অনুবাদতি:

পৃষ্ঠা 1

অধদিপ্তর
দূরত্ব এবং অনলাইন শক্ষিা
গভীর শক্ষিা
স্নাতকোত্তর প্রোগ্রাম ()

ব্যবসায় প্রশাসনরে মাস্টার

কম্পউিটার অ্যাপ্লকিশেনরে মাস্টার

মাস্টার অফ কমার্স (আর্থকি ব্যবস্থাপনা / আর্থকি
প্রযুক্তি)

মাস্টার অফ আর্টস (সাংবাদকিতা ও গণযোগাযোগ)

মাস্টার অফ আর্টস (অর্থনীতি)

মাস্টার অফ আর্টস (পাবলকি পলসি অ্যান্ড গভর্নন্সে)

সমাজকর্মরে মাস্টার

মাস্টার অফ আর্টস (ইংরজেি)

মাস্টার অফ সায়ন্সে (তথ্য প্রযুক্তি) ()

মাস্টার অফ সায়ন্সে (এনভায়রনমন্টোল সায়ন্সে) ()
ডপ্লিোমা প্রোগ্রাম

স্নাতকোত্তর ডপ্লিোমা (ব্যবস্থাপনা)

পোস্ট গ্র্যাজুয়টে ডপ্লিোমা (লজস্টিকিস)

পোস্ট গ্র্যাজুয়টে ডপ্লিোমা (মশেনি লার্নং এবং আর্টফিশিয়াল
বুদ্ধমিত্তা)

পোস্ট গ্র্যাজুয়টে ডপ্লিোমা (ডটো সায়ন্সে)
স্নাতক প্রোগ্রাম (ইউজি)

ব্যাচলের অফ বজিনসে অ্যাডমনিস্ট্রশেন

কম্পউিটার অ্যাপ্লকিশেন ব্যাচলের

ব্যাচলের অফ কমার্স

ব্যাচলের অফ আর্টস (সাংবাদকিতা ও গণযোগাযোগ)

ব্যাচলের অফ আর্টস (সাধারণ / রাষ্ট্রবজ্ঞিান / অর্থনীতি/
ইংরজেি/ সমাজবজ্ঞিান)

সমাজকর্মে স্নাতক

বজ্ঞিান ব্যাচলের (তথ্য প্রযুক্তি) ()
প্রোগ্রাম অফার
অধদিপ্তর
দূরত্ব এবং অনলাইন শক্ষিা
অ্যামটিহিল্পেলাইন: 1800-102-3434 (টোল-ফ্রি), 0120-4614200
দূরত্ব শক্ষিার প্রোগ্রামরে জন্য: . | ../
অনলাইন লার্নিং প্রোগ্রামরে জন্য: . | ..
পণ্য কোড

গভীর শক্ষিা
(গ) অ্যামটিইউনভিার্সটিি অনলাইন

পৃষ্ঠা 2

গভীর শিক্ষা
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি প্রেস
সর্বস্বত্ব সংরক্ষিত
এই প্রকাশনার কোন অংশ পুনরুত্পাদন করা যাবে না, পুনরুদ্ধার ব্যবস্থায় সংরক্ষণ করা যাবে বা প্রেরণ করা যাবে না
যে কোনো আকারে বা যেকোনো উপায়ে, ইলেকট্রনিক, যান্ত্রিক, ফটোকপি, রেকর্ডিং বা অন্য কোনোভাবে
প্রকাশকের পূর্বানুমতি ছাড়া।
এসএলএম এবং লার্নিং রিসোর্স কমিটি

চেয়ারম্যান
:
অধ্যাপক অবিনাশ কুমার

সদস্যরা
:
ডাঃ দিব্যা বানসাল

ডাঃ কোরাল জে বারবোজা

ডাঃ মনিকা রোজ

ডাঃ উইনি শর্মা

সদস্য সচিব মো
:
শ্রীমতি রীতা নস্কর
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশনের একচেটিয়া ব্যবহারের জন্য অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি প্রেস দ্বারা প্রকাশিত,
অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি, নয়ডা-201313
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 4

বিষয়বস্তু
পৃষ্ঠা নং
মডিউল -: গভীর শিক্ষার ভূমিকা
01
1.1 নিউরাল নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণ এবং অপ্টিমাইজেশনে উন্নত কৌশল

1.1.1 রিগ্রেশন

1.1.2 রিগ্রেশনে

1.1.3 পাইটর্চ রিগ্রেশনে সেফটম্যাক্স প্রশিক্ষণ

1.1.4 নেটওয়ার্কের পরিচিতি

1.1.5 নেটওয়ার্ক আকৃতি: গভীরতা বনাম প্রস্থ

1.1.6 পিছনে প্রচার

1.1.7 সক্রিয়করণ ফাংশন

1.1.8 ড্রপআউট

1.1.9 প্রাথমিকিকরণ

1.1.10 ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ

1.1.11 অন্যান্য অপ্টিমাইজেশন পদ্ধতি
মডিউল - : কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক এবং অটোএনকোডার
26
2.1 কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক এবং ত্বরিত প্রশিক্ষণ

2.1.1 কনভোলিউশন

2.1.2 সর্বোচ্চ পুলিং

2.1.3 কনভোল্যুশনাল নেটওয়ার্ক

2.1.4 প্রাক-প্রশিক্ষিত নেটওয়ার্ক

2.1.5 কনভোলিউশনাল ম্যাক্স পুলিং

2.1.6 একটি দিয়ে আপনার মডেলকে প্রশিক্ষণ দেওয়া

2.1.7 প্রাক-প্রশিক্ষিত নেটওয়ার্ক
মডিউল - : মেশিন লার্নিংয়ের জন্য পাইটর্চ বেসিক
63
3.1 লিনিয়ার রিগ্রেশন

3.1.1 টেনসর: এক-মাত্রিক এবং দ্বি-মাত্রিক টেনসর

3.1.2 পাইটর্চে ডেরিভেটিভস

3.1.3 ডেটাসেট

3.1.4 লিনিয়ার রিগ্রেশনে পূর্বাভাস

3.1.5 প্রশিক্ষণ লিনিয়ার রিগ্রেশন

3.1.6 লস ফাংশন

3.1.7 গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট

3.1.8 খরচ ফাংশন
3.2 পাইটর্চ বেসিক

3.2.1 পাইটর্চ এবং গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট সহ প্রশিক্ষণ

3.2.2 মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট

3.2.3 -এ অপ্টিমাইজেশন কৌশল
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 5

3.2.4 প্রশিক্ষণ এবং বৈধতা

3.2.5 প্রারম্ভিক স্টপিং কৌশল
মডিউল - : রূপান্তরমূলক শিক্ষাবিদ্যার মাধ্যমে গভীর শিক্ষা
138
4.1 গভীর শিক্ষা এবং শিক্ষার উপর এর প্রভাব

4.1.1 পৃষ্ঠ এবং গভীর শিক্ষার বৈশিষ্ট্য

4.1.2 স্নায়ুবিজ্ঞানী, মনস্তাত্ত্বিক, এবং শিক্ষাগত তত্ত্বগুলি গভীর শিক্ষাকে সমর্থন করে

4.1.3 গভীর শিক্ষায় যোগাযোগ দক্ষতার গুরুত্ব

4.1.4 গভীর শিক্ষায় ছাত্রদের অনুপ্রেরণা এবং ইতিবাচক সামাজিক সম্পর্কের ভূমিকা

4.1.5 গভীর শিক্ষাকে সমর্থন করার জন্য কার্যকর প্রতিক্রিয়া

4.1.6 শিক্ষাকে সমর্থন করার জন্য প্রযুক্তির চিন্তাশীল ব্যবহার
মডিউল - : অ্যাপ্লাইড ডিপ লার্নিং ক্যাপস্টোন প্রকল্প
175
5.1 বাস্তব বিশ্বের সমস্যা সমাধান এবং যোগাযোগের জন্য গভীর শিক্ষা

5.1.1 বিভিন্ন পরিস্থিতির জন্য উপযুক্ত গভীর শিক্ষার পদ্ধতি নির্বাচন করা

5.1.2 বাস্তব বিশ্বের সমস্যা সমাধানের জন্য গভীর শিক্ষার মডেল তৈরি করা

5.1.3 একটি গভীর শিক্ষার পাইপলাইন তৈরির প্রক্রিয়া আয়ত্ত করা

5.1.4 বাস্তব ডেটা সহ মডেলগুলি উন্নত করতে গভীর শিক্ষার জ্ঞান প্রয়োগ করা

5.1.5 ডিপ লার্নিং প্রকল্পের ফলাফল উপস্থাপন এবং যোগাযোগ করার ক্ষমতা প্রদর্শন করা
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 6

গভীর শিক্ষা
1
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
মডিউল -: গভীর শিক্ষার ভূমিকা
শেখার উদ্দেশ্য
এই মডিউলের শেষে, আপনি সক্ষম হবেন:

সফটম্যাক্স রিগ্রেশন বিশ্লেষণ করুন

রিগ্রেশনে সনাক্ত করুন

রিগ্রেশনে প্রশিক্ষণ সফটম্যাক্স চিনুন

নেটওয়ার্কের ভূমিকা বিশ্লেষণ করুন

নেটওয়ার্ক আকৃতি সনাক্ত করুন: গভীরতা বনাম প্রস্থ

ব্যাকপ্রপাগেশন সনাক্ত করুন

সক্রিয়করণ ফাংশন সনাক্ত করুন

ড্রপআউট বিশ্লেষণ করুন

প্রারম্ভিকতা সনাক্ত করুন

ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ চিনুন

অন্যান্য অপ্টিমাইজেশন পদ্ধতি বিশ্লেষণ
ভূমিকা
"কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা" () শব্দটি কম্পিউটারের ক্ষমতা বোঝায় এবং
অন্যান্য কম্পিউটার-ভিত্তিক জড় বস্তুর সাথে সাদৃশ্যপূর্ণ উপায়ে চিন্তা করা এবং আচরণ করা

মানুষরে যারা. অধ্যয়ন কভিাবে মানুষরে মস্তষ্কি তথ্য শোষণ করে, শখে, সমাধান করে
সমস্যা, এবং রায় দয়ে কৃত্রমি বুদ্ধমিত্তা গবষেণার একটি কন্দ্রেীয় বষিয়।
সাবফল্ডিরে একটি বস্তৃিত পরসিরকে ধারণ করে, যার প্রধান লক্ষ্য হল প্রদান করা
বুদ্ধমিত্তা সহ রোবট। মশেনি লার্নিং, কখনও কখনও নামে পরচিতি, এর একটি এলাকা
কৃত্রমি বুদ্ধমিত্তা যা বভিন্নি ডটো সটে থকেে বভিন্নি প্যাটার্ন সনাক্ত করে এবং শখে।
মশেনি লার্নিং () নামে পরচিতি কৃত্রমি বুদ্ধমিত্তার একটি প্রয়োগ কম্পউিটারকে সক্ষম করে
সস্টিমেগুলি তাদরে নজিস্ব শখিতে এবং তাদরে অভজ্ঞিতার ফলস্বরূপ বৃদ্ধি না করে
এটি করার জন্য স্পষ্টভাবে প্রোগ্রাম করা হয়ছে। নম্নিলখিতি সাধারণ মশেনি উদাহরণ
শখোর অ্যালগরদিম: নউিরাল নটেওয়ার্ক, সমর্থন ভক্টের মশেনি, সদ্ধিান্ত গাছ, এলোমলেো
বন, এবং লজস্টিকি রগ্রিশেন।
1.1 নউিরাল নটেওয়ার্ক প্রশক্ষিণে উন্নত কৌশল এবং
অপ্টমিাইজশোন
ডপি লার্নিং (ডএিল) কৌশলটি এমন একটি যা একটি কম্পউিটারকে লাভ করতে সহায়তা করে
একটি নর্দিষ্টি জন্য নর্দিষ্টি ধারণাগুলরি একটি শ্রণেবিন্যিাস ব্যবহার করে অভজ্ঞিতার মাধ্যমে জ্ঞান
বষিয় এই কৌশলটি জনেটেক্স এবং ওষুধরে ক্ষত্রেে বশিষেভাবে কার্যকর হয়ছে
চাক্ষুষ বস্তু এবং কথ্য ভাষা স্বীকৃতি ছাড়াও. গভীর শক্ষিা ()
এবং মশেনি লার্নিং (এমএল) পদ্ধতগিুলকিে একত্রে নউিরাল নটেওয়ার্ক হসিাবে উল্লখে করা হয়।
নউিরাল নটেওয়ার্ক হল কৃত্রমি নউিরাল নটেওয়ার্করে () একটি উপসটে, এবং তাদরে আছে
অসংখ্য লুকানো স্তর। নউিরাল নটেওয়ার্ক বাস্তবায়নরে কয়কে প্রকার রয়ছে
স্থাপত্য রয়ছে যা একে অপররে থকেে কছিুটা আলাদা। এর কছিু উদাহরণ
বাস্তবায়নরে মধ্যে রয়ছে পুনরাবৃত্ত নউিরাল নটেওয়ার্ক (), কৃত্রমি নউিরাল নটেওয়ার্ক
() এবং কনভোল্যুশনাল নউিরাল নটেওয়ার্ক ()। কারণ এর বশৈষ্ট্যি ইঞ্জনিয়িারং
এবং সদ্ধিান্তরে সীমা, নতুন নউিরাল নটেওয়ার্ক কৌশলগুলি মশেনি লার্নিং এর উপর বছেে নওেয়া হয়
কছিু ক্ষত্রেে। এই ক্ষত্রেগুলরি মধ্যে রয়ছে স্ব-চালতি অটোমোবাইল, মনুষ্যবহিীন ড্রোন এবং
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

2
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
চ্যালেঞ্জিং গভীর শিক্ষার চ্যালেঞ্জ। প্রতিটি ডাটা পয়েন্ট হয় ইতিবাচক বা মধ্যে রাখা হয়
নেতিবাচক বিভাগ এটি সিদ্ধান্ত সীমার মধ্যে শ্রেণীবদ্ধ করা হয়েছে কিনা তার উপর ভিত্তি করে।
এই কারণে, ডিপ লার্নিং নিউরাল নেটওয়ার্ক ব্যবহার করে বিবেচনা করার বিকল্প নেই যদি
কোনো কারণে ডেটা আলাদা করা যাবে না।
কম্পিউটেশনাল অ্যালগরিদম হল কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্কের ভিত্তি, যা ব্যবহার করা হয়
ডেটা মডেল করতে। শব্দটি এই সত্য থেকে এসেছে যে এর স্থাপত্য স্নায়বিক উপর ভিত্তি করে
জীবিত প্রাণীর সিস্টেমে। একটি কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক () এর সংগ্রহ নিয়ে গঠিত
প্রক্রিয়াকরণ উপাদান নিউরন বলা হয় যে লিঙ্ক করা হয়. এই নিউরন গঠন কাজ করে
বিভিন্ন ধরণের চ্যালেঞ্জিং সমস্যার সমাধান করার জন্য একটি ছন্দ হিসাবে একসাথে। হতে পারে
ডেটাতে প্রবণতা বা নিদর্শন সনাক্ত করা চ্যালেঞ্জিং এমন পরিস্থিতিতে প্রয়োগ করা হয়।
এএনএনগুলি প্রায় অর্ধ শতাব্দী ধরে চলে আসছে, কিন্তু সম্প্রতি তারা শুরু করেছে
জনপ্রিয়তা অর্জন। কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক () এর পুনর্জন্ম আমাদের আধুনিক সময়ে ঘটেছে
শক্তিশালী কম্পিউটিং এর ব্যাপক এবং ব্যাপক ব্যবহারের সরাসরি ফলাফল হিসাবে সভ্যতা
টুলস এটি বিশেষজ্ঞ, প্রকৌশলী এবং ভোক্তাদের অনেকে উপকারে এসেছে।
ডিপ লার্নিং এবং কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক () এখন ফোকাস
অত্যাধুনিক গবেষণা যা তাদের বোঝার ক্ষমতার উপর একটি বিড় জোর দেয়
এবং জটিল ডেটা, সেইসাথে তাদের পরিমাপযোগ্যতা বোঝার ফলে
অপ্টিমাইজেশন এবং সমান্তরালকরণ। -এর জন্য বর্তমান নকশা কাঠামো সহজ
এই সিস্টেমগুলি তৈরি করার জন্য অ্যাক্সেসযোগ্য এবং বিভিন্ন সরঞ্জাম উপলব্ধ
সহজ এই সমস্ত প্রোগ্রামিং ভাষা—পাইথন, সি++, গুগলের টেনসরফ্লো, থিয়ানো,
ম্যাটল্যাব এবং স্পার্ক - গাণিতিক ফাংশনগুলির একটি বিস্তৃত লাইব্রেরি অন্তর্ভুক্ত যা প্রয়োজন
এএনএন অ্যালগরিদমের কারণে যেটি -এর কেন্দ্রস্থলে রয়েছে, মডেলগুলি সহজাত
অস্পষ্ট বা জটিল যে চ্যালেঞ্জগুলি থেকে অর্থ বের করার প্রবণতা।
, বা কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক হল, সংক্ষেপে বলতে গেলে, ডেটা মডেলিং টুল যা আছে
একটি নির্দিষ্ট ডেটাসেটে প্রশিক্ষণ দেওয়া হয়েছে।
অপ্টিমাইজেশন জড়িত সমস্যাগুলি প্রায়শই কার্যকর কৌশলগুলির জন্য কল করে যা হতে পারে
হয় একটি উদ্দেশ্যে ফাংশনের প্রভাবকে ন্যূনতম বা সর্বাধিক করুন। এটা এগুলোর জন্য সাধারণ
ফাংশন একটি সমস্যার একটি সঠিক সমাধান প্রদান করতে অক্ষম, যেমন যখন সমস্যা
রৈখিক বা বহুপদ নয়; এই ক্ষেত্রে, এটি অনুমান করা প্রয়োজন. এটা
বিবর্তনীয় অ্যালগরিদম () আনুমানিক জন্য নিযুক্ত করা সম্ভব, যখন অন্যান্য
কৌশলগুলি সম্পূর্ণ বা আংশিক ডেরিভেটিভ ব্যবহার করে যাতে এই ফাংশনগুলিকে লিনিয়ারাইজ করতে পারে
নির্দিষ্ট স্থান। অপ্টিমাইজেশন সমস্যা সমাধান করার সময়, উদ্দেশ্যে ফাংশন আনুমানিক
প্রথমে অতিরিক্ত কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা পদ্ধতি যেমন নন-লিনিয়ার ব্যবহারের সুবিধা দেয়
রিগ্রেশন, যা অপ্টিমাইজেশন সমস্যা সমাধান করতে ব্যবহার করা যেতে পারে।

1.1.1 রিগ্রেশন

সফটম্যাক্স রিগ্রেশন হল এক ধরণের লজিস্টিক রিগ্রেশন যা একটি ইনপুট মানকে রূপান্তর করে
মানের একটি ভেক্টরে যা একটি সম্ভাব্যতা বন্টন অনুসরণ করে যার মোট 1 এর সমান
লজিস্টিক রিগ্রেশনের ধরন ইনপুট মানকে একটি মানের মধ্যে পরিবর্তন করে যা 1 এর সমান। কারণ
আউটপুট মানগুলি [0,1] এর মধ্যে রয়েছে, এটি বাইনারি শ্রেণিবিন্যাস এড়াতে আমাদের সুবিধা এবং

আমাদের কাঠামোর মধ্যে আমরা যতটা পারি বিভিন্ন শ্রেণী বা মাত্রা অন্তর্ভুক্ত করি
নিউরাল নেটওয়ার্ক মডেলে। আউটপুট মান [0,1] এর মধ্যে। এই কারণে, হয়
নামেও পরিচিত
সময়ে সময়ে আল্টনিময়িাল লজিস্টিক রিগ্রেশন।
একটি ডেটা সেট প্রশিক্ষণের সময়, ফাংশনটি সাধারণত পূর্বাভাসিত ক্ষতি গণনা করতে ব্যবহার করা হয়
প্রক্রিয়ায় বৈষম্যমূলক মডেলে, যেমন ক্রস-এনট্রপি এবং নয়েজ কনট্রাস্টিভ
অনুমান, সফটম্যাক্স রিগ্রেশন একটি অনুমান পদ্ধতি হিসাবে প্রয়োগ করা হয়। এই মাত্র দুটি
সর্বাধিক করার জন্য বিদ্যমান প্রশিক্ষণ সেট অপ্টিমাইজ করতে চাই যে অনেক কৌশল
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 8

গভীর শিক্ষা
3
নোট
অ্যামটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
প্রশ্নে শব্দ বা বাক্যটি সঠিকভাবে ভবিষ্যদ্বাণী করার সুযোগ। আরো অনেক আছে
এই মত কৌশল.
সফটম্যাক্স রিগ্রেশন, মাল্টিনোমিয়াল লজিস্টিক, ম্যাক্সিমাম এনট্রপি নামেও পরিচিত
ক্লাসিফায়ার, বা সহজভাবে মাল্টি-ক্লাস লজিস্টিক রিগ্রেশন, লজিস্টিকের একটি সাধারণীকরণ
রিগ্রেশন যা বহু-শ্রেণীর শ্রেণীবিভাগের জন্য ব্যবহার করা যেতে পারে (প্রদত্ত যে ক্লাসগুলি
পারস্পরিক একচেটিয়া)। এই পদ্ধতির অন্যান্য নামগুলির মধ্যে রয়েছে সফটম্যাক্স রিগ্রেশন,
মাল্টিনোমিয়াল লজিস্টিক, ম্যাক্সিমাম এনট্রপি ক্লাসিফায়ার এবং মাল্টি-ক্লাস লজিস্টিক রিগ্রেশন।
(প্রচলিত) লজিস্টিক রিগ্রেশন মডেলটি ব্যবহার করা হয় যখনই বাইনারি শ্রেণীবিভাগ
নিয়োগ করা হচ্ছে। এখন দেখা যাক কিভাবে এটি কাজ করে, সেইসাথে
সফটম্যাক্স রিগ্রেশন এবং লজিস্টিক রিগ্রেশনের মধ্যে পার্থক্য। এসব দেখে নিন
আকর্ষণীয় তথ্য এবং পরিসংখ্যান:
সফটম্যাক্স রিগ্রেশন কি এবং এটি লজিস্টিক রিগ্রেশনের সাথে কিভাবে সম্পর্কিত? -
কেডিনোগেটস?
নাম থেকে বোঝা যায়, সিগময়েড লজিস্টিক ফাংশনটি সফটম্যাক্সে প্রতিস্থাপিত হয়
তথাকথিত সফটম্যাক্স ফাংশন সহ রিগ্রেশন (এসএমআর), যা প্রতীক দ্বারা চিহ্নিত করা হয়:
নেট ইনপুট -এর জন্য নিম্নলিখিত সংজ্ঞা ব্যবহার করে:
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

4
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
(যেখানে ওজন ভেক্টরকে প্রতিনিধিত্ব করে, হল একটি প্রশিক্ষণের বৈশিষ্ট্য ভেক্টর
নমুনা এবং 0 পক্ষপাত একক প্রতিনিধিত্ব করে।)
এই ফাংশন সম্ভাব্যতা গণনা করে যে এই প্রশিক্ষণ নমুনা () এর অন্তর্গত
ওজন এবং নেট ইনপুট () এর উপর ভিত্তি করে শ্রেণীতে। ফলস্বরূপ, আমরা গণনা
সম্ভাব্যতা (= | ();) প্রতিটি ক্লাস লেবেলের জন্য = 1 পর্যন্ত পর্যন্ত।
কারণ যে স্বাভাবিকীকরণ ফ্যাক্টর হর অন্তর্ভুক্ত করা হয়, এই মোট
শ্রেণীর সম্ভাবনা সবসময় এক সমান হবে।
সফটম্যাক্স রিগ্রেশন রিয়েল-ওয়ার্ল্ড উদাহরণ
সফটম্যাক্স নামে পরিচিত পরিসংখ্যানগত কৌশলের বাস্তব-বিশ্ব ব্যবহারের একটি উদাহরণ
রিগ্রেশন হল ইমেজ শ্রেণীকরণ। আপনার কাছে ডেটা বা ব্যবহার করার বিকল্প আছে
ফ্যাশন- ডেটা, পরবর্তীটি -এর তুলনায় পরিসংখ্যানের আরও জড়িত সেট
তথ্য নিম্নলিখিত চিত্রে দেখা যায়, ফ্যাশন-এমএনআইএসটি দিশটি স্বতন্ত্র
প্রশিক্ষণে 6000টি ছবি দ্বারা প্রতিটি বিভাগকে উপস্থাপন করা হয়
টেস্ট ডেটাসেটে যথাক্রমে ডেটাসেট এবং 1000টি ছবি। ফলস্বরূপ, প্রশিক্ষণ সেট,
এবং পরীক্ষা সেট উভয়ই 60,000 ফটো অন্তর্ভুক্ত করে, কিন্তু পরীক্ষার সেটে দশগুণ বেশি।
ফ্যাশন-এমএনআইএসটি-এর ভিতরে থাকা ফটোগুলিকে নিম্নলিখিত রূপে সংগঠিত করা যেতে পারে
বিভাগ: ট্রাউজার, টি-শার্ট, পোশাক, পুলওভার, স্যান্ডেল, পার্কাস, স্নিকার্স, পার্স,
গোড়ালি বুট এবং শার্ট.

://./------/
সফটম্যাক্স রিগ্রেশন ব্যবহার করে একটি মডেলকে প্রশিক্ষণ দেওয়ার জন্য চিত্রগুলিকে দশটির মধ্যে
একটিতে শ্রেণীবদ্ধ করার জন্য
বিভাগ, দশটি ক্লাসের সাথে সম্পর্কিত দশটি আউটপুট রয়েছে। যখন একটি সিঙ্গে প্রশিক্ষিত
নিউরাল নেটওয়ার্ক, নেটওয়ার্কের আউটপুটে দশটি মাত্রা থাকবে। রিগ্রেশন করতে পারেন
মাল্টিক্লাস শ্রেণীবিভাগ সমস্যা এই ধরনের প্রয়োগ করা হবে.
একটি নিউরাল নেটওয়ার্কের সাথে মডেলটিকে প্রশিক্ষণ দেওয়ার জন্য নিম্নলিখিত ধাপগুলি নেওয়া হবে
সফটম্যাক্স রিগ্রেশন ব্যবহার করে ভবিষ্যদ্বাণী করুন:

ফ্যাশন-এমএনআইএসটি থেকে ডেটা আমদানি করতে হবে এবং তারপরে একটিতে ভাগ করতে হবে।
প্রশিক্ষণ ডেটা সেট এবং একটি পরীক্ষার ডেটা সেট।

সফটম্যাক্স রিগ্রেশনের কারণে, আউটপুট স্তরটি 10 এর সাথে সম্পূর্ণভাবে সংযুক্ত একটি স্তর
আউটপুট

নিউরাল নেটওয়ার্ক 10টি আউটপুট তৈরি করবে, যার প্রতিটিই সম্ভাবনা প্রতিফলিত করবে
যে ইনপুট ছবি খাওয়ানো হয় প্রতিটি ছবির জন্য দশটি বিভাগের একটির অন্তর্গত

একটি ইনপুট হিসাবে নেটওয়ার্কে. সফ্টম্যাক্স ফাংশনটি গণনাতে ব্যবহার করা হয়েছিল
এই ফলাফল।
1.1.2 রিগ্রেশনে
টর্চ মেশিন লার্নিং ফ্রেমওয়ার্ক খোলার ভিত্তি হিসাবে কাজ করে-
পাইথন লাইব্রেরি যা পাইটর্চ নামে পরিচিত, যা প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণের জন্য ব্যবহৃত হয়।
এটি এর মতই, তবে সমর্থন অনেক উন্নত। এটি ডায়নামিক অফার করে
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 10

গভীর শিক্ষা
5
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
কম্পিউটেশনাল গ্রাফ, যার সাহায্যে তাদের বৈশিষ্ট্যগুলি উড়ে যেতে পারে
স্বয়ংক্রিয় গ্রেডে এটি ছাড়াও, প্রতিযোগী কাঠামোর তুলনায় লক্ষণীয়ভাবে দ্রুত। দ
ফেসবুকের কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা গবেষণা গ্রুপ 2016 সালে এটির জন্য ধারণা নিয়ে এসেছিল।
ফাংশন কি?
সফটম্যাক্স ফাংশন একটি গাণিতিক ফাংশন যা প্রায়শই নিযুক্ত করা হয়
বাস্তব-মূল্যবান সংখ্যার একটি ভেক্টরকে এর ভেক্টরে রূপান্তর করতে মেশিন লার্নিংয়ে
সম্ভাব্যতা যা যোগফল 1। সাধারণত নিউরাল নেটওয়ার্কের আউটপুট স্তরে ব্যবহৃত হয়
ক্লাসের একটি সেটের উপর একটি সম্ভাব্যতা বন্টন তৈরি করুন।
ফাংশন
-এ ফাংশন হল একটি গাণিতিক ফাংশন যা রূপান্তর করতে ব্যবহৃত হয়
সম্ভাব্যতার মধ্যে একটি প্রদত্ত টেনসরের মান। মেশিন লার্নিং অ্যাপ্লিকেশনে, সফটম্যাক্স
ফাংশনটি প্রায়শই শ্রেণিবিন্যাসের কাজের জন্য ব্যবহৃত হয় যেখানে আউটপুট অবশ্যই একটি সম্ভাব্যতা
হতে হবে
সম্ভাব্য ক্লাসের একটি সেটের উপর বিতরণ। ...() পদ্ধতি
ফাংশন প্রয়োগ করে। এই পদ্ধতিটি একটি টেনসরকে ইনপুট হিসাবে গ্রহণ করে এবং
ফাংশন দ্বারা রূপান্তরিত প্রতিটি উপাদানের সাথে একটি অভিন্ন টেনসর প্রদান করে।
সিনট্যাক্স
সিনট্যাক্স এই মত দেখায়:
হিসাবে .. আমদানি করুন
আউটপুট = .(ইনপুট, =, _=3, =)
পরামিতি

ইনপুট: যে টেনসরটিকে ইনপুট হিসাবে বিবেচনা করার আগে স্বাভাবিক করতে হবে।

: যে মাত্রা বরাবর স্বাভাবিকীকরণ করতে হবে তা নির্দিষ্ট করে। ডিফল্ট
এই প্যারামিটারের মান হল চূড়ান্ত মাত্রা।

_: স্ট্যাক ট্রেসের স্তর নির্দেশ করে যা এর ক্ষেত্রে প্রদর্শিত হবে
একটি ত্রুটি একটি ত্রুটির ক্ষেত্রে স্ট্যাক ট্রেসে উপস্থাপন করা হয়।

: এটি আউটপুট টেনসরের ডেটা টাইপ নির্দিষ্ট করে।
উদাহরণ
লাইন 1 - আমদানি মিশাল
লাইন 2 - হিসাবে .. আমদানি করুন
লাইন 3

লাইন 4 - _ = .([[1, 2, 3], [4, 5, 6], [7, 8, 9]],
=.32)
লাইন 5 - ফলাফল = .(_, =1)
লাইন 6
লাইন 7 মুদ্রণ (ফলাফল)
চালান
  ফাংশন উদাহরণ
ব্যাখ্যা

লাইন 1: আমরা লাইন 1 এ টর্চ লাইব্রেরি আমদানি করি।

লাইন 2: আমরা .. আমদানি করি থেকে একটি কার্যকরী মডিউল
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

6
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
নিউরাল নেটওয়ার্কের কাঠামো।

লাইন 4: আমরা একটি 33 ইনপুট টেনসর সংজ্ঞায়িত করি এবং এটিকে সিফটম্যাক্স ফাংশনে পাঠাই প্যারামিটার 1 এ সেট করা হয়েছে। এটি নির্দেশ করে যে স্বাভাবিকিকরণ বরাবর ঘটবে টেনসরের দ্বিতীয় মাত্রা (অর্থাৎ, কলাম)।

লাইন 5: ফলাফল টেনসর হল ক্লাসের উপর একটি সম্ভাব্যতা বন্টন, সহ প্রতিটি সারি মোট 1।

লাইন 7: আউটপুট কনসোলে মুদ্রিত হয়।
ফাংশন হল একটি যন্ত্র যা বিভিন্ন ধরণের জন্য ব্যবহার করা যেতে পারে উদ্দেশ্য, অত্যন্ত কার্যকর এবং অত্যন্ত কাস্টমাইজযোগ্য। এটি টেনসরগুলিকে স্বাভাবিক করতে ব্যবহৃত হয় সম্ভাব্যতা বন্টন মধ্যে. এটি বিভিন্ন মেশিনের একটি মৌলিক উপাদান শেখার পদ্ধতি যা অ্যাপ্লিকেশনের জন্য ব্যবহৃত হয় যেমন কম্পিউটার দৃষ্টি, প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণ এবং বক্তৃতা স্বীকৃতি। লজিস্টিক রিগ্রেশনের বিপরীতে ক্লাসিফায়ার, যা বাইনারি ক্লাসের শ্রেণীবিভাগের জন্য ব্যবহৃত হয়, সিফটম্যাক্স ক্লাসিফায়ার এটি একটি তিত্ত্বাবধানে শেখার কৌশল যা প্রায়শই ব্যবহৃত হয় যখন বিভিন্ন ক্লাস থাকে জড়িত
ক্লাসিফায়ার সিদ্ধান্ত নেয় কিভাবে সম্ভাব্যতা জুড়ে বিতরণ করা উচিত প্রতিটি ক্লাস। সম্ভাব্যতা বন্টন যে শ্রেণীর সম্ভাব্যতা সর্বাধিক একটিতে স্কেলে করা হয়েছে এবং অন্যান্য সমস্ত শ্রেণীর সম্ভাব্যতা বন্টন রয়েছে সেই অনুযায়ী স্কেলে করা হয়েছে। অনুরূপ ফ্যাশনে, নিউরনের আউটপুট এ রূপান্তরিত হয় নামে পরিচিত একটি ফাংশনের মাধ্যমে ক্লাস জুড়ে সম্ভাব্যতা বন্টন। নিম্নলিখিত বৈশিষ্ট্যগুলি এতে পাওয়া যেতে পারে:
1.
এটি লজিস্টিক সিগময়েডের সাথে সংযুক্ত, একটি ফাংশন যা সম্ভাব্য মডেলিংয়ে ব্যবহৃত হয় এবং এই ফাংশনগুলির সাথে সাদৃশ্যপূর্ণ বৈশিষ্ট্যগুলি প্রদর্শন করে।
2.
এটি 0 এবং 1 এর মধ্যে মান ব্যবহার করে, 0 এমন একটি ঘটনাকে নির্দেশ করে যা হতে পারে না ধারণা করা হয়েছে এবং 1 এমন একটি ঘটনাকে নির্দেশ করছে যা সন্দেহাতীতভাবে ঘটবে।
3.
একটি ইনপুট ভেরিয়েবল এর সাপেক্ষে সিফটম্যাক্সের ডেরিভেটিভকে হিসাবে দেখা যেতে পারে ভেরিয়েবল দেওয়া হলে একটি নির্দিষ্ট শ্রেণী বাছাই করা হবে এমন সম্ভাবনার পূর্বাভাস।
1.1.3 পাইটর্চ রিগ্রেশনে সিফটম্যাক্স প্রশিক্ষণ

://./--365/------
-61690502
(গ) অ্যামটি ইউনভির্সটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
7
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
একটি নিউরাল নেটওয়ার্কের শেখার (প্রশিক্ষণ) প্রক্রিয়া একটি পুনরাবৃত্তিমূলক প্রক্রিয়া যেখানে যতক্ষণ না পর্যন্ত প্রতিটি নেটওয়ার্ক স্তরের মাধ্যমে গণনা এগিয়ে এবং পিছনে সঞ্চালিত হয় ক্ষতি ফাংশন ন্যূনতম হয়.
সম্পূর্ণ শেখার পদ্ধতি তিনটি স্বতন্ত্র পর্যায়ে বিভক্ত করা যেতে পারে:

ফরোয়ার্ড প্রচার (ফরওয়ার্ড পাস)

ক্ষতি ফাংশন গণনা

পশ্চাৎপদ প্রচার (অনগ্রসর পাস/পশ্চাদপদ প্রচার)

://./--365/------
-61690502
চলুন শুরু করা যাক ফরওয়ার্ড প্রচার নিয়ে আলোচনা করে।
ফরোয়ার্ড প্রচার
একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক অসংখ্য নিউরন (পারসেপ্টরন) নিয়ে গঠিত
স্তরে স্তরে স্তরিত। স্তরগুলির মধ্যে সংযোগগুলি নেটওয়ার্কের মাধ্যমে ঘটছে
পরামিতি (তীর দ্বারা উপস্থাপিত)। দুটি পরামিতি আছে: ওজন এবং পক্ষপাত।
ওজন প্রতিটি ইনপুটের তাত্পর্য নির্ধারণ করে, যেখানে পক্ষপাতগুলি কীভাবে নির্ধারণ করে
সহজেই একটি নিউরন স্রাব বা সক্রিয় করতে পারে।
প্রথমত, অ-শূন্য র‍্যান্ডম মানগুলি ওজন এবং পক্ষপাতের জন্য নির্ধারিত হয়। এই হিসাবে পরিচিত হয়
নেটওয়ার্ক প্যারামিটার আরম্ভ। নেটওয়ার্কের প্রতিটি নিউরনে, আমরা নিম্নলিখিতগুলি সম্পাদন করি
এই নির্ধারিত মান এবং ইনপুট মানগুলির উপর ভিত্তি করে গণনা।

নিউরনের রৈখিক সংযোগের গণনা

নিউরনের সক্রিয়করণ ফাংশন গণনা
এই গণনাগুলি সমগ্র নেটওয়ার্ক জুড়ে সঞ্চালিত হয়। শেষ করার পর
আউটপুট লেয়ার নোডের গণনা, প্রথম পুনরাবৃত্তির চূড়ান্ত আউটপুট দেয়
ফরওয়ার্ড প্রচার অংশ। ফরওয়ার্ড প্রচারে, নেটওয়ার্ক গণনা করা হয়
ইনপুট স্তর থেকে আউটপুট স্তর (বাম থেকে ডানে)।
ক্ষতি ফাংশন গণনা
অগ্রবর্তী প্রচারের চূড়ান্ত ফলাফল পূর্বাভাসিত মান হিসাবে পরিচিত। মূল্যায়ন করতে
নিউরাল নেটওয়ার্কের কার্যকারিতা, এই মানটিকে সংশ্লিষ্ট গ্রাউন্ডের সাথে তুলনা করা আবশ্যক-

সত্য (প্রকৃত) মান। এই ক্ষেত্রে, ক্ষতি ফাংশন (অবজেক্টিভ ফাংশন হিসাবেও পরিচিত বা খরচ ফাংশন) ব্যবহার করা হয়।
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

8
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ক্ষতি ফাংশন বলা হয় ভবিষ্যদ্বাণী করা এবং প্রকৃত মানগুলির মধ্যে একটি স্কোর গণনা করে
ক্ষতির স্কোর। এটিকে মডেলের ত্রুটি হিসাবেও উল্লেখ করা হয়। প্রতিটি পুনরাবৃত্তি এ, ক্ষতি
ফাংশন মডেলের কর্মক্ষমতা পরিমাপ করে। আমরা একটি প্রতিক্রিয়া হিসাবে ক্ষতি স্কোর ব্যবহার
ব্যাকপ্রপাগেশন বিভাগের পরামিতি সামঞ্জস্য করার জন্য সংকেত। এর জন্য সর্বোত্তম মান
ক্ষতি ফাংশন শূন্য (0)। প্রতিটি পুনরাবৃত্তির সময়, উদ্দেশ্য হল ক্ষতি কমানো
যতটা সম্ভব 0 এর কাছাকাছি কাজ করে যাতে মডেলটি আরও সুনির্দিষ্ট ভবিষ্যদ্বাণী করতে পারে
যেগুলো প্রকৃত মূল্যের কাছাকাছি।
এখানে সাধারণত নিউরাল নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণে ব্যবহৃত ক্ষতি ফাংশনগুলির একটি সংকলন রয়েছে।

গড় স্কয়ারড ত্রুটি () — এই মেট্রিক এর কার্যকারিতা পরিমাপ করতে ব্যবহৃত হয়
রিগ্রেশন সমস্যা।

গড় পরম ত্রুটি () - এই পরিসংখ্যানটি কর্মক্ষমতা মূল্যায়ন করতে ব্যবহার করা হয়
রিগ্রেশন সমস্যার।

গড় পরম শতাংশ ত্রুটি — এই মেট্রিকটি কর্মক্ষমতা মূল্যায়ন করতে ব্যবহার করা হয়
রিগ্রেশন সমস্যার।

হুবার লস — এই মেট্রিকটি রিগ্রেশনের কার্যকারিতা মূল্যায়ন করতে ব্যবহৃত হয়
সমস্যা

বাইনারি ক্রস-এনট্রপি (লগ লস) — এই মেট্রিকটি বাইনারি মূল্যায়ন করতে ব্যবহৃত হয় (দুই-
শ্রেণী) শ্রেণিবিন্যাস সমস্যা।

বহু-শ্রেণীর ক্রস-এনট্রপি/শ্রেণীগত ক্রস-এনট্রপি — এটি মূল্যায়ন করতে ব্যবহৃত হয়
একাধিক ক্লাস জড়িত শ্রেণীবিন্যাস সমস্যার কর্মক্ষমতা (দুইটির বেশি
ক্লাস)।
পশ্চাদপদ প্রচার
প্রাথমিক পুনরাবৃত্তিতে, ভবিষ্যদ্বাণীকৃত মানগুলি প্রকৃত মানের থেকে ভিন্ন, তাই
দূরত্ব স্কোর উচ্চ। আমরা প্রাথমিকভাবে নির্বিচারে ওজন নির্ধারণ এবং
নেটওয়ার্কের প্যারামিটারের পক্ষপাত। এই মানগুলি সর্বোত্তম মান নয়। অতএব,
ক্ষতি ফাংশন কমানোর জন্য আমাদের অবশ্যই এই পরামিতিগুলির মান পরিবর্তন করতে হবে। ব্যবহার করে
একটি অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদম (অপ্টিমাইজার) যা ব্যাকপ্রোপগেশন প্রয়োগ করে, এর প্রক্রিয়া

নটেওয়ার্ক প্যারামিটার আপডেট করাকে প্যারামিটার লার্নিং বা অপ্টিমাইজেশন বলা হয়।
অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদমের উদ্দেশ্য হল গ্লোবাল মিনিমা কোথায় চিহ্নিত করা
ক্ষতি ফাংশন সবচেয়ে ছোট মান আছে. একটি জটিল বৈশ্বিক সর্বনিম্ন আবিষ্কার করতে
সমস্ত স্থানীয় মিনিমাম এড়ানোর সময় ক্ষতি ফাংশন অপ্টিমাইজেশনের জন্য একটি উল্লেখযোগ্য
চ্যালেঞ্জ তৈরি করে
অ্যালগরিদম স্থানীয় ন্যূনতম অ্যালগরিদম বন্ধ করা হলে, আমরা ক্ষতি পাব না
ফাংশনের সর্বনিম্ন মান। ফলস্বরূপ, আমাদের মডেল খারাপভাবে কাজ করবে।

লস ফাংশন অপ্টিমাইজেশন গ্লোবাল ন্যূনতম খুঁজে বের করে
://./--365/------
-61690502
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
9
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
এখানে নিউরাল নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণে সাধারণত ব্যবহৃত অপ্টিমাইজারগুলির একটি তালিকা রয়েছে।

গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট

স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট ()

আদম

আদাগ্রাদ

অ্যাডলেটা

অ্যাডাম্যাক্স

নাদাম

রুট মিন স্কোয়ারেড প্রপাগেশন ()
রেফারেন্স সহ ক্ষতি ফাংশনের আংশিক ডেরিভেটিভ (গ্রেডিয়েন্ট)
প্রতিটি স্তরের মডেলে পরামিতি বিপরীত প্রক্রিয়া জুড়ে গণনা করা হয়
প্রচার চেইন নিয়ম ব্যবহার করা সঠিক গণনা অর্জনের অনুমতি দেয়। দ
লস ফাংশনের ঢাল হল এর ডেরিভেটিভ, যা আমাদেরকে বলে যে আমাদের কোন পথে চিন্তা করা উচিত
যখন আমরা মডেলের প্যারামিটার সেটিংস সংশোধন (পরিবর্তন) করছি।
করোস নিউরাল নেটওয়ার্ক লাইব্রেরি স্বয়ংক্রিয় ব্যবস্থার জন্য দায়ী
পার্থক্য এটি নির্দেশ করে যে নিউরাল নেটওয়ার্কের আর্কিটেকচার সেট করার পরে,
লাইব্রেরিগুলি স্বয়ংক্রিয়ভাবে ব্যাকপ্রপাগেশনের জন্য প্রয়োজনীয় সমস্ত ডেরিভেটিভ গণনা করবে।
শেখার প্রক্রিয়া সহজতর করার জন্য এটি করা হয়। পশ্চাৎপদ প্রক্রিয়া চলাকালীন
প্রচার, নেটওয়ার্কের গণনা স্বাভাবিকের বিপরীত ক্রমে সঞ্চালিত হয়
প্রচার-আউটপুট স্তর থেকে ইনপুট স্তর পর্যন্ত।

ব্যাচ আকার এবং
নিউরাল নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণের সময়, আমরা সাধারণত সমস্ত প্রশিক্ষণ উদাহরণ (সারি) ব্যবহার করি না
একটি একক পুনরাবৃত্তি পরিবর্তে, আমরা ব্যাচের আকার নির্দিষ্ট করি, যা প্রশিক্ষণের সংখ্যা নির্দেশ করে
নমুনা যা প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়া জুড়ে প্রচার করা হবে (আগে এবং পিছনে)।
একটি যুগ হল একটি সম্পূর্ণ প্রশিক্ষণ ডেটাসেট পুনরাবৃত্তি
উদাহরণস্বরূপ, ধরুন আমাদের কাছে 1,000 প্রশিক্ষণের নমুনা সহ একটি ডেটাসেট রয়েছে এবং
10 এবং 20 যুগের ব্যাচের আকার নির্বাচন করুন। এই উদাহরণে, আমাদের প্রশিক্ষণ নমুনা হবে
100টি (1000/10) বিভাগে বিভক্ত, প্রতিটিতে 10টি নমুনা রয়েছে। এই সেটিং নির্দেশ
ডেটাসেট থেকে প্রথম 10টি প্রশিক্ষণের নমুনা ব্যবহার করে মডেলটিকে প্রশিক্ষণ দেওয়ার অ্যালগরিদম। দ
মডেল তারপর 10 প্রশিক্ষণ নমুনা এবং তাই দ্বিতীয় সেট ব্যবহার করে প্রশিক্ষিত হয়. সেখান থেকে
মোট 100টি সেগমেন্ট, মডেল প্যারামিটার প্রতিটি সময় 100 বার পরিবর্তন করা হবে
অপ্টিমাইজেশন যুগ। এটি নির্দেশ করে যে এক যুগে 100টি অর্ডার বা 100টি পরামিতি রয়েছে
আপডেট যেহেতু যুগের সংখ্যা 20, অপ্টিমাইজার পুরো প্রশিক্ষণটি অতিক্রম করে
মোট 2000টি পুনরাবৃত্তির জন্য ডেটাসেট 20 বার (100 20)!
একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণের প্রক্রিয়ার গুরুত্বপূর্ণ পদক্ষেপ
একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণের সাথে জড়িত সাতটি গুরুত্বপূর্ণ পদক্ষেপ নিম্নে দেওয়া হল।
1.
আপনার নিউরাল নেটওয়ার্কের জন্য সবচেয়ে উপযুক্ত আর্কিটেকচার নির্ধারণ করুন। এর মানে হল যে
আপনার মনোযোগ প্রাথমিক জোর এর সংযোগ নির্দেশিত করা হবে
নিউরাল নেটওয়ার্ক, যা নীচে তালিকাভুক্ত উপাদানগুলি অন্তর্ভুক্ত করবে:

ইনপুটের সংখ্যা নির্ধারণের জন্য বৈশিষ্ট্যের সংখ্যা ব্যবহার করা যেতে পারে
নোড, যা "ইনপুট নোডের সংখ্যা" হিসাবে উল্লেখ করা হয়।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

10
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

ছদ্মবেশী স্তরগুলির ডিফল্ট সংখ্যা এক। লুকানো স্তর সংখ্যা করতে পারেন
প্রয়োজনে পরিবর্তন করা হবে। এই পদ্ধতিটি সবচেয়ে বেশি ব্যবহৃত হয়।

লুকানো প্রতিটি স্তরে উপস্থিত নোডের সংখ্যা: কাজ করার সময়
একাধিক লুকানো স্তর সহ, এটি একই নিয়োগ করা ভাল অনুশীলন হিসাবে বিবেচিত হয়
লুকানো প্রতিটি স্তরে নোডের সংখ্যা। বেশিরভাগ ক্ষেত্রে, একজন তৈরি করবে
অনুমান যে গোপন ইউনিটের সংখ্যা ইনপুট সংখ্যার সমান
নোড এটি নির্দেশ করে যে একজন একই সংখ্যক গোপন নোড নিতে পারে
ইনপুট নোড হিসাবে, বা এমনকি দুই বা তিনগুণ অনেক ইনপুট নোড হিসাবে. বিকল্পভাবে,
এক এ সব কোন গোপন নোড নিতে পারে না.

আউটপুট নোডের সংখ্যা আউটপুটের মোট সংখ্যা দ্বারা নির্ধারিত হয়
আপনি নিউরাল নেটওয়ার্ক পরিচালনা করতে সক্ষম হতে চান যে ক্লাস.
2.
ওজনগুলি এলোমেলোভাবে শুরু করা হয়: ওজনগুলি এলোমেলোভাবে শুরু করা হয়
0 এবং 1 এর মধ্যে সংখ্যা, বা আরও নির্দিষ্টভাবে, একটি মান যা শূন্যের খুব কাছাকাছি।
3.
ফরোয়ার্ড প্রচার পদ্ধতির বাস্তবায়ন, যা গণনা করতে ব্যবহৃত হয়
কোনো লুকানো স্তরের জন্য একটি ইনপুট ভেক্টর সেটের জন্য হাইপোথিসিস ফাংশন।
4.
প্যারামিটার মান অপ্টিমাইজেশনের উদ্দেশ্যে একটি খরচ ফাংশন অন্তর্ভুক্ত করা।
এটা মনে করা সম্ভব যে খরচ ফাংশন সাহায্য প্রদান করার উদ্দেশ্যে ছিল
প্রশিক্ষণের ডেটার সাথে নিউরাল নেটওয়ার্ক কতটা ভালোভাবে মিলেছে তা নির্ধারণ করা।
5.
পিছনে প্রচার পদ্ধতির প্রকৃত সঞ্চালন, যা নির্মাণে ব্যবহৃত হয়
প্রতিটি নোডের জন্য ত্রুটি ভেক্টর।
6.
গ্রেডিয়েন্ট ভেরিফিকেশন ব্যবহার করে গ্রেডিয়েন্টের তুলনা করুন যা গ্রহণ করে প্রাপ্ত হয়েছিল
গ্রেডিয়েন্ট সহ খরচ ফাংশনের আংশিক ডেরিভেটিভ যা সংখ্যাগতভাবে অনুমান করা হয়েছিল
খরচ ফাংশন জন্য. এটি পিছনে প্রচারের সাথে একযোগে করা উচিত। ইন
ব্যাকপ্রোপগেশন বাস্তবায়ন সঠিক কিনা তা নিশ্চিত করার জন্য,
গ্রেডিয়েন্ট চেকিং প্রক্রিয়া ব্যবহার করা হয়।
7.
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট বা ব্যাক প্রোপাগেশন সহ একটি উন্নত অপ্টিমাইজেশন পদ্ধতি ব্যবহার করা,
পরামিতি বা ওজনের একটি ফাংশন হিসাবে খরচ ফাংশন ন্যূনতম করার জন্য

সর্বোত্তম সম্ভাব্য সমাধান অর্জন।
1.1.4 নেটওয়ার্কের পরিচিতি
নিউরাল নেটওয়ার্ক হল অ্যালগরিদমের একটি সেট যা অন্তর্নিহিত শনাক্ত করার চেষ্টা করে
মানুষের মস্তিষ্ক যেভাবে কাজ করে তা অনুকরণ করে একটি ডেটাসেটে সম্পর্ক। এটি একটি বোঝায়
নিউরনের নেটওয়ার্ক যা কৃত্রিম বা প্রাকৃতিক হতে পারে।
নিউরাল নেটওয়ার্ক কিভাবে কাজ করে
একটি নিউরাল নেটওয়ার্কের প্রক্রিয়া ডাটা ইনপুট দিয়ে শুরু হয়, যা পরে প্রক্রিয়া করা হয়
পছন্দসই আউটপুট উত্পাদন করতে। এটি আউটপুট পেতে কাঠামোগত ডেটা নিয়োগ করে। পারসেপ্টরন,
নিউরন নামেও পরিচিত, নিউরাল নেটওয়ার্কের একটি মৌলিক উপাদান যা শেখে এবং
তত্ত্বাবধানে শিক্ষার মাধ্যমে ডেটা সংজ্ঞায়িত করে। এই পদ্ধতির তিনটি স্তর রয়েছে:

ইনপুট স্তর

লুকানো স্তর

আউটপুট স্তর
ইনপুট স্তরটি সাংখ্যিকভাবে ডেটা গ্রহণ করে এবং গোপন স্তরটি হল
মধ্যবর্তী নোড যা গণনা সম্পাদন করে স্তরকে বিভক্ত করে। শেষে কিন্তু অন্তত নয়,
আউটপুট স্তর উদ্দিষ্ট আউটপুট প্রদর্শন করে। এই গঠন একটি সাধারণ নিউরাল হিসাবে পরিচিত
নেটওয়ার্ক, এবং নোডগুলি আরও একটি নেটওয়ার্ক গঠন করতে নেটওয়ার্কের স্তরগুলিকে সংযুক্ত করে।
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
11
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
নিউরাল নেটওয়ার্কের প্রকারভেদ
নিউরাল নেটওয়ার্কের বিভিন্ন প্রকারের মধ্যে নিম্নলিখিতগুলি অন্তর্ভুক্ত রয়েছে:
1.
কনভোলিউশন নিউরাল নেটওয়ার্ক (সিএনএন): কনভোলিউশন নিউরাল নেটওয়ার্ক (সিএনএন) হল একটি মাল্টি-লেয়ার পারসেপ্ট্রনের বিকল্প যাতে এক বা একাধিক কনভোলিউশন লেয়ার থাকে। এটা বিভিন্ন ইমেজ প্যাটার্ন সনাক্তকরণে সহায়তা করে এবং ইমেজ শনাক্তকরণের জন্য ব্যবহৃত হয়।
2.
নিউরাল নেটওয়ার্ক: নিউরাল নেটওয়ার্ক একটি প্রাথমিক
নিউরাল নেটওয়ার্ক যেখানে ইনপুট স্তর আউটপুট স্তর নিয়ন্ত্রণ করে। এটি একটি একক গঠিত বা গোপন স্তর। এই নেটওয়ার্কটি কম্পিউটার ভিশন ফেসিয়াল রিকগনিশন দ্বারা ব্যবহার করা হয় অ্যালগরিদম
3.
মডুলার নিউরাল নেটওয়ার্ক (): মডুলার নিউরাল নেটওয়ার্ক একাধিক সংহত করে
নিউরাল নেটওয়ার্ক একটি বিশাল নিউরাল নেটওয়ার্ক তৈরি করতে যা স্বাধীনভাবে কাজ করে একটি মিশিন সম্পন্ন. এই নেটওয়ার্কটি প্রায়শই পচনশীল জটিলতার জন্য নিযুক্ত করা হয় তাদের কার্যকরভাবে সমাধান করার জন্য পরিচালনাযোগ্য উপ-সমস্যাগুলির মধ্যে সমস্যাগুলি।
4.
মাল্টি-লেয়ার পারসেপ্ট্রন: মাল্টি-লেয়ার পারসেপ্ট্রন তিন বা ততোধিক স্তর নিয়ে গঠিত যেগুলি প্রতিটি নোড দ্বারা আন্তঃসংযুক্ত এবং অ-লিনিয়ার ডেটা সংজ্ঞায়িত করে। এই নেটওয়ার্ক ব্যবহার করা হয়
স্পিচ রিকগনিশন এবং মেশিন লার্নিং এর অন্যান্য পদ্ধতির জন্য।
5.
রেডিয়াল বেসিস ফাংশন নিউরাল নেটওয়ার্ক: রেডিয়াল বেসিস ফাংশন নিউরাল নেটওয়ার্ক একাধিক স্তর আছে। এক স্তর থেকে কেন্দ্রের আপেক্ষিক দূরত্ব গণনা করা হয় এবং অন্য স্তরের সাথে গণনাকৃত দূরত্ব বজায় রাখে। এটি শিক্তির একটি উপাদান পুনরুদ্ধার সিস্টেমে।
6.
রিকারেন্ট নিউরাল নেটওয়ার্ক (): রিকরেন্ট নিউরাল নেটওয়ার্ক () এর পূর্বাভাস দেয় আউটপুট যখন একটি নিউরনের আউটপুট একই নোডে ইনপুট হিসাবে ফিরিয়ে দেওয়া হয়। এই নেটওয়ার্ক প্রায়শই চ্যাটবক্স এবং টেক্সট-টু-স্পীচ অ্যাপ্লিকেশন দ্বারা ব্যবহার করা হয়।
7.
সিকোয়েন্স টু সিকোয়েন্স মডেল: সিকোয়েন্স টু সিকোয়েন্স মডেল দুটিকে অন্তর্ভুক্ত করে নেটওয়ার্ক: ইনপুট প্রক্রিয়াকরণের জন্য একটি এনকোডার এবং আউটপুট প্রক্রিয়াকরণের জন্য একটি ডিকোডার।
এই নেটওয়ার্কের উদ্দেশ্য পাঠ্য প্রক্রিয়াকরণ।
1.1.5 নেটওয়ার্ক আকৃতি: গভীরতা বনাম প্রস্থ
নিউরাল নেটওয়ার্ক নিয়ে আলোচনা করার সময়, "গভীরতা" শব্দটি নেটওয়ার্কের সংখ্যা বোঝায় স্তর, যেখানে "প্রস্থ" শব্দটি অন্তর্ভুক্ত করা নিউরনের সংখ্যা বর্ণনা করে
একটি একক নেটওয়ার্ক স্তরের ভিতরে। একটি নিউরাল নেটওয়ার্কে, একটি নিউরাল নেটওয়ার্কের গভীরতা

এবং ঘরে হয়
গুরুত্বপূর্ণ কারণগুলি যা শিখতে এবং সঠিকভাবে জটিল ডেটা প্রতিফলিত করার ক্ষমতা নির্ধারণ করে
সংযোগ
একটি মডেল প্রশিক্ষণের সময়, প্রস্থ এবং গভীরতা উভয়ই মাথায় রাখা প্রয়োজন।
যদিও প্রস্থ মডেলটিকে প্রশিক্ষণের ডেটা মনে রাখতে সাহায্য করে, গভীরতা মডেলটিকে শিখতে সক্ষম করে
শ্রেণিবিদ্ধ উপস্থাপনা এবং বৈশিষ্ট্যগুলির মধ্যে মডেল জটিল মিথস্ক্রিয়া। গভীরতা
এছাড়াও বৈশিষ্ট্যগুলির মধ্যে জটিল মিথস্ক্রিয়া অনুকরণ করতে মডেলটিকে সক্ষম করে। এটা সম্ভব
যে একটি মডেলের গভীরতা এবং প্রস্থ বৃদ্ধি এটি মানিয়ে নিতে আরও ভাল হতে সাহায্য করতে পারে
ডেটা প্রশিক্ষণ এবং সাধারণীকরণে ভাল করছে।
আপনি যদি একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক কতটা গভীর এবং প্রশস্ত তা জানতে চান তবে আপনাকে যা করতে হবে তা হল গণনা
স্তরের সংখ্যা এবং প্রতিটি স্তরে পাওয়া নিউরনের সংখ্যা। বাস্তবে
অনুশীলন, গভীরতা এবং প্রস্থের পরামিতিগুলি সাধারণত পরীক্ষা দ্বারা সেট করা হয়
এবং মধ্যে আদর্শ ভারসাম্য আবিষ্কার করার জন্য ক্রস-ভ্যালিডেশনের মতো পদ্ধতি
প্রশিক্ষণের ডেটা ওভারফিটিং এবং আন্ডারফিটিং। এই প্রক্রিয়ার লক্ষ্য হল সর্বোত্তম খুঁজে বের করা
এই দুই চরম মধ্যে ভারসাম্য.
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

12
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
1.1.6 পিছনে প্রচার
ব্যাকপ্রোপগেশন, যা ত্রুটির ব্যাকওয়ার্ড প্রোপাগেশন নামেও পরিচিত, এটি একটি অ্যালগরিদম আউটপুট নোড থেকে ইনপুট নোড পর্যন্ত ত্রুটি পরীক্ষা করার জন্য ডিজাইন করা হয়েছে। এটি একটি গুরুত্বপূর্ণ গাণিতিক
ডেটা মাইনিং এবং মেশিনে ভবিষ্যদ্বাণীর নির্ভুলতা বাড়ানোর জন্য যন্ত্র
শেখার মূলত একটি অ্যালগরিদম দ্রুত গণনা করতে ব্যবহৃত হয়
ডেরিভেটিভস দুটি প্রাথমিক ব্যাকপ্রোপগেশন নেটওয়ার্ক প্রকার রয়েছে:
1.
স্থির ব্যাকপ্রচার। স্ট্যাটিক ব্যাকপ্রোপগেশন হল প্রথম ধরনের ব্যাকপ্রোপগেশন।
স্ট্যাটিক আউটপুটগুলিতে স্ট্যাটিক ইনপুট ম্যাপ করার জন্য ডিজাইন করা একটি নেটওয়ার্ক, স্ট্যাটিক ব্যাকপ্রোপগেশন
স্ট্যাটিক ইনপুট এবং স্ট্যাটিক আউটপুট নিয়ে গঠিত। স্ট্যাটিক ব্যাকপ্রোপগেশন নেটওয়ার্ক করতে পারেন
অপটিক্যাল ক্যারেক্টার রিকগনিশন () এর মতো শ্রেণিবিন্যাসের সমস্যাগুলি সমাধান করুন
প্রকৃতিতে স্থির।
2.
পুনরাবৃত্ত ব্যাকপ্রপাগেশন। ব্যাকপ্রোপগেশন রিকারেন্ট নেটওয়ার্ক স্থির-এর জন্য ব্যবহৃত হয়
পয়েন্ট শেখার পুনরাবৃত্ত ব্যাকপ্রপাগেশন অ্যাক্টিভেশন একটি নির্দিষ্ট মান না হওয়া পর্যন্ত
ফরোয়ার্ড ফিড
পৌঁছানো হয়
স্থির

প্রদান করে
অবিলম্বে
ম্যাপিং,
যেখানে
পুনরাবৃত্ত
না.
একটি নিউরাল নেটওয়ার্কে, ব্যাকপ্রপাগেশন অ্যালগরিদম কীসের জন্য ব্যবহৃত হয়?
একটি শেখার অ্যালগরিদম হিসাবে, কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্কগুলি গণনা করার জন্য ব্যাকপ্রোপগেশন ব্যবহার করে
বিভিন্ন ইনপুটগুলির জন্য ওজনের মানগুলির সাথে একটি গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট। তুলনা করে
প্রকৃত সিস্টেমে আউটপুট থেকে পছন্দসই আউটপুট, সিস্টেমগুলি সংযোগ পরিবর্তন করে সুর করা হয়
উভয়ের মধ্যে বৈষম্য কমানোর জন্য ওজন। অ্যালগরিদম থেকে এর নাম এসেছে
ওজন আউটপুট থেকে ইনপুট আপডেট করা হয় যে সত্য.
ব্যাকপ্রোপ্যাগেশন অ্যালগরিদম ব্যবহার করার সুবিধাগুলি নিম্নরূপ:

ইনপুট সংখ্যা ছাড়া অন্য কোন সামঞ্জস্যযোগ্য পরামিতি নেই।

এটি অত্যন্ত অভিযোজনযোগ্য এবং দক্ষ, এবং এর জন্য পূর্বের নেটওয়ার্কের প্রয়োজন হয় না জ্ঞান

এটি একটি আদর্শ পদ্ধতি যা সাধারণত ভাল কাজ করে।

এটা স্বজ্ঞাত, দ্রুত, এবং প্রোগ্রাম সহজ.

ব্যবহারকারীদের কোনো অনন্য ফাংশন বুঝতে প্রয়োজন হয় না.
ব্যাকপ্রোপ্যাগেশন অ্যালগরিদম ব্যবহার করার অসুবিধাগুলি নিম্নরূপ:

এটি একটি মিনি-ব্যাচ কৌশলের উপর একটি ম্যাট্রিক্স-ভিত্তিক কৌশল সমর্থন করে।

ডেটা মাইনিং গোলমাল এবং অসঙ্গতির জন্য সংবেদনশীল।

কর্মক্ষমতা ইনপুট ডেটার উপর ব্যাপকভাবে নির্ভর করে।

প্রশিক্ষণ সম্পদ- এবং সময়-নিবিড়।
একটি অ্যালগরিদম উদ্দেশ্য কি?
গভীর শিক্ষার মতো ক্ষেত্রগুলিতে, ব্যাকপ্রোপগেশন অ্যালগরিদমগুলি ব্যাপকভাবে ব্যবহৃত হয়
ফিডফরোয়ার্ড নিউরাল নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণের জন্য। তারা লস ফাংশনের গ্রেডিয়েন্ট গণনা করে
একটি দক্ষ পদ্ধতিতে নেটওয়ার্ক ওজন সংক্রান্ত. এই পদ্ধতিটি দূর করে
প্রতিটি পৃথক ওজন সংক্রান্ত গ্রেডিয়েন্টের অদক্ষ গণনা। এটা অনুমতি দেয়
গ্রেডিয়েন্ট অ্যালগরিদম ব্যবহার, যেমন গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট এবং স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট,
মাল্টিলায়ার নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণ দিন এবং ওজন পরিবর্তন করুন যাতে ক্ষতি কম হয়।
পরিবর্তিত ওজন এবং পক্ষপাতগুলি কীভাবে প্রভাবিত করে তা সঠিকভাবে বোঝার অসুবিধা
একটি কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্কের সামগ্রিক আচরণ যুক্তিযুক্তভাবে কারণগুলির মধ্যে একটি ছিল
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 18

গভীর শিক্ষা
13
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
2000 এর দশকের গোড়ার দিকে নিউরাল নেটওয়ার্ক অ্যাপ্লিকেশনের ব্যাপক ব্যবহার প্রতিরোধ করে, যখন কম্পিউটার প্রয়োজনীয় উপলব্ধি প্রদান করে। ব্যাকপ্রপাগেশন অ্যালগরিদম বর্তমানে কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার () অনেক ডোমেনে ব্যবহারিক প্রয়োগ রয়েছে, সহ অপটিক্যাল ক্যারেক্টার রিকগনিশন (), প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণ এবং চিত্র প্রক্রিয়াকরণ।
কিভাবে ব্যাকপ্রোপগেশন অ্যালগরিদম কাজ করে
লস ফাংশনের গ্রেডিয়েন্ট চেইন নিয়ম ব্যবহার করে একক ওজনের জন্য গণনা করা হয় নিউরাল নেটওয়ার্কে ব্যাক প্রোপাগেশন অ্যালগরিদম দ্বারা। নেটিভ সরাসরি গণনার বিপরীতে, এটি একটি দক্ষ পদ্ধতিতে একটি সময়ে একটি স্তর গণনা করে। এটি গ্রেডিয়েন্ট গণনা করে কিন্তু করে এটি কিভাবে ব্যবহার করা হয় তা উল্লেখ না। এটি ডেল্টা নিয়মের গণনাকে সাধারণীকরণ করে।
একটি ব্যাক প্রপাগেশন নিউরাল নেটওয়ার্কের নিম্নলিখিত চিত্রটি বিবেচনা করুন
বোঝা:
কিভাবে ব্যাকপ্রোপগেশন অ্যালগরিদম কাজ করে
://.99./--.
1. ইনপুট পূর্বনির্ধারিত পথের মাধ্যমে আসে
2. ইনপুট প্রকৃত ওজন ব্যবহার করে মডেলে করা হয়, যা সাধারণত নির্বাচিত হয়
এলোমেলো
3. ইনপুট, লুকানো এবং আউটপুট স্তরগুলিতে প্রতিটি নিউরনের জন্য আউটপুট গণনা করুন।
4. আউটপুট এর ত্রুটি গণনা করুন

 = প্রকৃত আউটপুট - কাঙ্খিত আউটপুট
5. ওজন সামঞ্জস্য করার জন্য আউটপুট স্তর থেকে লুকানো স্তরে ফিরে যান
ত্রুটি কমাতে।
পছন্দসই ফলাফল না পাওয়া পর্যন্ত পদ্ধতিটি পুনরাবৃত্তি করুন।
কেন প্রয়োজনীয়?
 এর সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ সুবিধা হল:

ব্যাকপ্রোপাগেশন দ্রুত, সহজবোধ্য এবং প্রোগ্রামে জটিল নয়।

এটিতে ইনপুট পরিমাণ ব্যতীত অন্য কোন টিউনিং পরামিতি নেই

এটি একটি নিমনীয় পদ্ধতি কারণ এটির পূর্বে নেটওয়ার্ক জ্ঞানের প্রয়োজন হয় না।

এটি একটি সাধারণ পদ্ধতি যা সাধারণত ভাল কাজ করে।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

14
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
1.1.7 সক্রিয়করণ ফাংশন
কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্কে, একটি সক্রিয়করণ ফাংশন একটি ফাংশন যা একটি ছোট আউটপুট ছোট ইনপুটগুলির জন্য মান এবং ইনপুটগুলি একটি থ্রেশহোল্ড অতিক্রম করলে একটি বড় মান।
সক্রিয়করণ
ইনপুট যথেষ্ট বড় হলে ফাংশন "ফায়ার"; অন্যথায়, এটি কিছুই করে না। অন্যে
শব্দ, একটি অ্যাক্টিভেশন ফাংশন একটি গেটের অনুরূপ যা একটি আগত মান যাচাই করে
একটি জটিল সংখ্যা অতিক্রম করে।
অ্যাক্টিভেশন ফাংশন সুবিধাজনক কারণ তারা অ-রৈখিকতা প্রবর্তন করে
নিউরাল নেটওয়ার্ক, যার ফলে নিউরাল নেটওয়ার্কগুলিকে জটিল ক্রিয়াকলাপ শিখতে সক্ষম করে। যদি
সক্রিয়করণ ফাংশন একটি ফিডফরোয়ার্ড নিউরাল নেটওয়ার্ক, সমগ্র নেটওয়ার্ক থেকে সেরানো হয়েছে
এটির ইনপুটে একটি সাধারণ রৈখিক অপারেশন বা ম্যাট্রিক্স রূপান্তর হিসাবে পুনরায় ফ্যাক্টর করা যেতে পারে,
এটি চিত্রের স্বীকৃতির মতো জটিল কাজগুলি পরিচালনা করতে অক্ষম।
সংশোধিত লিনিয়ার ইউনিট () ফাংশন এবং সিগমায়েড ফাংশনের পরিবার সহ
লজিস্টিক সিগমায়েড ফাংশন, হাইপারবোলিক ট্যানজেন্ট এবং আর্কটেনজেন্ট ফাংশন ভাল-
ডেটা সায়েন্সে পরিচিত অ্যাক্টিভেশন ফাংশন।
রেক্টিফায়েড লিনিয়ার ইউনিট () এবং লজিস্টিক সিগময়েড দুটি সাধারণত ব্যবহৃত অ্যাক্টিভেশন
ফাংশন সিগমায়েডের বিপরীতে, -এর আচরণ হঠাৎ করে 0 এ পরিবর্তিত হয়
যেখানে সিগময়েডের পরিবর্তন ক্রমবর্ধমান। উভয় পন্থা 0 ছোট জন্য, যখন
বড় এর জন্য সিগমায়েড 1 পন্থায়।
নিউরোসায়েন্সের অ্যাকশন পটেনশিয়াল কম্পিউটারে অ্যাক্টিভেশন ফাংশনকে অনুপ্রাণিত করে
বিজ্ঞান যদি একটি নিউরনের অভ্যন্তরীণ এবং বহির্ভাগের মধ্যে বৈদ্যুতিক সম্ভাবনা অতিক্রম করে
অ্যাকশন পটেনশিয়াল নামে পরিচিত মান, নিউরন একটি চেইন প্রতিক্রিয়ার মধ্য দিয়ে যায় যা ঘটায়
এটি 'সক্রিয়' করতে এবং প্রতিবেশী নিউরনে একটি সংকেত প্রেরণ করে। এর ফলে ক্রম
সক্রিয়করণ, একটি "স্পাইক ট্রেনে" হিসাবে পরিচিত, সংবেদনশীল নিউরনগুলি থেকে সংবেদন প্রেরণ করতে দেয়
মস্তিষ্ক থেকে ডিজিট এবং মোটর নিউরন থেকে কমান্ড প্রেরণ করে
অঙ্গপ্রত্যঙ্গ এটি নিউরাল নেটওয়ার্কের আউটপুট নির্ধারণ করে, যেমন হ্যাঁ বা না। উপর নির্ভর করে
ফাংশন, এটি 0 এবং 1 বা -1 এবং 1 ইত্যাদির মধ্যে আউটপুট মান ম্যাপ করে। অ্যাক্টিভেশন ফাংশন
মোটামুটিভাবে দুটি বিভাগে বিভক্ত করা যেতে পারে:
1. লিনিয়ার অ্যাক্টিভেশন ফাংশন
2. নন-লিনিয়ার অ্যাক্টিভেশন ফাংশন
লিনিয়ার বা আইডেন্টিটি অ্যাক্টিভেশন ফাংশন
দেখা যায়, ফাংশনটি রৈখিক এবং রৈখিক প্রকৃতির। ফলস্বরূপ, আউটপুট
ফাংশন কোনো পরিসীমা দ্বারা সীমাবদ্ধ করা হবে না.

চিত্র: লিনিয়ার অ্যাক্টিভেশন ফাংশন
:///----198
916

(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
15
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
সমীকরণ: () =
পরিসীমা: (-অসীম থেকে অসীম)
এটি সরবরাহ করা সাধারণ ডেটার জটিলতা বা বিভিন্ন পরামিতির উপর কোন প্রভাব ফেলে না
নিউরাল নেটওয়ার্ক।
নন-লিনিয়ার অ্যাক্টিভেশন ফাংশন
সর্বাধিক প্রচলিত অ্যাক্টিভেশন ফাংশন হল নন-লাইনার অ্যাক্টিভেশন ফাংশন।
অর্থনৈতিক গ্রাফের উপস্থিতিতে অবদান রাখে।

চিত্র: নন-লিনিয়ার অ্যাক্টিভেশন ফাংশন
এটি মডেলের সাধারণীকরণ বা বিভিন্ন ডেটার সাথে খাপ খাইয়ে নিতে এবং পার্থক্য করার ক্ষমতাকে সহজ করে
আউটপুট অর্থনৈতিক ফাংশন বোঝার জন্য নিম্নলিখিত পদগুলি অপরিহার্য:

ডেরিভেটিভ বা ডিফারেনশিয়াল: -অক্ষরে পরিবর্তন ... -অক্ষে পরিবর্তন
ঢাল হিসাবে পরিচিত।

একঘেয়ে ফাংশন: একটি ফাংশন যা সম্পূর্ণরূপে অ-বর্ধমান বা অ-
হ্রাস
অর্থনৈতিক কার্যকলাপ সক্রিয়করণ ফাংশন সাধারণত তাদের পরিসীমা অনুযায়ী শ্রেণীবদ্ধ করা হয়
বা বক্ররেখা।
1.
সিগময়েড বা লজিস্টিক অ্যাক্টিভেশন ফাংশন: সিগময়েড ফাংশনের বক্ররেখা -এর মতো।

চিত্র: সিগময়েড ফাংশন
://./----198
916
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

16
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

আমরা সিগমায়েড ফাংশনটি ব্যবহার করি প্রাথমিকভাবে কারণ এটি 0 এবং 1 এর মধ্যে বিদ্যমান। ফলস্বরূপ,
এটি বিশেষভাবে মডেলগুলির জন্য ব্যবহার করা হয় যেখানে আমাদের অবশ্যই সম্ভাব্যতা আউটপুট অনুমান করতে হবে।
যেহেতু সম্ভাব্যতা শুধুমাত্র 0 এবং 1 এর মধ্যে বিদ্যমান, তাই সিগমায়েড বন্টনটি সঠিক
পছন্দ ফাংশনটি আলাদা করা যেতে পারে। এর মানে হল সিগমায়েডের ঢাল
যে কোনো দুটি বিন্দুর মধ্যে বক্ররেখা নির্ধারণ করা যেতে পারে। যাইহোক, ফাংশন এর ডেরিভেটিভ
একঘেয়ে নয়। লজিস্টিক সিগময়েড ফাংশন একটি নিউরাল নেটওয়ার্কের প্রশিক্ষণের কারণ হতে পারে
স্টল ফেজ. সফ্টম্যাক্স হল আরও সাধারণীকৃত লজিস্টিক অ্যাক্টিভেশন ফাংশন যার জন্য নিযুক্ত করা হয়
মাল্টিক্লাস শ্রেণীবিভাগ।
2. তানহ বা হাইপারবোলিক ট্যানজেন্ট অ্যাক্টিভেশন ফাংশন: তানহ লজিস্টিক সিগমায়েডের সাথে তুলনীয়, কিন্তু উচ্চতর ফাংশনের একটি পরিসীমা রয়েছে (-1 থেকে 1)। উপরন্তু, তানহ সিগমায়েডোল
(-আকৃতির)।

চিত্র: / লজিস্টিক সিগমায়েড
://./----198
916

ট্যানহ গ্রাফে, নেতিবাচক ইনপুটগুলি শক্তিশালীভাবে নেতিবাচক ম্যাপ করা হবে, যখন
শূন্য ইনপুট শূন্যের কাছাকাছি ম্যাপ করা হবে। ফাংশন পার্থক্য করা যেতে পারে. যখন
ফাংশনটি একঘেয়ে, এর ডেরিভেটিভ নয়। ফাংশন প্রাথমিকভাবে ব্যবহৃত হয়
দুটি শ্রেণীবদ্ধ করার জন্য। ফিডফরোয়ার্ড নেটওয়ার্কে, ট্যানহ এবং লজিস্টিক সিগমায়েড উভয়ই
সক্রিয়করণ ফাংশন ব্যবহার করা হয়.
3. (রেক্টিফায়েড লিনিয়ার ইউনিট) অ্যাক্টিভেশন ফাংশন: বর্তমানে সবচেয়ে বেশি
বিশ্বের জনপ্রিয় অ্যাক্টিভেশন ফাংশন। তারপর থেকে, এটি সর্বব্যাপী হয়ে উঠেছে
কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক এবং গভীর শিক্ষা।

চিত্র: / লজিস্টিক সিগময়েড
://./----198
916
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 22

গভীর শিক্ষা
17
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

দেখা যায়, আংশিকভাবে সংশোধন করা হয়েছে (নীচ থেকে)। () এর সমান যখন হয়
শূন্যের চেয়ে বড় বা সমান। () শূন্য হয় যখন শূন্যের কম হয়।

পরিসীমা: [0 থেকে অনন্ত)

ফাংশন এবং এর ডেরিভেটিভ উভয়েরই একঘেয়ে আচরণ রয়েছে। সমস্যা, তবে,
হল যে সমস্ত নেতিবাচক মান অবলিম্বে শূন্যে রূপান্তরিত হয়, যা মডেলটিকে হ্রাস করে
ডেটা থেকে সঠিকভাবে ফিট বা প্রশিক্ষণের ক্ষমতা। এইভাবে, -তে কোনো নেতিবাচক ইনপুট
অ্যাক্টিভেশন ফাংশন অবলিম্বে গ্রাফে শূন্যের একটি মান তৈরি করে, যা প্রভাব ফেলে
ভুলভাবে নেতিবাচক মান ম্যাপিং দ্বারা ফলাফল গ্রাফ.
4. : এটি মৃত সমস্যা সমাধানের একটি প্রচেষ্টা

চিত্র: /
://./----198
916

ফাঁসটি ফাংশনের পরিসর সম্প্রসারণে অবদান রাখে। সাধারণত, একটি আছে
0.01 বা তার একটি মান। যখন 0.01 না হয়, তখন শব্দটি ব্যবহার করা হয়।
তাই, এর (-ইনফিনিটি থেকে ইনফিনিটি) পরিসর রয়েছে। এবং
এলোমেলো ফাংশন উভয়ই একঘেয়ে। এছাড়াও, তাদের ডেরিভেটিভের প্রকৃতি
একঘেয়ে
1.1.8 ড্রপআউট
আমরা কি সমস্যা সমাধান করার চেষ্টা করছি?
প্রদত্ত ডেটা সাধারণীকরণের জন্য, গভীর নিউরাল নেটওয়ার্কে বিভিন্ন ধরনের হতে পারে
ডিজাইন এই স্থাপত্যগুলি খুব অগভীর থেকে অত্যন্ত গভীর পর্যন্ত হতে পারে। এই সত্ত্বেও,
ডেটাসেট থেকে অসংখ্য দিক শেখার প্রয়াসে, তারা মাঝে মাঝে শিখে
পরিসংখ্যানগত গোলমাল যা ডেটাসেটের মধ্যে থাকে। এটি একটি বিড় বৃদ্ধি ফিলাফল
প্রশিক্ষণ সেটে প্রয়োগ করার সময় মডেলের কর্মক্ষমতা, কিন্তু এটি সম্পূর্ণরূপে অকার্যকর
যখন তাজা ডেটা পয়েন্টে প্রয়োগ করা হয় (পরীক্ষা সেট)। সমস্যা হল পোশাকেও
এই এলাকায় আঁট। এই সমস্যাটি কাটিয়ে উঠতে, আমাদের অনেকগুলি নিয়িমতিকরণের কৌশল রয়েছে, সবই
যার মধ্যে নেটওয়ার্কের নোডের ওজনকে শাস্তি দিয়ে; তবুও এগুলো ছিল অপর্যাপ্ত।
ওভারফিটিং কমাতে বা একটি নির্দিষ্ট আকারের সাথে একটি মডেল নিয়িমতি করার চেষ্টা করার সময়,
কৌশল
যেটি সবচেয়ে সফল বলে প্রমাণিত হয়েছে প্রতিটি থেকে গড় ভবিষ্যদ্বাণী অর্জন করা
অনুমেয় প্যারামিটার মান এবং তারপর ফলাফল একত্রিত করুন। যাইহোক, এটি একটি ফিলাফল
প্রয়োজনীয় প্রক্রিয়াকরণ কাজের পরিমাণে উল্লেখযোগ্য বৃদ্ধি, এটির জন্য অনুপযুক্ত করে তোলে
বাস্তব সময়ের অনুমান এবং ভবিষ্যদ্বাণী। বিকল্প পদ্ধতি দ্বারা প্রভাবিত হয়
পন্থা, যেমন , এবং , যা ব্যবহার করে

অসংখ্য নিউরাল নেটওয়ার্ক, যার প্রত্যেকটির একটি অনন্য নকশা রয়েছে। এই কৌশল হয় বিকল্প পদ্ধতিতে প্রয়োগ করা হয়। অন্যদিকে, এই প্রশিক্ষণ জড়িত এবং বিভিন্ন মডেল সংরক্ষণ, যা জটিলতা হিসাবে একটি অত্যন্ত কঠিন কাজ হয়ে ওঠে নেটওয়ার্ক বৃদ্ধি পায়।

(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

18
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ফলস্বরূপ, আমরা একটি অসামান্য সমাধান প্রদান করি যা ড্রপআউট স্তর নামে পরিচিত।

ক) স্ট্যান্ডার্ড নিউরাল নেট
খ) ড্রপআউট আবেদন করার পরে
চিত্র: ড্রপআউট একটি স্ট্যান্ডার্ড নিউরাল নেটওয়ার্কে প্রয়োগ করা হয়েছে
://./----471626219
নিউরাল নেটওয়ার্কের পরিপ্রেক্ষিতে, "ড্রপআউট" শব্দটি এর প্রক্রিয়াকে বোঝায়
প্রক্রিয়াকরণের গতি বাড়াতে এবং আরও ফলাফল পেতে নেটওয়ার্ক থেকে ইনপুট বা শব্দ অপসারণ
দ্রুত একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক হল এক ধরনের কম্পিউটার প্রোগ্রাম যা অনুকরণ করার চেষ্টা করে
কিভাবে
মানুষের মস্তিষ্ক কাজ করে। মানুষের মস্তিষ্ক কোটি কোটি নিউরন দ্বারা গঠিত, যার সবকটিই
বৈদ্যুতিক এবং রাসায়নিক আবেগের মাধ্যমে একে অপরের সাথে যোগাযোগ করুন। এই সংকেত
মস্তিষ্ককে জ্ঞান এবং শরীরের কার্যকারিতা নিয়ন্ত্রণ করতে সাহায্য করে। ইউনিট হল নিউরাল
নেটওয়ার্ক
নিউরন এবং নিউরাল নেটওয়ার্কের সফ্টওয়্যার অ্যানালগ তাদের ব্যবহার করে। থেকে ইনপুট পাওয়ার পর
নেটওয়ার্কের অন্যান্য নিউরন/ইউনিট, প্রতিটি নিউরন/ইউনিট, নেটওয়ার্কে নোড নামেও পরিচিত
একটি আউটপুট গণনা করে, যা পরে এটি অন্যান্য নিউরন/ইউনিটগুলিতে পাঠায়, যা নোড নামেও পরিচিত।
আসুন সম্পূর্ণভাবে সংযুক্ত লেয়ারের ইনপুটটি বোঝার চেষ্টা করি, যা হল
: 1, 2, 3, 4, 5। একটি স্তর রয়েছে যার প্রস্থানের সম্ভাবনা রয়েছে = 0.2% (এছাড়াও লেখা
সম্ভাব্যতা হিসাবে = 0.8%)। ফরোয়ার্ড প্রচারের প্রক্রিয়া চলাকালীন (প্রশিক্ষণ), 20%
ইনপুট এর সাথে সংযুক্ত নোডগুলি সরানো হবে। এর ফলে হবে
হয় 1, 0, 3, 4, 5 বা 1, 2, 0, 4, 5 ইত্যাদি। একইভাবে, এটি প্রয়োগ করা হয়
যে স্তরগুলো লুকিয়ে রাখা হয়েছিল।
উদাহরণস্বরূপ, যদি একটি ড্রপআউট 0.5 এর ড্রপ সম্ভাবনার সাথে বাস্তবায়িত হয় এবং সেখানে রয়েছে
লুকানো স্তরগুলিতে 1000 নিউরন (নোড), তারপর 500 নিউরন এলোমেলোভাবে ফেলে দেওয়া হবে
প্রক্রিয়াটির প্রতিটি পুনরাবৃত্তি (ব্যাচ) জুড়ে।
সর্বোত্তম সম্ভাব্য ফলাফল পেতে, আপনি ইনপুট স্তরগুলির জন্য সম্ভাব্যতা বজায় রাখতে পারেন
0.8 এ। সাধারণভাবে, 1-ড্রপ সম্ভাব্যতা, যা রাখা সম্ভাবনা নামেও পরিচিত, এর কাছাকাছি
1 এর থেকে 0. লুকানো স্তরগুলির জন্য, একটি স্পার্সার মডেল বৃদ্ধি করে অর্জন করা হয়
ড্রপ সম্ভাব্যতা যতক্ষণ না এটি 0.5 এ পৌঁছায়, যা আদর্শ বজায় রাখার সম্ভাব্যতা উপস্থাপন করে এবং
নির্দেশ করে যে নোডের পঞ্চাশ শতাংশ সরানো হয়েছে।
এটা কিভাবে ওভারফিটিং সমস্যা সমাধান করে?
পরিসংখ্যানগত গোলমাল মডেল দ্বারা শেখা যখন এটি সমস্যা আসে
ওভারফিটিং এর আরও সুনির্দিষ্টভাবে বলতে গেলে, প্রশিক্ষণের প্রধান উদ্দেশ্য হল ক্ষতি কমানো
ফাংশন, সমস্ত ইউনিট (নিউরন) বিবেচনা করে। এই কারণে, ওভারফিটিং করার সময়, একটি ইউনিট
এমনভাবে পরিবর্তন হতে পারে যা অন্যান্য ইউনিট দ্বারা করা ভুলগুলির জন্য তৈরি করে। এই
এর ফলে জটিল সহ-অভিযোজন ঘটে, যা থেকে ওভারফিটিং সমস্যার দিকে নিয়ে যায়
জটিল সহ-অভিযোজন অদেখা ডেটাসেটে সাধারণীকরণ করতে পারে না। এই অসুবিধার সৃষ্টি হয়
জটিল সহ-অভিযোজনগুলি পর্যবেক্ষণ না করা ডেটাসেটে সাধারণীকরণ করতে পারে না।

(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
19
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
এখন, যদি আমরা ড্রপআউট ব্যবহার করি, এটি এই ইউনিটগুলিকে অন্যের ত্রুটি সংশোধন করতে বাধা দেয়
ইউনিট, যা সহ-অভিযোজন নিষিদ্ধ করে কারণ প্রতিটিতে একটি ইউনিটের অস্তিত্ব খুবই অনিশ্চিত
পুনরাবৃত্তি যাইহোক, যদি আমরা ড্রপআউট ব্যবহার না করি, এই ইউনিটগুলি এর ত্রুটি সংশোধন করতে
সক্ষম হয়
অন্যান্য ইউনিট। সম্ভাব্য পদ্ধতিটি অল্প সংখ্যক ইউনিট ফলে দিয়ে কাজ করে
(নোড) এলোমেলোভাবে, যা স্তরগুলিকে ইনপুটের দায়িত্ব নিতে বাধ্য করে।
এই কারণে, মডেলটি আরও বিস্তৃত হওয়ার গ্যারান্টিযুক্ত, যা সাহায্য করবে
ওভারফিটিং এর সমস্যা দূর করুন।

চিত্র: (ক) ড্রপআউট ছাড়া লুকানো স্তর বৈশিষ্ট্য; (খ) ড্রপআউট সহ লুকানো স্তর বৈশিষ্ট্য
://./----471626219
উপরের চিত্রে দেখা যায়, লুকানো স্তর যা ড্রপআউট ধারণ করে
সহ-অভিযোজনগুলির তুলনায় আরও সাধারণ বৈশিষ্ট্য শেখার জন্য দায়ী
যে স্তরটি ড্রপআউট অন্তর্ভুক্ত করে না। এটা প্রচুর পরিমাণে স্পষ্ট যে প্রত্যাহারের কারণ
আন্তঃ-ইউনিট মিথস্ক্রিয়ায় ব্যাঘাত ঘটে এবং সাধারণীকরণের উপর বেশি জোর দেয়।
কেন আমরা ড্রপআউট প্রয়োজন?
কোটি কোটি নিউরন নোড কথা বলার কারণে সৃষ্ট ক্যাকোফোনি কিমানোর সমস্যা
সফ্টওয়্যার-ভিত্তিক নিউরাল নেটওয়ার্কগুলিতে একে অপরের সাথে একই সাথে এই সত্যটি রয়েছে
ওভারলোড হওয়া থেকে নেটওয়ার্কের প্রক্রিয়াকরণ ক্ষমতা প্রতিরোধ করতে হবে.
এই লক্ষ্য অর্জনের জন্য, একটি নেটওয়ার্ক যে কোন নিউরন নোড যোগাযোগ পরিত্রাণ পেতে হবে
সমস্যা বা প্রশিক্ষণের সাথে সরাসরি যুক্ত নয় যা এটি সমাধান করতে চাইছে। এর অপসারণ
এই নিউরোনাল নোডগুলিকে ড্রপআউট হিসাবে উল্লেখ করা হয়।
ড্রপআউট স্তর
টুকরা যা একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক তৈরি করে, যা নিউরনের সাথে সাদৃশ্যপূর্ণ
মানুষের মস্তিষ্ক, বৈষম্য ছাড়াই অনেক ইনপুট প্রক্রিয়া করে এবং পরবর্তীতে উৎপাদন করে
আউটপুট একটি বিড় সংখ্যা. প্রতিটি ইউনিটের প্রক্রিয়া এবং আউটপুট মধ্যবর্তী হতে পারে
আউটপুট ফায়ারিং যা অতিরিক্ত প্রক্রিয়াকরণের জন্য অন্য ইউনিটে প্রেরণ করা হয়। এই হতে পারে
একটি চূড়ান্ত আউটপুট বা উপসংহার তৈরি হওয়ার আগে খুব দীর্ঘ সময় ঘটে। এর উৎপাদন
এই প্রক্রিয়াকরণ প্রক্রিয়াগুলির একটি উপজাত হিসাবে শব্দ একটি মধ্যবর্তী আউটপুট
বরং এই কার্যক্রমের শেষে ফলাফলের চেয়ে।
ডেটা বিজ্ঞানীরা নিউরালের অংশ হিসাবে এই এলোমেলো প্রক্রিয়াকরণের প্রকৃতি পরীক্ষা করেন
নেটওয়ার্ক ড্রপআউট পদ্ধতি। তারা প্রথমে সিদ্ধান্ত নেয় কোন ধরনের ডেটা নয়েজ উপেক্ষা করবে এবং
তারপরে তারা এখানে বর্ণিত উপায়ে একটি নিউরাল নেটওয়ার্কের বিভিন্ন স্তরগুলিতে ড্রপআউট প্রয়োগ
করে:
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

20
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

ইনপুট স্তর। প্রসেস করা হয়নি এমন আসল ডেটা নেওয়া হয় এবং প্রক্রিয়া করা হয়
কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা () এবং মেশিন লার্নিং উভয়ের এই পর্যায়ে। এই দৃশ্যমান তথ্য
লয়োর ড্রপআউটের জন্য যোগ্য যদি এতে এমন কোনো ডেটা থাকে যা কোম্পানির মতে,
হাতের সমস্যার সাথে সরাসরি প্রাসঙ্গিক নয়।

মধ্যবর্তী বা লুকানো স্তর. প্রসেসিং লেভেলে যা ডেটার পরে আসে
গ্রহণ স্তর নিম্নরূপ. এই স্তরগুলি লুকিয়ে রাখা হয়েছে কারণ আমরা অক্ষম
তারা কোন নির্দিষ্ট উদ্দেশ্যে প্রদান করে তা নির্ধারণ করতে। স্তর, যা এক হতে পারে
বা সংখ্যায় অনেক, ডেটা প্রক্রিয়াকরণ এবং তারপর প্রেরণের জন্য দায়ী
মধ্যবর্তী ফলাফল, যা চূড়ান্ত নয়, অন্যান্য নিউরনের কাছে যাতে তারা হতে পারে
আরও প্রক্রিয়াজাত। ডেটা বিজ্ঞানীরা কিছু গোলমাল থেকে মুক্তি পেতে ড্রপআউট নিয়োগ করেন
যে কারণ এই মধ্যস্থতাকারী প্রক্রিয়াকরণের একটি বিড় পরিমাণ থেকে উত্পাদিত হবে
এটা গোলমাল হয়ে যাবে।

আউটপুট স্তর। এটি সিস্ত দ্বারা সম্পন্ন প্রক্রিয়াকরণের চূড়ান্ত, পর্যবেক্ষণযোগ্য ফলাফল
নিউরন ইউনিট। এই স্তরটি ড্রপআউট বৈশিষ্ট্য ব্যবহার করে না।
চিত্র: নিউরাল নেটওয়ার্ক ড্রপআউট - আগে এবং পরে
://..///
এই চিত্রগুলি আগে এবং পরে উভয়ই একটি নিউরাল নেটওয়ার্কের বিভিন্ন স্তর দেখায়
তাদের ড্রপ আউট অপারেশন করা হয়.
ড্রপআউটের উদাহরণ এবং ব্যবহার
মহাকাশ থেকে শব্দ সম্প্রচার পর্যবেক্ষণ করছে এমন একটি সংস্থা পুনরাবৃত্তির জন্য শিকার করছে
এবং প্যাটার্ন-ভিত্তিক সংকেত, যা জীবনের উপস্থিতির ইঙ্গিত দিতে পারে। একটি নিউরাল
নেটওয়ার্ক সিগন্যালগুলি প্রক্রিয়া না করার পরে বিশ্লেষণ করতে ব্যবহৃত হয়। দ
ডেটা সায়েন্টিস্টরা প্রথম যে কাজটি করেন তা হল যে কোনও ইনকামিং সাউন্ড সিগন্যাল থেকে পরিত্রাণ
পাওয়া যায় না
পুনরাবৃত্তি বা নিয়মিত। উপরন্তু, মধ্যবর্তী এবং লুকানো স্তর একটি নির্দিষ্ট অনুপাত
প্রক্রিয়াকরণে ব্যয় করা সময় এবং গতি কমাতে ইউনিটগুলিকে উপেক্ষা করা হয়
ফলাফলের আগমন পর্যন্ত।
প্রকৃত বিশ্বে কীভাবে ক্ষয়ক্ষতি ঘটতে পারে তার আরেকটি উদাহরণ নিম্নরূপ:
একটি জৈব রাসায়নিক ফার্ম একটি ব্র্যান্ড-নতুন আণবিক কাঠামো বিকাশ করতে আগ্রহী যাতে
তারা গ্রাউন্ড ব্রেকিং প্লাস্টিক উৎপাদন শুরু করতে পারে। সংগঠনটি ইতিমধ্যে পরিচিত
স্বতন্ত্র উপাদানগুলির সাথে যা অণু তৈরি করে। এগুলোর সঠিক মেকআপ
উপাদানগুলি এটির কাছে অজানা, যেখানে এটির জ্ঞানের ফাঁক রয়েছে।
ব্যবসাটি একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক তৈরি করে যা প্রচুর পরিমাণে গবেষণা বিশ্লেষণ করতে পারে

সারা বিশ্ব থেকে যাইহোক, নিউরাল নেটওয়ার্ক শুধুমাত্র গ্রহণ করবে এবং প্রক্রিয়া করবে
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
21
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
গবেষণা যা সরাসরি অণু এবং এর স্বীকৃত উপাদানগুলির সাথে সম্পর্কিত। এই
সময় এবং প্রক্রিয়াকরণ শক্তি সংরক্ষণ করতে সাহায্য করে। কোনো আরও তথ্য অপ্রাসঙ্গিক বলে মনে করা হয়
এবং আরও বিবেচনা ছাড়াই বাদ দেওয়া হবে। কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা মডেলে ব্যবহৃত
এই জৈব রাসায়নিক দৃঢ় দ্বারা প্রাথমিকভাবে অপসারণ দ্বারা সমস্যা
অপ্রয়োজনীয় তথ্য। যখন একটি এআই মডেল ডেটা থেকে একটি প্রবণতা পুরস্কার দেওয়ার চেষ্টা করে সেটিও
বিশৃঙ্খল কারণ প্রক্রিয়ার শুরুতে অপ্রাসঙ্গিক ডেটা মুছে ফেলা হয়নি, এটি একটি
ওভারফিটিং এর উদাহরণ।
1.1.9 প্রাথমিককরণ
নিউরাল নেটওয়ার্কের নির্মাণ এবং প্রশিক্ষণের সময়, এটি সঠিকভাবে করা অপরিহার্য
একটি অত্যন্ত সঠিক মডেল নিশ্চিত করতে ওজন শুরু করুন। ওজন ঠিকমতো না হলে
প্রাথমিকভাবে, এর ফলে ভ্যানিশিং গ্রেডিয়েন্ট বা এক্সপ্লোডিং গ্রেডিয়েন্ট সমস্যা হতে পারে।
ফলস্বরূপ, যখন মডেলগুলিকে প্রশিক্ষণ দেওয়া হয়, তখন একটি উপযুক্ত ওজন চয়ন করা অত্যন্ত গুরুত্বপূর্ণ
আরম্ভ করার কৌশল।
প্রাথমিক লক্ষ্য হল লয়োর অ্যাক্টিভেশন আউটপুট গ্রেডিয়েন্টকে বিস্ফোরণ থেকে বা প্রতিরোধ করা
ফরওয়ার্ড প্রচারের সময় অদৃশ্য হয়ে যায়। যদি এই সমস্যাগুলির যেকোন একটি ঘটতে থাকে,
গ্রেডিয়েন্টের ক্ষতি হয়
হয় খুব বড় বা খুব ছোট হবে এবং নেটওয়ার্ক কনভারজেন্স বেশি সময় লাগবে, যদি তা হয়
আদৌ সম্ভব। যদি আমরা সঠিকভাবে ওজন শুরু করি, তাহলে আমরা আমাদের লক্ষ্য অর্জন করব, যা হল
সর্বনিম্ন সময়ের মধ্যে ক্ষতি ফাংশন অপ্টিমাইজেশন; অন্যথায়, গ্রেডিয়েন্ট
বংশদ্ভুত একটি সর্বনিম্ন একত্রিত করতে অক্ষম হবে.
বিভিন্ন ওজন শুরু করার কৌশল
এর মধ্যে বিভিন্ন সংযোগের জন্য ওজন ম্যাট্রিক্সের সঠিক সূচনা
একটি নির্মাণের সময় স্তরগুলি মনে রাখা সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ বিবেচ্য বিষয়গুলির মধ্যে একটি
নিউরাল নেটওয়ার্ক। নিম্নলিখিত দুটি প্রারম্ভিক পরিস্থিতি বিবেচনা করুন যা উত্পাদন করতে পারে
মডেলে প্রশিক্ষণের সময় সমস্যা:
জিরো ইনিশিয়ালাইজেশন (সকল ওজন ০ থেকে শুরু করা হয়েছে)
যদি আমরা প্রতিটি ওজনকে 0 তে শুরু করি, তাহলে ডেরিভেটিভ ক্ষতি ফাংশনটি অভিন্ন হবে
[]-এ প্রতিটি ওজনের জন্য, পরবর্তী পুনরাবৃত্তিতে অভিন্ন ওজনের মান। এই
সমস্ত পুনরাবৃত্তি সম্পূর্ণ না হওয়া পর্যন্ত চলতে থাকে, লুকানো স্তরগুলিকে সিমেট্রিক রেন্ডার করে। এইভাবে, ক
শূন্যের প্রারম্ভিক ওজন সহ নেটওয়ার্ক একটি রৈখিক মডেলের সমতুল্য। এটা নোট করা অপরিহার্য
0 তে পক্ষপাতিত্ব সেটিং কোনো সমস্যা সৃষ্টি করবে না কারণ অ-শূন্য ওজন লঙ্ঘন করবে
প্রতিসাম্য এবং এমনকি যদি পক্ষপাত শূন্যে সেট করা হয়, প্রতিটি নিউরনের মানগুলি এখনও স্বতন্ত্র হবে।
র‍্যান্ডম ইনিশিয়ালাইজেশন (এলোমেলোভাবে শুরু করা ওজন)
এই কৌশলটি প্রতিরোধ করে শূন্য প্রারম্ভিকতার নেতিবাচক প্রভাবগুলি প্রশমিত করতে চায়

নিউরনগুলি অন্যান্য নিউরনের মতো তাদের ইনপুটগুলির একই বৈশিষ্ট্যগুলি গ্রহণ করতে পারে না। আমাদের উদ্দেশ্য হল প্রতিটি নিউরনের তথ্যের উপর ভিত্তি করে আলাদা আলাদা ফাংশন শেখা গ্রহণ করে এবং এই পদ্ধতিটি শূন্য প্রারম্ভিকতার চেয়ে অনেক উচ্চ স্তরের নির্ভুলতা প্রদান করে।
-- বেশীরভাগ ক্ষেত্রে, এটি অসমতা তৈরি করতে নিযুক্ত করা হয়। এটা বাঞ্ছনীয় যে শূন্য ছাড়া অন্য এলোমেলো মানগুলি ওজনে প্রদান করা হবে।
-- এটা মনে রাখা জরুরী কারণ নিউরাল নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণ মনে রাখে এত দ্রুত ইনপুট, তারা কুখ্যাতভাবে সংবেদনশীল এবং অতিরিক্ত ফিটিং সমস্যা প্রবণ।
এখন, এই কৌশলটি অন্বেষণ করার পরে, একটি নতুন প্রশ্ন উঠছে: "কি হবে যদি এলোমেলোভাবে শুরু করা ওজন অত্যন্ত উচ্চ বা খুব কম হতে পারে?
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

22
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
(ক) বিলুপ্ত গ্রেডিয়েন্ট:

যেকোনো অ্যাক্টিভেশন ফাংশনের জন্য, () এর মান প্রতিটি হিসাবে হ্রাস পাবে
ব্যাকপ্রপাগেশন লয়োরটি অতিক্রম করা হয়, বিশেষ করে ডিপ নিউরালের ক্ষেত্রে
নেটওয়ার্ক এই উদাহরণে, পূর্ববর্তী স্তরের ওজনগুলি ধীরে ধীরে সামঞ্জস্য করা হয়।

অতএব, ওজন আপডেট ন্যূনতম, যার ফলে একটি বিলম্বিত কনভার্জেন্স হয়।

এই কারণে, আমাদের ক্ষতি ফাংশন অপ্টিমাইজেশন ধীর হয়. সবচেয়ে খারাপ ক্ষেত্রে
দৃশ্যকল্প, এটি নিউরাল নেটওয়ার্ককে আর কোনো প্রশিক্ষণ গ্রহণ থেকে বাধা দিতে পারে।

বিশেষত, সিগমায়েড, তানহ এবং অ্যাক্টিভেশন ফাংশনের জন্য, যদি ওজন হয়
অত্যন্ত বড়, গ্রেডিয়েন্ট অসীমভাবে ছোট হবে, ওজন প্রতিরোধ করবে
মান পরিবর্তন থেকে। এটি যেহেতু প্রতিটি পুনরাবৃত্তির পরে, () হয়
খুব প্রান্তিকভাবে বৃদ্ধি বা ক্রমবর্ধমান ছোট হয়ে

অতএব, অ্যাক্টিভেশন ফাংশন ব্যবহার করা হয়, যার মধ্যে গ্রেডিয়েন্টগুলি অদৃশ্য হয়ে যায়
সাধারণত একটি উদ্বেগ নয় কারণ গ্রেডিয়েন্ট নেতিবাচক (এবং শূন্য) এর জন্য 0
ইনপুট মান এবং 1 ইতিবাচক ইনপুট মানের জন্য।
(খ) বিস্ফোরণ গ্রেডিয়েন্ট:

এটি পূর্বে আলোচিত ভ্যানিশিং গ্রেডিয়েন্টের ঠিক বিপরীত।

অনুমান করুন আমাদের নন-নেগেটিভ আছে, পরিমিত অ্যাক্টিভেশন মান সহ বড় ওজন আছে
উ: যখন এই ওজনগুলিকে বিভিন্ন স্তরের সাথে গুণ করা হয়, তখন তারা উৎপন্ন করে
সামগ্রিক গ্রেডিয়েন্টে (খরচ) একটি উল্লেখযোগ্য পরিবর্তন। এটি নির্দেশ করে যে
-এর বৈচিত্রগুলি, যেমন = — * সমীকরণ দ্বারা সংজ্ঞায়িত করা হয়েছে, বড় আকারে ঘটবে
বৃদ্ধি এবং নিম্নমুখী মুহূর্ত বৃদ্ধি হবে.
বিস্ফোরিত গ্রেডিয়েন্টের কারণে সমস্যাগুলি ঘটছে:

- এই সমস্যাটি অপ্টিমাইজারকে ন্যূনতম বা এমনকি চারপাশে দোলাতে পারে
বারবার অপটিমাল ওভারশুট করুন এবং মডেল কখনই শিখবে না!

- গ্রেডিয়েন্টের বড় মান, ভুল গণনা বা ভূমিকার কারণে
(অনুপস্থিত মান) এর ফলাফল হতে পারে।

1.1.10 ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ

ব্যাচ স্বাভাবিকীকরণ একটি গভীর শিক্ষার কৌশল যা প্রদর্শিত হয়েছে
নিউরাল নেটওয়ার্ক মডেলগুলির কার্যকারিতা এবং নির্ভরযোগ্যতা উল্লেখযোগ্যভাবে বৃদ্ধি করে। এটা পারে
অভ্যন্তরীণ কোভারিয়েট শিফ্ট হ্রাস করুন যা অত্যন্ত গভীর স্নায়ুর প্রশিক্ষণের সময় ঘটতে পারে নেটওয়ার্ক

ব্যাচ স্বাভাবিকীকরণ একটি নিউরাল স্বাভাবিক করার জন্য একটি তত্ত্বাবধানে শেখার পদ্ধতি
নেটওয়ার্কের ইন্টারলয়ের আউটপুট। ফলস্বরূপ, পরবর্তী স্তরটি একটি "রিসেট" পায়
আগের লয়েরের আউটপুট ডিস্ট্রিবিউশন, এটিকে আরও ডেটা বিশ্লেষণ করতে সক্ষম করে
কার্যকরভাবে
গভীর শিক্ষার প্রশিক্ষণের সময়, "অভ্যন্তরীণ কোভারিয়েট শিফট" শব্দটি ব্যবহৃত হয়
এটির উপরে স্তরগুলির পরামিতি আপডেট করার প্রভাবকে চিহ্নিত করুন
বর্তমান স্তরে ইনপুট বিতরণ। এটি অপ্টিমাইজেশন প্রক্রিয়া আরও করতে পারে
মডেলের কনভারজেন্সকে চ্যালেঞ্জিং এবং বিলম্বিত করা।
যেহেতু স্বাভাবিকীকরণ নিশ্চিত করে যে কোনো অ্যাক্টিভেশন মান অত্যধিক বেশি বা কম নয় এবং
কারণ এটি প্রতিটি স্তরকে অন্যদের থেকে স্বাধীনভাবে শিখতে সক্ষম করে, এই কৌশলটির ফলাফল
শেখার একটি দ্রুত হার। "ড্রপআউট" হার (এর মধ্যে হারিয়ে যাওয়া তথ্যের পরিমাণ
প্রসেসিং পর্যায়) ইনপুট মানসম্মত করে হ্রাস করা যেতে পারে। শেষে পর্যন্ত, এই একটি ফিলাফল
বোর্ড জুড়ে নির্ভুলতা বিশাল বৃদ্ধি।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
23
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
কিভাবে ব্যাচ স্বাভাবিকীকরণ কাজ করে?
ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ একটি গভীর শিক্ষার কর্মক্ষমতা উন্নত করার জন্য একটি পদ্ধতি
নেটওয়ার্ক ব্যাচ গড় অপসারণ এবং তারপর ব্যাচ মান দ্বারা বিভাজক
বিচ্যুতি ক্ষতি ফাংশন খুব বড় হলে, স্টকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট সংশোধন করতে ব্যবহার করা হয়
একটি প্যারামিটার দ্বারা আউটপুটগুলিকে স্থানান্তরিত বা স্কেলিং করে এই প্রমিতকরণ, যা প্রভাবিত করে
পরবর্তী স্তরে ওজনের নির্ভুলতা।
যখন ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ একটি স্তরে প্রয়োগ করা হয়, তখন এর আউটপুট একটি মান দ্বারা গুণিত হয়
বিচ্যুতি পরামিতি (গামা) এবং একটি গড় পরামিতি (বিটা) একটি গৌণ হিসাবে যোগ করা হয়
প্রশিক্ষণযোগ্য পরামিতি। ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ এবং গ্রেডিয়েন্ট মধ্যে সম্বিওসিস ধন্যবাদ
ডিসেন্টস, প্রতিটি আউটপুটের জন্য শুধুমাত্র এই দুটি ওজন পরিবর্তন করে ডেটা "অসাধারণ" করা যেতে পারে।
অবশিষ্ট প্রাসঙ্গিক ওজন সামঞ্জস্য করার ফলে ডেটা হ্রাস হ্রাস পায় এবং বর্ধিত হয়
নেটওয়ার্ক স্থিতিশীলতা।
ব্যাচ স্বাভাবিকীকরণের উদ্দেশ্য হল প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়াকে স্থিতিশীল করা এবং উন্নত করা
মডেলের সাধারণীকরণ। এটি সূক্ষ্মভাবে শুরু করার প্রয়োজনীয়তাও কমাতে পারে
মডেলের ওজন এবং দ্রুত শেখার হার ব্যবহার সক্ষম করে, যা ত্বরান্বিত করতে পারে
প্রশিক্ষণ পদ্ধতি। একটি স্তরের আগে ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ নিয়োগ করা সাধারণ অভ্যাস
সক্রিয়করণ ফাংশন এবং অন্যান্য নিয়মিতকরণ কৌশলগুলির সাথে একযোগে, যেমন
ড্রপআউট এটি সমসাময়িক গভীর শিক্ষার একটি ব্যাপকভাবে নিযুক্ত কৌশল এবং আছে
ইমেজ শ্রেণীবিভাগ সহ বিভিন্ন কাজের জন্য কার্যকরী প্রমাণিত হয়েছে,
প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণ এবং মেশিন অনুবাদ।
ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণের সুবিধা

প্রশিক্ষণের প্রক্রিয়া স্থিতিশীল করুন। ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ কমাতে সাহায্য করতে পারে
অভ্যন্তরীণ কোভারিয়েট শিফট যা প্রশিক্ষণের সময় ঘটে, যার ফলে প্রশিক্ষণ বৃদ্ধি পায়
প্রক্রিয়াটির স্থিতিশীলতা এবং মডেলটিকে অপ্টিমাইজ করা সহজ করে তোলে।

সাধারণীকরণ উন্নত করে। একটি স্তর, ব্যাচ সক্রিয়করণ স্বাভাবিক করে
স্বাভাবিকিকরণ ওভারফিটিং কমাতে পারে এবং মডেলের সাধারণীকরণ বাড়াতে পারে।

সূক্ষ্ম সূচনা জন্য প্রয়োজনীয়তা হ্রাস. ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ সাহায্য করতে পারে
প্রাথমিক ওজনের প্রতি মডেলের সংবেদনশীলতা হ্রাস করে, মডেল প্রশিক্ষণকে সহজ করে।

দ্রুত শেখার হার সক্ষম করে। ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ দ্রুত আবেদনের অনুমতি দিয়ে

শখোর হার, যা প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়াকে ত্বরান্বিত করতে পারে।
ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ ওভারফিটিং
ব্যাচ স্বাভাবিকীকরণ ওভারফিটিং কমাতে সাহায্য করতে পারে, কিন্তু এটি একটি গ্যারান্টি নয়
একটি মডেল হবে না. ওভারফিটিং এখনও ঘটতে পারে যদি মডেলটি খুব জটিল হয়
প্রশিক্ষণের ডেটার পরিমাণ, যদি প্রশিক্ষণের ডেটাতে প্রচুর শব্দ হয়, বা যদি থাকে
প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়ার সাথে অন্যান্য সমস্যা। অন্যান্য নিয়মিতকরণ নিয়োগ করা অপরিহার্য
কৌশল, যেমন ড্রপআউট এবং একটি বৈধতা সেটে মডেলের কর্মক্ষমতা নিরীক্ষণ করা
অতিরিক্ত ফিটিং প্রতিরোধ করার জন্য প্রশিক্ষণের সময়।
ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ সমীকরণ
নিম্নলিখিত সমীকরণগুলি ব্যবহার করে, প্রতিটি ক্ষুদ্র-এর জন্য একটি স্তরের সক্রিয়তা স্বাভাবিক করা হয়
প্রশিক্ষণের সময় ডেটার ব্যাচ:

গড়: গড় = 1/ =1 থেকে

পার্থক্য: প্রকরণ = 1/ =1 থেকে (– গড়)^2

স্বাভাবিক সক্রিয়করণ: = (– গড়) / (ভেরিয়েন্স +)
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

24
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

স্কেল করা এবং স্থানান্তরিত সক্রিয়করণ: = + , যখানে এবং শিখছে
পরামিতি
অনুমানের সময়, একটি স্তরের সক্রিয়করণ গড় এবং বৈচিত্র ব্যবহার করে স্বাভাবিক করা হয়
প্রশিক্ষণের সময় গণনা করা অ্যাক্টিভেশনগুলির গড় এবং পার্থক্যের বিপরীতে
মিনি-ব্যাচ:

স্বাভাবিক সক্রিয়করণ: = (– গড়) / (ভেরিয়েন্স +)

স্কেল করা এবং স্থানান্তরিত সক্রিয়করণ: = +
ব্যাচ স্বাভাবিকীকরণ
2 মডিউল ব্যবহার করে, ব্যাচ স্বাভাবিকীকরণ কার্যকর করা যেতে পারে
এবং একটি স্তরের আউটপুটে প্রয়োগ করা হয়। উদাহরণস্বরূপ:
. হিসাবে আমদানি করুন
মডেল = । অনুক্রমিক(
.2(_=3, _=16, _=3, =1),
.2(_=16),
.(),
#...
)
2 মডিউল চ্যানেলের সংখ্যা গ্রহণ করে (যেমন, সংখ্যা
বৈশিষ্ট্য) একটি যুক্তি হিসাবে ইনপুট এবং স্থানিক উপর ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ প্রয়োগ করে
ইনপুটের মাত্রা (উচ্চতা এবং প্রস্থ)। প্রশিক্ষণের সময়, 2 মডিউল
স্বাভাবিকীকৃত অ্যাক্টিভেশনের জন্য এর শেখোযোগ্য স্কেলিং এবং স্থানান্তরিত পরামিতি আপডেট
করে।
1.1.11 অন্যান্য অপ্টিমাইজেশন পদ্ধতি
মেশিন লার্নিং এর প্রধান লক্ষ্য হল এমন একটি মডেল তৈরি করা যা ভালো পারফর্ম করে এবং
একটি নির্দিষ্ট সেটের ক্ষেত্রে সঠিক ভবিষ্যদ্বাণী দেয়। এটি অর্জন করার জন্য, আমাদের প্রয়োজন
মেশিন লার্নিং অপ্টিমাইজেশন।
মেশিন লার্নিং অপ্টিমাইজেশন হল হাইপারপ্যারামিটারগুলিকে ক্রমানুসারে সামঞ্জস্য করার প্রক্রিয়া
অপ্টিমাইজেশন কৌশলগুলির একটি ব্যবহার করে খরচ ফাংশন কমাতে। এটা গুরুত্বপূর্ণ
খরচ ফাংশন ন্যূনতম করতে কারণ এটি সত্যের মধ্যে অসঙ্গতি বর্ণনা করে
আনুমানিক প্যারামিটারের মান এবং মডেলটি কী ভবিষ্যদ্বাণী করছে।
আসুন বিভিন্ন ধরণের অপ্টিমাইজার এবং তাদের সুবিধা সম্পর্কে জেনে নিই:
1. গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট হল সবচেয়ে সহজ এবং সবচেয়ে বেশি ব্যবহৃত অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদম।

এটি ব্যাপকভাবে রৈখিক রিগ্রেশন এবং শ্রেণিবিন্যাস অ্যালগরিদমগুলিতে অন্তর্ভুক্ত করা হয়েছে। নিউরালে
নেটওয়ার্ক, ব্যাকপ্রোপগেশন একটি গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট অ্যালগরিদম নিযুক্ত করে।
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট হল একটি প্রথম-ক্রম অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদম যা ক্ষতির উপর নির্ভরশীল
ফাংশনের প্রথম অর্ডার ডেরিভেটিভ। এটি নির্ধারণ করে কিভাবে ওজন পরিবর্তন করা উচিত
যে ফাংশনটি তার সর্বনিম্ন মান অর্জন করতে পারে। ক্ষতি এক স্তর থেকে স্থানান্তর করা হয়
অন্যটি ব্যাকপ্রপাগেশনের মাধ্যমে, এবং মডেলের পরামিতিগুলি, যা ওজন নামেও পরিচিত
ক্ষতি কমানোর জন্য ক্ষতির উপর ভিত্তি করে সংশোধন করা হয়েছে।
অ্যালগরিদম: =−()
সুবিধা:
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
25
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
1. সরল গণনা।
2. বাস্তবায়ন করা সহজ।
3. বোঝা সহজ.
অসুবিধা:
1. স্থানীয় সর্বনিম্ন ক্যাপচার করা যেতে পারে।
2. সম্পূর্ণ ডেটাসেটের গ্রেডিয়েন্ট গণনা করার পরে, ওজনগুলি পরিবর্তন করা হয়।
অতএব, যদি ডেটাসেটটি খুব বড় হয়, সর্বনিম্ন রূপান্তর হতে পারে
বছর
3. সমগ্র ডেটাসেটের গ্রেডিয়েন্টের গণনার জন্য যথেষ্ট পরিমাণ প্রয়োজন
স্মৃতি
2. স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট
এটি গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের বিকল্প। এটি এর পরামিতি আপডেট করার চেষ্টা করে
আরো ঘন ঘন মডেল. এই পদ্ধতিতে, মডেল পরামিতিগুলি অনুসরণ করে পরিবর্তন করা হয়
প্রতিটি প্রশিক্ষণ উদাহরণের জন্য ক্ষতির গণনা। অতএব, যদি ডেটাসেটে 1000 থাকে
সারি, ডেটাসেটের চক্র প্রতি 1000 বার মডেল প্যারামিটার আপডেট করবে, যেমন
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের জন্য চক্র প্রতি একবারের বিপরীতে।
মডেল পরামিতি নিয়মিত আপডেট করা হয়, বৈচিত্র একটি উচ্চ ডিগ্রী আছে এবং
বিভিন্ন তীব্রতায় ক্ষতি ফাংশন মধ্যে ওঠানামা.
সুবিধা:
1. ঘন ঘন প্যারামিটার আপডেটের কারণে, কম সময়ে কনভারজেন্স ঘটে।
2. কম মেমরি প্রয়োজন কারণ ক্ষতির মান সংরক্ষণ করার প্রয়োজন নেই
ফাংশন
3. নতুন মিনিমা পেতে পারে।
অসুবিধা:
1. মডেল প্যারামিটার মান উচ্চ পরিবর্তনশীলতা.
2. গ্লোবাল ন্যূনতম পৌঁছে যাওয়ার পরেও গুলি হতে পারে।
3. গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের মতো একই অভিসার অর্জন করতে, শেখার হার অবশ্যই হবে
ধীরে ধীরে হ্রাস করা হবে।
3. মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট
এটি সবচেয়ে কার্যকর গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট অ্যালগরিদম বৈচিত্র। এটি উভয়ের চেয়ে উচ্চতর
এবং প্রচলিত গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট। প্রতিটি পুনরাবৃত্তির পরে, মডেল পরামিতি হয়
আপডেট করা হয়েছে ফলস্বরূপ, ডেটাসেটটি একাধিক বিভাগে বিভক্ত এবং প্রতিটির পরে
, পরামিতি সংশোধন করা হয়.
সুবিধা:
1. মডেলের প্যারামিটারগুলি ঘন ঘন আপডেট করে এবং কম বৈচিত্র্য রয়েছে।
2. একটি মাঝারি পরিমাণ মেমরি প্রয়োজন.
সমস্ত ধরণের গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের কিছু চ্যালেঞ্জ রয়েছে:
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

26
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
1. শেখার হারের জন্য সর্বোত্তম মান নির্বাচন করা। শেখার হার খুব কম হলে,
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট ধীরে ধীরে একত্রিত হতে পারে।
2. সমস্ত পরামিতিগুলির জন্য শেখার একটি ধ্রুবক হার রাখুন। কিছু থাকতে পারে
প্যারামিটার যা আমরা একই সাথে পরিবর্তন করতে চাই না।
3. স্থানীয় মিনিমাতে আটকা পড়তে পারে।
4. গতিবেগ
এর বৃহৎ বৈচিত্র্য কমাতে এবং প্রশমিত করার জন্য মোমেন্টাম তৈরি করা হয়েছিল
অভিন্নতা এটি হ্রাস করার সময় প্রাসঙ্গিক দিকে অভিসারণকে ত্বরান্বিত করে
অপ্রাসঙ্গিক দিকের ওঠানামা। গতিবেগ, স্বরলিপি '' দ্বারা চিহ্নিত, আরও একটি
এই পদ্ধতিতে ব্যবহৃত হাইপারপ্যারামিটার।
এখন, ওজনগুলি =−() দ্বারা আপডেট করা হয়েছে।
ভরবেগ শব্দ সাধারণত 0.9 বা অনুরূপ মান সেট করা হয়।
সুবিধা:
1. পরামিতিগুলির দোলন এবং উচ্চ বৈচিত্র্য হ্রাস করে।
2. গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের চেয়ে দ্রুত একত্রিত হয়।
অসুবিধা:
1. আরও একটি হাইপার-প্যারামিটার যোগ করা হয়েছে যা ম্যানুয়ালি নির্বাচন করতে হবে এবং
সঠিকভাবে
5. আদাগ্রাদ
সমস্ত পরামিতি এবং চক্র জুড়ে ধ্রুবক শেখার হার অন্যতম
বর্ণিত সমস্ত অপ্টিমাইজারের অসুবিধা। এই অপ্টিমাইজার শেখার হার পরিবর্তন করে।
এটি প্রতিটি পরামিতি এবং সময় ধাপ ''-এর জন্য শেখার হার '' পরিবর্তন করে। এটি একটি অ্যালগরিদম
অপ্টিমাইজেশনের জন্য দ্বিতীয় অর্ডার টাইপ করুন। এটি একটি ত্রুটি ফাংশনের পার্থক্যের উপর কাজ
করে।
নির্দিষ্ট পরামিতি এবং সময় টি জন্য ক্ষতি ফাংশন একটি ডেরিভেটিভ.

প্রদত্ত ইনপুট এবং সময়/পুনরাবৃত্তির জন্য পরামিতি আপডেট করুন
হল একটি শেখার হার যা প্রদত্ত পরামিতি () এর জন্য একটি নির্দিষ্ট সময়ে পরিবর্তিত হয়
প্রদত্ত পরামিতি () এর জন্য গণনা করা পূর্ববর্তী গ্রেডিয়েন্টগুলিতে।
আমরা গ্রেডিয়েন্টের বর্গের যোগফল ... () আপ টু টাইম ধাপ টি, যখন
একটি মসৃণ শব্দ যা শূন্য দ্বারা বিভাজন এড়িয়ে যায় (সাধারণত 1−8 এর ক্রম অনুসারে)।
মজার বিষয় হল, বর্গমূল অপারেশন ছাড়া, অ্যালগরিদম অনেক খারাপ কাজ করে।
এটি কম ঘন ঘন প্যারামিটারের জন্য বড় আপডেট এবং ঘন ঘন একটি ছোট পদক্ষেপ করে
পরামিতি
সুবিধা:
1. প্রতিটি প্রশিক্ষণ পরামিতি জন্য শেখার হার পরিবর্তন.
2. শেখার হার ম্যানুয়ালি টিউন করতে হবে না।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 32

গভীর শিক্ষা
27
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
3. স্পার্স ডেটাতে প্রশিক্ষণ দিতে সক্ষম।
অসুবিধা:
1. দ্বিতীয় অর্ডার ডেরিভেটিভ গণনা করার প্রয়োজন হিসাবে গণনাগতভাবে ব্যয়বহুল।
2. ধীর প্রশিক্ষণের ফলে শেখার হার সবসময় কমছে।
6. আদম আ
অ্যাডাম (অ্যাডাপ্টিভ মোমেন্ট এস্টিমেশন) প্রথম এবং দ্বিতীয়-ক্রমের সাথে কাজ করে
ভরবেগ আদমের পিছনে ধারণাটি হল যে আমরা এত তাড়াতাড়ি সেরে যেতে চাই না
কারণ আমরা সর্বনিম্ন অতিক্রম করতে পারি; বরং, আমরা এর জন্য বেগ কমাতে চাই
আরো পুঙ্খানুপুঙ্খ তদন্ত। অ্যাডাম অতীতের একটি দ্রুতগতিতে ক্ষয়প্রাপ্ত গড় সঞ্চয় করে
গ্রেডিয়েন্ট () অতীতের বর্গ গ্রেডিয়েন্টের দ্রুত ক্ষয়প্রাপ্ত গড় ছাড়াও
অ্যাডাডেল্টা।
() এবং () হল প্রথম মুহূর্তের মান যা গড় এবং দ্বিতীয়
মোমেন্ট যা যথাক্রমে গ্রেডিয়েন্টের কেন্দ্রবিহীন প্রকরণ।

ভরবেগের প্রথম এবং দ্বিতীয় ক্রম
এখানে, আমরা () এবং () এর মানে নিচ্ছি যাতে [()] [()] এর সমান হতে পারে।
যেখানে, [()] হল () এর একটি প্রত্যাশিত মান।
প্যারামিটার আপডেট করতে:

পরামিতি আপডেট করুন
1-এর মান হল 0.9, 2-এর জন্য 0.999 এবং ''-এর জন্য (10 (-8))।
সুবিধা:
1. পদ্ধতিটি খুব দ্রুত এবং দ্রুত একত্রিত হয়।
2. অদৃশ্য শিক্ষার হার, উচ্চ বৈচিত্র্য সংশোধন করে।
অসুবিধা:
1. গণনাগতভাবে ব্যয়বহুল।
সারাংশ

কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা () কম্পিউটার বা কম্পিউটার-ভিত্তিক নির্জীব বস্তুকে সক্ষম করে
মানুষের মত চিন্তা বা কাজ.

এআই গবেষণা মানব মস্তিষ্ক কীভাবে তথ্য প্রক্রিয়া করে, শেখে, তৈরি করে তার উপর দৃষ্টি নিবদ্ধ করে
সিদ্ধান্ত নেয়, এবং সমস্যার সমাধান করে।

 হল একটি বিস্তৃত ক্ষেত্র যার উদ্দেশ্য হল বুদ্ধিমান মেশিন তৈরি করা। মেশিন লার্নিং
() হল কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার একটি সাবফিল্ড যা বিভিন্ন ডেটা সেট চিনতে এবং শেখে
নিদর্শন
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 33

28
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

একটি অ্যাপ্লিকেশন হিসাবে সংজ্ঞায়িত করা হয় যা সিস্টেমগুলিকে স্বায়ত্তশাসিতভাবে শিখতে সক্ষম করে এবং
স্পষ্টভাবে প্রোগ্রাম করা ছাড়া অভিজ্ঞতার মাধ্যমে বিকাশ.

ডিপ লার্নিং (ডিএল) কৌশল সাহায্য করার জন্য একটি ডোমেনে ধারণাগুলির একটি শ্রেণিবিন্যাস নিয়োগ করে
অভিজ্ঞতার মাধ্যমে জ্ঞান অর্জনে একটি কম্পিউটার।

নিউরাল নেটওয়ার্ক ডিপ লার্নিং () এবং মেশিন লার্নিং () এর একটি ক্লাস
একাধিক লুকানো সহ কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক () এর উপর ভিত্তি করে কৌশল
স্তর

পুনরাবৃত্ত নিউরাল নেটওয়ার্ক (), কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক () এবং
নিউরাল নেটওয়ার্ক (সিএনএন) হল নিউরাল নেটওয়ার্ক বাস্তবায়নের কয়েকটি উদাহরণ যার
কাঠামো একে অপরের থেকে সামান্য পরিবর্তিত হয়।

সফটম্যাক্স রিগ্রেশন হল এক ধরনের লজিস্টিক রিগ্রেশন যা একটি ইনপুট মানকে রূপান্তরিত করে
মানের একটি ভেক্টরের মধ্যে যা একটি সম্ভাব্যতা বন্টন অনুসরণ করে যার যোগফল 1 সমান।

সফটম্যাক্স রিগ্রেশন (প্রতিশব্দ: মাল্টিনোমিয়াল লজিস্টিক, ম্যাক্সিমাম এনট্রপি ক্লাসিফায়ার, বা
শুধু মাল্টি-ক্লাস লজিস্টিক রিগ্রেশন) হল লজিস্টিক রিগ্রেশনের একটি সাধারণীকরণ যা করতে পারে
মাল্টি-ক্লাস শ্রেণীবিভাগের জন্য ব্যবহার করা হবে (ধরে নেওয়া ক্লাসগুলি পারস্পরিকভাবে একচেটিয়া)।

হল প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণের জন্য একটি ওপেন সোর্স পাইথন লাইব্রেরি
টর্চ মেশিন লার্নিং ফ্রেমওয়ার্কের উপর ভিত্তি করে। এটি এর সাথে তুলনীয়, তবে
সমর্থন শক্তিশালী।

-এ ফাংশন হল একটি গাণিতিক ফাংশন যা মান রূপান্তর করতে ব্যবহৃত হয়
সম্ভাব্যতার মধ্যে একটি প্রদত্ত টেনসরের।

সম্ভাব্যতা বিতরণে টেনসরগুলিকে স্বাভাবিক করার জন্য, ফাংশনটি হল
একটি সর্ব-উদ্দেশ্য, কার্যকরী এবং অভিযোজিত যন্ত্র।

একটি নিউরাল নেটওয়ার্কের শেখার (প্রশিক্ষণ) প্রক্রিয়া একটি পুনরাবৃত্তিমূলক প্রক্রিয়া যেখানে
যতক্ষণ না পর্যন্ত প্রতিটি নেটওয়ার্ক স্তরের মাধ্যমে গণনা এগিয়ে এবং পিছনে সঞ্চালিত হয়
ক্ষতি ফাংশন ন্যূনতম হয়.

একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক অসংখ্য নিউরন (পারসেপ্টরন) দ্বারা গঠিত, যা স্তরযুক্ত

স্তরে স্তরগুলির মধ্যে সংযোগগুলি নেটওয়ার্কের পরামিতিগুলির মাধ্যমে ঘটছে।
(তীর দ্বারা প্রতিনিধিত্ব)।

অগ্রবর্তী প্রচারের চূড়ান্ত ফলাফল পূর্বাভাসিত মান হিসাবে পরিচিত। মূল্যায়ন করতে
নিউরাল নেটওয়ার্কের কার্যকারিতা, এই মানটি সংশ্লিষ্ট সাথে তুলনা করা আবশ্যক
স্থল-সত্য (প্রকৃত) মান। এই ক্ষেত্রে, ক্ষতি ফাংশন (উদ্দেশ্য হিসাবেও পরিচিত
ফাংশন বা খরচ ফাংশন) ব্যবহার করা হয়।

ক্ষতি ফাংশন বলা হয় ভবিষ্যদ্বাণী করা এবং প্রকৃত মানগুলির মধ্যে একটি স্কোর গণনা করে
ক্ষতির স্কোর। এটিকে মডেলের ত্রুটি হিসাবেও উল্লেখ করা হয়।

ডিপ লার্নিং অ্যালগরিদমগুলি নিউরাল নেটওয়ার্কগুলির চারপাশে কেন্দ্রীভূত হয়, যা নামেও পরিচিত।
কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক ()।

কম্পিউটার ভিশন হল ছবি থেকে ডেটা এবং অন্তর্দৃষ্টি বের করার জন্য কম্পিউটারের ক্ষমতা
এবং ভিডিও। গভীর শিক্ষার কৌশল ব্যবহার করে, কম্পিউটার চিত্রগুলি বুঝতে পারে
মানুষের অনুরূপ।

 হল একটি অতিরিক্ত ধরনের বোল্টজম্যান মেশিন। এখানে, ইনপুট স্তর নিউরন
এবং গোপন স্তর নিউরন তাদের মধ্যে প্রতিসম সংযোগ আছে.

কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক হল প্রাথমিকভাবে নিযুক্ত নিউরাল নেটওয়ার্কের একটি উপপ্রকার
ইমেজ শ্রেণীবিভাগ, ইমেজ ক্লাস্টারিং এবং অবজেক্ট রিকগনিশনের জন্য।

 ব্যতীত শ্রেণিবিদ্ধ চিত্রি উপস্থাপনা নির্মাণের সুবিধা দেয়
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
29
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
তত্ত্বাবধান ডিপি কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্কগুলি অন্য সমস্ত নিউরালের চেয়ে পছন্দ করা হয়
নির্ভুলতার জন্য নেটওয়ার্ক প্রকার।

একটি ফিড-ফরোয়ার্ড নিউরাল নেটওয়ার্ক হল একটি কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক যা প্রতিরোধ করে
নোডের মধ্যে চক্র গঠন। এই ধরনের নিউরাল নেটওয়ার্কে, সমস্ত পারসেপ্টরন
স্তরগুলিতে সাজানো হয়, ইনপুট স্তর ইনপুট গ্রহণ করে এবং আউটপুট স্তর
আউটপুট উত্পাদন।

সবচেয়ে সহজ নিউরাল নেটওয়ার্ক একটি ইনপুট স্তর (বাম দিকে অবস্থিত), একটি আউটপুট নিয়ে গঠিত
বা লক্ষ্য স্তর (ডানদিকে অবস্থিত) এবং এর মধ্যে একটি গোপন স্তর।

একটি অ্যাক্টিভেশন ফাংশন হল একটি নন-লিনিয়ার ফাংশন যা পছন্দসই ইনপুট স্থানান্তর করতে ব্যবহৃত হয়
আউটপুট মান, যেমন (0, 1) বা (-1, 1)।

নিউরাল নেটওয়ার্ক মানব মস্তিষ্কের মৌলিক ফাংশন অনুকরণ করতে ব্যবহার করা হয়
এবং মস্তিষ্ক যেভাবে তথ্য ব্যাখ্যা করে তা দ্বারা অনুপ্রাণিত হয়।

একটি কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক মডেলের উপাদানগুলি জৈবিক দ্বারা অনুপ্রাণিত হয়
স্নায়ুতন্ত্র

বিপুল সংখ্যক আন্তঃসংযুক্ত প্রক্রিয়াকরণ উপাদান, যা নোড নামেও পরিচিত,
একটি কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক গঠন।

সুপারভাইজড লার্নিং হল শেখার একটি ফর্ম যা একজন সুপারভাইজার দ্বারা তত্ত্বাবধান করা হয়, যেমন
নাম প্রস্তাব করে। একজন প্রশিক্ষকের সাথে শেখার তুলনীয়। ইনপুট প্রশিক্ষণ জোড়া গঠিত
ইনপুট এবং পছন্দসই আউটপুট একটি সেট.

তত্ত্বাবধানে শিক্ষার বিপরীতে, আন-সুপারভাইজড লার্নিং-এ কোনটিই নেই
সুপারভাইজার বা তত্ত্বাবধানহীন শিক্ষার একজন শিক্ষক। শেখার এই ফর্ম, নেই
পরিবেশগত প্রতিক্রিয়া, কোন উদ্দিষ্ট আউটপুট এবং মডেল স্বাধীনভাবে শেখে।

রিইনফোর্সমেন্ট লার্নিং তত্ত্বাবধানে এবং উভয়ের সুবিধার সমন্বয় করে
তত্ত্বাবধানহীন শিক্ষা। এটা সমালোচনার মাধ্যমে শেখার অনুরূপ। এখানে, পরিবেশ
সুনির্দিষ্ট প্রতিক্রিয়া প্রদান করে না; বরং, এটি সমালোচনামূলক প্রতিক্রিয়া প্রদান করে।

নিউরাল নেটওয়ার্কে, "গভীরতা" বলতে নেটওয়ার্ক স্তরের সংখ্যা বোঝায়, যেখানে "প্রস্থ"
একটি নেটওয়ার্ক স্তরে নিউরনের সংখ্যা বোঝায়। নিউরালের গুরুত্বপূর্ণ নির্ধারক
নেটওয়ার্কের জটিল ডেটা সম্পর্ক শেখার এবং প্রতিনিধিত্ব করার ক্ষমতা হল এর গভীরতা এবং

ঘরে

ব্যাকপ্রপাগেশন অ্যালগরিদম আউটপুট থেকে ইনপুট নোডগুলিতে ত্রুটিগুলি প্রচার করে। ত্রুটি বিপরীতে প্রচার করাকে ত্রুটির পশ্চাদগামী প্রচার হিসাবে উল্লেখ করা হয়।

অ্যাক্টিভেশন লিনিয়ার অ্যাক্টিভেশন ফাংশনের অধীনে ইনপুটের সমানুপাতিক "কোন সক্রিয়করণ" বা "পরিচয় ফাংশন" হিসাবে পরিচিত।

সিগময়েড / লজিস্টিক অ্যাক্টিভেশন ফাংশন ইনপুট এবং রিটার্ন হিসাবে যেকোনো বাস্তব সংখ্যা গ্রহণ করে
0 এবং 1 এর মধ্যে মান।

ফাংশন অত্যন্ত সিগমায়েড/লজিস্টিক অ্যাক্টিভেশন ফাংশন এবং এমনকি অনুরূপ একই -আকৃতি আছে, যার আউটপুট পরিসীমা -1 থেকে 1 পর্যন্ত।

হল এর সংক্ষিপ্ত রূপ। এর একটি ডেরিভেটিভ ফাংশন আছে, ব্যাকপ্রপাগেশন সক্ষম করে এবং ছাপ দেওয়া সত্ত্বেও গণনাগতভাবে দক্ষ একটি রৈখিক ফাংশন হচ্ছে

হল ফাংশনের একটি উন্নত বিকল্প যা সমাধান করার জন্য ডিজাইন করা হয়েছে সমস্যা কারণ এর নেতিবাচক অঞ্চলে একটি ক্ষুদ্র ইতিবাচক ঢাল রয়েছে।

প্যারামেট্রিক হল -এর একটি রূপ যা গ্রেডিয়েন্টের সমস্যা সমাধান করার চেষ্টা করে অক্ষরে বাম অর্ধকে শূন্য হয়ে যাচ্ছে।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 35

30
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

সূচকীয় রৈখিক ইউনিট, বা সংক্ষেপে হল আরেকটি ভেরিয়েন্ট যা পরিবর্তন করে
ফাংশনের নেতিবাচক অংশের ঢাল। নেতিবাচক মনোনীত করার জন্য একটি লিগ ব্যবহার করে
মান, ফুটো এবং প্যারামেট্রিক দ্বারা ব্যবহৃত সরল রেখার বিপরীতে।
শব্দকোষ

গাউসিয়ান এরর লিনিয়ার ইউনিট () অ্যাক্টিভেশন ফাংশন নেতৃস্থানীয় এর সাথে সামঞ্জস্যপূর্ণ
মডেল , , এবং অন্যান্য।

স্কেলেড এক্সপোনেনশিয়াল লিনিয়ার ইউনিট (): এটি স্ব-স্বাভাবিক নেটওয়ার্কে সংজ্ঞায়িত করা হয় এবং
অভ্যন্তরীণ স্বাভাবিকিকরণ পরিচালনা করে, যার অর্থ প্রতিটি স্তর গড় বজায় রাখে এবং
পূর্বের স্তরগুলির পার্থক্য।

র‍্যান্ডম ইনিশিয়ালাইজেশন (এলোমেলোভাবে শুরু করা ওজন): এই কৌশলটি করার চেষ্টা করে
নিউরনকে শিখতে বাধা দিয়ে শূন্য প্রারম্ভিকতার ত্রুটিগুলি সমাধান করুন
তাদের ইনপুট একই বৈশিষ্ট্য.

ব্যাচ স্বাভাবিকীকরণ একটি গভীর শিক্ষার কৌশল যা প্রদর্শিত হয়েছে
নিউরাল নেটওয়ার্ক মডেলগুলির কার্যকারিতা এবং নির্ভরযোগ্যতা উল্লেখযোগ্যভাবে বৃদ্ধি করে।

যুগ: সমগ্র প্রশিক্ষণ ডেটাসেটে অ্যালগরিদম কতবার কার্যকর করা হয়।

ব্যাচ: মডেল আপডেট করার জন্য সংগ্রহ করা নমুনার পরিমাণ নির্দেশ করে
পরামিতি

শেখার হার: এটি একটি প্যারামিটার যা নির্দিষ্ট করে যে মডেলের ওজন কত ঘন ঘন হওয়া উচিত
আপডেট করা

কস্ট ফাংশন/লস ফাংশন: খরচ নির্ধারণের জন্য একটি খরচ ফাংশন ব্যবহার করা হয়, যা হল
পূর্বাভাসিত এবং প্রকৃত মানের মধ্যে পার্থক্য।

ওজন/পক্ষপাত: দুটি নিউরনের মধ্যে সংকেত নিয়ন্ত্রণকারী শেখার পরামিতি
একটি মডেলে

একটি কৃত্রিম নিউরন একটি সাধারণ বা একাধিক রৈখিক রিগ্রেশন মডেলের অনুরূপ
একটি অ্যাক্টিভেশন ফাংশন দিয়ে শেষ হয়।

একটি ফিড-ফরোয়ার্ড নিউরাল নেটওয়ার্ক হল একটি কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক যা প্রতিরোধ করে

নোডের মধ্যে চক্র গঠন।

ড্রপআউট। এই পদ্ধতিটি নিউরাল নেটওয়ার্কে ওভারফিটিং এর সমস্যা সমাধান করার চেষ্টা করে নির্বিচারে ইউনিট এবং তাদের সংযোগ সময় অপসারণ দ্বারা অসংখ্য পরামিতি সহ প্রশিক্ষণ

কম্পিউটার ভিশন হল ছবি থেকে ডেটা এবং অন্তর্দৃষ্টি বের করার জন্য কম্পিউটারের ক্ষমতা এবং ভিডিও। গভীর শিক্ষার কৌশল ব্যবহার করে, কম্পিউটার চিত্রগুলি বুঝতে পারে মানুষের অনুরূপ।

বাইনারি ক্রস-এনট্রপি (লগ লস) — এই মেট্রিকটি বাইনারি মূল্যায়ন করতে ব্যবহৃত হয় (দুই-শ্রেণী) শ্রেণীবিভাগ সমস্যা।

বহু-শ্রেণীর ক্রস-এনট্রপি/শ্রেণীগত ক্রস-এনট্রপি — এটি মূল্যায়ন করতে ব্যবহৃত হয় একাধিক ক্লাস জড়িত শ্রেণীবিন্যাস সমস্যার কর্মক্ষমতা (দুইটির বেশি ক্লাস)।

মেশিন লার্নিং একটি অ্যাপ্লিকেশন হিসাবে সংজ্ঞায়িত করা হয় যা সিস্টেমগুলিকে শিখতে সক্ষম করে স্বায়ত্তশাসিতভাবে এবং স্পষ্টভাবে প্রোগ্রাম করা ছাড়া অভিজ্ঞতার মাধ্যমে বিকাশ।

কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা () কম্পিউটার বা কম্পিউটার-ভিত্তিক নির্জীব বস্তুকে সক্ষম করে মানুষের মত চিন্তা বা কাজ.

নিউরাল নেটওয়ার্ক ডিপ লার্নিং () এবং মেশিন লার্নিং () এর একটি ক্লাস
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 36

গভীর শিক্ষা
31
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
একাধিক লুকানো সহ কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক () এর উপর ভিত্তি করে কৌশল
স্তর

সিগময়েড রিগ্রেশন হল এক ধরনের লজিস্টিক রিগ্রেশন যা একটি ইনপুট মানকে রূপান্তরিত করে
মানের একটি ভেক্টরের মধ্যে যা একটি সম্ভাব্যতা বন্টন অনুসরণ করে যার যোগফল 1
আউটপুট মান [0,1] এর মধ্যে।

একটি নিউরাল নেটওয়ার্কের শেখার (প্রশিক্ষণ) প্রক্রিয়া একটি পুনরাবৃত্তিমূলক প্রক্রিয়া যেখানে
যতক্ষণ না পর্যন্ত প্রতিটি নেটওয়ার্ক স্তরের মাধ্যমে গণনা এগিয়ে এবং পিছনে সঞ্চালিত হয়
ক্ষতি ফাংশন ন্যূনতম হয়.

ফরোয়ার্ড প্রচার: এটি একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক অসংখ্য নিউরনের সমন্বয়ে গঠিত
(), যা স্তরে স্তরে স্তরিত। স্তরগুলির মধ্যে সংযোগ
নেটওয়ার্কের প্যারামিটারের মাধ্যমে ঘটছে (তীর দ্বারা উপস্থাপিত)।
আপনার বোঝাপড়া পরীক্ষা করুন
1.
_____ মেট্রিক রিগ্রেশনের কার্যকারিতা পরিমাপ করতে ব্যবহৃত হয়
সমস্যা
ক) গড় বর্গাকার ত্রুটি
খ) মানে পরম বিশ্লেষণ
গ) মানে পরম ত্রুটি
) স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট
2.
_____ পরিসংখ্যান রিগ্রেশনের কর্মক্ষমতা মূল্যায়ন করতে ব্যবহার করা হয়
সমস্যা
ক) রুট গড় বর্গক্ষেত্র
খ) যুগ
গ) মানে পরম ত্রুটি
ঘ) ক্ষতি ফাংশন অপ্টিমাইজেশন
3.
_____ মেট্রিক রিগ্রেশনের কর্মক্ষমতা মূল্যায়ন করতে ব্যবহার করা হয়
সমস্যা
ক) বহু-শ্রেণীর ক্রস-এনট্রপি
) বাইনারি ক্রস-এনট্রপি
গ) শ্রেণীবদ্ধ ক্রস-এনট্রপি
ঘ) মানে পরম শতাংশ ত্রুটি
4.
_____ মেট্রিক রিগ্রেশনের কার্যকারিতা মূল্যায়ন করতে ব্যবহৃত হয়
সমস্যা

ক) হুবার লস
খ) মানে পরম ত্রুটি
গ) বাইনারি ক্রস-এনট্রপি
ঘ) বহু-শ্রেণীর ক্রস-এনট্রপি
5.
_____ মেট্রিক বাইনারি (দুই-শ্রেণীর) শ্রেণীবিভাগ মূল্যায়ন করতে ব্যবহৃত হয়
সমস্যা
ক) বাইনারি ক্রস-এনট্রপি
খ) মানে পরম ত্রুটি
গ) হুবার লস
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

32
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ঘ) গড় বর্গাকার ত্রুটি
6.
_____ শ্রেণীবিভাগের কর্মক্ষমতা মূল্যায়ন করতে ব্যবহৃত হয়
একাধিক ক্লাস জড়িত সমস্যা (দুই শ্রেণীর বেশি)।
ক) পশ্চাদমুখী প্রচার
খ) বহু-শ্রেণীর ক্রস-এনট্রপি
গ) ফরোয়ার্ড প্রচার
ঘ) ব্যাচের আকার
7.
_____ হল মেশিন লার্নিং এর একটি সাবফিল্ড যা এর কার্যকারিতা দ্বারা অনুপ্রাণিত
মানুষের মস্তিষ্ক। এর সবচেয়ে মৌলিক আকারে, একটি গভীর শিক্ষার অ্যালগরিদম উদাহরণ থেকে শেখে,
অভিজ্ঞতার মাধ্যমে মানুষ কীভাবে শেখে এবং বিকাশ করে তার অনুরূপ।
ক) খরচ ফাংশন
খ) গভীর শিক্ষা
গ) লস ফাংশন
ঘ) ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ
8.
_____ পদ্ধতি নিউরালে ওভারফিটিং সমস্যা সমাধানের চেষ্টা করে
যথেচ্ছভাবে ইউনিট এবং তাদের সংযোগ অপসারণ করে অসংখ্য পরামিতি সহ নেটওয়ার্ক
প্রশিক্ষণের সময়।
ক) ইনপুট
খ) আউটপুট
গ) ড্রপআউট
ঘ) সূচনা
9.
এর পূর্ণরূপ কি?
ক) কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক
) কৃত্রিম নিরপেক্ষ নেটওয়ার্ক
গ) কৃত্রিম স্নায়ু স্বাভাবিকিকরণ
ঘ) অটোএনকোডার নিউরাল নেটওয়ার্ক
10. _____ প্রাথমিকভাবে ইমেজ ডেটার জন্য ব্যবহৃত হয়। এটি কম্পিউটারে নিযুক্ত করা হয়
দৃষ্টি ব্যবহারিক অ্যাপ্লিকেশনগুলির মধ্যে স্বায়ত্তশাসিত বস্তুর সনাক্তকরণ
যানবাহন
ক) কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক
খ) ওজন সূচনা
গ) জিরো ইনিশিয়ালাইজেশন
) র‍্যান্ডম ইনিশিয়ালাইজেশন
11. _____ সময় সিরিজের ডেটা ব্যাখ্যা এবং প্রক্রিয়া করতে ব্যবহৃত হয়। এর মধ্যে
আর্কিটেকচারের ফর্ম, একটি প্রসেসিং নোডের আউটপুট একই বা নোডগুলিতে ফেরত দেওয়া হয়

পূর্ববর্তী স্তর।
ক) কৃত্রিম নিউরন
খ) ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ
) বারবার নিউরাল নেটওয়ার্ক
ঘ) ব্যাকপ্রপাগেশন
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
33
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
12. নেটওয়ার্কের পূর্ণরূপ কী?
ক) দীর্ঘ স্বল্পমেয়াদী স্মৃতি
খ) লিনিয়ার শর্ট-টার্ম মেমরি
গ) দীর্ঘ স্বল্পমেয়াদী মেমরি
ঘ) দীর্ঘ স্বল্প-মেয়াদী মেশিন
13. _____ হল প্রথম ধরনের ব্যাকপ্রোপাগেশন। একটি নেটওয়ার্ক ডিজাইন করা হয়েছে স্ট্যাটিক ইনপুটগুলিকে স্ট্যাটিক আউটপুটে ম্যাপ করতে, স্ট্যাটিক ব্যাকপ্রোপগেশন স্ট্যাটিক দ্বারা গঠিত
ইনপুট এবং স্ট্যাটিক আউটপুট।
ক) সক্রিয়করণ ফাংশন
খ) নেটওয়ার্ক আকৃতি
গ) তত্ত্বাবধানহীন শিক্ষা
) স্ট্যাটিক ব্যাকপ্রোপাগেশন
14. ওজনযুক্ত যোগফল গণনা করতে _____ স্নায়ু নেটওয়ার্কে ব্যবহৃত হয়
ইনপুট এবং পক্ষপাত, যা তারপর একটি নিউরন হতে পারে কিনা তা নির্ধারণ করতে ব্যবহৃত হয়
সক্রিয় এটি উপস্থাপিত ডেটা ম্যানিপুলেট করে এবং একটি আউটপুট তৈরি করে
নিউরাল নেটওয়ার্কের জন্য ডেটার পরামিতি।
ক) তত্ত্বাবধানে শিক্ষা
খ) সক্রিয়করণ ফাংশন
গ) বায়াস ভ্যালু অ্যাডেড
) ইনপুট স্তর
15. _____ অ্যাক্টিভেশন ফাংশন নেতৃস্থানীয় এর সাথে সামঞ্জস্যপূর্ণ
মডেল , , এবং অন্যান্য।
ক) উৎপন্ন ত্রুটি লিনিয়ার ইউনিট
খ) গাউসিয়ান ত্রুটি লিনিয়ার আনসুপারভাইজড
গ) গাউসিয়ান ত্রুটি লিনিয়ার ইউনিট
) গাউসিয়ান এন্ড লিনিয়ার ইউনিট
16. _____ প্রাকৃতিক ভাষার জন্য একটি ওপেন সোর্স পাইথন লাইব্রেরি
প্রক্রিয়াকরণ যা টর্চ মেশিন লার্নিং কাঠামোর উপর ভিত্তি করে।
ক) পাইটর্চ
) মেশিন ট্রান্সলেশন সিস্টেম
গ) ছবির ক্যাপশনের স্বয়ংক্রিয় জেনারেশন
ঘ) ভয়েস নিয়ন্ত্রিত সমর্থন
17. _____ পদ্ধতি ফাংশন প্রয়োগ করে। এই
পদ্ধতি ইনপুট হিসাবে একটি টেনসর গ্রহণ করে এবং প্রতিটি উপাদানের সাথে একটি অভিন্ন টেনসর প্রদান করে
ফাংশন দ্বারা রূপান্তরিত.
ক) ..()
) ...()

গ) ..()
ঘ) ..()
18. _____ একটি তত্ত্বাবধানে শিক্ষার অ্যালগরিদম যা সাধারণত নিযুক্ত করা হয়
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

34
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
যখন একাধিক ক্লাস জড়িত থাকে, লজিস্টিক রিগ্রেশন ক্লাসিফায়ারের বিপরীতে, যা
বাইনারি শ্রেণীবিভাগের জন্য ব্যবহৃত হয়।
ক) বক্তৃতা স্বীকৃতি
খ) সোনার টার্গেট রিকগনিশন
গ) সফটম্যাক্স ক্লাসিফায়ার
) ডেটা কম্প্রেশন
19. _____ এর উদ্দেশ্য হল বিশ্বব্যাপী মিনিমা কোথায় চিহ্নিত করা
ক্ষতি ফাংশন সবচেয়ে ছোট মান আছে.
ক) অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদম
খ) সমষ্টি ও পক্ষপাত
) সক্রিয়করণ ফাংশন
) আউটপুট স্তর
20. এর পূর্ণরূপ কি?
ক) কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক
খ) কোড নিউরাল নেটওয়ার্ক
গ) গোপন নিউরাল নেটওয়ার্ক
ঘ) সেল নিউরাল নেটওয়ার্ক
ব্যায়াম
1.
সফটওয়্যার রিগ্রেশনের ধারণা ব্যাখ্যা কর।
2.
ব্যাক প্রোপাগেশন কি?
3.
ফরোয়ার্ড প্রচার কি?
4.
ডিপ লার্নিং কি?
5.
একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণের জন্য মূল পদক্ষেপ কি কি?
6.
গভীর শিক্ষার প্রকারভেদ ব্যাখ্যা কর।
7.
ডিপ লার্নিং এর চ্যালেঞ্জ এবং উপকারিতা ব্যাখ্যা করুন।
8.
নিউরাল নেটওয়ার্কের প্রকারভেদ ব্যাখ্যা কর।
শেখার কার্যক্রম
1.
কেন আমাদের ড্রপআউট দরকার এবং এটি কীভাবে ওভারফিটিং সমস্যা সমাধানে সহায়তা করে?
2.
পোশাকের চিত্রগুলিকে বিভিন্ন বিভাগে শ্রেণিবিদ্ধ করতে যে কোনও সরঞ্জাম ব্যবহার করুন বা একটি

মডলে তৈরি করুন
যেমন শার্ট, ট্রাউজার্স। (প্রয়োজনে আরও বিভাগ করুন)।
আপনার বোঝাপড়া পরীক্ষা করুন - উত্তর
1. ক)
2.
গ)
3. ঘ)
4.
ক)
5. ক)
6.
খ)
7. খ)
8.
গ)
9. ক)
10. ক)
11. গ)
12. ক)
13. ঘ)
14. খ)
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 40

গভীর শিক্ষা
35
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
15. গ)
16. ক)
17. খ)
18. গ)
19. ক)
20. ক)
আরও পড়া এবং গ্রন্থপঞ্জি
1. অ্যান্ড্রু ডব্লিউ ট্রাস্ক। (2019)। গ্রোকিং ডিপ লার্নিং। ম্যানিং পাবলিকেশন্স। 336 পৃষ্ঠাগুলি
2. চারু সি আগরওয়াল। (2018)। নিউরাল নেটওয়ার্ক এবং ডিপ লার্নিং। ১ম সংস্করণ। স্প্রিংগার
3. নিথিনি বুদুমা, নিখিল বুদুমা এবং জো পাপা। (2022)। গভীররে মৌলিক বিষয় শিখো: পরবর্তী প্রজন্মের মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদম ডিজাইন করা। ও'রিলি মিডিয়া, .
4. , এবং . . . (2022)। গভীর শিক্ষা আর. ম্যানিং পাবলিকেশন্সের সাথে। 568 পৃষ্ঠা।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 41

36
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
মডিউল - : কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক এবং
অটোএনকোডার
শেখার উদ্দেশ্য
এই মডিউলের শেষে, আপনি সক্ষম হবেন:

আবর্তন বিশ্লেষণ করুন

সর্বোচ্চ পুলিং সংজ্ঞায়িত করুন

কনভোল্যুশনাল নেটওয়ার্ক চিনুন

প্রাক-প্রশিক্ষিত নেটওয়ার্ক বিশ্লেষণ করুন

কনভোলিউশনাল ম্যাক্স পুলিং শনাক্ত করুন

একটি দিয়ে আপনার মডেলকে প্রশিক্ষণের স্বীকৃতি দিন

প্রাক-প্রশিক্ষিত নেটওয়ার্কগুলি সনাক্ত করুন
ভূমিকা
কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক, সাধারণত সিএনএন এবং কনভনেট নামে পরিচিত
নিউরাল নেটওয়ার্কের একটি সাবক্লাস যা চিত্রের কাজের জন্য প্রায়শই ব্যবহৃত হয়
শ্রেণীবিন্যাস, যার মধ্যে শ্রেণী মানগুলির একটি সেটে ছবি ইনপুট ম্যাপিং জড়িত।
2.1 কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক এবং ত্বরান্বিত
প্রশিক্ষণ
উচ্চ পর্যায়ে, সিএনএনকে ফিডফরওয়ার্ড নেটওয়ার্কের একটি সংস্করণ হিসেবে ভাবা যেতে পারে;
তবুও, ভিজ্যুয়াল মূল্যায়নের জন্য অন্যান্য ঐতিহ্যগত অ্যালগরিদমের তুলনায়
ইনপুট, সিএনএন অনেকগুলি সুবিধা অফার করে যা তাদের পছন্দের করে তোলে:

কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্কগুলি ভিজ্যুয়ালের শ্রেণীবদ্ধ প্রকৃতির ব্যবহার করে
মৌলিক আদিম দিয়ে শুরু করে এবং সেগুলোকে একত্রিত করে রচনা
ক্রমান্বয়ে জটিল প্যাটার্নিং তৈরি করার জন্য। অবশেষে উপকৃত হয়

এটি যেহেতু বৈশিষ্ট্য নির্বাচনের ধাপে আউটসোর্সিংয়ের প্রভাব, প্রদান করে
তারা হস্তনির্মিত বৈশিষ্ট্যের উপর নির্ভর করে এমন পদ্ধতির উপর একটি প্রান্ত।

কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক () এর একটি ডিজাইন আছে যা স্কেলিং এর জন্য উপযুক্ত
এবং
যেহেতু তারা নিউরাল নেটওয়ার্ক, তাই তারা -এক্সিলারেটেড প্রশিক্ষণ থেকে উপকৃত হতে পারে।
এই কারণে, বিশাল ডেটাসেটগুলি পরিচালনা করতে তাদের ব্যবহার করা একটি সম্ভাবনার মূল্য
বিবেচনা করা

কারণ ঐতিহ্যগত ফিডফরোয়ার্ড নিউরাল নেটওয়ার্কের প্রতিটি নোডের সাথে সংযুক্ত থাকে
নেটওয়ার্কের প্রতিটি অন্যান্য নোড, তারা গণনাগতভাবে চাহিদাপূর্ণ এবং প্রবণ
মডেলের প্যারামিটারের সংখ্যা বাড়ার সাথে সাথে ওভারফিটিং করা। আবর্তিত
এবং কনভনেটের পুলিং স্তর, অন্যদিকে, প্রাথমিক মাত্রা কমিয়ে দেয়
সম্পূর্ণ সংযুক্ত স্তরে এটি খাওয়ানোর আগে ইনপুটটির। এটি নেটওয়ার্ক তৈরি করে
গণনাগতভাবে হালকা এবং ডেটা ওভারফিট হওয়ার ঝুঁকি কম।
ত্বরণ হল একটি গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট () এর সাথে একত্রে ব্যবহার করা
একটি কেন্দ্রীয় প্রক্রিয়াকরণ ইউনিট () প্রক্রিয়াকরণ-নিবিড় কাজগুলিকে ত্বরান্বিত করতে। এআই
এবং মেশিন
লার্নিং হল ডেটা-ইনটেনসিভ অ্যাপ্লিকেশনগুলির উদাহরণ যা -এক্সিলারেটেড থেকে উপকৃত হয়
গণনা
ত্বরণ, সাধারণভাবে হার্ডওয়্যার ত্বরণের মতো, একটি সীমিত নিয়ে গঠিত
উপাদান সংখ্যা:
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
37
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

সিপিইউ: এটি বিলার অপেক্ষা রাখে না, তবে জিপিইউ ত্বরণ পরিস্থিতিতে, একটি সিপিইউ হবে সাধারণ গণনা পরিচালনা করতে এবং এর জন্য -তে অফলোডিং পরিচালনা করতে উপস্থিত থাকুন পূর্বনির্ধারিত কর্তব্য।

ফিল্ড প্রোগ্রামেবল গেট অ্যারে: এই সেমিকন্ডাক্টরগুলি একটি হার্ডওয়্যার ব্যবহার করে বর্ণনা ভাষা () মধ্যে অ্যালগরিদম ত্বরণের প্রবাহ নিয়ন্ত্রণ করতে
এবং ।

অ্যাপ্লিকেশন-স্পেসিফিক ইন্টিগ্রেটেড সার্কিট (): এই সার্কিটগুলি ডিজাইন করা হয়েছে একসাথে একাধিক সমান্তরাল অপারেশন সঞ্চালন (অনুরূপ)। এর পরিবর্তে একটি -এর উচ্চ-পারফরম্যান্স গণনা, একটি একক অপারেশন করে দক্ষতার সাথে এবং গতি এবং দক্ষতা যোগ করে এবং এর পরিপূরক করতে পারে নির্দিষ্ট পদ্ধতি।

: গেট অ্যারেগুলির মাধ্যমে থেকে নির্দিষ্ট নির্দেশাবলী গ্রহণ করে এবং প্রয়োজন অনুসারে বিশেষ গণনা করে।
আপাত সরলতা সত্ত্বেও, এই ত্বরণ ঘটে তা লক্ষ করা অপরিহার্য হার্ডওয়্যার স্তরে। হার্ডওয়্যার ত্বরণ এই তথ্য অন্তর্ভুক্ত করে হার্ডওয়্যারের লজিক সার্কিট্রি, সফ্টওয়্যার ত্বরণের বিপরীতে, যা নির্ভর করে কোথায় ত্বরণ ঘটতে হবে তা নির্ধারণ করতে সফ্টওয়্যার।
ত্বরণ কোথায় ব্যবহার করা হয়?
ত্বরণ অত্যন্ত গুরুত্বপূর্ণ কারণ এটি কম্পিউটারকে ক্রিয়াকলাপ ত্বরান্বিত করতে সক্ষম করে যেগুলো গ্রাফিক প্রসেসিং এর সাথে সাদৃশ্যপূর্ণ। ত্বরণ কার্যকর করার গতি বাড়ায় জটিল কম্পিউটেশনাল সমস্যাগুলির জন্য যা সমান্তরাল ক্রিয়াকলাপে পচে যেতে পারে একে অপরের অনুরূপ।
ত্বরণ ব্যবহার করে সবচেয়ে প্রচলিত অ্যাপ্লিকেশনগুলির মধ্যে তালিকাভুক্ত নীচে:

মেশিন লার্নিং এবং এআই: নিউরাল-নেটওয়ার্ক আর্কিটেকচার মেশিন দ্বারা ব্যবহার করা হয়-শেখার অ্যালগরিদম, বিশেষ করে শক্তিবৃদ্ধি এবং গভীর শিক্ষা, শেখার সক্ষম করার জন্য জটিল কাজ এবং ডেটা সেটের পদ্ধতি। এই নিউরাল নেটওয়ার্ক "মস্তিষ্ক" সহজতর জটিল প্রক্রিয়াগুলিকে মৌলিক, অনুরূপ কাজ, একটি কৌশলে বিভক্ত করে শেখা এটি আদর্শভাবে ত্বরণের জন্য অভিযোজিত।

গণনা: নেটওয়ার্কের প্রান্তে থাকা ডিভাইসগুলি দ্রুত গণনার উপর নির্ভর করে, কখনও কখনও এর সাথে মিলিত হয়, সেন্সর ইনপুটকে কার্যকরী ডেটাতে রূপান্তর করতে এবং সেই তথ্যের ভিত্তিতে সিদ্ধান্ত নেন। ত্বরণ এই ডিভাইসগুলি প্রদান করে প্রতিক্রিয়াশীলতা এবং নির্ভুলতা উন্নত করতে ব্যবহারিক উচ্চ-কর্মক্ষমতা গণনা।

বিতরণ মাইনিং: বিতরণ নেটওয়ার্কের পুরো ভিত্তি হল সেই নেটওয়ার্কের সদস্যরা ক্রিপ্টোগ্রাফিক অ্যালগরিদমগুলি সমাধান করে লেনদেন যাচাই করতে কম্পিউটিং শক্তি যোগান। বিতরণ স্বয়ংক্রিয়ভাবে কম্পিউটারগুলিতে বিতরণ করবে যা এইগুলির আরও বেশি সমাধান করে এই কার্যকলাপের জন্য একটি উদ্দীপক হিসাবে হ্যাশ. সার্ভার সমাধানের জন্য প্রয়োজনীয় গণনা হ্যাশগুলি আর্কিটেকচার এবং হার্ডওয়্যার ত্বরণের জন্য উপযুক্ত।

জীবন বিজ্ঞান বিশ্লেষণ: জটিল ডেটা সেটগুলিতে ডেটা বিশ্লেষণ এবং মডেলিং করতে পারেন একটি উল্লেখযোগ্য পরিমাণ গণনা ক্ষমতা প্রয়োজন। ত্বরণ সাহায্য করে প্রক্রিয়াকরণের বৈষম্য দূর করতে। এর সমান্তরাল প্রক্রিয়াকরণ আর্কিটেকচারের জন্য আদর্শ অ্যাপ্লিকেশন যেমন জিনোমিক সিকোয়েন্সিং।
2.1.1 কনভোলিউশন
কনভোলিউশন হল এমন একটি পদ্ধতি যাতে দুটি তথ্যের উৎস জড়িত থাকে; এটা একটি অপারেশন যা একটি ফাংশনকে অন্য কিছুতে রূপান্তরিত করে। ব্যবহার করা হয়েছে
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 43

38
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
চিত্র প্রক্রিয়াকরণে খুব দীর্ঘ সময়ের জন্য, সাধারণত চিত্রগুলিকে অস্পষ্ট এবং পরিমার্জিত করার জন্য, কিন্তু
এছাড়াও অন্যান্য উদ্দেশ্যে। সিএনএন এর নিউরনের মধ্যে একটি স্থানীয় সংযোগ প্যাটার্ন প্রয়োগ করে সংলগ্ন স্তরগুলি (যেমন, প্রান্ত এবং এমবস উন্নত করে)।

:///..///-
সিএনএন ফিল্টার ব্যবহার করে (কার্নেল নামেও পরিচিত) ছবির বৈশিষ্ট্যের উপস্থিতি সনাক্ত করতে, যেমন প্রান্ত, ফিল্টার ব্যবহার করে। সিএনএন-এ চারটি প্রাথমিক ফাংশন রয়েছে:

আবর্তন

নন-লিনিয়ারিটি ()

পুলিং বা সাব স্যাম্পলিং

শ্রেণিবিন্যাস (সম্পূর্ণভাবে সংযুক্ত স্তর)
সর্বদা একটি কনভোলিউশনাল লয়ের হল একটি কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্কের প্রাথমিক স্তর। কনভোল্যুশনাল লয়োরগুলি ইনপুটে একটি কনভোল্যুশন সঞ্চালন করে এবং ফলাফলটি পাস করে পরবর্তী স্তর। কনভোলিউশন প্রতিটি পিক্সেলকে তার গ্রহনযোগ্য ক্ষেত্রের মধ্যে এ রূপান্তরিত করে
একক মান। আপনি যদি একটি ইমেজে একটি কনভল্যুশন প্রয়োগ করেন, উদাহরণস্বরূপ, আপনি হ্রাস করবেন
একটি একক পিক্সেলে ক্ষেত্রের সমস্ত তথ্য একত্রিত করার সময় ছবির আকার। দ
কনভোলিউশনাল লয়োরের চূড়ান্ত আউটপুট একটি ভেক্টর। বিভিন্ন ধরনের হতে পারে
যে ধরনের সমস্যার সমাধান করতে হবে এবং যে বৈশিষ্ট্যগুলি শিখিতে হবে তার উপর ভিত্তি করে নিয়োগ করা হয়েছে।
2 কনভোলিউশন লয়োর
2 কনভোলিউশন লয়োর, কখনও কখনও এর সংক্ষিপ্ত আকারের জন্য 2 নামে পরিচিত, হল
কনভোলিউশন অপারেশনের সবচেয়ে সাধারণ ফর্ম। একটি দ্বিমুখী প্রক্রিয়া চলাকালীন
উপাদান অনুসারে গুণন, 2 জুড়ে একটি 2 স্তর "স্লাইড" এর ফিল্টার বা কার্নেল
ইনপুট তথ্য। শেষ ফলাফল হল যে সমস্ত ফলাফল একক পিক্সেলে একত্রিত হবে
আউটপুট প্রতিটি বিন্দুতে এটি ভ্রমণ করে, কার্নেল একটি রূপান্তর সম্পাদন করবে
বৈশিষ্ট্যগুলির একটি 2 ম্যাট্রিক্সে, এটিকে বৈশিষ্ট্যগুলির একটি নতুন 2 ম্যাট্রিক্সে পরিণত করে।
প্রসারিত বা অ্যাট্রাস কনভোলিউশন
এই কৌশলটি অতিরিক্ত ওজন যোগ না করেই জানালার আকার বৃদ্ধি করে

কনভোলিউশন কার্নেলের মধ্যে অন্তর্ভুক্ত শূন্য মানের পরিমাণ বৃদ্ধি করা। বাস্তব-সময় অ্যাপ্লিকেশন এবং কম প্রক্রিয়াকরণ ক্ষমতা সঙ্গে অ্যাপ্লিকেশন ভাল প্রার্থী প্রসারিত বা অ্যাট্রাস কনভোলিউশন ব্যবহার করার জন্য কম চাহিদার কারণে এর প্রয়োজন হয় এই দুই ধরনের আছে.

বিভাজ্য কনভোলিউশন

এখানে প্রাথমিকভাবে দুই ধরনের বিভাজ্য কনভোলিউশন আছে, যথা স্থানিক এবং গভীরতা অনুসারে বৈকল্পিক। স্থানিকভাবে বিভাজ্য সংক্রমন একটি অসামঞ্জস্যপূর্ণ স্থাপন করে একটি চিত্রির এবং কার্নেলের প্রস্থ এবং উচ্চতার মাত্রার উপর জোর দেওয়ার পরিমাণ। গভীরতা-ভিত্তিক বিভাজনযোগ্য কনভোল্যুশনগুলি এমন কার্নেল ব্যবহার করে যা হতে অক্ষম আরও দুটি পরিচালনাযোগ্য কার্নেলে "ফ্যাক্টরড"। এটি একটি সিরাসরি ফিলাফল হিসাবে, এটি একটি ব্যবহার করা হয়

বার পরিমাণ বৃদ্ধি।

(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
39
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ট্রান্সপোজড কনভোলিউশন
কনভোলিউশন, ডিকনভোলিউশন এবং ভগ্নাংশে স্ট্রং কনভোলিউশন নামেও পরিচিত
এই ধরনের জন্য অন্য নাম. ট্রান্সপোজ করা হয় এমন একটি কনভোলিউশনাল লয়োর
একটি নিয়মিত কনভল্যুশন চালায় কিন্তু সঞ্চালিত স্থানিক পরিবর্তনকে উল্টে দেয়।
একটি কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক, যা কখনও কখনও সিএনএন নামে পরিচিত, এটি এক ধরনের ডিপ
নিউরাল নেটওয়ার্ক ডিজাইন শেখা যা কম্পিউটার ভিশনের ক্ষেত্রে প্রায়শই ব্যবহৃত হয়।
কম্পিউটার ভিশন হল কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার একটি উপক্ষেত্র যা শিক্ষাদানের প্রক্রিয়াকে বোঝায়
ভিজ্যুয়াল ডেটা এবং ছবিগুলি উপলব্ধি করতে এবং বোঝার জন্য একটি কম্পিউটার।
মেশিন লার্নিং সম্পর্কে, কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্কগুলি ব্যতিক্রমী কাজ করে
ভাল একাধিক ডেটাসেটে, যেমন ছবি, অডিও এবং টেক্সট, নিউরাল নেটওয়ার্ক নিয়োগ করে। জন্য
উদাহরণস্বরূপ, পুনরাবৃত্ত নিউরাল নেটওয়ার্ক, বা আরও সঠিকভাবে একটি, ভবিষ্যদ্বাণী করতে
ব্যবহৃত হয়
শব্দের ক্রম, যেখানে কনভোলিউশন নিউরাল নেটওয়ার্কগুলি চিত্রগুলিকে শ্রেণিবিদ্ধ করতে ব্যবহৃত হয়।
নিম্নলিখিত তিনটি স্তর রয়েছে যা একটি সাধারণ নিউরাল নেটওয়ার্কে উপস্থিত থাকে:
1.
ইনপুট স্তর: এটি এমন একটি স্তর যেখানে আমাদের মডেল বাইরে থেকে তথ্য গ্রহণ করে
বিশ্ব এই স্তরটির বৈশিষ্ট্যগুলির সম্পূর্ণ সংখ্যার সমান পরিমাণে নিউরন রয়েছে
যেগুলি আমাদের ডেটাতে উপস্থিত রয়েছে (বা, একটি ছবির ক্ষেত্রে, ব্যক্তির সংখ্যা
পিক্সেল)।
2.
হিডেন লয়োর: ইনপুট লয়োর অনুসরণ করে ডেটা হিডেন লয়োরে পাঠানো হয়
প্রক্রিয়া করা ডেটা সেটের আকার এবং আমরা যে মডেলটি বেছে নিয়েছি তার উপর নির্ভর করে,
অনেক লুকানো স্তর থাকতে পারে। প্রতিটি লুকানো স্তর একটি ভিন্ন সংখ্যা থাকতে পারে
নিউরনের সংখ্যা, কিন্তু সেই সংখ্যা প্রায় সবসময়ই মোট সংখ্যার চেয়ে বেশি হতে চলেছে
বৈশিষ্ট্যের। প্রতিটি স্তরের আউটপুট লয়োরের আউটপুটকে গুণ করে উৎপন্ন হয়
যেটি এখন প্রসেস করা হচ্ছে এমন লয়োরের শেখার যোগ্য ওজনের মাধ্যমে এর আগে এসেছে।
এটি শেখার যোগ্য পক্ষপাতের অন্তর্ভুক্তি এবং সক্রিয়করণ ফাংশন দ্বারা অনুসরণ করা হয়, যা
একসাথে নেটওয়ার্ক অরৈখিক করা.
3.
আউটপুট স্তর: লুকানো স্তরের আউটপুট তারপর একটি লজিস্টিক ফাংশনে পাঠানো হয়
যেমন সিগমায়েড বা সফ্টম্যাক্স, যা প্রতিটি শ্রেণীর আউটপুটকে একটিতে অনুবাদ করে
প্রতিটি শ্রেণীর জন্য সম্ভাব্যতা স্কোর। 4. ইনপুট লয়োরঃ ইনপুট লয়োর এর ইনপুট তাহলে
লুকানো স্তরে পাঠানো হয়েছে।
একটি মডেলকে ডেটা প্রদান এবং তারপর প্রতিটি স্তর থেকে আউটপুট সংগ্রহের কাজ
ফিডফরোয়ার্ড প্রক্রিয়া হিসাবে উল্লেখ করা হয়। ত্রুটি তারপর ব্যবহার করে গণনা করা হয়
একটি ত্রুটি ফাংশন; সাধারণ ত্রুটি ফাংশনের উদাহরণ ক্রস-এনট্রপি এবং বর্গাকার ক্ষতি
ত্রুটি, অন্যদের মধ্যে। নেটওয়ার্ক কতটা ভাল তা নির্ধারণ করতে ত্রুটি ফাংশন ব্যবহার করা হয়
অপারেটিং ডেরিভেটিভ গণনা করার পরে, আমরা ব্যাকট্র্যাক করি এবং সেই তথ্য প্রবেশ করি

মডেল এই পর্যায়ে দেওয়া নাম এবং এর প্রাথমিক উদ্দেশ্য হল
হারিয়ে যাওয়া ডেটার পরিমাণ হ্রাস করুন।
কনভোলিউশন নিউরাল নেটওয়ার্ক
কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্কের একটি উন্নত সংস্করণ ব্যবহার করা স্বাভাবিক অভ্যাস
গ্রিড-সদৃশ ম্যাট্রিক্স থেকে বৈশিষ্ট্যগুলি বের করার জন্য একটি কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক
() হিসাবে পরিচিত
ডেটাসেট মানে "কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক"। উদাহরণস্বরূপ, ডেটা এটি সেটে করে
দৃশ্যত উপস্থাপন করা হয়, যেমন ফটো বা রেকর্ডিং এবং যা বিশিষ্টভাবে বৈশিষ্ট্য
বিশিষ্ট তথ্য নির্দেশন।
কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্কের (সিএনএন) সুবিধা:
1. চাক্ষুষ এবং শ্রবণ ডেটাতে প্যাটার্ন এবং বৈশিষ্ট্যগুলিকে আলাদা করতে সক্ষম যেমন
ফটো, চলচ্চিত্র এবং অডিও সংকেত।
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

40
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
2. অনুবাদ, ঘূর্ণন, বা স্কেলিং এর দিকে পরিবর্তন দ্বারা প্রভাবিত হয় না।
3. কঠিন ছাড়াই প্রথম ধাপ থেকে একেবারে শেষ পর্যন্ত প্রশিক্ষণ
বৈশিষ্ট্য নিষ্কাশন প্রয়োজন.
4. সঠিকভাবে সময়মত বিপুল পরিমাণ ডেটা পরিচালনা করতে সক্ষম।
কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্কের (সিএনএন) অসুবিধাগুলি:
1. প্রশিক্ষণের জন্য উল্লেখযোগ্য পরিমাণে মেমরি প্রয়োজন হয় এবং উল্লেখযোগ্য খরচ বহন করে
গণনার পরিপ্রেক্ষিতে।
2. অপর্যাপ্ত ডেটা বা দুর্বল হলে মডেলটি ওভারফিট হওয়ার সম্ভাবনা রয়েছে।
নিয়মিতকরণ প্রয়োগ করা হয়।
3. ট্যাগ করা হয়েছে এমন বিপুল পরিমাণ ডেটার দাবি করে।
4. সীমিত পরিমাণে ব্যাখ্যাযোগ্যতার কারণে, এটি চ্যালেঞ্জিং হতে পারে
নেটওয়ার্ক কি শিখেছে তা বুঝুন।
কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্কের অ্যাপ্লিকেশন
কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্কগুলি ইতিমধ্যে বিভিন্ন ধরণের মধ্যে ব্যবহৃত হচ্ছে
ভিডিও এবং ইমেজ আইডেন্টিফিকেশন নিয়ে কাজ করে এমন অ্যাপ্লিকেশন সহ। আরো বিপরীতে
মৌলিক ইমেজ শনাক্তকরণ অ্যাপ্লিকেশন, ভিডিও কম্পিউটিং সিস্টেমকে নিষ্কাশন করতে সক্ষম করে
ভিজ্যুয়াল ইনপুট (যেমন ডিজিটাল ফটোগ্রাফ) থেকে অর্থপূর্ণ তথ্য এবং তারপর কাজ করে
এই জ্ঞানের ভিত্তিতে। উদাহরণস্বরূপ, ভিডিও একটি ছবিকে টেক্সটে রূপান্তর করতে পারে।
ভিডিও এবং সিএনএন-এর সর্বাধিক প্রচলিত বাস্তবায়ন নিম্নলিখিত ক্ষেত্রগুলিতে রয়েছে:
নিম্নলিখিত ডোমেইনগুলি হল যেখানে কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক (সিএনএন) এবং
কনভোলিউশনাল ভেক্টর মেশিন (ভিডি) সবচেয়ে বেশি ব্যবহৃত হয়:

স্বাস্থ্যসেবা। সিএনএন আবিষ্কার করার জন্য শত শত ভিজ্যুয়াল রিপোর্ট পরীক্ষা করতে সক্ষম
রোগীদের মধ্যে বিরূপ পরিস্থিতি। এর একটি উদাহরণ হবে উপস্থিতি
ম্যালিগন্যান্ট কোষ।

মোটরগাড়ি। দ্বারা উন্নত প্রযুক্তি গবেষণার পথ প্রশস্ত করে
স্বায়ত্তশাসিত গাড়ি এবং অটোমোবাইল যা নিজেরাই চালায়।

সোশ্যাল মিডিয়ার ফর্ম। সিএনএনগুলিকে চিহ্নিত করার জন্য সোশ্যাল মিডিয়া সাইট দ্বারা নিযুক্ত করা হয়
ব্যবহারকারীর দ্বারা আপলোড করা একটি চিত্রের মধ্যে থাকা ব্যক্তি এবং সহায়তা প্রদানের জন্য
ব্যবহারকারী তাদের বন্ধুদের ট্যাগ করার প্রক্রিয়ায়।

খুচরা। ই-কমার্স সিস্টেমে যা ভিজ্যুয়াল সার্চ সমর্থন করে তা মার্কেটারদের জন্য সম্ভব করে তোলে
অনলাইন ক্রেতাদের এমন আইটেমগুলির পরামর্শ দিতে যা তাদের আগ্রহের সম্ভাবনা বেশি।

আইন প্রয়োগকারী মুখের স্বীকৃতি। আইন দ্বারা ফেসিয়াল রিকগনিশন প্রযুক্তির ব্যবহার
প্রয়োগ জনোরেটিভ অ্যাডভারসারিয়াল নেটওয়ার্ক, যা নামেও পরিচিত, কাজ করা হয়

নতুন ছবি তৈরি করার জন্য, যা পরবর্তীতে প্রক্রিয়ায় ব্যবহার করা হয়
মুখের স্বীকৃতির জন্য গভীর শিক্ষার মডেল প্রশিক্ষণ।

ভার্চুয়াল সহকারীর জন্য অডিও প্রক্রিয়াকরণ. সিএনএনগুলি উচ্চারিত কীওয়ার্ডগুলি শিখে এবং সনাক্ত করে
ভার্চুয়াল সহকারীর ব্যবহারকারীরা এবং তারপরে তাদের কার্যক্রম পরিচালনা করতে এই তথ্যটি ব্যবহার করে এবং
ব্যবহারকারীকে যথাযথভাবে উত্তর দিন।
2.1.2 সর্বোচ্চ পুলিং
প্রতিটি স্বতন্ত্র কনভোলিউশন লেয়ারের পরে, সিএনএন-এর প্রায়ই সর্বোচ্চ পুলিং অপারেশন থাকে
পরবর্তী পদক্ষেপে হিসাবে তাদের সঞ্চালিত. একটি মডেলে যোগ করা হলে, সর্বাধিক পুলিং একটি
সম্পর্কে নিয়ে আসে
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
41
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
সংখ্যা হ্রাসের মাধ্যমে ছবির মাত্রা হ্রাস করা
পূর্ববর্তী কনভোলিউশনাল লয়োরের আউটপুটে পিক্সেল।
পুলিং হল একটি বিশেষিট্য যা কনভোল্যুশনাল টপোলজিতে ব্যাপকভাবে প্রয়োগ করা হয়
নিউরাল নেটওয়ার্ক (সিএনএন)। পুলিং স্তরগুলি মানচিত্রের বৈশিষ্ট্যগুলিকে "জমাতে" ব্যবহার করা হয়
একটি ইমেজ সঙ্গে একটি ফিল্টার দ্বারা উত্পাদিত. এটি লয়োর ব্যবহার করে সম্পন্ন করা
হয়
"সঞ্চয়কারী" হিসাবে নাম। আনুষ্ঠানিকভাবে বলতে গেলে, এর ভূমিকা হল স্থানিকিকে ধীরে ধীরে কমিয়ে আনা
নেটওয়ার্ক প্যারামিটারের পরিমাণ কমানোর জন্য উপস্থাপনার মাত্রা
এবং গণনা। উপস্থাপনাটি আরও পরিচালনাযোগ্য করার জন্য এটি করা হয়।
সর্বাধিক সাধারণ ধরণের পুলিংকে সর্বাধিক পুলিং বলা হয় এবং এটি প্রায় পাওয়া যেতে পারে
সর্বত্র

://./----/-
একটি বিমূর্ত উপস্থাপনা প্রদান করে, সর্বোচ্চ পুলিং ওভার-ফিটিং প্রতিরোধে সহায়তা করে,
যে কারণে এটি করা হয়েছে তার অন্যতম কারণ। এই ছাড়াও, এটি এর পরিমাণ কমিয়ে দেয়
প্যারামিটারের সংখ্যা কমিয়ে একটি কম্পিউটারে কাজ করতে হবে
যে শেখা প্রয়োজন. অধিকন্তু, এটি অভ্যন্তরীণ উপস্থাপনা মৌলিক অনুবাদ দেয়
সর্বাধিক পুলিং প্রক্রিয়ার মধ্যে একটি সর্বোচ্চ ফিল্টার প্রয়োগ করা জড়িত
(সাধারণত) অ-
প্রাথমিক উপস্থাপনার ওভারল্যাপিং উপ-অঞ্চল। এটি সর্বাধিক করার জন্য করা হয়
ডেটার পরিমাণ যা পুল করা যেতে পারে। সর্বজনীন পুলিং এবং গড় পুলিং হয়
পুলিং অন্য দুটি ফির্ম.
কেন ম্যাক্স পুলিং ব্যবহার করবেন?
সম্ভাব্য ইতিবাচক ফলাফলের বিস্তৃত পরিসর রয়েছে যা আমাদের থেকে হতে পারে
সর্বাধিক পুলিং ব্যবহার করে নেটওয়ার্ক।
কম্পিউটেশনাল লোড কমিয়ে আনা
এই কারণে যে সর্বাধিক পুলিং এর আউটপুটের রেজোলিউশন হ্রাস করে
স্তর, নেটওয়ার্ক ভবিষ্যতে ছবির বড় এলাকা মূল্যায়ন করবে
একবার, যা পরামিতির সংখ্যা এবং সেইসাথে পরিমাণ হ্রাসের দিকে পরিচালিত করবে
যে কাজটি গণনামূলকভাবে করতে হবে।
ওভারফিটিং দূর করা
উপরন্তু, ওভারফিটিংয়ের বিরুদ্ধে লড়াইয়ে সর্বাধিক পুলিং সহায়ক হতে পারে।
সর্বাধিক পুলিং কেন কার্যকর তার জন্য সবচেয়ে সহজ যুক্তি হল কারণ, এর জন্য
প্রতিটি প্রদত্ত ছবি, আমাদের নেটওয়ার্ক নির্দিষ্ট বৈশিষ্ট্যের একটি সেট চিহ্নিত করার চেষ্টা করবে। এটা
এটা সম্ভব যে এটি -এ প্রান্ত, বক্ররেখা, বৃত্ত এবং অন্যান্য আকার খুঁজছে
সংখ্যা সনাক্ত করার প্রচেষ্টায় সংগ্রহ। আমরা আউটপুট উপর ভিত্তি করে, অনুমান করতে পারে
কনভোলিউশনাল লয়োর, যে পিক্সেলগুলি সর্বোচ্চ মানগুলির সাথে সর্বাধিক সঙ্গতিপূর্ণ
চিত্রের সক্রিয় এলাকা।

যখন আমরা কনভোল্যুশনাল আউটপুটের প্রতিটি এলাকা অতিক্রম করি, তখন আমরা সর্বোচ্চ পুলিং ব্যবহার করতে পারি
সর্বাধিক সক্রিয় পিক্সেল চয়ন করুন এবং প্রত্যাখ্যান করার সময় তাদের উচ্চ মানগুলি রাখুন
কম সক্রিয় পিক্সেল যার মান কম। এটি আমাদের সম্ভাব্য সেরা নির্বাচন করতে দেয়
ফলাফল এগিয়ে যাওয়ার আগে, এটা মনে রাখা অপরিহার্য যে অন্যান্য ধরনের পুলিং আছে
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

42
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ঠিক একই কৌশল অনুসরণ করুন যা আমরা ব্যাখ্যা করেছি। পার্থক্য একটাই
সবচেয়ে বড় মান চিহ্নিত করার পরিবর্তে, এই অন্যান্য ধরনের পুলিং একটি ভিন্ন কাজ করে
ডেটা সেটের অঞ্চলে অপারেশন।
গড় পুলিং
এক ধরণের পুলিংকে "গড় পুলিং" বলা হয় এবং এটি "সর্বোচ্চ থেকে পৃথক
পুলিং" প্রতিটি অঞ্চল থেকে সর্বোচ্চ মান নেওয়ার পরিবর্তে এটি গড় নেয়
মান এই মুহূর্তে, সর্বাধিক পুলিং এর বিপরীতে অনেকে বেশি লোক ব্যবহার করে
গড় পুলিং।
2.1.3 কনভোল্যুশনাল নেটওয়ার্ক
কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক কিভাবে কাজ করে?
অন্যান্য ধরণের নিউরাল নেটওয়ার্কের সাথে তুলনা করলে, কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক
ইমেজ ইনপুট, ভয়েস,
এবং অডিও সংকেত। স্তরগুলির তিনটি প্রাথমিক শ্রেণীবিভাগ রয়েছে, যা নিম্নরূপ:

কনভোল্যুশনাল লেয়ার

পুলিং স্তর

সম্পূর্ণভাবে সংযুক্ত () স্তর
কনভোলিউশনাল লেয়ার হল একটি নেটওয়ার্কের প্রথম লেয়ার যা কনভোলিউশনাল ব্যবহার করে
গঠন সম্পূর্ণরূপে সংযুক্ত স্তরটি চূড়ান্ত স্তর এবং আরও অনুসরণ করা যেতে পারে
লেয়ার বা পুলিং লেয়ার। যাইহোক, সম্পূর্ণ সংযুক্ত স্তর সবসময় আসে
শেষে প্রতিটি অতিরিক্ত স্তর সঙ্গে ক্রমবর্ধমান পরিশীলিত হয়ে ওঠে, যা
এটি চিত্রের একটি বৃহত্তর অনুপাত চিনতে সক্ষম করে। আগের স্তরগুলো হাইলাইট করে
মৌলিক উপাদান, যেমন রং এবং সীমানা। ছবি ইনপুট হিসাবে
এর এক স্তর থেকে পরের স্তরে পাঠানো হয়, নেটওয়ার্ক বড় চিনতে শুরু করে
আইটেমের উপাদান বা ফর্মগুলি এটির উদ্দেশ্যে যে বস্তুটিকে চিনতে পারে তার আগে।
কনভোলিউশনাল লেয়ার
কনভোলিউশনাল লেয়ারটি একটি সিএনএন-এর সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ অংশ যেহেতু এটি অঞ্চল
যেখানে বেশিরভাগ গণনা হয়। ইনপুট সহ কয়েকটি উপাদান
ডেটা, একটি ফিল্টার এবং একটি বিশেষ্ট্য মানচিত্র এই প্রক্রিয়ার জন্য অপরিহার্য। আমাদের ধরে নেওয়া যাক যে
ইনপুট হল একটি কালার ইমেজ, যা তিনটি মাত্রায় একটি পিক্সেল ম্যাট্রিক্স দ্বারা উপস্থাপিত হয়। এই
নির্দেশ করে যে ইনপুটটিতে তিনটি মাত্রা থাকবে, যা উচ্চতা, প্রস্থ,
এবং একটি ছবিতে গভীরতা। এই মাত্রাগুলি নিম্নরূপ: উচ্চতা, প্রস্থ এবং গভীরতা। ক
বৈশিষ্ট্য আবিষ্কারক, যাকে কার্নেল বা ফিল্টার হিসাবেও উল্লেখ করা যেতে পারে, তদন্ত করে

বৈশিষ্ট্যটি আছে কি না তা নিশ্চিত করার জন্য একটি চিত্রের গ্রহণযোগ্য ক্ষেত্র। ক
শব্দটি এই প্রক্রিয়াটি বর্ণনা করে।
ইমেজে একটি টুকরা ওজন একটি দ্বি-মাত্রিক অ্যারে ব্যবহার করে মডেলে করা হয়, যা
বৈশিষ্ট্য আবিষ্কারক কি. ফিল্টারের আকার, যা সাধারণত দ্বারা উপস্থাপিত হয়
3 বাই 3 এর মাত্রা সহ একটি ম্যাট্রিক্স, যা গ্রহণযোগ্য ক্ষেত্রের সুযোগ স্থাপন করে।
ফিল্টারটি ছবির একটি এলাকায় প্রয়োগ করার পরে, ইনপুটের ডট পণ্য
পিক্সেল এবং ফিল্টার তারপর নির্ধারিত হয়। এর পরে, এই ডট পণ্যের মাধ্যমে ধাক্কা হয়
আউটপুট অ্যারে। এটি অনুসরণ করে, ফিল্টারটি এক ধাপ এবং চক্র দ্বারা এগিয়ে যাবে
কার্নেল এর মাধ্যমে তার যাত্রা শেষ না হওয়া পর্যন্ত আবারও করা হবে
সম্পূর্ণ ছবি। ইনপুট থেকে ডট পণ্য এবং ফিল্টার উত্পাদন একত্রিত করা হয়
চূড়ান্ত আউটপুট, যা বিভিন্নভাবে একটি বৈশিষ্ট্য মানচিত্র, সক্রিয়করণ মানচিত্র, বা কনভলড হিসাবে
উল্লেখ করা হয়
বৈশিষ্ট্য
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
43
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
প্রতিটি কনভোলিউশন অপারেশনের পরে, একটি একটি সংশোধনকৃত লিনিয়ার ইউনিট ()
প্রয়োগ করবে
মডেলে অরৈখিকতা অন্তর্ভুক্ত করার জন্য বৈশিষ্ট্য মানচিত্রের পরিবর্তন। এই
সিএনএনকে ইমেজকে আরও ভালোভাবে শ্রেণীবদ্ধ করার অনুমতি দেবে।
যেমনটি আগে আলোচনা করা হয়েছিল, প্রাথমিক কনভোলিউশন স্তরটি একটি সিকোয়েন্স দ্বারা অনুসরণ করা যেতে পারে
যদি ইচ্ছা হয় স্তর. এটি ঘটলে, সিএনএন এর কাঠামো হয়ে উঠতে পারে
অনুক্রমিক কারণ পরবর্তী স্তরগুলি এর গ্রহণযোগ্য ক্ষেত্রের মধ্যে পিক্সেল লক্ষ্য করতে সক্ষম হয়
প্রাথমিক স্তর। কারণ পরবর্তী স্তরগুলি আগের স্তরগুলির চেয়ে বেশি শক্তিশালী। নিম্ন
একটি উদাহরণ হিসাবে নিম্নলিখিত দৃশ্যকল্প: আমরা একটি ছবি আছে কিনা তা মূল্যায়ন করার চেষ্টা করছি
একটি সাইকেল সাইকেলটিকে এর সমস্ত উপাদান অংশের সমষ্টি হিসাবে বোঝা যেতে পারে।
একটি ফ্রেম, হ্যান্ডেলবার, চাকা এবং প্যাডেল সহ বেশ কয়েকটি উপাদান তৈরি করে
এই আইটেমে কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক () এর মধ্যে, সাইকেলের প্রতিটি উপাদান
একটি নিম্ন-স্তরের প্যাটার্ন উপস্থাপন করে, যখন উপাদানগুলির সংমিশ্রণটি প্রতিনিধিত্ব করে
উচ্চ-স্তরের প্যাটার্ন। এটি সিএনএন-এর মধ্যে একটি বৈশিষ্ট্য অনুক্রম তৈরি করে।
পুলিং লেয়ার
পুলিং লেয়ার ব্যবহার করে মাত্রিকতা হ্রাস করা যেতে পারে; এই
টেকনিক ডাউনস্যাম্পলিং নামেও পরিচিত। এটি ইনপুটের সংখ্যা হ্রাস করে কাজ করে
পরামিতি পুলিং প্রক্রিয়াটি এমনভাবে কাজ করে যা এর সাথে সাদৃশ্যপূর্ণ
সম্পূর্ণ ইনপুট জুড়ে একটি ওজনহীন ফিল্টার ঝাড়ু দিয়ে কনভোলিউশনাল লেয়ার।
পরিবর্তে, আউটপুট অ্যারে পূরণ করার জন্য, কার্নেল প্রথমে একটি সমষ্টি প্রয়োগ করবে
গ্রহনযোগ্য ক্ষেত্রের ভিতরে অন্তর্ভুক্ত মানগুলির উপর ফাংশন। সেখানে প্রাথমিকভাবে দুটি
বিভিন্ন ধরনের পুলিং:

সর্বোচ্চ পুলিং: ফিল্টারটি ইনপুটের উপর দিয়ে চলে যাওয়ার সাথে সাথে এটি সেই পিক্সেলটি নির্বাচন করে যেটিতে রয়েছে
আউটপুট অ্যারে পাঠানোর জন্য সর্বোচ্চ মান। এই হিসাবে পরিচিত প্রক্রিয়া চলাকালীন ঘটে
"সর্বোচ্চ পুলিং।" উপরন্তু, এই কৌশলটি এর চেয়ে অনেক বেশি ঘন ঘন ব্যবহার করা হয়
স্ট্যান্ডার্ড পুলিং পদ্ধতি।

গড় পুলিং: ফিল্টারটি ইনপুটের মাধ্যমে পুনরাবৃত্তি করে, এটি গড় গণনা করে
গ্রহণযোগ্য ক্ষেত্রের ভিতরে পাওয়া মান এবং তারপর সেই মানটি আউটপুট অ্যারেতে পাঠায়।
ফিল্টারটি ইনপুট অতিক্রম করার সময় এটি ঘটে।
এই সত্ত্বেও সিএনএন সমষ্টিগত স্তর থেকে লাভ করার অবস্থানে রয়েছে
স্তর যথেষ্ট পরিমাণে তথ্য সরিয়ে দেয়। তারা কমাতে অবদান
সমস্যার জটিলতা, এর কার্যকারিতা উন্নত করা এবং ওভারফিটিং এর বিপদ কমানো।

সম্পূর্ণভাবে সংযুক্ত স্তর
সমস্ত সম্পূর্ণ লিঙ্কযুক্ত উপাদান ধারণ করে এমন স্তরটির নাম
বর্ণনামূলক যেমনটি আগে বলা হয়েছিল, আংশিকভাবে সংযুক্ত স্তরগুলি হল সেইগুলি যেখানে পিক্সেলের মান রয়েছে
ইনপুট ছবির আউটপুট স্তরের মানগুলির সাথে সরাসরি সম্পর্কিত নয়। অন্য দিকে
হাত, সম্পূর্ণ সংযোগ সহ স্তরে, প্রতিটি নোড সম্পূর্ণরূপে আউটপুট স্তরে-
সংযুক্ত স্তরটি নীচের স্তরের একটি নোডের সাথে সরাসরি সংযুক্ত থাকে।
এই স্তর দ্বারা পুনরুদ্ধার করা হয়েছে যে বৈশিষ্ট্য শ্রেণীবদ্ধ করার দায়িত্বে আছে
এর আগে যে স্তরগুলি এসেছিল এবং সেগুলিতে প্রয়োগ করা ফিল্টারগুলি। এফসি স্তর, বিপরীত হিসাবে
কনভোলিউশনাল এবং পুলিং লেয়ারের জন্য, সাধারণত একটি সিফটম্যাক্স অ্যাক্টিভেশন ফাংশন ব্যবহার করুন
ইনপুটগুলিকে সঠিকভাবে শ্রেণীবদ্ধ করতে, যার ফলাফল 0 থেকে 1 পর্যন্ত সম্ভাব্যতা।
পুলিং লেয়ারের সুবিধা:
1. মাত্রিকতা হ্রাস: এটি তখন থেকে স্তর পুলিংয়ের মৌলিক সুবিধা
এটি বৈশিষ্ট্য মানচিত্রের স্থানিক মাত্রা হ্রাস করে। মাত্রিকতা হ্রাস
লেয়ার পুলিনের প্রাথমিক সুবিধা
 ফলে কম্পিউটেশনাল খরচ
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
হ্রাস করা হয় এবং ওভারফিটিং ঝুঁকি হ্রাস করা হয়, হ্রাসের ফলে
মডেল পরামিতি সংখ্যা।
2. অনুবাদ পরিবর্তন: পুলিং স্তরগুলি স্থাপনের জন্য সুবিধাজনক
ফিচার ম্যাপে অনুবাদ ইনভেরিয়েন্স, যা একটি লক্ষ্য যা সম্পন্ন করা যেতে পারে
অনুবাদ বিরোধিতা অর্জন করে। এটি প্রদর্শন করে যে একটি অবস্থান
একটি ইমেজে ভিতরে আইটেমে শ্রেণীবিভাগ ফলাফলের উপর কোন প্রভাব নেই, যেহেতু
বস্তুর অবস্থান নির্বিশেষে একই বৈশিষ্ট্য স্বীকৃত হয়। এই
উভয়ের মধ্যে কোন সম্পর্ক নেই তা দ্বারা দেখা যায়।
3. বৈশিষ্ট্য নির্বাচন: পুলিং স্তরগুলি সর্বাধিক বাছাই করতে সহায়ক হতে পারে
ইনপুট থেকে উল্লেখযোগ্য বৈশিষ্ট্য। সর্বোচ্চ পুলিং সবচেয়ে বেশি বিছে নেয়
বিশিষ্ট বৈশিষ্ট্য, যখন গড় পুলিং সর্বোচ্চ থেকে বেশি তথ্য রাখে
পুলিং করে।
পুলিং লয়োরের অসুবিধা:
1. তথ্য ক্ষতি: পুলিং ব্যবহার করার সবচেয়ে উল্লেখযোগ্য ত্রুটিগুলির মধ্যে একটি
স্তরগুলি হল যে তারা ইনপুট বৈশিষ্ট্য মানচিত্রে থেকে কিছু তথ্য উপেক্ষা করে। এই
তথ্য শ্রেণীবিভাগ বা রিগ্রেশন অপারেশন জন্য অপরিহার্য হতে পারে যে
শেষে পর্যন্ত সম্পন্ন।
2. অতিরিক্ত মসৃণ করা: পুলিং স্তরগুলিও বৈশিষ্ট্য মানচিত্রগুলিকে অতিমাত্রায় পরিণত করতে পারে-
মসৃণ, যার ফলে সূক্ষ্ম দানাদার বৈশিষ্ট্যগুলি হারাতে পারে যা অপরিহার্য
সম্পূর্ণরূপে শ্রেণীবিভাগ বা রিগ্রেশন কাজের জন্য।
3. হাইপারপ্যারামিটার টিউনিং: পুলিং স্তরগুলিও হাইপারপ্যারামিটার যোগ করে, যেমন
পুলিং এলাকার আকার এবং স্ট্রাইড, যা করার জন্য টুইক করা প্রয়োজন
সেরা সম্ভাব্য কর্মক্ষমতা পান। এটি একটি সময়সাপেক্ষ প্রক্রিয়া হতে পারে এবং
মডেল-বিল্ডিং কৌশল সম্পর্কে কিছু জ্ঞান প্রয়োজন।
2.1.4 প্রাক-প্রশিক্ষিত নেটওয়ার্ক
একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক প্রাক-প্রশিক্ষণ একটি একক কাজ বা ডেটা সেটের উপর একটি মডেলকে প্রশিক্ষণ বোঝায়
একাধিক কাজ বা ডেটাসেটে প্রশিক্ষণ দেওয়ার আগে। প্রশিক্ষিত পরামিতি বা মডেল ব্যবহার করে
একটি পৃথক অ্যাসাইনমেন্ট বা ডেটাসেটে একটি দ্বিতীয় মডেলকে প্রশিক্ষণ দিতে। এটি একটি মডেল প্রদান করে
মাথার শুরু, স্ক্র্যাচ থেকে শুরু করার বিপরীতে।
প্রাক-প্রশিক্ষণের আবেদন
ট্রান্সফার লার্নিং, শ্রেণীবিভাগ, এবং বৈশিষ্ট্য নিষ্কাশন হল তিনটি অ্যাপ্লিকেশন
প্রাক-প্রশিক্ষণ যা শ্রেণীবদ্ধ করা যেতে পারে।
ট্রান্সফার লার্নিং
ট্রান্সফার লার্নিং হল একজনের কাছ থেকে অর্জিত জ্ঞান প্রয়োগ করার প্রক্রিয়া
অন্যের কাছে মেশিন লার্নিং সমস্যা। বিড়াল/কুকুর থেকে অর্জিত জ্ঞান ব্যবহার করা
সনাক্তকরণ, উদাহরণস্বরূপ, কাঠামো সনাক্ত করতে। প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেলগুলি অর্জনের জন্য
ব্যবহার করা

একটি কাজ থেকে জ্ঞান এবং তা অন্য কাজে প্রয়োগ করাই হল স্থানান্তর শিক্ষার মূল।
তদুপরি, ট্রান্সফার লার্নিংকে এআই ডেভেলপারদের জন্য একটি দুর্দান্ত অগ্রগতি হিসাবে বিবেচনা করা হয় কারণ এটি
আমাদের আরও দ্রুত এবং কার্যকরভাবে অ্যাপ্লিকেশন বিকাশ করতে সক্ষম করে:

://..//---
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
45
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
শ্রেণীবিভাগ
বিকল্পভাবে, প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেলগুলি শ্রেণীবিভাগের কাজগুলির জন্য ব্যবহার করা যেতে পারে, যেমন ইমেজ শ্রেণীবিভাগ। ইমেজ শ্রেণীবিভাগ হল একটি চিত্রের নির্ধারণের প্রক্রিয়া
চিত্রিত বর্তমানে ইমেজের জন্য বিশেষভাবে প্রশিক্ষিত বিভিন্ন প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল রয়েছে শ্রেণীবিভাগ এই মডেলগুলিকে বড় ইমেজ ডেটাসেটের উপর প্রশিক্ষিত করা হয়েছে এবং তাই করতে পারে কোন ইমেজ শ্রেণীবিভাগ টাস্ক জন্য ব্যবহার করা হবে.
বৈশিষ্ট্য নিষ্কাশন
অন্য দিকে, প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল ব্যবহার করে বৈশিষ্ট্য নিষ্কাশন, একটি প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল ব্যবহার করে
অর্থপূর্ণ বৈশিষ্ট্য নিষ্কাশন করতে প্রশিক্ষিত মডেল। নিষ্কাশিত বৈশিষ্ট্য তারপর মধ্যে খাওয়ানো যেতে পারে
অন্য মডেল। প্রাক-প্রশিক্ষিত নেটওয়ার্কগুলির জন্য অসংখ্য অ্যাপ্লিকেশন রয়েছে, যার মধ্যে রয়েছে:

ছবির শ্রেণীবিভাগ: ছবিকে বিভিন্ন বিভাগে শ্রেণিবিদ্ধ করা, যেমন "কুকুর", "বিড়াল," এবং "গাড়ি।"

অবজেক্ট ডিটেকশন: ইমেজের অবজেক্ট লোকেটিং এবং শনাক্ত করা।

প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণ: মানুষের ভাষা বোঝা এবং ব্যবহার।

বক্তৃতা স্বীকৃতি: কথ্য সিলেবল সনাক্ত করার প্রক্রিয়া।

যন্ত্র অনুবাদ একটি ভাষা থেকে পাঠ্য অনুবাদ করার প্রক্রিয়া অন্তর্ভুক্ত করে
অন্য
একটি নতুন কাজ শুরু করার জন্য একটি প্রাক-প্রশিক্ষিত নেটওয়ার্ক ব্যবহার করা অনেক দ্রুত এবং সহজ হতে পারে
শুরু থেকে একটি নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণ চেয়ে. এটা অবশ্য খোলা রাখা অপরিহার্য যে, প্রাক-প্রশিক্ষিত নেটওয়ার্ক সবসময় ত্রুটিহীন হয় না. তারা নতুন ডেটাতে ভালভাবে সাধারণীকরণ করতে সক্ষম নাও হতে পারে,
বা তারা একটি নির্দিষ্ট কাজের সব সূক্ষ্মতা পরিচালনা করতে পারে না।
প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেলের উদাহরণ
অনেক প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল বর্তমানে শিল্প এবং একাডেমিয়ায় ব্যবহার করা হয়। প্রতিটি
এর মধ্যে কার্যকারিতার স্বতন্ত্র স্তরগুলি সম্পন্ন করে এবং স্বতন্ত্র উদ্দেশ্যে নিযুক্ত করা হয়। নিম্নলিখিত কম্পিউটার ভিশনের সুপরিচিত উদাহরণ:

-16

50

ইনসপেশন3

দক্ষ নটে
2.1.5 কনভোলিউশনাল ম্যাক্স পুলিং
পুনরাবৃত্ত ছবির প্যাটার্নগুলিকে আলাদা করার ক্ষমতার কারণে, একটি কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক, একটি নামেও পরিচিত, হল একটি বিশেষজ্ঞ ধরনের কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক যা প্রাথমিকভাবে চিত্রের সনাক্তকরণ এবং প্রক্রিয়াকরণের উদ্দেশ্যে ব্যবহার করা হয়। এটা দূর করে ভিজ্যুয়াল ডেটা থেকে ম্যানুয়ালি বৈশিষ্ট্য বের করার প্রয়োজনীয়তা। এটি দ্বারা ইমেজ শেখে তাদের জন্য একটি প্রদত্ত আকারের একটি ফিল্টার প্রয়োগ করা, সেইসাথে শুধুমাত্র বৈশিষ্ট্যগুলি থেকে শেখা নয়
ইনপুট, কিন্তু অনুবাদ অব্যবস্থাও সংরক্ষণ করে। এই সব সঞ্চালিত হয় যখন এটি
অনুবাদের বৈষম্য বজায় রাখা।
বেশিরভাগ ক্ষেত্রে, একটি প্রচলিত তিনটি প্রাথমিক স্তর নিয়ে গঠিত।
1. কনভোল্যুশনাল লয়োর: কনভোলিউশনাল লয়োরগুলো চিনতে পেরে একটি ফিচার ম্যাপ তৈরি করে ইনপুট ইমেজের উপর ফিল্টার স্লাইড করার সময় ছবির প্যাটার্ন। এই প্রক্রিয়া পরিচিত হয় "বিচলন" হিসাবে।
2. পুলিং স্তরগুলি: এই স্তরগুলি যোগ করার জন্য বৈশিষ্ট্য মানচিত্রকে নমুনা করে
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

46
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ট্রান্সলেশন ইনভেরিয়েন্স, যা সিএনএন মডেলের প্রবণতা কমাতে সাহায্য করে
ওভারফিট করা
3. সম্পূর্ণরূপে সংযুক্ত ঘন স্তর: এই স্তরটিতে একই সংখ্যক ইউনিট রয়েছে
ক্লাসের সংখ্যা এবং আউটপুট অ্যাক্টিভেশন ফাংশন এর মতো কিছু হতে পারে
"" বা "।"
পুলিং স্তর কি?
কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্কগুলির পুলিং স্তরগুলি একটি অপরিহার্য উপাদান
নেটওয়ার্ক কনভোলিউশনাল লয়েরগুলো ইমেজ ফিচার বের করার জন্য দায়ী
পুলিং স্তরগুলি সিএনএন-শিক্ষিত তথ্য একত্রিত করার জন্য দায়ী। এটি দ্বারা এই কাজ করবে
ধীরে ধীরে প্রতিনিধিত্বের স্থানিক মাত্রা সঙ্কুচিত করা যাতে নিচে কাটা যায়
নেটওয়ার্ক পরামিতি এবং গণনার পরিমাণ যা সম্পাদন করতে হবে।
কেন পুলিং স্তর প্রয়োজন?
বৈশিষ্ট্য মানচিত্র যে স্তর ফিল্টার দ্বারা উত্পাদিত হয় উপর নির্ভর করে
অবস্থান যেখানে এটি ব্যবহার করা হয়। উদাহরণস্বরূপ, যদি একটি ছবির একটি আইটেমে থেকে সামান্য
সরানো হয়
এর আসল অবস্থান, কনভোলিউশনাল লয়ের এটিকে চিনতে পারেনি। এই যে প্রস্তাব
বৈশিষ্ট্য মানচিত্র ইনপুটের বৈশিষ্ট্যগুলির সঠিক স্থানাঙ্কগুলির একটি রেকর্ড রাখে। দ
পুলিং স্তরগুলি ব্যবহার করার সুবিধাকে "ট্রান্সলেশনাল ইনভেরিয়েন্স" হিসাবে উল্লেখ করা হয় এবং এটি
রেন্ডার করে
সিএনএন অনুবাদের প্রতি সংবেদনশীল নয়। এর অর্থ হল সিএনএন সনাক্ত করতে সক্ষম হবে
ইনপুটের বৈশিষ্ট্য, এমনকি যদি ইনপুট অনুবাদ করা হয়।
প্রতিটি দৃশ্যে, পুলিং তৈরি প্রক্রিয়ায় অবদান রাখে
উপস্থাপনা অত্যন্ত ছোট ইনপুট অনুবাদের প্রায় অপরিবর্তনীয়। যদি ইনপুট হয়
একটি সামান্য পরিমাণ দ্বারা অনুবাদ, অনুবাদে ইঙ্গিত করে যে সংখ্যাগরিষ্ঠ
অনুবাদ সম্পাদিত হওয়ার পরেও পুল করা আউটপুটগুলি তাদের প্রাথমিক মান বজায় রাখবে।
এই লক্ষ্য অর্জনে পুলিং স্তরগুলি কী ভূমিকা পালন করে? একটি সিএনএন এর কাঠামোতে, ক
পুলিং লয়েরটি সেই অবস্থানে স্থাপন করা হয় যা কনভোলিউশনাল লয়ের (বা
স্তর)। এটি ইনপুট সর্বোচ্চ বা গড় নির্ধারণ করে এবং তারপর নিচে নমুনা
একটি নির্দিষ্ট মাপ এবং স্ট্রাইড সাইজ সহ ফিল্টারটিকে স্লাইড করে কনভোলিউশনাল স্তরগুলির
আউটপুট।
এটি কনভোলিউশনাল লয়েরের আউটপুটকে আসল রেজোলিউশনের কাছাকাছি নিয়ে আসে।
দুটি স্বতন্ত্র ধরণের পুলিং রয়েছে যা সাধারণত নিযুক্ত করা হয়:
1. সর্বোচ্চ পুলিং: সর্বাধিক পুলিং ব্যবহার করার সময়, এর থেকে সর্বাধিক মাত্রা সহ মান
প্রতিটি পুল নির্বাচিত হয়. কারণ ম্যাক্স পুলিং বৈশিষ্ট্যগুলি বিজয় রাখে যা সর্বাধিক
বৈশিষ্ট্য মানচিত্রে বিশিষ্ট, যে ছবিটি ফিরিয়ে দেওয়া হয়েছে তা ছবির চেয়ে তীক্ষ্ণ
যে প্রথম প্রদান করা হয়.
2. গড় পুলিং পদ্ধতি: এই পুলিং স্তরের লক্ষ্য হল গড় নির্ধারণ করা
পুলের একটি ব্যবহার করার সময় মানচিত্রের বৈশিষ্ট্যগুলির গড় মান বজায় রাখা হয়
গড় পুলিং পদ্ধতি। এটি সংরক্ষণ করার সময় চিত্রের মসৃণতা উন্নত করে

ছবির মৌলিক বৈশিষ্ট্য।
প্রতিটি স্বতন্ত্র কনভোলিউশন লেয়ারের পরে, সিএনএন-এর প্রায়ই সর্বোচ্চ পুলিং অপারেশন থাকে
পরবর্তী পদক্ষেপে হিসাবে তাদের সঞ্চালিত. একটি মডেলে যোগ করা হলে, সর্বোচ্চ পুলিং নিয়ে আসে
সংখ্যা হ্রাসের মাধ্যমে ছবির মাত্রিকতা হ্রাস করা
পূর্ববর্তী কনভোলিউশনাল লেয়ারের আউটপুটে পিক্সেলের। প্রথমত, কয়েকটা দেখে নেওয়া যাক
সর্বাধিক পুলিং ঠিক কী তা আরও ভালভাবে বোঝার জন্য বাস্তব-বিশ্বের অ্যাপ্লিকেশনগুলির
এর ক্রিয়াকলাপের পরিপ্রেক্ষিতে সম্পন্ন করা এবং তারপরে আমরা কেন হতে পারি তার কারণগুলি
সম্পর্কে কথা বলব
এটি ব্যবহার করতে চান।
ম্যাক্স পুলিং হল একটি কনভল্যুশন টেকনিক যেখানে কার্নেল সর্বোচ্চ এক্সট্রাক্ট করে
() অ্যামিটি বিশ্ববিদ্যালয়
অনলাইন

পৃষ্ঠা 52

গভীর শিক্ষা
47
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
এটি জড়িত এলাকা থেকে মোন. ম্যাক্স পুলিং শুধুমাত্র কনভোলিউশনাল নিউরালকে অবহিত করে
নেটওয়ার্ক যে আমরা শুধুমাত্র পরিপ্রেক্ষিতে উপলব্ধ সবচেয়ে বড় তথ্য এগিয়ে নিয়ে যাবে
প্রশস্ততা 2*2 কার্নেল সহ 4*4 চ্যানেলে সর্বোচ্চ-পুলিং এবং 2 স্ট্রাইড: যেহেতু আমরা
একটি 2*2 কার্নেলের সাথে আবর্তিত হচ্ছে, আমরা 2 এর একটি ধাপ ব্যবহার করি। প্রথম 2*2 সেটটি
পর্যবেক্ষণ করছি যে
কার্নেল মনোযোগ দিচ্ছে, চ্যানেলের চারটি মান রয়েছে: 8,3,4,7। ম্যাক্স-পুলিং নির্বাচন করে
সেটের সর্বোচ্চ মান, যা "8"।

://./------
--/
এখানে আমাদের প্রেক্ষাপটে, আমরা একটি কার্নেল তৈরি করব যা বিড়ালের চোখের চিত্রকে প্রশস্ত করে
এতটাই যে ম্যাক্স পুলিং করার পরেও প্রাধান্য পাওয়া তথ্য হারিয়ে যায় না। কখন
ম্যাক্স পুলিং এখন আমার পিক্সেল ছাঁটাই করে, অবশিষ্ট 25% পিক্সেলগুলি পাওয়ার জন্য যথেষ্ট
বিড়ালের তথ্য। অতএব, একটি চ্যানেল বা বৈশিষ্ট্য মানচিত্র থাকবে
বিড়ালের চোখের তথ্য 75% হ্রাস অর্জনের জন্য যা ঘটুক না কেন
পিক্সেলে অন্য অর্থে, আমরা বলতে পারি যে আমরা অযাচিত তথ্য ফিল্টার করছি
কার্নেল তৈরি করা যা ম্যাক্স পুলিংকে প্রয়োজনীয় ডেটা বের করতে সক্ষম করে।
আপনার নেটওয়ার্কে কখন সর্বোচ্চ পুলিং করা উচিত?
বলুন আপনার ছবির রেজোলিউশন 28 বাই 28 পিক্সেল। এই ছবিতে, আপনি যদি অর্জন করতে পারেন
একটি 55 গ্রহণযোগ্য ক্ষেত্র, আপনি কিছু বিশদ বিবরণ বুঝতে সক্ষম হবেন। যখন কিছু বৈশিষ্ট্য পারে
নিষ্কাশন করা, এটা সর্বোচ্চ পুলিং ব্যবহার করার পরামর্শ দেওয়া হয়. একটি
প্রাথমিক পর্যায়ে
নিউরাল নেটওয়ার্ক, যখন কার্নেলগুলি প্রান্ত এবং গ্রেডিয়েন্ট বের করে, ম্যাক্স পুলিং হয় না
প্রস্তাবিত
চিতার উদাহরণ
://../-----2-
-
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 53

48
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
পূর্ববর্তী দৃষ্টান্তে, একই চিত্র চিত্রকে বিভিন্ন রূপে চিত্রিত করা হয়েছে।
প্রথম সংস্করণটি প্রচলিত, দ্বিতীয়টি ঘোরানো এবং তৃতীয়টি অনুভূমিকভাবে
সংকুচিত
সর্বাধিক পুলিংয়ের উদ্দেশ্য হল কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ককে সক্ষম করা
চিত্রটি যেভাবে উপস্থাপন করা হোক না কেন চিত্রকে চিনুন।
এই দ্বিতীয় চিত্রটি আরও জটিল। এখানে ছয়টি ভিন্ন ভিন্ন ছয়টি স্বতন্ত্র ছবি রয়েছে
চিত্র (বা পাঁচটি, যেমন একটি দুটিতে প্রদর্শিত হয়), প্রতিটি ভিন্ন পরিবেশে অনন্যভাবে পোজ দেয়
এবং বিভিন্ন সুবিধার পয়েন্ট থেকে।
আবার, সর্বাধিক পুলিং আপনার কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ককে নির্দেশ দেওয়ার সাথে সম্পর্কিত
স্বীকার করতে যে পূর্বোক্ত পার্থক্য থাকা সত্ত্বেও, এগুলি সবই চিত্রের ছবি।
এটি করার জন্য, নেটওয়ার্কটিকে একটি সম্পত্তি পেতে হবে যা "স্থানিক" নামে পরিচিত
ভিন্নতা।"
এই বৈশিষ্ট্যটি নেটওয়ার্ককে একটি ইমেজে বস্তুটি না হয়েই সনাক্ত করতে সক্ষম করে
ছবির টেক্সচারের পার্থক্য, যে দূরত্ব থেকে সেগুলি নেওয়া হয়েছিল তাতে বিভ্রান্ত,
বা অন্যান্য কারণ।

://../-----2-
-
পুলিং পর্বে পৌঁছানোর জন্য, আমরা অবশ্যই কনভোলিউশন সম্পন্ন করেছি
প্রক্রিয়া, যার অর্থ একটি বৈশিষ্ট্য মানচিত্র তৈরি করা হয়।
2.1.6 একটি দিয়ে আপনার মডেলকে প্রশিক্ষণ দেওয়া
জিপিইউ কম্পিউটিং এর মূলনীতি
গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট বা জিপিইউ হল প্রসেসিং এর জন্য বিশেষজ্ঞ ইঞ্জিন যা হতে পারে
বিভিন্ন কম্পিউটিং কার্যক্রম ত্বরান্বিত করতে ব্যবহার করা হবে। ছবি এবং অন্যান্য চাক্ষুষ
প্রক্রিয়াকরণ
ডেটা এই সার্কিটগুলির মূল উদ্দেশ্য ছিল যখন সেগুলি ডিজাইন করা হয়েছিল। গ্রাফিক্সের ব্যবহার
প্রসেসিং ইউনিট () বর্তমানে বিভিন্ন ধরনের উন্নতি করা সম্ভব করে তুলছে
গভীর শিক্ষা সহ কম্পিউটিং প্রক্রিয়া। এই যে গ্রাফিক্স এর ফলে
প্রক্রিয়াকরণ ইউনিট () ব্যাপকভাবে সমান্তরালভাবে সফলভাবে নিযুক্ত হতে সক্ষম
গণনা ছড়িয়ে দিন।
সমান্তরালতার মোড
দ্বারা দেওয়া মৌলিক সুবিধা হল সমান্তরালতা, যা বোঝায়
একটি সম্পূর্ণ বিভিন্ন অংশের একযোগে প্রক্রিয়াকরণ. চারটি ভিন্ন আছে
সমান্তরাল প্রক্রিয়াকরণের জন্য বাস্তবায়ন নকশা, যা নিম্নরূপ:
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 54

গভীর শিক্ষা
49
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

একক নির্দেশ, একক ডেটা ()

একক নির্দেশ, একাধিক ডেটা ()

একাধিক নির্দেশাবলী, একক ডেটা ()

একাধিক নির্দেশাবলী, একাধিক ডেটা ()
বেশিরভাগ কেন্দ্রীয় প্রক্রিয়াকরণ ইউনিট একটি ডিজাইন ব্যবহার করে এবং একাধিক ব্যবহার করে
কোর অন্যদিকে, গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট একটি ডিজাইন ব্যবহার করে। এই কারণে
পার্থক্য, গুলি গভীর শিক্ষার কাজগুলির জন্য আদর্শভাবে উপযুক্ত, যেগুলি সম্পাদন করা জড়িত
একই সময়ে বিভিন্ন ডেটা আইটেমের একটি সংখ্যায় একই অপারেশন।
সাধারণ উদ্দেশ্য জিপিইউ প্রোগ্রামিং
যখন প্রথম চালু করা হয়েছিল, ব্যবহারকারীদের কাজ করার আশা করা হয়েছিল
ওপেনজিএল-এর মতো বিশেষ প্রোগ্রামিং ভাষার জ্ঞান নিতে হবে
তাদের ক্ষমতার সুবিধা। এই ভাষাগুলি শুধুমাত্র গ্রাফিক্সে চালানো যেতে পারে
প্রক্রিয়াকরণ ইউনিট (জিপিইউ), যা তাদের শেখা কঠিন এবং নিয়োগ করা কষ্টকর করে তোলে।
এই বাধা 2007 সালে জয় করা হয়েছিল যখন এর ফ্রেমওয়ার্ক ছিল
রিলিজ করা হয়েছে, যা রিসোর্সে বৃহত্তর অ্যাক্সেস সক্ষম করেছে এবং সরিয়ে দিয়েছে
পূর্বোক্ত সীমাবদ্ধতা। হল একটি অ্যাপ্লিকেশন প্রোগ্রামিং ইন্টারফেস () লেখা
-তে যা ডেভেলপারদের মেশিন লার্নিংয়ের জন্য কম্পিউটিং ব্যবহার করার ক্ষমতা দেয়
অ্যাপ্লিকেশন
আধুনিক ডিপ লার্নিং ফ্রেমওয়ার্ক কিভাবে ব্যবহার করে।
দ্বারা প্রকাশের পর, গভীরের জন্য আরও অনেকগুলি কাঠামো
এবং সহ শিক্ষা তৈরি করা হয়েছিল। জটিলতা বিমূর্ত করে
এর সাথে সরাসরি কাজ করার জন্য, এই ফ্রেমওয়ার্কগুলি কম্পিউটিংকে অ্যাক্সেসযোগ্য করে
তুলেছে
গভীর শিক্ষার বর্তমান বাস্তবায়নের জন্য।
কেন ডিপ লার্নিং এর জন্য ব্যবহার করবেন?
গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট একসাথে অনেক গণনা করতে সক্ষম। এই
প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়ার বিচ্ছুরণ সক্ষম করে এবং উল্লেখযোগ্যভাবে গতির সম্ভাবনা রয়েছে
মেশিন লার্নিং জড়িত আপ পদ্ধতি. গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট (জিপিইউ) এটি তৈরি করে
একটি একক ডিভাইসে প্রচুর পরিমাণে প্রসেসের একত্রিত করা সম্ভব যা কম ব্যবহার করে
শক্তি এবং দক্ষতা একই স্তর বজায় রাখার সময় সম্পদ.
কিনা বা সিদ্ধান্ত নেওয়ার সময় বিবেচনায় নেওয়ার জন্য অনেকগুলি বিবেচনা রয়েছে।

আপনার ডিপ লার্নিং আর্কিটেকচারে জিপিইউ ব্যবহার করবেন না।

মেমরি ব্যান্ডউইথ— গুলি সমর্থন করার জন্য প্রয়োজনীয় ব্যান্ডউইথ দিতে সক্ষম বিশাল ডেটাসেটের স্টোরেজ। কারণ গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট () বিশেষ্টিয় বিশেষায়িত ভিডিও র‍্যান্ডম অ্যাক্সেস মেমরি (), ব্যবহারকারীরা তাদের মুক্ত করতে সক্ষম অন্যান্য অ্যাপ্লিকেশনে ব্যবহারের জন্য প্রসেসের মেমরি।

ডেটাসেটের আকার— গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট () সমান্তরালভাবে কাজ করতে পারে সেন্ট্রাল প্রসেসিং ইউনিটের তুলনায় আরো সহজে, যা বড় আকারের দ্রুত প্রক্রিয়াকরণ সক্ষম করে ডেটাসেটে আপনার ডেটাসেটে যত বেশি বিস্তৃত, সম্ভাব্য মান তত বেশি থেকে বের করা যেতে পারে।

অপ্টিমাইজেশন- সিপিইউর পরিবর্তে জিপিইউ ব্যবহার করার একটি অসুবিধা হল এটি দীর্ঘমেয়াদী ব্যক্তিগত কার্যক্রম অপ্টিমাইজ করা আরও কঠিন হতে পারে।
গভীর শিক্ষার জন্য প্রযুক্তি বিকল্প
গভীর শিক্ষায় জিপিইউ অন্তর্ভুক্ত করার জন্য অনেকগুলি বিকল্প রয়েছে
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

50
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
বাস্তবায়ন, যদিও বাজারে আধিপত্য বিস্তার করে। আপনি থেকে চয়ন করতে পারেন
ভোক্তা-গ্রেডের , ডেটা সেন্টার এবং পরিচালিত ওয়ার্কস্টেশনের জন্য ডিজাইন করা ।
ভোক্তা-গ্রেড
ভোক্তা ব্যবহারের জন্য অভিপ্রেত গুলি বিড় আকারের অ্যাপ্লিকেশনের জন্য উপযুক্ত নয়।
গভীর শিক্ষা; তবুও, এই গুলি তৈরির জন্য একটি সূচনা পয়েন্ট হিসাবে ব্যবহার করা যেতে পারে
গভীর শিক্ষা ব্যবস্থার। এই গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট আপনাকে ক্ষমতা প্রদান করে
বর্তমান সিস্টেমগুলিকে সাশ্রয়ী মূল্যে আপগ্রেড করুন এবং মডেলগুলি বিকাশের জন্য সহায়ক এবং
নিম্ন স্তরের পরীক্ষা পরিচালনা।

টাইটান - এটি একটি গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট () যা নির্ভর করে
মডেল, 12 গিগাবাইট থেকে 32 গিগাবাইট র‍্যাম এবং যে কোন জায়গা থেকে
পারফরম্যান্সের 110 থেকে 125 টেরাফ্লপ। এর টেনসর কোর এবং ভোল্টা প্রযুক্তি
তার অপারেশন ব্যবহার করা হয়.

- এই মডেলটিতে 24 গিগাবাইটের মেমরি ক্ষমতা এবং
130 টেরাফ্লপের কর্মক্ষমতা স্তর। এটি টিউরিং জিপিইউ আর্কিটেকচারের উপর প্রতিষ্ঠিত
দ্বারা নির্মিত এবং টেনসর এবং আরটি কোর প্রযুক্তিতে সজ্জিত।

2080 - এটি আমাদের সেরা গ্রাফিক্স কার্ড। স্মৃতি
11 গিগাবাইট, এবং এটি প্রতি সেকেন্ডে 120 টেরাফ্লপ এ কার্যকর করতে পারে। এর টুরিং
গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট () আর্কিটেকচার এই পণ্যের ভিত্তি হিসাবে কাজ করে,
যা পেশাদার ব্যবহারকারীদের কথা মাথায় রেখে গেমিং অনুরাগীদের সাথে তৈরি করা হয়েছিল।
ডেটা সেন্টার জিপিইউ
যখন উৎপাদনে গভীর শিক্ষার বাস্তবায়নের কথা আসে, তখন গুলি রাখা হয়
তথ্য কেন্দ্র মান. এই গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট () তৈরি করা হয়েছিল
বিশেষ করে বড় আকারের প্রকল্পের জন্য এবং এন্টারপ্রাইজ-স্তরের কর্মক্ষমতা দিতে সক্ষম।

100 40 গিগাবাইটের মেমরি ক্ষমতা এবং একটি পারফরম্যান্স লেভেল নিয়ে
624 টেরাফ্লপ। উচ্চ-পারফরম্যান্স কম্পিউটিং-এর জন্য উন্নত হওয়ার পাশাপাশি,
ডেটা অ্যানালিটিক্স এবং মেশিন লার্নিং, এটি মাল্টি-
উদাহরণ ()।

100 এর মেমরি ক্ষমতা 32 গিগাবাইট এবং পারফরম্যান্স লেভেল রয়েছে
149 টেরাফ্লপ। ভোল্টা প্রযুক্তি ব্যবহার করে, এটি বিশেষভাবে উচ্চ-
পারফরম্যান্স কম্পিউটিং (), মেশিন লার্নিং এবং ডিপ লার্নিং।

100 এর মেমরি ক্ষমতা 16 গিগাবাইট এবং একটি প্রসেসিং
21 টেরাফ্লপের গতি। এটি উচ্চ-কর্মক্ষমতা কম্পিউটিং এবং মেশিনের জন্য তৈরি করা হয়েছিল
শেখা এবং প্যাসকেল স্থাপত্যের উপর ভিত্তি করে।

80-এর সর্বোচ্চ মেমরি ক্ষমতা 24 গিগাবাইট এবং একটি
কর্মক্ষমতা স্তর 8.73 টেরাফ্লপ। কপেলার স্থাপত্য ভিত্তি হিসাবে কাজ করে
এই সিস্টেমের জন্য, যা ডেটা বিশ্লেষণ এবং বৈজ্ঞানিক গণনার জন্য ডিজাইন করা হয়েছে।

গুগল টেনসর প্রসেসিং ইউনিট () - যদিও গুলি নিই
গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট (), তারা -এর বিকল্প প্রদান করে, যা
সাধারণত গভীর শিক্ষার অ্যাপ্লিকেশনের জন্য ব্যবহার করা হয়। টপিইউ হল এক ধরনের অ্যাপ্লিকেশন-
নির্দিষ্ট ইন্টিগ্রেটেড সার্কিট () এবং সেগুলি কাজের চাপগুলি পরিচালনা করার জন্য তৈরি করা
হয়েছিল
চিপস বা ক্লাউডে সম্পাদিত গভীর শিক্ষার সাথে সম্পর্কিত। টপিইউ
ক্লাউড প্ল্যাটফর্মে -এর সাথে ব্যবহারের জন্য অপ্টিমাইজ করা হয়েছে এবং
ছিল।
এই উদ্দেশ্যে স্পষ্টভাবে বিশেষ. প্রতিটির স্মৃতিশক্তি 128
গিগাবাইট এবং 420 টেরাফ্লপের কম্পিউটিং ক্ষমতা।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 56

গভীর শিক্ষা
51
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ডিজিএক্স সার্ভার

সার্ভারগুলি হল ফুল-স্ট্যাক সিস্টেম যা একটি কর্পোরেটে ব্যবহারের জন্য ডিজাইন করা হয়েছে
সেটিং মেশিন লার্নিং এবং গভীর শিক্ষার ক্রিয়াকলাপগুলি বিশেষভাবে সরবরাহ করা হয়
এই সিস্টেম দ্বারা. সিস্টেম প্লাগ ইন হওয়ার সাথে সাথে ব্যবহারের জন্য প্রস্তুত এবং
স্থাপনা বয়োর মেটাল সার্ভারে বা পাত্রে সঞ্চালিত হতে পারে।

-1 দুটি ইন্টেল প্রসেসর এবং আটটি 100 টেনসর সহ আসে
কোর, যার প্রতিটিতে 32 গিগাবাইট উপলব্ধ রয়েছে। লিনাক্স ব্যবহার করে নির্মিত
হোস্ট অপারেটিং সিস্টেম হিসাবে উবুন্টু বিতরণ। গভীর শিক্ষা দ্বারা সমর্থিত হয়
-1 এর টুলকিট, এর ডিপ লার্নিং সফটওয়্যার এর একীকরণের জন্য ধন্যবাদ
ডেভেলপমেন্ট কিট (), ডকার ইঞ্জিন ইউটিলিটি এবং ডিজিআইটিএস ট্রেনিং প্রোগ্রাম।

-2 ষোলটি 100 টেনসর ছাড়াও দুটি প্লাটিনাম প্রসেসের অফার করে
কোর গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট, যার সবকিছুতে ৩২ গিগাবাইট মেমরি রয়েছে।
এটির যথেষ্ট পরিমাপযোগ্যতা এবং সমান্তরালতা রয়েছে এবং এটি -এ প্রতিষ্ঠিত
নির্দেশনার জন্য নেটওয়ার্কিং ফ্যাব্রিক, যা -1 এর চেয়ে 195 গুণ দ্রুত।

100 এর দুটি 64-এর জন্য মোট পাঁচটি পেটাফ্লপের কার্যক্ষমতা প্রদান করে-
কোর এএমডি সিপিইউ এবং আটটি 100 জিপিইউ, যার সবকিছুতে 320 রয়েছে। এটা
- এর সাথে ব্যবহারের জন্য প্রস্তুত এবং বিশেষভাবে প্রশিক্ষণ, অনুমানের জন্য তৈরি করা হয়েছিল
এবং মেশিন লার্নিং এর বিশ্লেষণের প্রয়োজন। এর মাধ্যমে একটি মেগা ক্লাস্টার গড়ে তোলা সম্ভব
অনেক 100 ডিভাইস একসাথে সংযুক্ত করা হচ্ছে।
আপনার ডিপ লার্নিং জিপিইউ পারফরম্যান্সের মূল্যায়নের জন্য শীর্ষ মেট্রিক্স
জিপিইউগুলি হল ব্যয়বহুল সংস্থান যা তাদের কর্মক্ষমতা ক্রমানুসারে সুরক্ষিত রাখতে হবে
বিনিয়োগে একটি টেকসই রিটার্ন পেতে। এই সত্ত্বেও, গভীর শিক্ষার সংখ্যাগরিষ্ঠ
প্রকল্পগুলি তাদের কাছে উপলব্ধ সংস্থানগুলির শুধুমাত্র 10-30% ব্যবহার করে, প্রায়শই দরিদ্রদের কারণে
সম্পদ বরাদ্দ আপনাকে নিরীক্ষণ করতে হবে এবং নিম্নলিখিত ব্যবস্থাগুলি সম্পাদন করতে হবে
-তে আপনার বিনিয়োগগুলি তাদের সম্পূর্ণ সম্ভাবনার জন্য ব্যবহার করা হচ্ছে তা নিশ্চিত করুন।
ব্যবহার
ব্যবহার পরিমাপ করা মেট্রিকগুলি সেই সময়ের পরিমাণের একটি অনুমান প্রদান করে
আপনার প্রসেসের সত্যিই ব্যবহার করা হচ্ছে (এছাড়াও ব্যবহার হিসাবে পরিচিত)। আপনি
এই মেট্রিক্স ব্যবহার করে আপনার পাইপলাইনগুলির জন্য ক্ষমতার প্রয়োজনীয়তা নির্ধারণ করতে পারে এবং
আপনি সীমাবদ্ধতা আবিষ্কার করতে তাদের ব্যবহার করতে পারেন। এই পরিসংখ্যান ব্যবহার করে
অ্যাক্সেস করা যেতে পারে

সিস্টেম ম্যানেজমেন্ট ইন্টারফেস, যা সংক্ষেপে - নামে পরিচিত।
এটা সম্ভব যে আপনি প্রক্রিয়াগুলি আরও কার্যকরভাবে বিতরণ করতে সক্ষম হবেন যদি সিখোনে থাকে সম্পদ যে অব্যবহৃত যাচ্ছে. যখন ব্যবহার সর্বাধিক হয়, এটি একটি ভাল লক্ষণ
আপনার অপারেশনে যোগ করা উপকারী হতে পারে।
মেমরি অ্যাক্সেস এবং ব্যবহার
একটি এর মেমরি কন্ট্রোলার ব্যবহার করা হচ্ছে সময়ের শতাংশ হতে পারে
মেমরি অ্যাক্সেস এবং ব্যবহারের মেট্রিক্স ব্যবহার করে পরিমাপ করা হয়। রিড এবং রাইট অপারেশন হয় উভয় এই প্যাকেজে একটি অংশ. আপনি আপনার গভীর শিক্ষার কার্যকারিতা মূল্যায়ন করতে পারেন
এই মেট্রিক্স ব্যবহার করে প্রোগ্রাম এবং আপনি আকার সামঞ্জস্য করতে তাদের ব্যবহার করতে পারেন আপনি যে প্রশিক্ষণের নমুনা নিয়োগ করেন। মেমরি মেট্রিক্সের একটি সম্পূর্ণ সেট অ্যাক্সেস লাভ করা যেতে পারে
- ব্যবহারের মাধ্যমে।
শক্তি ব্যবহার এবং তাপমাত্রা
আপনি মেট্রিক্স ব্যবহার করে আপনার সিস্টেমে কতটা কঠিন কাজ করছে তা সনাক্ত করতে সক্ষম
বিদ্যুৎ খরচ এবং তাপমাত্রা এবং আপনি পূর্বাভাস এবং নিয়ন্ত্রণ করতে সক্ষম
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

52
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
শক্তি খরচ পরিমাণ। গণনা এবং মেমরি ইউনিট সম্পদ ছাড়াও
শীতল উপাদান, এই ব্যবস্থা অন্তর্ভুক্ত করা হয়, যা সাধারণত মূল্যায়ন করা হয়
পাওয়ার সাপ্লাই ইউনিট। এই ব্যবস্থাগুলি তাৎপর্যপূর্ণ কারণ উচ্চ তাপমাত্রার ফলে হতে পারে
থার্মাল থ্রটলিং এ, যা কম্পিউটিং এর কাজকে ধীর করে দেয় বা ক্ষতি করে
হার্ডওয়্যার
সমাধানের সময়
সমাধানের সময় হল একটি সার্বাঙ্গীণ মেট্রিক যা আপনাকে একটি পছন্দসই ঘোষণা করতে সক্ষম করে
নির্ভুলতার ডিগ্রি এবং এটি অর্জন করতে আপনার মডেলকে প্রশিক্ষণ দিতে কতক্ষণ সময় লাগে তা গণনা করুন
নির্ভুলতার স্তর। আপনি মেট্রিক ব্যবহার করে নির্ভুলতার পছন্দসই স্তর বর্ণনা করতে পারেন।
এই প্রশিক্ষণের সময় প্রতিটি -এর জন্য আলাদা হবে কারণ দৈর্ঘ্য নির্ভর করে
মডেল, বিতরণ পদ্ধতি এবং ডেটাসেট যা ব্যবহার করা হচ্ছে। একটি সেটআপ নির্বাচন করার পরে,
আপনি ব্যাচের আকার সামঞ্জস্য করতে বা সুবিধা করতে একটি সময়-টু-সমাধান পরিমাপ ব্যবহার করতে পারেন
কর্মক্ষমতা উন্নত করতে মিশ্র-নির্ভুলতা অপ্টিমাইজেশনের। এই অপশন দুটি হয়
আপনার কাছে উপলব্ধ।
রানের সাথে দক্ষ ডিপ লার্নিং জিপিইউ ম্যানেজমেন্ট: এআই
কাজের চাপ
অর্কেস্ট্রেশন
এবং
সম্পদ
ব্যবস্থাপনা
জন্য
মেশিন
শেখার
: প্ল্যাটফর্ম ব্যবহার করে অবকাঠামো উভয়ই স্বয়ংক্রিয় হতে পারে। চালান: এআই এটি তৈরি করে
স্বয়ংক্রিয়ভাবে গণনাগতভাবে ব্যয়বহুল পরীক্ষা যে কোনো সংখ্যা বহন করা সম্ভব
প্রয়োজন হতে পারে। রান ব্যবহার করা: এআই-এর বশে কিছু সুবিধা রয়েছে, যার মধ্যে কয়েকটি হল
অনুসরণ করে:

বর্ধিত দৃশ্যমানতা - গণনা সংস্থানগুলিকে একত্রিত করে, আপনি একটি তৈরি করতে পারেন
রিসোর্স শেয়ারিং পাইপলাইন যা কার্যকরী এবং দক্ষ উভয়ই।

আর কোন বাধা নেই - আপনি সুরক্ষিত রিসোর্স কোটা সংজ্ঞায়িত করতে পারবেন,
যা প্রতিবন্ধকতা প্রতিরোধ করবে এবং বিলিং প্রক্রিয়াকে অপ্টিমাইজ করবে।

নিয়ন্ত্রণের একটি বৃহত্তর ডিগ্রি—রান:এআই আপনাকে গতিশীলভাবে পরিবর্তন করার ক্ষমতা দিয়ে
সম্পদ বরাদ্দ, আপনাকে গ্যারান্টি দেওয়ার অনুমতি দিয়ে যে প্রতিটি কাজ প্রদান করা হয়
সম্পদ যে এটি সব সময়ে প্রয়োজন.
-এ -তে নিউরাল নেটওয়ার্ক মডেলের প্রশিক্ষণ দেওয়া
এনভায়রনমেন্টের মাধ্যমে, আমাদের "-এ সীমাহীন অ্যাক্সেস আছে
টেসলা 80" জিপিইউ। সচেতন থাকুন, যাইহোক, আপনি শুধুমাত্র এটি ক্রমাগত ব্যবহার করতে পারবেন
12 ঘন্টার জন্য; এর পরে, এটি সম্ভব যে আপনি এটি পর্যন্ত আর ব্যবহার করতে পারবেন না
আপনি প্ল্যানে আপগ্রেড করুন।
হাতে লেখা ডিজিটি ক্লাসিফিকেশন ডেটাসেটে এর ফোকাস হিসেবে কাজ করবে
আমাদের তদন্ত। আমাদের লক্ষ্য হল একটি মডেলকে শিক্ষিত করা যে, যখন একটি ছবি দেওয়া হয়
হাতে লেখা ডিজিটি, সেই ডিজিটিকে সঠিকভাবে একটি লেবেলে বরাদ্দ করতে সক্ষম। এই কারণে, আপনি
আপনি মডেল প্রশিক্ষণের সময় নিম্নলিখিত পদ্ধতিগুলিতে অতিরিক্ত মনোযোগ দিতে হবে
-তে:

রানটাইম টাইপ কনফিগারেশন সেটে করা হচ্ছে।

আপনাকে এবং এর মধ্যে একটি রূপান্তর ফাংশন সংজ্ঞায়িত করতে হবে
সিপিইউ।

আপনার গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিটে () ডেটাসেটে এবং মডেলে রাখা।
তাই শুরু করা যাক!
সমর্থন সক্ষম করার সময় ইনস্টল করুন। সবচেয়ে সহজ পদ্ধতি হল:
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 58

গভীর শিক্ষা
53
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
পিপ ইনস্টল টেনসরফ্লো-জিপিইউ
তবুও, এটি কিছু ইনস্টলেশনে ব্যর্থ হতে পারে। এটি ঘটলে, অন্য আছে
বিকল্প:
রপ্তানি
__=://../////
_-0.12.1-27--_86_64.
পিপ ইনস্টল -- __ আপগ্রেড করুন
আপনি যদি একটি লোকেল পান। ত্রুটি: ইনস্টলেশনের সময় অসমর্থিত লোকেল সেটিং, লিখুন:
এক্সপোর্ট _=
তারপরে, সেটআপ পদ্ধতিটি পুনরাবৃত্তি করুন।
যদি কোন অতিরিক্ত ত্রুটি না ঘটে, ইনস্টলেশন সম্পূর্ণ হয়। চুদা টুলকিট এবং
ত্বরণ কার্যকরভাবে কাজ করার জন্য, তবে ইনস্টল করা আবশ্যক।
আসুন চুদা টুলকিট ইনস্টল করে শুরু করি।
আপনি শুরু করার আগে, অনুগ্রহ করে মনে রাখবেন যে ইনস্টলেশন প্রক্রিয়া প্রায় 3 ডাউনলোড হবে
তথ্য

":////...////1604/
86_64/--1604_8.0.44-1_64."
- --1604_8.0.44-1_64.
- আপডেট পান
- চুদা
টুলকিট ইনস্টল করার পরে, আপনার 2 এ লিনাক্সের জন্য লাইব্রেরি কপি করুন
উদাহরণ (মনে রাখবেন যে আপনাকে অবশ্যই অ্যাক্সিলারেটেড কম্পিউটিং বিকাশকারীর জন্য নিবন্ধন
করতে হবে
প্রোগ্রাম)।
- -8.0--64-5.1. - //
এক্সপোর্ট =////:
রপ্তানি
__="__:////64:///
///64"
_=/// রপ্তানি করুন
অবশেষে, ইনস্টলেশন পদ্ধতি সম্পূর্ণ হয়েছে, এবং আমরা এটি পরীক্ষা করতে পারি:
অজগর
>>> হিসাবে আমদানি করুন
>>> = .()
আপনি বৈশিষ্ট্য সহ পাওয়া ডিভাইস 0 দেখতে হবে: নাম: 520
>>> _ = .("হ্যালো, বিশ্ব!")
>>> প্রিন্ট .(_)
হ্যালো, বিশ্ব! প্রদর্শিত হবে

>>> প্রিন্ট .(.(123)*.(456))
56088 সঠিক উত্তর।
সিস্টেমটি এখন টেনসরফ্লো সহ ব্যবহারের জন্য প্রস্তুত।
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

54
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
আপনার টেনসরফ্লো কোড পরিবর্তনগুলি ন্যূনতম হওয়া উচিত। বরাদ্দ করার সময়
একটি ডিভাইসে টেনসরফ্লো অপারেশন, অপারেশন থাকলে জিপিইউ ডিভাইসগুলিকে অগ্রাধিকার দেওয়া হবে
এবং উভয় বাস্তবায়ন। আপনি একটি ডিভাইস তৈরি করতে . ব্যবহার করতে পারেন
প্রসঙ্গ যদি আপনি আপনার পছন্দের একটি ডিভাইসে একটি নির্দিষ্ট অপারেশন চালানোর জন্য চান
ডিফল্টরে চয়েে এটি নিশ্চিত করে যে নির্দিষ্ট প্রসঙ্গের মধ্যে সমস্ত ক্রিয়াকলাপ রয়েছে
একই ডিভাইস অ্যাসাইনমেন্ট।
একটি গ্রাফ তৈরি করে।
.('/:0') সহ:
= .([1.0, 2.0, 3.0, 4.0, 5.0, 6.0], =[2, 3], ='')
= .([1.0, 2.0, 3.0, 4.0, 5.0, 6.0], =[3, 2], ='')
= .(,)
লগ_ডিভাইস_প্লেসমেন্ট ট্রুতে সেট করে একটি সেশন তৈরি করে।
= .(=.(__=))
অপারেশন চালায়।
প্রিন্ট .
আপনি যদি একাধিক -তে চালাতে চান, তাহলে আপনি এর সাথে একটি মডেল তৈরি করতে
পারেন
একাধিক টাওয়ার এবং প্রতিটি টাওয়ারকে একটি পৃথক জিপিইউতে মনোনীত করুন। উদাহরণস্বরূপ:
একটি গ্রাফ তৈরি করে।
গ = []
এর জন্য [‘/:2’, ‘/:3’]:
.() সহ:
= .([1.0, 2.0, 3.0, 4.0, 5.0, 6.0], =[2, 3])
= .([1.0, 2.0, 3.0, 4.0, 5.0, 6.0], =[3, 2])
.(.(,))
.('/:0') সহ:
যোগফল = ._()
লগ_ডিভাইস_প্লেসমেন্ট ট্রুতে সেট করে একটি সেশন তৈরি করে।
= .(=.(__=))
অপারেশন চালায়।
প্রিন্ট .(সমষ্টি)
2.1.7 প্রাক-প্রশিক্ষিত নেটওয়ার্ক
এটিকে অন্যভাবে বলতে গেলে, একটি নিউরাল নেটওয়ার্ককে প্রাক-প্রশিক্ষণ দেওয়া প্রশিক্ষণের
প্রক্রিয়াকে বোঝায়
শুধুমাত্র একটি নির্দিষ্ট ডেটা সেট বা টাস্ক ব্যবহার করে একটি মডেল। পরামিতি ব্যবহার করে বা
মডেল যা একটি স্বতন্ত্র ডেটাসেটে দ্বিতীয় মডেলকে প্রশিক্ষণ দেওয়ার জন্য প্রশিক্ষিত হয়েছে বা
নিয়োগ এটি শূন্য থেকে শুরু করার পরিবর্তে মডেলটিকে একটি প্রধান শুরু দিয়ে
অন্যথায় ক্ষেত্রে হতে.

শুধুমাত্র তথ্য ধারণ করে এমন একটি ডেটা সংগ্রহ সংগঠিত করার সমস্যাটি বিবেচনা করুন
বিড়াল এবং কুকুর সম্পর্কে। এই শ্রেণীকরণ চ্যালেঞ্জটি সম্পূর্ণ করার জন্য, আমরা বিকাশ করেছি
মেশিন লার্নিং ব্যবহার করে একটি মডেল। প্রশিক্ষণ শেষে হওয়ার পরে, আমরা এটি সংরক্ষণ করব
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
55
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
এর সমস্ত বৈশিষ্ট্যের সাথে একসাথে। একটি মুহূর্ত জন্য কল্পনা করুন যে আমরা আছে
শেষ করার জন্য বস্তু সনাক্তকরণের কার্যকলাপ। বস্তু সনাক্তকরণ ডেটাসেট ব্যবহার করা আমাদের অনুমতি দিয়ে
সম্পূর্ণ নতুন মডেল প্রশিক্ষণের প্রয়োজনীয়তা এড়িয়ে চলুন। এই পর্যায়টি প্রাক হিসাবে পরিচিত প্রশিক্ষণ পর্যায়।
কিভাবে প্রি-ট্রেন করবেন?
প্রকৃত কার্যকলাপ সঞ্চালিত হচ্ছে বিবেচনা করার সময় একক সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ ফ্যাক্টর
প্রাক-প্রশিক্ষণ নিউরাল নেটওয়ার্ক। বিশেষ করে, যে কাজটি থেকে মডেলটি প্রথমে শিখবে তা অবশ্যই করতে হবে
ভবিষ্যতে যে কাজের জন্য এটি নিযুক্ত করা হবে তার সাথে সাদৃশ্যপূর্ণ হতে হবে। এই মধ্যে প্রয়োজন
মডেল সফল হতে আদেশ. আমরা সঠিক প্রদানের জন্য একটি মডেল প্রশিক্ষণ দিতে অক্ষম
আবহাওয়ার পূর্বাভাস এবং তারপর বস্তুগুলিকে চিনতে একই মডেল ব্যবহার করুন।
এখন, একটি নিউরাল নেটওয়ার্ককে প্রাক-প্রশিক্ষণ দেওয়ার জন্য, চারটি মূল কাজ করা দরকার
নেওয়া:
1. আমরা মেশিন লার্নিং মডেল মিমি ছাড়াও দখলে আছি
ডেটাসেট এবং
2. রেফারেন্স হিসাবে ডেটাসেট ব্যবহার করতে শেখান।
3. ডেটাসেট -এর প্রশিক্ষণের জন্য মডেলটি প্রস্তুত করার জন্য, কয়েকটি মিমি শুরু করুন
ডেটাসেট -তে শেখা মডেল ব্যবহার করে পরামিতি।
4. বি-তে করার নির্দেশনা দিন।
5. প্রস্তুতিমূলক প্রশিক্ষণের বাস্তব-বিশ্ব অ্যাপ্লিকেশন।
প্রাক-প্রশিক্ষণের আবেদন
ট্রান্সফার লার্নিং, ফিচার এক্সট্রাকশন এবং ক্লাসিফিকেশন তিনটি ভিন্ন
অ্যাপ্লিকেশনগুলি যেগুলি প্রাক-প্রশিক্ষণ থেকে প্রাপ্ত হতে পারে যা একসাথে শ্রেণীবদ্ধ করা যেতে পারে।

ট্রান্সফার লার্নিং
একটি মেশিন লার্নিং সমাধান থেকে প্রাপ্ত তথ্য অভিযোজিত করার প্রক্রিয়া
অন্যের কাছে ইস্যুকে ট্রান্সফার লার্নিং বলা হয়। অন্যের কাছ থেকে শেখা দক্ষতা কাজে লাগানো
ক্রিয়াকলাপ, যেমন বিড়াল এবং কুকুর সনাক্তকরণ, উদাহরণস্বরূপ, কাঠামো সনাক্ত করা। সারাংশ
ট্রান্সফার লার্নিং হল প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল ব্যবহার করে একজনের কাছ থেকে তথ্য সংগ্রহ করা
কাজ এবং তারপর সেই জ্ঞানকে অন্যান্য ক্রিয়াকলাপে প্রয়োগ করা। উপরন্তু, করার ক্ষমতা
একটি আরো দক্ষ এবং সময়মত পদ্ধতিতে অ্যাপ্লিকেশন নির্মাণ হস্তান্তর একটি কারণ
কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা বিকাশের ক্ষেত্রে শেখার একটি বড় অগ্রগতি হিসাবে স্বীকৃত।

শ্রেণীবিভাগ
শ্রেণীবিভাগের কাজ, যেমন ছবির শ্রেণীবিভাগ, দ্বারাও সম্পন্ন করা যেতে পারে
ইতিমধ্যে প্রশিক্ষণের মধ্য দিয়ে মডেল নিয়োগ. ছবির শ্রেণীকরণ বোঝায়

একটি ছবিতে চিত্রিত বিষয়বস্তু সনাক্তকরণের প্রক্রিয়াতে। এ সময়, আ
প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেলের বিস্তৃত নির্বাচন যা বিশেষ করে ছবির জন্য তৈরি করা হয়েছে
শ্রেণীকরণ পাওয়া যায়। এই মডেলদের উল্লেখযোগ্য ছবির উপর প্রশিক্ষণ দেওয়া হয়েছে
ডেটাসেট এবং ফলস্বরূপ, এগুলি যে কোনও শ্রেণিবিন্যাসের কাজে ব্যবহারের জন্য উপযুক্ত
ইমেজ ব্যবহার.

বৈশিষ্ট্য নিষ্কাশন
অন্যদিকে, প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল ব্যবহার করে বৈশিষ্ট্য নিষ্কাশন প্রক্রিয়াটিকে বোঝায়
একটি প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল ব্যবহার করে প্রাক-প্রশিক্ষিত একটি ডেটাসেট থেকে প্রাসঙ্গিক
বৈশিষ্ট্যগুলি বের করার জন্য
প্রশিক্ষিত মডেল। বৈশিষ্ট্যগুলি পুনরুদ্ধার করার পরে, সেগুলি ইনপুট হিসাবে ব্যবহার করা যেতে পারে
একটি ভিন্ন মডেলের জন্য।
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

56
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
প্রাক-প্রশিক্ষণের সুবিধা এবং অসুবিধা
প্রাক-প্রশিক্ষণ নিউরাল প্রক্রিয়ার মাধ্যমে কার্যকর মডেল তৈরি করা সহজ করা হয়
নেটওয়ার্ক মডেল। প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল ব্যবহার প্রায়ই ইতিবাচক ফলাফল যে সত্ত্বেও
ফলাফল, এই পদ্ধতির সাথে যুক্ত কয়েকটি ত্রুটি রয়েছে। পরবর্তী অংশে,
আসুন ভাল এবং অসুবিধা উভয়ই দেখে নেওয়া যাক:
সুবিধা

সুবিধার কথা চিন্তা করে শুরু করলে প্রাক-প্রশিক্ষণের উপযোগিতা হয়
সুবিধা যা সবচেয়ে বেশি দাঁড়ায়। আসুন ভান করি আমাদের একটি কাজ আছে যা মেশিন জড়িত
শেষ করতে শেখো। একটি প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল খুঁজুন যে কাজগুলিকে প্রশিক্ষণ দেওয়া হয়েছে
আমরা এখন যেটির উপর কাজ করছি তার সাথে সাদৃশ্যপূর্ণ এবং এটিকে পরিবর্তন করুন যাতে এটি
পরিচালনা করতে পারে
নতুন তথ্য। প্রথম থেকেই একটি মডেল তৈরি করার প্রয়োজন নেই।

মডেল অপ্টিমাইজ করার প্রক্রিয়া প্রাক-প্রশিক্ষণের মাধ্যমে দ্রুত করা যেতে পারে। এই প্রস্তাব
যে মডেলটিকে প্রাক-প্রশিক্ষিত করা হয়েছে তার সর্বোত্তম পর্যায়ে পৌঁছানোর একটি ভাল সুযোগ
রয়েছে
কর্মক্ষমতা আরো দ্রুত। এমন একটি মডেলকে অপ্টিমাইজ করা যার পরিপ্রেক্ষিতে ইতিমধ্যেই একটি
প্রধান শুরু রয়েছে।
কোন পরামিতিগুলি ভাল ফলাফল তৈরি করতে পারে তা বোঝার জন্য
একটি মডেল অপ্টিমাইজ করার চেয়ে দ্রুত যা গ্রাউন্ড আপ থেকে বিকাশ করা দরকার।

প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল ব্যবহার করার আরেকটি সুবিধা হল যে তাদের তুলনায় অনেক কম ডেটা প্রয়োজন
স্থল থেকে নির্মিত হয় যে মডেল. এর কারণ হল সিংহভাগ
ইন্টারনেট অ্যাক্সেসযোগ্য প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেলগুলিকে অত্যন্ত বড় ডেটাসেটে প্রশিক্ষণ দেওয়া
হয়েছে।
এর কারণ হল এই মডেলগুলি ইন্টারনেটে পাওয়া যাবে। অতএব,
একটি নতুন প্রচেষ্টার জন্য এই মডেলটি প্রয়োগ করা তথ্যের কম পরিমাণের জন্য কল করবে
এটা একত্রিত হতে পারে আগে.
অপূর্ণতা
এমনকি যদি এটি উপকারী হয়, প্রাক-প্রশিক্ষণ কিছু ডিগ্রী সহ বাহিত করা প্রয়োজন
সতর্কতা শুরু করার জন্য, কোন গ্যারান্টি নেই যে আমরা একই স্তরের সাফল্য পাব
যে মডেলটি প্রাক-প্রশিক্ষিত হয়েছে। এটা সম্ভব যে এই ঘটনাটি একটি দ্বারা সৃষ্ট হয়েছিল
কয়েকটি ভিন্ন জিনিস। উদাহরণস্বরূপ, যদি আপনি একটি ডেটাসেট ব্যবহার করেন যা সম্পূর্ণ অন্য থেকে
আসে
শিল্প, আপনি একই ফলাফল নাও পেতে পারেন. উপরন্তু, নেটওয়ার্ক বৈশিষ্ট্য,
ট্রেন-টেস্ট ডিভিশন রেশিও এবং ট্রেনিং হার্ডওয়্যার ব্যবহার করা সব দিকই ভূমিকা পালন করে
সিদ্ধান্ত গ্রহণের প্রক্রিয়া।
সারাংশ

কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক (এবং) হল নিউরালের একটি সাব-টাইপ
যে নেটওয়ার্কগুলি সাধারণত ইমেজ শ্রেণীবিভাগের জন্য নিযুক্ত করা হয় (এতে ইমেজ ডেটা ম্যাপ করা শ্রেণীর মান)।

একটি উচ্চ স্তরে নেটওয়ার্কের একটি বিকল্পকি হিসাবে গণ্য করা যেতে পারে,
কিন্তু তারা
ভিজ্যুয়াল বিশ্লেষণের জন্য আরও প্রচলিত অ্যালগরিদমের তুলনায় বেশ কিছু সুবিধা রয়েছে
চিত্রকল্প

জটিল ডেটা সেটে ডেটা বিশ্লেষণ এবং মডেলিংয়ের জন্য উল্লেখযোগ্য পরিমাণের প্রয়োজন হতে পারে
গণনা ক্ষমতা।

ইমেজ প্রসেসিং-এ সাধারণত কনভোল্যুশন অনেকদিন ধরে ব্যবহার করা হয়েছে
চিত্রগুলিকে অস্পষ্ট এবং পরিমার্জিত করতে, তবে অন্যান্য উদ্দেশ্যেও। একটি স্থানীয় প্রয়োগ
সন্নিহিত স্তরগুলির নিউরনের মধ্যে সংযোগের প্যাটার্ন।

সিএনএন অস্বাভাবিক অবস্থা সনাক্ত করতে হাজার হাজার ভিজ্যুয়াল রিপোর্ট বিশ্লেষণ করতে পারে
রোগীদের, যেমন ক্যান্সার কোষের উপস্থিতি।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
57
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

পুলিং এমন একটি বৈশিষ্ট্য যা ঘন ঘন কনভোলিউশনাল নিউরালে অন্তর্ভুক্ত করা হয়
নেটওয়ার্ক (সিএনএন) আর্কিটেকচার।

প্রাক-প্রশিক্ষিত সিএনএন ব্যবহার করার প্রাথমিক সুবিধাগুলির মধ্যে একটি হল প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়া
ত্বরান্বিত এবং সরলীকৃত করা যেতে পারে। শুরু থেকে শুরু করার চেয়ে, আপনি পারেন
প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেলের দ্বারা শেখা ওজন এবং বৈশিষ্ট্যগুলিকে প্রারম্ভিক বিন্দু হিসাবে ব্যবহার করুন
এবং
তারপর আপনার নির্দিষ্ট কাজের সাথে তাদের সামঞ্জস্য করুন।

-এর প্রাথমিক সুবিধা হল সমান্তরালতা, বা অংশগুলির একযোগে প্রক্রিয়াকরণ
একটি সম্পূর্ণ চারটি সমান্তরাল প্রক্রিয়াকরণ বাস্তবায়ন আর্কিটেকচার আছে।

একবার প্রবর্তন করে, একাধিক গভীর শিক্ষার কাঠামো, যেমন
এবং , উন্নত করা হয়েছিল। এই ফ্রেমওয়ার্ক প্রসেসিং করছে
জটিলতাগুলিকে বিমূর্ত করে আধুনিক গভীর শিক্ষা বাস্তবায়নে অ্যাক্সেসযোগ্য
এর সাথে সরাসরি প্রোগ্রামিং এর।

একাধিক, একযোগে গণনা পরিচালনা করতে পারে। এটি বিতরণের জন্য অনুমতি দেয়
প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়া এবং যথেষ্ট পরিমাণে মেশিন লার্নিং অপারেশন ত্বরান্বিত করতে পারে।

সার্ভার হল এন্টারপ্রাইজ-গ্রেড, ফুল-স্ট্যাক সমাধান। এই সিস্টেম হয়
মেশিন লার্নিং এবং ডিপ লার্নিং অপারেশনের জন্য তৈরি। সিস্টেমগুলি প্লাগ-এন্ড-প্লে
এবং স্থাপনা বোর্ড মটোল সার্ভারে বা পাত্রে সম্ভব।

সমাধানের সময় হল একটি সর্ব-বিস্তৃত মেট্রিক যা আপনাকে একটি পছন্দসই নির্দিষ্ট করতে দেয়
নির্ভুলতার স্তর এবং এটি অর্জন করতে আপনার মডেলকে প্রশিক্ষণ দিতে কতক্ষণ সময় লাগে তা
নির্ধারণ করুন
নির্ভুলতার স্তর।

ম্যাক্স পুলিং হল একটি অপারেশন যা সাধারণত সিএনএন-এ পৃথক কনভল্যুশনের পরে প্রয়োগ করা হয়
স্তর সর্বাধিক পুলিং, যখন একটি মডেলের সাথে পরিচয় করিয়ে দেওয়া হয়, তখন ইমেজের মাত্রা হ্রাস করে
পূর্ববর্তী কনভোল্যুশনাল লেয়ারের আউটপুটে পিক্সেলের সংখ্যা হ্রাস করে।

কনভোলিউশনাল স্তরগুলি ইনপুট চিত্রের উপর একটি ফিল্টার স্লাইড করে একটি বৈশিষ্ট্য মানচিত্র তৈরি করে
এবং চিত্র নিদর্শন সনাক্তকরণ.

পুলিং স্তরগুলির একটি প্রাথমিক অসুবিধা হল যে তারা কিছুকে উপেক্ষা করে

ইনপুট বৈশিষ্ট্য মানচিত্র থেকে তথ্য, যা চূড়ান্ত শ্রেণীবিভাগের জন্য গুরুত্বপূর্ণ হতে পারে
বা রিগ্রেশন টাস্ক।

একটি সিএনএন একটি সংশোধিত রৈখিক ইউনিট প্রয়োগ করে মডেলটিতে অরৈখিকতার পরিচয় দেয়
() প্রতিটি কনভোলিউশন অপারেশনের পরে বৈশিষ্ট্য মানচিত্রে রূপান্তর।

একটি কিভনটে হল স্তরগুলির একটি সিরিজ, যার প্রতিটি একটি ভলিউমকে আরেকটিতে রূপান্তরিত করে
একটি পার্থক্যযোগ্য ফাংশনের উপায়।

একাধিক স্তর একটি কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক নিয়ে গঠিত, ইনপুট লেয়ার সহ
কনভোল্যুশনাল লেয়ার, পুলিং লেয়ার এবং সম্পূর্ণভাবে সংযুক্ত লেয়ার।

একটি মডেলের মধ্যে ডেটা খাওয়ানো এবং প্রতিটি স্তর থেকে আউটপুট পাওয়ার প্রক্রিয়া
ফিডফরওয়ার্ড হিসাবে উল্লেখ করা হয়।

কনভোলিউশন প্রতিটি পিক্সেলকে তার গ্রহণযোগ্য ক্ষেত্রের মধ্যে একটি একক মানের মধ্যে
রূপান্তরিত করে। যদি আপনি
একটি ইমেজে একটি প্রয়োগ করুন.

বিটকয়েন নেটওয়ার্কের সম্পূর্ণ ভিত্তি হল নেটওয়ার্ক সদস্যরা অবদান রাখে
ক্রিপ্টোগ্রাফিক অ্যালগরিদম সমাধান করে লেনদেন যাচাই করার জন্য কম্পিউটিং শক্তি।

নেটওয়ার্কের প্রান্তে থাকা ডিভাইসগুলি দ্রুত গণনার উপর নির্ভর করে, কখনও কখনও একত্রিত হয়
সহ, সেন্সর ইনপুটকে কার্যযোগ্য ডেটাতে রূপান্তর করতে এবং এর উপর ভিত্তি করে সিদ্ধান্ত নিতে
যে তথ্য.

নিউরাল-নেটওয়ার্ক আর্কিটেকচার মেশিন-লার্নিং অ্যালগরিদম দ্বারা ব্যবহার করা হয়, বিশেষ করে
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

58
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
শক্তিশালীকরণ এবং গভীর শিক্ষা, জটিল কাজের জন্য শেখার পদ্ধতি সক্ষম করতে এবং
ডেটা সেট।

ত্বরণ জটিল গণনাগত সমস্যার জন্য কার্যকর করার গতি বাড়ায়
যা একে অপরের অনুরূপ সমান্তরাল ক্রিয়াকলাপে পচে যেতে পারে।

ফিল্ড প্রোগ্রামেবল গেট অ্যারে হল সেমিকন্ডাক্টর যা একটি হার্ডওয়্যার ব্যবহার করে
বর্ণনা ভাষা () মধ্যে অ্যালগরিদম ত্বরণের প্রবাহ নিয়ন্ত্রণ করতে
সিপিইউ এবং জিপিইউ।

এআই এবং মেশিন লার্নিং হল ডেটা-ইনটেনসিভ অ্যাপ্লিকেশনের উদাহরণ যা থেকে উপকৃত হয়
-এক্সিলারেটেড গণনা।
শব্দকোষ

সিপিইউ: এটি বিলার অপেক্ষা রাখে না, তবে জিপিইউ ত্বরণ পরিস্থিতিতে, একটি সিপিইউ হবে
সাধারণ গণনা পরিচালনা করতে এবং এর জন্য -তে অফলোডিং পরিচালনা করতে উপস্থিত থাকুন
পূর্বনির্ধারিত কর্তব্য।

ফিল্ড প্রোগ্রামেবল গেট অ্যারে: এই সেমিকন্ডাক্টরগুলি একটি হার্ডওয়্যার বিবরণ ব্যবহার করে
ভাষা () এবং এর মধ্যে অ্যালগরিদম ত্বরণের প্রবাহ নিয়ন্ত্রণ করতে
জিপিইউ।

অ্যাপ্লিকেশন-স্পেসিফিক ইন্টিগ্রেটেড সার্কিট (): এই সার্কিটগুলি সম্পাদন করার জন্য ডিজাইন
করা হয়েছে
একসাথে একাধিক সমান্তরাল অপারেশন (অনুরূপ)। উচ্চতার পরিবর্তে-
একটি এর কর্মক্ষমতা গণনা, দক্ষতার সাথে একটি একক অপারেশন সঞ্চালন করে
এবং নির্দিষ্ট গতি এবং দক্ষতা যোগ করে এবং এর পরিপূরক করতে পারে
পদ্ধতি

: গেট অ্যারেগুলির মাধ্যমে থেকে নির্দিষ্ট নির্দেশাবলী গ্রহণ করে
এবং প্রয়োজন অনুসারে বিশেষ গণনা করে।

মেশিন লার্নিং এবং এআই: নিউরাল-নেটওয়ার্ক আর্কিটেকচার মেশিন-লার্নিং দ্বারা ব্যবহার করা হয়
অ্যালগরিদম, বিশেষ করে শক্তিবৃদ্ধি এবং গভীর শিক্ষা, শেখার পদ্ধতি সক্ষম করতে
জটিল কাজ এবং ডেটা সেটের জন্য।

গণনা: নেটওয়ার্কের প্রান্তে থাকা ডিভাইসগুলি দ্রুত গণনার উপর নির্ভর করে,
সেন্সর ইনপুটকে কার্যযোগ্য ডেটাতে রূপান্তর করতে এবং তৈরি করতে কখনও কখনও এর সাথে মিলিত
হয়

সেই তথ্যের ভিত্তিতে সিদ্ধান্ত।

বিটকয়েন মাইনিং: বিটকয়েন নেটওয়ার্কের পুরো ভিত্তি হল সেই নেটওয়ার্কের সদস্যরা
ক্রিপ্টোগ্রাফিক অ্যালগরিদমগুলি সমাধান করে লেনদেনে যাচাই করতে কম্পিউটিং শক্তি যোগান।

জীবন বিজ্ঞান বিশ্লেষণ: জটিল ডেটা সেটগুলিতে ডেটা বিশ্লেষণ এবং মডেলিংয়ের প্রয়োজন হতে পারে
একটি উল্লেখযোগ্য পরিমাণ গণনা ক্ষমতা।

আবর্তন: এটি এমন একটি পদ্ধতি যাতে দুটি তথ্যের উৎস জড়িত থাকে; এটা একটি
অপারেশন যা একটি ফাংশনকে অন্য কিছুতে রূপান্তরিত করে। হয়েছে
চিত্র প্রক্রিয়াকরণে খুব দীর্ঘ সময়ের জন্য ব্যবহৃত হয়, সাধারণত অস্পষ্ট এবং পরিমার্জিত করতে
ছবি, কিন্তু অন্যান্য উদ্দেশ্যে।

ইনপুট লেয়ার: এটি সেই স্তর যেখানে আমাদের মডেল ইনপুট গ্রহণ করে। এই স্তর রয়েছে
আমাদের ডেটাতে থাকা বৈশিষ্ট্যের মোট সংখ্যার সমান নিউরনের সংখ্যা (ক্ষেত্রে
একটি চিত্রের, পিক্সেল সংখ্যা)।

হিডেন লেয়ার: ইনপুট লেয়ার থেকে ইনপুট হিডেন লেয়ারে দেওয়া হয়। উপর নির্ভর করে
আমাদের মডেল এবং ডেটার আকার, অনেক গোপন স্তর থাকতে পারে।

আউটপুট স্তর: লুকানো স্তরের আউটপুট তারপর একটি লজিস্টিক ফাংশনে প্রেরণ করা হয়,
যেমন সিগময়েড বা সফটম্যাক্স, যা প্রতিটি শ্রেণীর আউটপুটকে সম্ভাব্যতায় রূপান্তরিত করে
প্রতিটি ক্লাসের জন্য স্কোর।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
59
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

অ্যাক্টিভেশন লেয়ার: অ্যাক্টিভেশন লেয়ার একটি যোগ করে নেটওয়ার্কে অরৈখিকতার পরিচয় দেয়
পূর্ববর্তী স্তরের আউটপুটে সক্রিয়করণ ফাংশন। এটি একটি উপাদান-ভিত্তিক প্রয়োজ্য
কনভোলিউশন লেয়ারের আউটপুটে অ্যাক্টিভেশন ফাংশন।

পুলিং স্তর: এই স্তরটি পর্যায়ক্রমে কনভেটগুলিতে যুক্ত হয় এবং এর প্রাথমিক কাজটি হল
ভলিউমের আকার হ্রাস করুন, যা গণনার গতি বাড়ায়, মেমরি ব্যবহার হ্রাস করে
এবং অতিরিক্ত ফিটিং প্রতিরোধ করে।

সম্পূর্ণভাবে সংযুক্ত স্তর: এই স্তরটি চূড়ান্ত শ্রেণীবিভাগ বা রিগ্রেশন টাস্ক গণনা করে
পূর্ববর্তী স্তর থেকে ইনপুট উপর ভিত্তি করে.

আউটপুট স্তর: সম্পূর্ণভাবে সংযুক্ত স্তরগুলির আউটপুট তারপর একটি লজিস্টিক ফাংশনে খাওয়ানো হয়
শ্রেণীবিভাগের কাজের জন্য, যেমন সিগমায়েড বা সফটম্যাক্স, যা প্রতিটির আউটপুট রূপান্তর করে
এর সম্ভাব্যতা স্কোরে শ্রেণী।
আপনার বোঝার পরীক্ষা করুন
1.
_____ হল একটি অপারেশন যা সাধারণত সিএনএন-এ পৃথক কনভল্যুশনের পরে প্রয়োগ করা হয়
স্তর এটি একটি মডেলে চালু করা হয়, দ্বারা ইমেজ হ্রাস
পূর্ববর্তী কনভোলিউশনাল লেয়ারের আউটপুটে পিক্সেলের সংখ্যা হ্রাস করা।
ক) সর্বোচ্চ পুলিং
খ) অপ্টিমাইজেশন
গ) মেমরি ব্যান্ডউইথ
) বিটিকয়েন মাইনিং
2.
_____, ডাউনস্যাম্পলিং হিসাবেও উল্লেখ করা হয়, এটি মাত্রিকতা পরিচালনা করে
ইনপুট পরামিতি সংখ্যা হ্রাস দ্বারা হ্রাস.
ক) পুলিং স্তর
খ) সক্রিয়করণ স্তর
গ) সম্পূর্ণরূপে সংযুক্ত স্তর
) ইনপুট স্তর
3.
প্রাক-প্রশিক্ষিত _____ হল মডেল যেগুলিকে বড় ডেটাসেটে প্রশিক্ষণ দেওয়া হয়েছে,
যেমন এবং ইমেজ শ্রেণীবিভাগ, অবজেক্ট সহ কাজের জন্য পুনরায় প্রয়োগ করা যেতে পারে
সনাক্তকরণ এবং মুখ শনাক্তকরণ।
ক) ভোক্তা-গ্রেডে জিপিইউ
খ) কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক
গ) ফিল্ড প্রোগ্রামেবল গেট অ্যারে
) ইনপুট লেয়ার

4.
 এর পূর্ণরূপ কি?
ক) অ্যাপ্লিকেশন-নির্দিষ্ট ইন্টিগ্রেটেড সার্কিট
) স্থাপত্য-নির্দিষ্ট ইন্টিগ্রেটেড সার্কিট
গ) অ্যাপ্লিকেশন-নির্দিষ্ট ইনপুট সার্কিট
) অ্যাপ্লিকেশন-নমুনা ইন্টিগ্রেটেড সার্কিট
5.
 এর পূর্ণরূপ কি?
ক) লুকানো বর্ণনার ভাষা
খ) হাইলাইট করা বর্ণনা ভাষা
গ) হার্ডওয়্যার বর্ণনার ভাষা
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

60
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
) হার্ডওয়্যার বিভাগ ভাষা
6.
থেকে পূর্ণ কি?
ক) একক নির্দেশ, একক তথ্য
খ) সহজ নির্দেশ, একক তথ্য
গ) একক সমন্বিত, একক ডেটা
) একক নির্দেশ, নির্দিষ্ট তথ্য
7.
এর পূর্ণরূপ কি?
ক) সহজ নির্দেশ, একাধিক ডেটা
খ) একক নির্দেশ, অনেক তথ্য
গ) একক নির্দেশ, একাধিক ডেটা
) একক নির্দেশ, অর্থপূর্ণ তথ্য
8.
এর পূর্ণরূপ কি?
ক) অনেক নির্দেশাবলী, একক তথ্য
খ) একাধিক নির্দেশাবলী, একক ডেটা
গ) একাধিক নির্দেশাবলী, সাধারণ তথ্য
) অর্থপূর্ণ নির্দেশাবলী, একক তথ্য
9.
এর পূর্ণরূপ কি?
ক) অনেক নির্দেশ, একাধিক তথ্য
খ) একাধিক নির্দেশাবলী, ডেটা গুন করা
গ) একাধিক নির্দেশ, একাধিক ডেটা
) নির্দেশাবলী মিনিমাইজ করুন, একাধিক ডেটা
10. _____ হল একটি পদ্ধতি যার মধ্যে দুটি তথ্যের উত্স জড়িত; এটা
একটি অপারেশন যা একটি ফাংশনকে অন্য কিছুতে রূপান্তরিত করে।
ক) নন-লিনিয়ারিটি
খ) পুলিং
গ) আবর্তন
ঘ) সাব স্যাম্পলিং
11. _____ হল একজনের কাছ থেকে অর্জিত জ্ঞান প্রয়োগ করার প্রক্রিয়া
অন্যের কাছে মেশিন লার্নিং সমস্যা।
ক) শ্রেণিবিন্যাস
খ) ইনপুট স্তর
গ) পুলিং স্তর
ঘ) ট্রান্সফার লার্নিং
12. এর পূর্ণরূপ কি?
ক) অনুবাদ প্রক্রিয়াকরণ ইউনিট

খ) টনেসর প্রসসেিং ইউনটি
গ) টনেসর প্যাচ ইউনটি
) টনেসর পক্সিলে ইউনটি
(গ) অ্যামটিি ইউনভার্সটিি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
61
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
13. _____ হল কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার একটি ক্ষেত্র যা একটি কম্পিউটারকে সক্ষম করে ভিজ্যুয়াল ডেটা এবং চিত্রগুলি বোঝা এবং ব্যাখ্যা করতে।
ক) কম্পিউটার দৃষ্টি
খ) সমতলকরণ
গ) সংযুক্ত স্তর
ঘ) আউটপুট স্তর
14. _____ প্রধানত প্রস্থ এবং উচ্চতার উপর ফোকাস করে একটি চিত্র এবং কার্নেলের মাত্রা।
ক) অ্যাট্রাস কনভোলিউশন
) স্থানিক বিভাজ্য কনভোল্যুশন
গ) 2 কনভোলিউশন লয়োর
ঘ) ট্রান্সপোজড কনভোলিউশন
15. সিএনএন ফিল্টার ব্যবহার করে, যা _____ নামেও পরিচিত, এর উপস্থিতি সনাক্ত করতে চিত্র বৈশিষ্ট্য, যেমন প্রান্ত, ফিল্টার ব্যবহার করে।
ক) স্যাম্পলিং
খ) কার্নেল
গ) নন-লিনিয়ারিটি
ঘ) পুলিং
16. _____ কে এবং ভগ্নাংশে স্ট্রিং হিসাবেও উল্লেখ করা হয়
এই স্তরটি একটি প্রচলিত আবর্তন সম্পাদন করে কিন্তু স্থানিককে উল্টে দেয়
রূপান্তর
ক) ট্রান্সপোজড কনভোলিউশন
) 2 কনভোলিউশন লয়োর
গ) অ্যাট্রাস কনভোলিউশন
ঘ) প্রসারিত কনভোলিউশন
17. _____ একটি অ্যাক্টিভেশন যোগ করে নেটওয়ার্কে অরৈখিকতার পরিচয় দেয় পূর্ববর্তী স্তরের আউটপুটে ফাংশন।
ক) সক্রিয়করণ স্তর
খ) ইনপুট স্তর
গ) আউটপুট স্তর
ঘ) সংযুক্ত স্তর
18. একটি পুলিং লয়োরের উদ্দেশ্য হল _____ দ্বারা তৈরি করা মানচিত্র বৈশিষ্ট্যগুলি একটি চিত্রের সাথে একটি ফিল্টার আবদ্ধ করা।
ক) ভাগ করুন
খ) জমা করা
গ) কমানো
ঘ) উদ্ভাবন
19. _____ স্তরে সংখ্যার সমান সংখ্যক একক থাকে ক্লাস এবং আউটপুট অ্যাক্টিভেশন ফাংশন যেমন "" বা ""

ক) সম্পূর্ণ সংযুক্ত ঘন স্তর
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

62
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
খ) সিএনএন আর্কিটেকচার
গ) সক্রিয়করণ
ঘ) পুলিং
20. _____ 24 মেমরি এবং 130 টরোফ্লপ দিয়ে সজ্জিত
কর্মক্ষমতা এটিতে টেনসর এবং আরটি কোর প্রযুক্তি রয়েছে এবং এটি টিউরিংয়ের উপর ভিত্তি করে
আর্কিটেকচার দ্বারা বিশিষ্ট।
ক) এনভিডিয়া টাইটান আরটিএক্স
খ) 2080
)
) টাইটান
ব্যায়াম
1.
ধারণাটি ব্যাখ্যা কর।
2.
কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্কের অ্যাপ্লিকেশনগুলি কী কী?
3.
ম্যাক্স পুলিং কি?
4.
পুলিংয়ের সুবিধা এবং অসুবিধাগুলি কী কী?
5.
কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক কিভাবে কাজ করে?
6.
প্রাক-প্রশিক্ষিত নেটওয়ার্ক ব্যাখ্যা কর।
7.
কনভোলিউশন ম্যাক্স পুলিং কি?
8.
কিভাবে একটি সঙ্গে আপনার মডেল প্রশিক্ষণ.
শেখার কার্যক্রম
1.
আপনি কীভাবে একটি নেটওয়ার্ককে প্রাক-প্রশিক্ষণ দেবেন তা ব্যাখ্যা করুন।
আপনার বোঝার পরীক্ষা করুন - উত্তর
1. ক)
2.
ক)
3.
খ)
4. ক)
5. গ)
6.

ক)
7.
গ)
8. খ)
9. গ)
10. গ)
11. ঘ)
12. খ)
13. ক)
14. খ)
15. খ)
16. ক)
17. ক)
18. খ)
19. ক)
20. ক)

আরও পড়া এবং গ্রন্থপঞ্জি

1. অ্যান্ড্রু ডব্লিউ ট্রাস্ক। (2019)। গ্রোকিং ডিপ লার্নিং। ম্যানিং পাবলিকেশন্স। 336 পৃষ্ঠাগুলি
2. চারু সি আগরওয়াল। (2018)। নিউরাল নেটওয়ার্ক এবং ডিপ লার্নিং। ১ম সংস্করণ। স্প্রিংগার
3. নিথিনি বুদুমা, নিখিল বুদুমা এবং জো পাপা। (2022)। গভীরের মৌলিক বিষয় শেখা: পরবর্তী প্রজন্মের মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদম ডিজাইন করা। ও'রিলি মিডিয়া, .
4. , এবং . . . (2022)। গভীর শিক্ষা আর. ম্যানিং পাবলিকেশন্সের সাথে। 568 পৃষ্ঠা।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 68

গভীর শিক্ষা
63
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
মডিউল - : মেশিন লার্নিংয়ের জন্য পাইথন বেসিক
শেখার উদ্দেশ্য
এই মডিউলের শেষে, আপনি সক্ষম হবেন:

টেনসর আলোচনা করুন: এক-মাত্রিক এবং দ্বি-মাত্রিক টেনসর

পাইথনে ডেরিভেটিভের বর্ণনা দাও

ডেটাসেট ব্যাখ্যা কর

রৈখিক রিগ্রেশনে পূর্বাভাস সংক্ষিপ্ত করুন

প্রশিক্ষণ লিনিয়ার রিগ্রেশন অনুমান করুন

ক্ষতির কার্যাবলী বর্ণনা কর

গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট জানুন

খরচ ফাংশন আলোচনা

এবং গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট সহ প্রশিক্ষণ ব্যাখ্যা করুন

মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট বর্ণনা করুন

পাইথনে অপ্টিমাইজেশন কৌশলগুলি অনুমান করুন

প্রশিক্ষণ এবং বৈধতা সারসংক্ষেপ

তাড়াতাড়ি বন্ধ করার কৌশল নিয়ে আলোচনা করুন
ভূমিকা
বৈশিষ্ট্য এবং লক্ষ্যের মধ্যে সম্পর্ক শেখার উদ্দেশ্য
তত্ত্বাবধানে শেখার কৌশল যা লিনিয়ার রিগ্রেশন নামে পরিচিত। লক্ষ্য মান হয়
একটানা, মানে তারা একটি প্রদত্ত ব্যবধানের মধ্যে যেকোনো মান নিতে পারে। উদাহরণস্বরূপ,
মান 1.2, 2.4 এবং 5.6 অবিচ্ছিন্ন হিসাবে বিবেচিত হয়। রিগ্রেশন অ্যাপ্লিকেশনের উদাহরণ
শেয়ার বাজার মূল্য পূর্বাভাস, বাড়ির মূল্য পূর্বাভাস, বিক্রয় পূর্বাভাস, ইত্যাদি অন্তর্ভুক্ত
3.1 লিনিয়ার রিগ্রেশন
অ্যালগরিদম লিনিয়ার রিগ্রেশন তত্ত্বাবধান করা মেশিন লার্নিং এর সাথে সম্পর্কিত। এটা
তথ্যের উপর ভিত্তি করে একটি ইভেন্টের ফলাফলের পূর্বাভাস দেয় এমন সম্পর্ক নিয়োগের প্রচেষ্টা
স্বাধীন ভেরিয়েবলের পয়েন্ট। সাধারণত, সম্পর্ক একটি সরল রেখা যা মেলে
বিভিন্ন ডেটা পয়েন্ট যতটা সম্ভব ঘনিষ্ঠভাবে। আউটপুট একটি ক্রমাগত ফর্ম আছে, যে
হল, একটি সংখ্যাসূচক মান। উদাহরণস্বরূপ, আউটপুট হতে পারে আর্থিক রাজস্ব বা বিক্রয়,
বিক্রিত পণ্যের পরিমাণ ইত্যাদি। পূর্ববর্তী উদাহরণে স্বাধীন পরিবর্তনশীল হতে পারে
একক বা একাধিক হতে হবে।
লিনিয়ার রিগ্রেশন সমীকরণ
গাণিতিকভাবে, লিনিয়ার রিগ্রেশনকে এভাবে প্রকাশ করা যেতে পারে:
= 0+ 1+
এখানে,

= নির্ভরশীল চলক

= স্বাধীন পরিবর্তনশীল

0 = লাইনের ইন্টারসেপ্ট

1 = লিনিয়ার রিগ্রেশন সহগ (রেখার ঢাল)
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 69

64
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

= এলোমেলো ত্রুটি
এলোমেলো ত্রুটি, শেষ প্যারামিটারটি প্রয়োজন কারণ সেরা ফিট লাইনটিও তা করে না
নিখুঁতভাবে ডেটা পয়েন্ট অন্তর্ভুক্ত করুন।

://..//-//--
-/
একটি গভীর নিউরাল নেটওয়ার্কের সাথে রিগ্রেশন ()
একটি গভীর নিউরাল নেটওয়ার্ক () হল একটি কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক যাতে একাধিক গোপন থাকে
ইনপুট এবং আউটপুট স্তরের মধ্যে স্তর। ডিএনএনগুলি জটিল ডেটা সম্পর্ক শিখতে পারে
এবং রিগ্রেশন সহ বিভিন্ন কাজের উপর অত্যাধুনিক কর্মক্ষমতা সম্পন্ন করুন।
একটি ডিএনএন ব্যবহার করে রিগ্রেশন বিশ্লেষণের উদ্দেশ্য হল একটি ফাংশন আবিষ্কার করা
ইনপুট বৈশিষ্ট্যগুলিকে আউটপুটে ম্যাপ করে যাতে মডেলের ভবিষ্যদ্বাণীগুলি যেমন সুনির্দিষ্ট হয়
সম্ভবপর ইনপুট বৈশিষ্ট্যগুলি হিওয়ার আগে এর ইনপুট স্তরের মাধ্যমে ব্লুট করা হয়
লুকানো স্তর দ্বারা প্রক্রিয়া করা হয়, যা আবিষ্কারের জন্য অ-রৈখিক সক্রিয়করণ ফাংশন নিয়োগ করে
জটিল তথ্য সম্পর্ক। এর আউটপুট স্তর নির্ভরশীল ভেরিয়েবলের পূর্বাভাস দেয়
ইনপুট বৈশিষ্ট্যের উপর ভিত্তি করে যা প্রক্রিয়া করা হয়েছে।
রিগ্রেশনের জন্য একটি প্রশিক্ষণের জন্য, পূর্বাভাসিত আউটপুট এবং বাস্তবের মধ্যে ত্রুটি
আউটপুট একটি ক্ষতি ফাংশন ব্যবহার করে পরিমাপ করা হয়। নেটওয়ার্ক ওজন তারপর ব্যবহার করে
সমন্বয় করা হয়
একটি অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদম, যেমন স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট, যাতে ন্যূনতম
ক্ষতি প্রশিক্ষিত তারপর ইনপুট করে নতুন ডেটার জন্য ভবিষ্যদ্বাণী করতে ব্যবহার করা যেতে পারে
ইনপুট বৈশিষ্ট্য মান এবং আউটপুট গণনা.
একটি গভীর নিউরাল নেটওয়ার্ক ব্যবহার করে একটি রিগ্রেশন তৈরি করতে নিম্নলিখিত পদক্ষেপগুলি
প্রয়োজন:
1.
ডেটা অর্জন এবং প্রিপ্রসেস করুন: প্রথম ধাপ হল ডেটা অর্জন এবং প্রিপ্রসেস করা
ডেটা যাতে এটি একটি বিন্যাসে থাকে যা নিউরাল নেটওয়ার্ক ব্যবহার করতে পারে। এই তথ্য জড়িত হতে পারে
পরিষ্কার করা, অনুপস্থিত মানগুলি পরিচালনা করা এবং ডেটা স্বাভাবিকিকরণ।
2.
মডেল আর্কিটেকচার সংজ্ঞায়িত করুন পরবর্তী ধাপ হল নিউরালের আর্কিটেকচার সংজ্ঞায়িত করা
নেটওয়ার্ক এর মধ্যে স্তরের ধরন (ঘন বা বিভ্রান্তিকর), সংখ্যা নির্বাচন করা অন্তর্ভুক্ত
প্রতিটি স্তরে নিউরন, এবং সক্রিয়করণ ফাংশন নিয়োগ করে।
3.
মডেল কম্পাইল করুন: একবার আর্কিটেকচার সংজ্ঞায়িত করা হয়েছে, মডেল হতে হবে
সংকলিত এর জন্য ক্ষতির ফাংশন, অপ্টিমাইজার এবং যে কোনও স্পেসিফিকেশন প্রয়োজন
মেট্রিক্স যা মডেল মূল্যায়ন করতে ব্যবহার করা হবে।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
65
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
4.
মডেলকে প্রশিক্ষণ দিন: নিম্নলিখিত ধাপে প্রি-প্রসেসড ব্যবহার করে মডেলকে প্রশিক্ষণ দেওয়া হয়
তথ্য এটি মডেলের মধ্যে ডেটা খাওয়ানো এবং ওজন পরিবর্তন করা জড়িত
লস ফাংশন ন্যূনতম করার জন্য নেটওয়ার্কের মধ্যে নিউরনের পক্ষপাতিত্ব.
5.
মডেলটি মূল্যায়ন করুন: মডেলটি প্রশিক্ষিত হওয়ার পরে, এর কার্যকারিতা নির্ধারণ করতে হবে
এটি মূল্যায়ন করে। এটি মডেলের সঠিক করার ক্ষমতা মূল্যায়ন করতে পারে
একটি স্বতন্ত্র ডেটাসেট (বা প্রশিক্ষণ ডেটার একটি উপসেট) ব্যবহার করে পূর্বাভাস।
6.
মডেলটি ফাইন-টিউন করুন: মডেলটির কার্যকারিতা বাড়ানোর জন্য সূক্ষ্ম-টিউনিংয়ের প্রয়োজন হতে পারে,
মূল্যায়ন দ্বারা নির্ধারিত। এর জন্য আর্কিটেকচার পরিবর্তনের প্রয়োজন হতে পারে,
মডেলটিকে পুনরায় প্রশিক্ষণ দেওয়া বা বিভিন্ন হাইপারপ্যারামিটার নিয়ে পরীক্ষা করা।
7.
ভবিষ্যদ্বাণী করুন: একবার মডেলটি পরিপূর্ণতার সাথে সামঞ্জস্য করা হলে, এটি ব্যবহার করা যেতে পারে
নতুন তথ্য নির্ধারণ।
8.
স্থাপনা: মডেলটি প্রশিক্ষিত হয়ে গেলে, এটি উৎপাদনে স্থাপন করা যেতে পারে
ভবিষ্যত তথ্য পয়েন্ট ভবিষ্যদ্বাণী.
লিনিয়ার রিগ্রেশন মডেলের জন্য অনুমান
যাইহোক, এটি সঠিক এবং নির্ভরযোগ্য ফলাফলগুলি অফার করতে সক্ষম হওয়ার জন্য,
রৈখিক রিগ্রেশন ব্যবহার করার আগে অনেকগুলি প্রয়োজনীয়তা পূরণ করতে হবে। রৈখিক
রিগ্রেশন একটি আচরণ মূল্যায়ন এবং পূর্বাভাস জন্য একটি দক্ষ পন্থা
পরিবর্তনশীল
1.
লিনিয়ারিটি: যে পরিবর্তনশীল স্বাধীন এবং পরিবর্তনশীলের মধ্যে সম্পর্ক
যে অধ্যয়ন করা হচ্ছে একটি রৈখিক এক. এটি নির্দেশ করে যে নির্ভরশীলদের মধ্যে পরিবর্তন
ভেরিয়েবল স্বাধীন ভেরিয়েবলের (বা
ভেরিয়েবল)।
2.
স্বাধীনতা: ডেটাসেটের একটি অংশ এমন প্রতিটি পর্যবেক্ষণ আলাদা এবং
অন্যদের থেকে আলাদা। এটি নির্দেশ করে যে একটিতে নির্ভরশীল ভেরিয়েবলের মান
পর্যবেক্ষণ অন্য পর্যবেক্ষণে ভেরিয়েবলের মানের সাথে সম্পর্কিত নয়।
3.
হোমোসেডেস্টিসিটি: এমন একটি পরিস্থিতি বর্ণনা করে যেখানে ত্রুটিগুলির মানক বিচ্যুতি
স্বাধীন পরিবর্তনশীল(গুলি) এর বিভিন্ন মান জুড়ে পরিবর্তিত হয় না। এই প্রস্তাব
যে স্বাধীন পরিবর্তনশীল(গুলি) এর পরিমাণ নির্ধারণে ভূমিকা রাখে না
ত্রুটির পার্থক্য।
4.

স্বাভাবিকতা মডেল দ্বারা উত্পন্ন ভুলগুলি একটি স্বাভাবিক বন্টন অনুসরণ করে।
5.
কোন বহুসংখ্যা নেই: কারণগুলির একটির সাথে একটি উল্লেখযোগ্য লিঙ্ক আছে বলে মনে হয় না অন্য এটি ইঙ্গিত দেয় যে একটি খুব দুর্বল বা সম্পূর্ণরূপে অস্তিত্বহীন
ভেরিয়েবলের মধ্যে সংযোগ যা স্বাধীন।
3.1.1 টেনসর: এক-মাত্রিক এবং দ্বি-মাত্রিক টেনসর
টেনসর: এক-মাত্রিক
টেনসরগুলি পাইটর্চ দিয়ে প্রক্রিয়া করা হয়। টেনসর হল বহুমাত্রিক অ্যারে। ডিউ
এর অসংখ্য সহজাত ফাংশনের জন্য, এর বৈজ্ঞানিক গণনাকে ত্বরান্বিত করে
টেনসর
ভেক্টর:
একটি ভেক্টর হল একটি এক-মাত্রিক টেনসর যা ডেটার একাধিক বিভাগ ধারণ করে। ব্যবহার করে
, আমরা ভেক্টর তৈরি করতে পারি। পাইথন টর্চের মাধ্যমে পাইটর্চে প্রবেশ করা যায়
মডিউল অতএব, আমাদের এটি আমদানি করতে হবে।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
সিন্ট্যাক্স:
পাইটর্চ আমদানি করুন

এক-মাত্রিক টেনসর তৈরি:
.() পদ্ধতি ব্যবহার করে এক মাত্রিক ভেক্টর তৈরি করা হয়।
সিন্ট্যাক্স:
.([1,2,.,])
যেখানে উপাদানগুলি একটি টেনসরে ইনপুট উপাদান
উদাহরণ: টেনসর উপাদান তৈরি করতে পাইথন প্রোগ্রাম
টর্চ মডিউল আমদানি করা হচ্ছে
আমদানি মিশাল
পূর্ণসংখ্যা টাইপ উপাদান সহ একটি মাত্রিক টেনসর তৈরি করুন
 = .([10, 20, 30, 40, 50])
মুদ্রণ(ক)
ফ্লোট টাইপ উপাদান সহ একটি মাত্রিক টেনসর তৈরি করুন
 = .([10.12, 20.56, 30.00, 40.3, 50.4])
মুদ্রণ(খ)
আউটপুট:
টেনসর ([10, 20, 30, 40, 50])
টেনসর ([10.1200, 20.5600, 30.0000, 40.3000, 50.4000])

টেনসরের উপাদানগুলি অ্যাক্সেস করা:
এর সূচক ব্যবহার করে আমরা টেনসর ভেক্টরের উপাদানগুলিতে অ্যাক্সেস পেতে সক্ষম
উপাদান
সিন্ট্যাক্স:
_([সূচী])
যেখানে সূচকটি টেনসরে উপাদানটির অবস্থান উপস্থাপন করে:

ইনডেক্সিং শুরু থেকে 0 দিয়ে শুরু হয়

ইন্ডেক্সিং শেষ থেকে -1 দিয়ে শুরু হয়
উদাহরণ: পাইথন প্রোগ্রাম যা উপাদানগুলি অ্যাক্সেস করতে সূচক ব্যবহার করে।
টর্চ মডিউল আমদানি করা হচ্ছে
আমদানি মিশাল
পূর্ণসংখ্যা টাইপ উপাদান সহ একটি মাত্রিক টেনসর তৈরি করুন

```
 = .([10, 20, 30, 40, 50])
# 0 এবং 1 সূচক উপাদান পান
মুদ্রণ([0], [1])
# 4 ম সূচক উপাদান পান
মুদ্রণ([4])
```

(গ) অ্যামটি ইউনভির্সটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
67
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
শেষ থেকে 4টি সূচক উপাদান পান
মুদ্রণ([-4])

শেষ থেকে 2টি সূচক উপাদান পান
মুদ্রণ([-2])
আউটপুট:
টেনসর(10) টেনসর(20)
টেনসর(50)
টেনসর(20)
টেনসর(40)
":" অপারেটের ব্যবহার করে, আমরা একবারে উপাদানগুলি অ্যাক্সেস করতে পারি। এটি স্লাইসিং নামে পরিচিত।
সিনট্যাক্স:
টেনসর([স্টার্ট_ইনডেক্স:শেষ_সূচী])
যেখানে _ সূচনা সূচক এবং _ শেষ প্রতিনিধিত্ব করে
সূচক
উদাহরণ: একাধিক উপাদান অ্যাক্সেস করার জন্য একটি পাইথন প্রোগ্রাম উদাহরণ।
টর্চ মডিউল আমদানি করা হচ্ছে
আমদানি মিশাল
পূর্ণসংখ্যা টাইপ উপাদান সহ একটি মাত্রিক টেনসর তৈরি করুন
 = .([10, 20, 30, 40, 50])
1 থেকে 4 পর্যন্ত # অ্যাক্সেস উপাদান
মুদ্রণ([1:4])
4 থেকে # অ্যাক্সেস
মুদ্রণ([4:])
শেষ থেকে #টি অ্যাক্সেস
মুদ্রণ([-1:])
আউটপুট:
টেনসর ([20, 30, 40])
টেনসর ([50])
টেনসর ([50])

টেনসর আকার:
সাইজ() পদ্ধতির সাথে একসাথে, আপনি একটি টেনসরের পরিমাণ পেতে এটি ব্যবহার করতে পারেন, যা এতে থাকা উপাদানের সংখ্যা।
সিনট্যাক্স:
.()
উদাহরণ: টেনসরের আকার পেতে পাইথন প্রোগ্রাম।

(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 73

68
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
টর্চ মডিউল আমদানি করা হচ্ছে
আমদানি মশাল

এক মাত্রিক টেনসর পূর্ণসংখ্যা টাইপ উপাদান তৈরি করুন
 = টর্চ। ফ্লোটটেনসর([10, 20, 30, 40, 50])

টেনসরের আকার
মুদ্রণ(.())

এক মাত্রিক টেনসর পূর্ণসংখ্যা টাইপ উপাদান তৈরি করুন
 = .([10, 20, 30, 40, 50, 45, 67, 43])

টেনসরের আকার
মুদ্রণ(.())
আউটপুট:
টর্চ। আকার ([5])
মশাল। আকার ([8])

টেনসরের উপাদানগুলির ডেটা প্রকার:
আমাদের পক্ষে টেনসরের উপাদানগুলির ডেটা টাইপ পাওয়া সম্ভব। টেনসর এর
এর পরে () ফাংশন দিয়ে ডেটা টাইপ পাওয়া যায়।
সিনট্যাক্স:
_.
যেখানে টেনসর_ভেক্টর হল এক-মাত্রিক টেনসর ভেক্টর।
উদাহরণ:
টর্চ মডিউল আমদানি করা হচ্ছে
আমদানি মশাল

পূর্ণসংখ্যা টাইপ উপাদান সহ একটি মাত্রিক টেনসর তৈরি করুন
 = .([10, 20, 30, 40, 50])

ভেক্টরের ডেটা টাইপ পান
প্রিন্ট (.)

ফ্লোট টাইপ উপাদান সহ একটি মাত্রিক টেনসর তৈরি করুন
 = .([10.12, 20.56, 30.00, 40.3, 50.4])

ভেক্টরের ডেটা টাইপ পান

প্রিন্ট (.)
আউটপুট:
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
৬৯
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
.64
.32

টেনসররে দৃশ্য:
ভিউ() ফাংশন ব্যবহার করে টেনসর একটি দ্বি-মাত্রিক বিন্যাসে প্রদর্শিত হতে পারে, যা সারি এবং কলাম আকারে ডেটা উপস্থাপন করে। বিশদ বিবরণ প্রদান করা অপরিহার্য সারি এবং কলামের পরিমাণ যা যাচাই করা হবে।
সিনট্যাক্স:
.(__,__)
কোথায়,

টেনসর একটি এক-মাত্রিক ইনপুট টেনসর

__ হল টেনসরে দেখা সারিগুলির মোট সংখ্যা।

__ হল টেনসর দ্বারা দেখা কলামের মোট সংখ্যা।
উদাহরণ: পাঁচটি সারি এবং দুটি কলাম সহ একটি দৃশ্য তৈরি করতে পাইথনে লেখা কোড, পাশাপাশি একই সংখ্যক উপাদান সহ একটি দ্বি-উপাদানের টেনসর।
টর্চ মডিউল আমদানি করা হচ্ছে
আমদানি মিশাল

এক মাত্রিক টেনসর 10 উপাদান তৈরি করুন
 = .([10, 20, 30, 40, 50, 1, 2, 3, 4, 5])

5 টি সারি এবং 2 টি কলামে টেনসর দেখুন
মুদ্রণ(.(5, 2))

2 সারি এবং 5 কলামে টেনসর দেখুন
মুদ্রণ(.(2, 5))
আউটপুট:
টেনসর ([[10।, 20।],
[৩০।, ৪০।],
[৫০।, ১।],
[2।, 3।],
[৪।, ৫।]])

টনেসর ([[10।, 20।, 30।, 40।, 50।],
[1।, 2।, 3।, 4।, 5।]])

ফ্লোটিং-পয়েন্ট টনেসর:
ফ্লোট-টাইপ আইটেমে এই টনেসর একটি সম্পদ হিসাবে ব্যবহার করে সংজ্ঞায়িত করা হয়. আমরা সক্ষম এর সাথে একত্রে অ্যাট্রিবিউট ব্যবহার করে একটি ফ্লোটিং-পয়েন্ট টনেসর তৈরি করুন একটি পূর্ণসংখ্যা উপাদান।
সিনট্যাক্স:
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 75

70
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
.([1, 2,.,])
উদাহরণ: ফ্লোট টেনসর উপাদান তৈরি করার জন্য পাইথন কোড।
টর্চ মডিউল আমদানি করা হচ্ছে
আমদানি মিশাল

দিয়ে এক মাত্রিক ফ্লোট টেনসর তৈরি করুন
পূর্ণসংখ্যার ধরনের উপাদান
 = টর্চ। ফ্লোটটেনসর([10, 20, 30, 40, 50])

ডিসপ্লে ডেটা টাইপ
প্রিন্ট (.)

0 থেকে 3 পর্যন্ত # অ্যাক্সেস উপাদান
মুদ্রণ([0:3])

4 থেকে # অ্যাক্সেস
মুদ্রণ([4:])
আউটপুট:
.32
টেনসর ([10।, 20।, 30।])
টেনসর ([50.])
দ্বি-মাত্রিক টেনসর
 হল একটি পাইথন লাইব্রেরি যা ফেসবুকের দ্বারা তৈরি করা হয়েছে
মেশিন লার্নিং এবং ডিপ লার্নিং মডেল নির্বাহ এবং প্রশিক্ষণ। টেনসর অপারেশন
 কাঠামোর সবকিছুর ভিত্তি। দ্বিমাত্রিক টেনসর হয়
একটি নির্দিষ্ট ডেটাটাইপ, সারি সহ দ্বি-মাত্রিক ম্যাট্রিসি বা ভেক্টর ছাড়া আর কিছুই নয়
এবং কলাম; তবুও, তাদের টেনসর হিসাবে উল্লেখ করা হয়।
প্রতিনিধিত্ব: নিম্নলিখিত চিত্রটি একটি চিত্রের একটি চিত্র প্রদান করে
দুই মাত্রা সহ টেনসর।
.([[3,2,1]
[৬,৫,৪]
[৯,৮,৭]])

দ্বি-মাত্রিক টেনসর তৈরি:
তথ্যের একটি তালিকা প্রদান করে, র‍্যান্ডন ফাংশনের সাথে র‍্যান্ডম মান তৈরি করে বা ব্যবহার করে
বিন্যাস ফাংশন, যা সংজ্ঞায়িত বিরতির মধ্যে মান গ্রহণ করে, আমরা সক্ষম
একটি টেনসর তৈরি করুন।
উদাহরণ:

লাইব্রেরি আমদানি করা হচ্ছে
আমদানি মিশাল
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
71
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
1 আকারে ডেটার # তালিকা
=.([2.5,5.6,8.1,4.6,3.2,6.7])

এটিকে 2-এ পুনরায় আকার দেওয়া
=.(2,3)
প্রিন্ট ('প্রথম টেনসর হল: {}'.ফরম্যাট(),'\এর সাইজ:{}'.ফর্ম্যাট(.()),
'\টেনসরের ধরন:{}\'.ফরম্যাট(.))

# 22 আকারের র‍্যান্ডম মান
2=.(2,2)
প্রিন্ট ('দ্বিতীয় টেনসর হল: {}'.ফরম্যাট(2),'\এর আকার:{}'.ফর্ম্যাট(2.()),
'\টেনসরের ধরন:{}\'.ফর্ম্যাট(2.))

এই পরিসরের মধ্যে #টি পূর্ণসংখ্যা
1=.(0,8)
1=1.(4,2)
প্রিন্ট ('তৃতীয় টেনসর হল: {}'.ফরম্যাট(1),'\এর আকার:{}'.ফরম্যাট(1.()),
'\টেনসরের প্রকার:{}'.ফরম্যাট(1.))
আউটপুট:
প্রথম টেনসর হল: টেনসর([[2.5000, 5.6000, 8.1000],
[4.6000, 3.2000, 6.7000]])
এর আকার: টর্চ। আকার ([2, 3])
টেনসরের ধরন: .32
দ্বিতীয় টেনসর হল: টেনসর([[1.2532, 1.3558],
[০.৫৪৯৬, ১.৭৮২৮]])
এর আকার: টর্চ। আকার ([2, 2])
টেনসরের ধরন: .32
তৃতীয় টেনসর হল: টেনসর([[0, 1],
[২, ৩],
[৪, ৫],
[৬, ৭]])
এটির আকার: টর্চ। আকার ([4, 2])
টেনসরের ধরন:.64
টেনসরের গুন
টেনসর গুণ করার সময়, দুটি পদ্ধতির মধ্যে একটি ব্যবহার করা যেতে পারে: উপাদান-
বুদ্ধিমান গুণন, যার মধ্যে প্রতিটি পৃথক উপাদান, বা মেট্রিক্স গুণ করা জড়িত
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 77

72
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
গুণন, যার সাথে প্রতিটি সংশ্লিষ্ট কলামকে গুণ করা জড়িত
সংশ্লিষ্ট সারি। গভীর শিক্ষায়, আমরা গুনগত পরিমাপের নীতি প্রয়োগ করি
উপযুক্ত স্কেল সহ।
উদাহরণ:
আমদানি মিশাল
=.(0,9)
ডেটা রিশেপিং
=_.(3,3)

=.(0,9)
ডেটা রিশেপিং
=_.(3,3)

_=.(_,_)
_=.(_,_)
মুদ্রণ ('উপাদান অনুসারে গুণের পরে টেনসর:{}'.ফর্ম্যাট(ইলমে_মুল),
'\ ম্যাট্রিক্স গুণের পরে টেনসর: {}'.ফর্ম্যাট(_))
আউটপুট:
উপাদান অনুসারে গুণের পরে টেনসর:টেনসর([[0, 1, 4],
[9, 16, 25],
[৩৬, ৪৯, ৬৪]])
ম্যাট্রিক্স গুণের পরে টেনসর: টেনসর([[15, 18, 21],
[৪২, ৫৪, ৬৬],
[৬৯, ৯০, ১১১]])

উপাদান অ্যাক্সেস
স্লাইসিং আমাদেরকে টেনসরের যেকোনো কলাম বা সারিতে যেকোনো মান অ্যাক্সেস করতে দেয়
টেনসরে নির্দিষ্ট আইটেমগুলি সনাক্ত করতে ইন্ডেক্সিং ব্যবহার করা হয়। আমরা.() ব্যবহার করি
টেনসর থেকে মান পুনরুদ্ধার করার জন্য ফাংশন।
উদাহরণ:
আমদানি মিশাল
# টেনসর সংজ্ঞায়িত করা
4=.(4,13)
4=4.(3,3)
# স্লাইসিং সঞ্চালিত হয়
মুদ্রণ ('প্রথম কলামের মান রয়েছে:{}'.ফর্ম্যাট(4[:,0]))
প্রিন্ট ('দ্বিতীয় সারির মান আছে:{}'.ফর্ম্যাট(4[1,:]))
একটি নির্দিষ্ট উপাদান ইন্ডেক্সিং

(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 78

গভীর শিক্ষা
73
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
মুদ্রণ ('সূচী 1,2 এ ডেটা :{}'. ফরম্যাট(4[1][2]))
আউটপুট:
প্রথম কলামের মান আছে:টেনসর([4, 7, 10])
দ্বিতীয় সারির মান রয়েছে: টেনসর([7, 8, 9])
সূচকে ডেটা 1,2 :9।
3.1.2 পাইটর্চে ডেরিভেটিভস
ডেরিভেটিভ তৈরির প্রক্রিয়াকে সহজ করে। স্বয়ংক্রিয় পার্থক্য
অটোগ্রাড নামে পরিচিত টুলটি পাইটর্চে অন্তর্ভুক্ত রয়েছে, ঠিক যেমন এটি আরও অনেক সংখ্যক রয়েছে
নিউরাল নেটওয়ার্ক লাইব্রেরি। অটোগ্রাড বেশিরভাগ কাজের জন্য দায়ী। পাইটর্চ
ধারণা দেয় যে ডেরিভেশনগুলি খুব সহজবোধ্য। নিউরাল ছাড়াও
নেটওয়ার্ক কম্পিউটেশন গ্রাফ, এই বিভাগটি কীভাবে নিউরাল ব্যবহার করতে হয় তার বাস্তব উদাহরণ প্রদান করে
নেটওয়ার্ক প্যাকেজগুলি মৌলিক ডেরিভেটিভগুলি উন্মোচন করতে এবং গণনা চালাতে
তাদের এই উদাহরণগুলি "কীভাবে ডেরিভেটিভস এবং ব্যবহারকি" বিভাগে পাওয়া যেতে পারে
নিউরাল নেটওয়ার্ক বাস্তবায়ন একসাথে ফিট।" এর ফ্রেমওয়ার্ক সহজ করে তোলে
এই মত শিক্ষামূলক উদাহরণ বাস্তবায়ন.
আমরা একটি ফাংশনের ডেরিভেটিভ খুঁজে পাওয়ার আগে, শুরু করার জন্য আমাদের একটি ফাংশন থাকা দরকার
সঙ্গে এলোমেলোভাবে কিছু বেছে নেওয়া যাক:

ফাংশন যে হারে পরিবর্তিত হচ্ছে তা ছাড়াও, এর ডেরিভেটিভ
ফাংশনটি একটি স্পর্শকের ঢাল হিসাবেও বোঝা যেতে পারে যা বক্ররেখায় টানা হয়
যে আমাদের ফাংশন দ্বারা প্রতিনিধিত্ব করা হয়. প্রথমে ম্যানুয়ালি এই ফাংশনের ডেরিভেটিভ গণনা করা যাক
এর ডেরিভেশন ফাইন্ডিং প্রক্রিয়ার মাধ্যমে এটি রাখার আগে:

আমাদের মূল ফাংশনের প্রথম-ক্রম ডেরিভেটিভ শব্দগুচ্ছ দ্বারা প্রতিনিধিত্ব করা যেতে পারে
যে তার আগে এসেছিল। এখন যেহেতু আমাদের কাছে এর মান আছে, আসুন এর অর্থ কী তা বের করা যাক
আমাদের ডেরিভেটিভ ফাংশনের মান। আসুন এলোমেলোভাবে 2 নম্বরটি সম্পূর্ণরূপে বেছে নেওয়া যাক:

= 2 মানের জন্য আমাদের ডেরিভেটিভ ফাংশন সমাধানের সমস্যার উত্তর হল
সংখ্যা 233. এটি আমাদের বিশ্বাস করে যে আমাদের মধ্যে এর ক্ষেত্রে এর পরিবর্তনের হার
সূত্র হল 233 যখন দুই এর সমান। যখন সমান দুই।
একটি ডেরিভেটিভ খুঁজে পেতে এবং সমাধান করতে অটোগ্রাড ব্যবহার করা
আমরা একই ফলাফল অর্জন করতে পারে যে অনেক পদ্ধতির কিছু কি কি
পাইটর্চে অটোগ্রাড প্রোগ্রাম ব্যবহার করছেন?
শুরু করার জন্য, এতে অবাক হওয়ার কিছু নেই যে আমাদের প্রথম ফাংশনটি লিখিতে হবে
নিম্নলিখিত পদ্ধতিতে পাইথন:
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 79

74
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
 = 5***4 + 3***3 + 7***2 + 9* - 5
আমদানি মিশাল
 = ..(.([2]),_=)
 = 5***4 + 3***3 + 7***2 + 9* - 5
. ()
.গ্রাড
পূর্ববর্তী কোড, লাইন দ্বারা লাইন:

লাইব্রেরি টর্চ আমদানি করে

ভেরিয়েবলের ডেরিভেটিভ গণনা করতে যে ফাংশনটি ব্যবহার করা হবে তা নির্দেশ করে

আমরা ডেরিভেটিভ গণনা করতে চাই এমন মান (2) সংজ্ঞায়িত করে
একটি ভেরিয়েবল অবজেক্ট হিসাবে এবং নির্দিষ্ট করে যে এটি তৈরি করা উচিত
এটি নিরীক্ষণ করে যে গণনা গ্রাফে এটি চালানোর জন্য কোথায় লঙ্ক করে
চেইন নিয়ম অনুযায়ী পার্থক্য. এটা করা হয়েছে যাতে আমরা করতে পারি
চেইন নিয়ম ব্যবহার করে পার্থক্য পরিচালনা করুন। (প্রয়োজনীয়_গ্র্যাড)

চেইন নিয়ম ব্যবহার করে গ্রেডিয়েন্টের মোট গণনা করে এবং
() ফাংশন যা দ্বারা প্রদান করা হয়।

 টেনসরের গ্রেড প্রপার্টিতে সংরক্ষিত মান ফিরিয়ে দেয়, যা,
নীচে দেখা যাবে,
টেনসর([233.])
এই মান, 233, আমরা উপরে যা ম্যানুয়ালি গণনা করেছি তার সাথে মিলে যায়।
3.1.3 ডেটাসেট
একটি ডেটাসেট কি?
ডেটার একটি সংগ্রহ যা কিছু আকারে সাজানো হয়েছে তাকে ডেটাসেট হিসাবে উল্লেখ করা হয়।
একটি ডেটাসেটে যেকোন ধরনের ডেটা অন্তর্ভুক্ত থাকতে পারে, একটি অ্যারে সিরিজ থেকে একটি
ডাটাবেস টেবিল পর্যন্ত
এর মধ্যে কিছু একটি ডেটাসেটের একটি চিত্র নিম্নলিখিত সারণীতে উপস্থাপন করা হয়েছে:
দেশ
বয়স
বেতন

ক্রয় করা হয়েছে
ভারত
38
48000
না
ফ্রান্স
43
45000
হ্যাঁ
জার্মানি
30
54000
না
ফ্রান্স
48
65000
না
জার্মানি
40
হ্যাঁ
ভারত
35
58000
হ্যাঁ
একটি ট্যাবুলার ডেটাসেট একটি ডাটাবেস টেবিল বা ম্যাট্রিক্সের অনুরূপ, যার প্রতিটি কলাম একটি ভেরিয়েবলকে বোঝায় এবং প্রতিটি সারি ডেটাসেটের ক্ষেত্রগুলির সাথে সম্পর্কিত। ট্যাবুলার ডেটাসেটগুলিও রয়েছে
প্রায়ই "ফ্ল্যাট" ডেটাসেট হিসাবে উল্লেখ করা হয়।
"কমা বিভক্ত ফাইল", কখনও কখনও "" নামে পরিচিত, এটি ফাইলের বিন্যাস
ট্যাবুলার ডেটাসেটের জন্য সর্বাধিক গৃহীত। ফাইল, অন্যদিকে, হল
"গাছের মতো ডেটা" সংরক্ষণের জন্য আরও কার্যকর বিকল্প।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 80

গভীর শিক্ষা
75
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ডেটাসেটে ডেটার ধরন

সংখ্যাসূচক তথ্য: যেমন একটি বাড়ির দাম, তাপমাত্রা ইত্যাদি।

শ্রেণীগত তথ্য: হ্যাঁ/না, সত্য/মিথ্যা, নীল/সবুজ, ইত্যাদি সহ।

সাধারণ ডেটা: এই ডেটাগুলি শ্রেণীবদ্ধ ডেটার সাথে তুলনীয়, তবে সেগুলি হতে পারে
তুলনা ব্যবহার করে পরিমাপ করা হয়।
শেখার জন্য, মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদমের ডিজাইন করা ডেটাসেট ব্যবহার করতে হবে
বিশেষ করে মেশিন লার্নিং এর জন্য। মেশিন লার্নিং কিভাবে হতে পারে তার একটি ভাল দৃষ্টান্ত
ভবিষ্যদ্বাণীতে সহায়তা ডেটাসেট দ্বারা সরবরাহ করা হয়, যার লেবেল রয়েছে যা নির্দেশ করে কিনা
একটি নির্দিষ্ট ভবিষ্যদ্বাণী সঠিক ছিল বা না। শুরু করার সেরা উপায়
মেশিন লার্নিং হল - বা এর মতো লাইব্রেরি ব্যবহার করা, যা এটি তৈরি করে
কোন কোড লিখতে ছাড়াই বেশিরভাগ কাজ সম্পাদন করা সম্ভব।
তিনটি মৌলিক ধরণের মেশিন লার্নিং পদ্ধতি রয়েছে: তত্ত্বাবধানে (থেকে শেখা
উদাহরণ), তত্ত্বাবধানহীন (একত্রীকরণ দ্বারা শেখা) এবং শক্তিবৃদ্ধি (পুরস্কার) শিক্ষা।
উদাহরণ থেকে শেখা মেশিন লার্নিং-এর তত্ত্বাবধানে থাকা বিভাগের অধীনে পড়ে
পদ্ধতি ডেটাতে পুনরাবৃত্ত প্যাটার্নগুলি লক্ষ্য করতে একটি কম্পিউটার শেখানোর প্রক্রিয়া
তত্ত্বাবধানে শিক্ষা হিসাবে উল্লেখ করা হয়। এলোমেলো বন অ্যালগরিদম, নিকটতম প্রতিবেশী
পদ্ধতি, বড় সংখ্যার অ্যালগরিদমের দুর্বল আইন, রেট্রেসিং অ্যালগরিদম এবং এসভিএম
অ্যালগরিদম হল তত্ত্বাবধানে শেখার অ্যালগরিদম-ভিত্তিক কৌশলগুলির সমস্ত উদাহরণ।
মেশিন লার্নিংয়ে ব্যবহৃত ডেটাসেটগুলি বিভিন্ন আকারে অ্যাক্সেস করা যেতে পারে এবং
বিভিন্ন জায়গার বিস্তৃত পরিসর থেকে আসা। পাঠ্য ডেটা, ছবির ডেটা এবং সেন্সর ডেটা
মেশিন লার্নিং ডেটাসেটে যে তিন ধরনের ডেটা সবচেয়ে বেশি দেখা যায়।
একটি ডেটাসেট হল ডেটার একটি সংগ্রহ যা অতীতের জ্ঞানের উপর ভিত্তি করে ব্যবহার করা যেতে পারে
ভবিষ্যতে ঘটবে এমন ঘটনা বা ফলাফল সম্পর্কে ভবিষ্যদ্বাণী করুন।
মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদমগুলির জন্য প্রায়শই ডেটাসেটগুলিকে ট্যাগ করা প্রয়োজন
তাদের ব্যবহার করুন। এটি নিশ্চিত করে যে সিস্টেমটি কোন ফলাফলের পূর্বাভাস দিতে হবে সে সম্পর্কে
সচেতন
অস্বাভাবিক হিসাবে চিহ্নিত করা। ইভেন্টে যে আপনি কিনা বা পূর্বাভাস করার চেষ্টা ছিল
একজন গ্রাহক মন্থন করবেন না, আপনি আপনার ডেটাসেটের উপসেটগুলিকে "মন্থন করা" এবং "না"
হিসাবে লেবেল করতে পারেন
মন্থন" যাতে মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদম লাভের সুযোগ পায়
পূর্ববর্তী উদাহরণ থেকে জ্ঞান।
যেকোনো ধরনের ডেটা ব্যবহার করে মেশিন লার্নিংয়ের জন্য ডেটাসেট তৈরি করা সম্ভব
উৎস, এমনকি অসংগঠিত ডেটা। মেশিন লার্নিং এর জন্য, আপনি করতে পারেন, জন্য

উদাহরণস্বরূপ, আপনার ফার্মকে ডেটাসেট হিসাবে উল্লেখ করা সমস্ত টুইট নিন।
এমএল ডেটাসেট কত প্রকার?
সংগৃহীত ডেটার সম্পূর্ণ সেটটিকে তারপর তিনটি উপগোষ্ঠীতে ভাগ করা হয়
নিম্নরূপ:
1. প্রশিক্ষণ ডেটাসেট
এটি সামগ্রিক ডেটাসেটের প্রায় ষাট শতাংশ গঠন করে, এটিকে সবচেয়ে বেশি করে তোলে।
পুরো জিনিসের গুরুত্বপূর্ণ উপসেট। এই সংগ্রহে প্রয়োগ করা হবে এমন ডেটা অন্তর্ভুক্ত
প্রশিক্ষণের প্রাথমিক পর্যায়ে মডেলের কাছে। এটা অন্য ভাবে করা, এটা দেয়
এটি ডেটার ভিতরে কী সন্ধান করা উচিত সে সম্পর্কে অ্যালগরিদম নির্দেশাবলী। উদাহরণস্বরূপ, একটি যানবাহন
লাইসেন্স প্লেট শনাক্তকরণ সিস্টেমকে টীকা সহ ছবির ডেটা ব্যবহার করে প্রশিক্ষণ দেওয়া হবে
অবস্থানের সংকেত (যেমন গাড়ির সামনে বা পিছনে) এবং গাড়ির ডেটা বিন্যাস
লাইসেন্স প্লেটে, যা নিম্নরূপ:
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

76
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

://../--/
2.
বৈধতা ডেটাসেট
প্রশিক্ষণ পর্বের সমাপ্তির পরে, এই প্রায় 20% উপসেট
মডেলের পরামিতিগুলি মূল্যায়ন করার জন্য সম্পূর্ণ ডেটাসেট ব্যবহার করা হয়। বৈধতা তথ্য
এমন ডেটা যা ইতিমধ্যেই পরিচিত এবং যেগুলি মডেলের কোনও ত্রুটি খুঁজে পেতে সাহায়তা করে। ইন
উপরন্তু, মডেলটি ওভারফিট কিনা তা মূল্যায়ন করতে আমরা এই তথ্য ব্যবহার করি
বা আন্ডারফিট।
3. টেস্ট ডেটাসেট
প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়া শেষে, অবশিষ্ট 20% ডেটাসেট হিসাবে ব্যবহৃত হয়
পদ্ধতির জন্য "চূড়ান্ত উপসেট"। মডেল এই তথ্য সম্পর্কে কিছুই জানেন না
উপসেট, তাই মডেলটি কতটা সঠিক তা বিচার করতে এটি ব্যবহার করা যেতে পারে। এই ডেটাসেট হবে
পূর্ববর্তী দুটি উপগোষ্ঠীর ফলে আপনার মডেল কতটা উন্নত হয়েছে তা দেখান
অবদান

://../--/
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 82

গভীর শিক্ষা
77
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
মেশিন লার্নিং ডেটাসেটের জন্য কেন ব্যবহার করুন
মেশিন লার্নিংয়ের জন্য ডেটাসেটের স্বতন্ত্র বৈচিত্র্যের একটি বড় চুক্তি রয়েছে। পাঠ্য তথ্য,
অডিও ডেটা, ভিডিও ডেটা এবং ছবির ডেটা হল প্রায়ই সম্মুখীন ধরনের কিছু
তথ্য প্রতিটি ধরণের ডেটার নিজস্ব এক-এক ধরনের অ্যাপ্লিকেশনের সংগ্রহ রয়েছে এবং
উদ্দেশ্য
মেশিনের জন্য ব্যবহার করা যেতে পারে এমন অনেক ধরণের ডেটাসেট রয়েছে
শেখার পাঠ্য ডেটা, অডিও ডেটা, ভিডিও ডেটা এবং ছবির ডেটা প্রায়শই কিছু
তথ্যের ধরনের সম্মুখীন হয়েছে। প্রতিটি ধরণের ডেটা একটি নির্দিষ্ট গ্রুপের সাথে সামঞ্জস্যপূর্ণ
সম্ভাব্য অ্যাপ্লিকেশন ব্যবহার।

ইমেজ ডেটাসেটগুলি ইমেজ সহ বিভিন্ন ধরনের অ্যাপ্লিকেশনের জন্য ব্যবহার করা হয়
কম্প্রেশন এবং স্বীকৃতি, বক্তৃতা সংশ্লেষণ এবং প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণ, থেকে
এই ব্যবহারের কয়েকটি নাম।
কি একটি ভাল ডেটাসেট করে?
মেশিন লার্নিংয়ের জন্য একটি ভাল ডেটাসেট হল প্রতিনিধিত্ব করার জন্য যথেষ্ট বড়,
যথেষ্ট উচ্চ মানের এবং হাতের সমস্যার জন্য সরাসরি প্রযোজ্য।
মেশিন লার্নিংয়ের জন্য একটি ভাল ডেটা সেটের বৈশিষ্ট্য
://../-/--/
পরিমাণটি গুরুত্বপূর্ণ কারণ আপনার অ্যালগরিদমকে সঠিকভাবে প্রশিক্ষণ দেওয়ার জন্য আপনাকে অবশ্যই একটি
ডেটা যথেষ্ট পরিমাণ। এড়ানোর জন্য ডেটা উচ্চ মানের হওয়া অত্যন্ত গুরুত্বপূর্ণ
পক্ষপাতিত্ব এবং অন্ধ দাগের সমস্যা। আপনার যদি পর্যাপ্ত পরিমাণ ডেটা অ্যাক্সেস না থাকে
একটি উচ্চ যথেষ্ট মানের, আপনি আপনার মডেল বিপদ চালান, যা ঘটে যখন
আপনি বর্তমানে উপলব্ধ ডেটাতে এত সফলভাবে প্রশিক্ষণ দেন যে এটি কাজ করতে পারে না
ভাল যখন তাজা দৃষ্টান্ত প্রয়োগ. এই মত পরিস্থিতিতে, এটা পেতে পরামর্শ দেওয়া হয়
সব সময়ে একটি তথ্য বিজ্ঞানী থেকে পরামর্শ. তথ্য সংগ্রহ করার সময়, প্রাসঙ্গিকতা এবং কভারেজ
উভয়ই গুরুত্বপূর্ণ বিষয় মাথায় নিতে হবে। আপনি যখনই পারেন লাইভ ডেটা নিয়ে কাজ করুন,
যেহেতু এটি আপনাকে ডেটা পক্ষপাত এবং অন্ধ দাগের সমস্যাগুলি এড়াতে সহায়তা করবে।
একটি পরিচালনাযোগ্য ডেটাসেট হল এমন একটি যা উচ্চ সংখ্যক ডেটা পয়েন্টে মাপযোগ্য
ন্যূনতম শব্দ (কোন বহিরাগত তথ্য), যথাযথভাবে সংগঠিত এবং ভেরিয়েবল আছে
এবং বৈশিষ্ট্যগুলি যা পর্যাপ্ত পদ্ধতিতে গঠন করা হয়।
মেশিন লার্নিং ডেটাসেট রিসোর্স
1) ডেটাসেট খুলুন
দ্বারা প্রদত্ত ডেটাসেটগুলি বিস্তৃত পরিসরে ব্যবহারের জন্য উপযুক্ত
সুপরিচিত মেশিন লার্নিং ফ্রেমওয়ার্ক। কারণ তারা সুসংগঠিত এবং আপডেট
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 83

78
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
নিয়মিতভাবে, ডেটাসেটগুলি যে কোনও ব্যক্তির জন্য একটি অত্যন্ত দরকারী সম্পদ
একটি উচ্চ মানের তথ্য খুঁজছেন.
কাগল ডেটাসেট
আপনি যদি আপনার মডেলগুলিকে প্রশিক্ষণ দেওয়ার জন্য উচ্চ-মানের ডেটাসেট খুঁজছেন, সেখানে
দেখার জন্য কাগলের চেয়ে ভাল জায়গা আর নেই। এটা অত্যন্ত অসম্ভাব্য যে আপনি সক্ষম হবেন না
আপনি এই প্ল্যাটফর্মে যা খুঁজছেন তা আবিষ্কার করুন, যেহেতু এটিতে একাধিক টেরাবাইট রয়েছে
(টিবি) ডেটা এবং একটি নিযুক্ত সম্প্রদায় দ্বারা ক্রমাগত আপডেট করা হয় যা নতুন সরবরাহ করে
প্ল্যাটফর্ম গঠনে সহায়তা করার জন্য কোড এবং ইনপুট ফাইল।
ইউসিআই মেশিন লার্নিং রিপোজিটরি
মেশিন লার্নিং রিপোজিটরি হল ডেটাসেটের একটি সুপরিচিত সংগ্রহ যা
মেশিন লার্নিং ফিল্ড থেকে বেশ কিছু উল্লেখযোগ্য ডেটাসেট অন্তর্ভুক্ত করে। এটি অবস্থিত
ক্যালিফোর্নিয়া বিশ্ববিদ্যালয়, আরভিনি। এই প্রকল্পটি খুব উচ্চ মানের ডেটাসেট তৈরি করে,
যা তখন বিভিন্ন পরিস্থিতিতে প্রয়োগ করা যেতে পারে। প্রকৃতির কারণে
ব্যবহারকারীর অবদান, প্রতিটি ডেটাসেট নিখুঁত নয়; তথাপি, মহান সংখ্যাগরিষ্ঠ
তাদের কিছু নির্দিষ্ট চাহিদা পূরণের জন্য কঠোর পরিশ্রমের সাথে নির্বাচন করা হয়েছে এবং কোন গুরুতর
নেই
সমস্যা
পাবলিক ডেটাসেট
পাবলিক ডেটাসেট সংগ্রহস্থল হল অনুসন্ধান করার জায়গা যদি আপনি খুঁজছেন
বিশাল ডেটা সেট যা পরিষেবাগুলির সাথে সামঞ্জস্যপূর্ণ এবং আপনি সেগুলি খুঁজে পেতে চান। এগুলো
ডেটাসেটগুলি প্রয়োগ করা হতে পারে এমন অনেকগুলি ব্যবহারের ক্ষেত্রে অনুসারে সাজানো হয়েছে।
এগুলি এবং সেগুলি - ইন্টিগ্রেটেড সরঞ্জামগুলির সাথে প্রি-লোড করা হয়। এর ইউজার ইনপুট অপশন
ওপেন ডেটা রেজিস্ট্রি এমন একটি বৈশিষ্ট্য যা এটিকে অনুরূপ পরিষেবা থেকে আলাদা করে।
এই কার্যকারিতা ব্যবহারকারীদের ডেটাসেটগুলিতে অবদান রাখতে এবং পরিবর্তন করতে সক্ষম করে।
গুগল ডেটাসেট অনুসন্ধান
-এর ডেটাসেট অনুসন্ধান একটি অপেক্ষাকৃত নতুন পণ্য যা এটি খুঁজে পাওয়া সহজ করে তোলে
কোনো উৎস থেকে ডেটাসেট। এটি সমস্ত ধরণের ডেটা জুড়ে অনুসন্ধান করতে পারে। কারণ ডেটাসেট হয়
বিস্তৃত মেটাডেটার উপর ভিত্তি করে সূচীকৃত, আপনার তথ্য পাওয়া কঠিন নয়
আপনি যখন এটি অনুসন্ধান করুন. সত্য যে বৈচিত্র্য প্রায় হিসাবে বিস্তৃত না সত্ত্বেও
আমাদের তালিকায় অন্যান্য উপলব্ধ পছন্দগুলির মধ্যে কিছু, এটি নিয়মিতভাবে বাড়ছে।

://../-/--/
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
79
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
2) পাবলিক গভর্নমেন্ট ডেটাসেট/সরকারি ডেটা পোর্টাল
এছাড়াও, বড় ডেটা বিশ্লেষণের উপযোগিতা রাজ্যে স্বীকৃত হতে শুরু করেছে
শাসন যখন সরকারগুলি জনসংখ্যার পরিসংখ্যান অ্যাক্সেস করতে পারে, তখন তারা সক্ষম হয়
তাদের বাসিন্দাদের প্রয়োজনের জন্য আরও উপযুক্ত সিদ্ধান্ত নেওয়ার জন্য। ভবিষ্যদ্বাণী
এই মডেলগুলির উপর ভিত্তি করে নীতিনির্ধারকদের অগ্রিম ভাল নীতি প্রণয়ন করতে সাহায্য করতে পারে
সমস্যার সূত্রপাত।
.
. হল মার্কিন যুক্তরাষ্ট্রের ফেডারেল সরকারের জন্য ওপেন ডেটা ওয়েবসাইট। এটা দেয়
ব্যবহারকারীরা স্বাস্থ্যসেবা এবং শিক্ষা সহ ব্যবসার বিস্তৃত পরিসরে অ্যাক্সেস করে
বিভিন্ন বৈশিষ্ট্য ব্যবহার করা, যেমন বাজেটের তথ্য এবং মূল্যায়ন
স্কুলের সামগ্রিক কর্মক্ষমতা।
সংগ্রহটি রক্ষণাবেক্ষণ করা 250,000 টিরও বেশি পৃথক ডেটাসেটে অ্যাক্সেস দেয়
মার্কিন যুক্তরাষ্ট্র সরকার দ্বারা। ওয়েবসাইট সরকারী তথ্য কম্পাইল
জাতীয়, রাজ্য এবং পৌর স্তর সহ সকল স্তরের সত্তা, পাশাপাশি অ-
সরকারী গ্রুপ। ডেটাসেট দ্বারা কভার করা কিছু ক্ষেত্রের নিম্নে দেওয়া হল:
পরিবেশ, শিক্ষা, শক্তি, অর্থ, স্বাস্থ্য এবং নিরাপত্তা।
ইইউ ওপেন ডেটা পোর্টাল
ইউরোপীয় ইউনিয়নের ওপেন ডেটা পোর্টাল হল একটি ওয়ান-স্টপ শপ যা সকলকে সন্তুষ্ট করতে পারে
ডেটার জন্য আপনার প্রয়োজনীয়তার। এটি বিভিন্ন ধরণের দ্বারা প্রকাশিত ডেটাসেটগুলি অফার করে।
ইউরোপ সহ 36টি বিভিন্ন দেশের সংস্থাগুলির। এই ওয়েবসাইট, যা একটি বৈশিষ্ট্য
স্বজ্ঞাত ইউজার ইন্টারফেস এবং ব্যবহারকারীদের শুধুমাত্র যে এলাকায় আছে অনুসন্ধান করার ক্ষমতা দেয়
তাদের আগ্রহের, পাবলিক ডোমেইন উপাদানের একটি ভান্ডার।
3) অর্থ ও অর্থনীতি ডেটাসেট
ব্যাংকিং এবং ফিনান্স ইন্ডাস্ট্রিতে অবাক হওয়ার কিছু নেই
উৎসাহের সাথে মেশিন লার্নিং আলিঙ্গন. অর্থ এবং অর্থনীতির ক্ষেত্রগুলি প্রদান করে
কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা মডেলের জন্য চমৎকার তথ্যের ভাণ্ডার যা পূর্বাভাস করার লক্ষ্যে
অতীত কর্মক্ষমতা উপর ভিত্তি করে ভবিষ্যতে ফলাফল. এই বিভাগটি ডেটাসেটগুলিকে কভার করে যা হতে পারে।
ভেরিয়েবলের পূর্বাভাস দিতে ব্যবহৃত হয় যেমন স্টকের দাম, অর্থনৈতিক সূচক এবং মুদ্রার হার,
অন্যান্য জিনিসের মধ্যে।
কোয়ান্ডল
আর্থিক, অর্থনৈতিক, এবং বিকল্প ডেটাসেটগুলি সমস্ত ব্যবহারের মাধ্যমে অ্যাক্সেসযোগ্য
প্ল্যাটফর্মের। তথ্য দুটি স্বতন্ত্র ফাইল বিন্যাসে প্রদান করা হয়:

টাইম-সিরিজ (তারিখ/টাইম স্ট্যাম্প) এবং

সারণি - স্ট্রিং ছাড়াও সাংখ্যিক এবং সাজানো জাত সহ টেবিল
তাদের প্রয়োজন ব্যবহারকারীদের জন্য বিকল্প
আপনার উপর নির্ভর করে আপনার কাছে একটি ফাইল বা একটি ফাইল পাওয়ার বিকল্প রয়েছে
প্রয়োজন এটি আর্থিক এবং অর্থনৈতিক পরিসংখ্যানের জন্য একটি চমৎকার সম্পদ, সহ
স্টক এবং পণ্যের দাম।
বিশ্বব্যাংক
ওয়ার্ল্ড রিপোজিটরি যে কোনো ব্যক্তির জন্য একটি দরকারী সম্পদ যা বোঝার চেষ্টা করছে
বৈশ্বিক প্রবণতা এবং এর ডেটা ভান্ডার জনসংখ্যা থেকে শুরু করে সবকিছুকে অন্তর্ভুক্ত করে
ডেভেলপমেন্ট-সম্পর্কিত মূল সূচকে জনসংখ্যা। বিশ্ব ভান্ডার পাওয়া যাবে
(গ) অ্যামেরিকান ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 85

80
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
://../ এ। প্রয়োজন ছাড়াই বিষয়বস্তু অ্যাক্সেস করা সম্ভব
নিবন্ধন, যা এটি ব্যবহার করা সহজ করে তোলে।
4) ইমেজ ডেটাসেট / কম্পিউটার ভিশন ডেটাসেট
কম্পিউটার ভিশনের ক্ষেত্রে, প্রবাদটি "একটি ছবি হাজার শব্দের মূল্য"
রিং বিশেষ করে সত্য. নিরাপত্তা বাড়ানোর লক্ষ্যে ব্যবহৃত মুখ শনাক্তকরণ সফ্টওয়্যার
চালকবিহীন যানবাহনের ব্যবহার হয়ে উঠার সাথে সাথে আরও বেশি জায়গায় তার পথ খুঁজে পাচ্ছে
আরো সাধারণ। মেডিকেলে ইমেজিং প্রযুক্তির ক্ষেত্রেটি ব্যাপকভাবে নির্ভর করে
ডাটাবেস যা স্থির চিত্র এবং রোগীদের চলন্ত ফুটেজ ধারণ করে
চিকিৎসা রোগের সুনির্দিষ্ট নির্ণয়।
://../-/--/
ইমেজনেট
ইমেজনেটে লক্ষ লক্ষ উচ্চ-মানের রঙিন ছবি রয়েছে যা প্রশিক্ষণের জন্য ব্যবহার করা যেতে পারে
বিভিন্ন ইমেজ শ্রেণীকরণ অ্যালগরিদম. এই ডেটাসেটটি সাধারণত এই উদ্দেশ্যে ব্যবহার করা হয়
একাডেমিক গবেষণা; যাইহোক, এটি এর উদ্দেশ্যে ব্যবহার করাও সক্ষম
বাণিজ্যিক মেশিন লার্নিং মডেল প্রশিক্ষণ.
-10 এবং -100
কমপ্যাক্ট পিকচার ডেটাসেট কম্পিউটার ভিশনের ক্ষেত্রে অধ্যয়নের জন্য একটি সাধারণ হাতিয়ার
এবং সিআইএফএআর-এ এই ধরনের বেশ কয়েকটি ডেটাসেট উপলব্ধ রয়েছে। -10 ডেটাসেটে মোট
10টি রয়েছে।
বিভিন্ন ছবির ক্লাস এবং -100 ডেটাসেটে মোট 100টি ভিন্ন চিত্র রয়েছে
ক্লাস এই ডেটাসেটগুলি চিত্র শ্রেণীবিভাগের প্রশিক্ষণ এবং পরীক্ষার জন্য উপযুক্ত
মডেল, যা উভয় একযোগে করা যেতে পারে.
কোকো ডেটাসেট
কোকো ডেটাসেট হল ছবিগুলির একটি বিস্তৃত সংগ্রহ যা বস্তুর জন্য ব্যবহার করা যেতে পারে
সনাক্তকরণ, বিভাজন, এবং ক্যাপশনিং। বস্তু সনাক্তকরণ এবং বিভাজন
মেশিন লার্নিং মডেলগুলি প্রশিক্ষণের জন্য এই ডেটাসেট ব্যবহার করে ব্যাপকভাবে উপকৃত হবে
বৈধতা উদ্দেশ্য।
5) প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণ ডেটাসেট
মেশিন লার্নিং এর বর্তমান অবস্থা একটি বিড় অ্যারেতে প্রয়োগ করা হয়েছে
সেক্টরের, ভয়েস এবং বক্তৃতা স্বীকৃতি, ভাষা অনুবাদ এবং পাঠ্য ছাড়াও
বিশ্লেষণ এগুলি শুধুমাত্র কয়েকটি অ্যাপ্লিকেশন। প্রাকৃতিক মাত্রার কারণে
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 86

গভীর শিক্ষা
81
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ল্যাঙ্গুয়েজ প্রসেসিং ডেটাসেট, সাধারণত কম্পিউটেশনাল রিসোর্সের একটি বড় পরিমাণ
এই ডেটাসেটে মেশিন লার্নিং মডেলের প্রশিক্ষণের জন্য প্রয়োজনীয়।
বড় বিজ্ঞাপন ডাটাবেস
841 ডেটাসেটগুলি প্রাকৃতিক ভাষার সাথে সংযুক্ত কাজের জন্য একটি দুর্দান্ত সংস্থান
প্রক্রিয়াকরণ (), যেমন স্বয়ংক্রিয় ছবির ক্যাপশনিং এবং পাঠ্য শ্রেণীকরণ। দ
সংগ্রহের মধ্যে বিভিন্ন ধরণের ডেটা অন্তর্ভুক্ত রয়েছে, যার সবকটিই ব্যবহার করা যেতে পারে।
ভাষা মডেলিং এবং মেশিন অনুবাদ অ্যালগরিদম প্রশিক্ষণের প্রক্রিয়া।
পর্যালোচনা
এই অঞ্চলে স্থানীয় কোম্পানিগুলি সিনাক্ত করার জন্য একটি চমৎকার সম্পদ। তা নয়
গবেষণা পরিচালনা করার জন্য প্রয়োজনীয় কারণ অ্যাপটি আপনাকে ব্রাউজ করার ক্ষমতা দেয়
যারা ইতিমধ্যে প্রোগ্রামটি ব্যবহার করেছেন তাদের দ্বারা লিখিত মূল্যায়ন। পর্যালোচনা
ডেটাসেট হল যেকোন ব্যবসার জন্য একটি গুপ্তধন যা বাজার গবেষণা পরিচালনা করে কারণ এটি আছে
8.6 মিলিয়ন পর্যালোচনার পাশাপাশি কয়েক হাজার নির্বাচিত ফটোগ্রাফ।
অ্যামাজন রিভিউ ডেটা (2018)
এই ডেটাসেটে সমস্ত পণ্যের পর্যালোচনা রয়েছে যা -এ পাওয়া যাবে। এটা
আনুমানিক 2 বিলিয়ন বিভিন্ন ডেটা টুকরা অন্তর্ভুক্ত, যেমন পণ্যের বিবরণ
এবং দাম! এই অধ্যয়নের উদ্দেশ্যে ছিল ব্যক্তিদের উপায়গুলি তিদন্ত করা
একটি কেনাকাটা করা বা প্রদানের দিকে অগ্রসর হওয়া সময়ে অনলাইন সম্প্রদায়ের সাথে জড়িত হন
একটি পরিষেবা বা পণ্য সম্পর্কে প্রতিক্রিয়া।
6) অডিও স্পিচ এবং মিউজিক ডেটাসেট
আপনি যদি অডিও ডেটা মূল্যায়ন করতে আগ্রহী হন তবে এই ডেটাসেটগুলি আপনার জন্য উপযুক্ত
যে কোন উপায়

://../-/--/
কমন ভয়েস
নমুনা বাক্যাংশ রেকর্ড করতে এবং শুনতে এবং মূল্যায়ন করার জন্য স্বেচ্ছাসেবকদের নিয়োগ করা হয়েছিল
তে ব্যবহারের জন্য ভয়েসের এই সংগ্রহটি কম্পাইল করার জন্য অন্যান্য ব্যবহারকারীদের দ্বারা করা রেকর্ডিং
বক্তৃতা-সক্ষম ডিভাইসের প্রশিক্ষণ।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 87

82
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
বিনামূল্যে সঙ্গীত সংরক্ষণাগার ()
ফ্রি মিউজিক আর্কাইভ (এফএমএ) হল একটি উন্মুক্ত ডেটাসেট যা সঙ্গীতের অধ্যয়নের জন্য
পূর্ণ-দৈর্ঘ্য এবং উচ্চ-মানের অডিও এবং সেইসাথে পূর্বনির্ধারিত বৈশিষ্ট্যগুলি রয়েছে
মেশিন লার্নিং পদ্ধতি ব্যবহার করে স্পেকট্রোগ্রাম ভিজ্যুয়ালাইজেশন এবং সুপ্ত পাঠ্য খনির হিসাবে।
ট্র্যাক সম্পর্কে মেটাডেটা অন্তর্ভুক্ত করা হয়েছে, যেমন শিল্পীদের নাম এবং অ্যালবাম,
যেগুলি এই শ্রেণিবিন্যাসের বিভিন্ন স্তরে জেনারে শ্রেণীবদ্ধ করা হয়েছে।
7) স্বায়ত্তশাসিত যানবাহনের জন্য ডেটাসেট
স্বায়ত্তশাসিত গাড়িগুলির জন্য প্রচুর পরিমাণে ডেটা প্রয়োজন। এই গাড়িগুলো
তাদের সঠিকভাবে উপলব্ধি করার জন্য উচ্চ-মানের ডেটাসেটগুলির প্রয়োজন যা পেতে চ্যালেঞ্জিং
পরিবেশে এবং সঠিকভাবে আচরণ। সৌভাগ্যবশত, এমন প্রতিষ্ঠান রয়েছে যা তথ্য সংগ্রহ করে
স্বায়ত্তশাসিত যানবাহনের ট্র্যাফিক প্যাটার্ন, চালকদের আচরণ এবং অন্যান্য সমালোচনামূলক
ডেটা সেট।
ওপেন ডেটাসেট
এই প্রচেষ্টা সংগ্রহ এবং বিনিময়ের জন্য প্রযুক্তির একটি সেট উপলব্ধ করে তোলে
স্বায়ত্তশাসিত যানবাহন সম্পর্কিত ডেটা। সংগ্রহ সংক্রান্ত তথ্য অন্তর্ভুক্ত
পরিবেষ্টিত আইটেম, লেন মার্কার এবং ট্রাফিক চিহ্ন। এক হাজার বিভিন্ন ট্রাফিক দৃশ্যকল্প
দেশের চারপাশে শহুরে পরিবেশে লিডার এবং উচ্চ-রেজোলিউশন ব্যবহার করে চিত্রায়িত করা হয়েছিল
ক্যামেরা এই শহুরে পরিবেশগুলি ছোট শহর থেকে বড় শহর পর্যন্ত বিস্তৃত ছিল। দ
সংগ্রহের মধ্যে রয়েছে 1.2 মিলিয়ন দ্বি-মাত্রিক লেবেল ছাড়াও 12 মিলিয়ন ত্রি-
ডাইমেনশনাল লেবেল যা গাড়ি, পথচারী, সাইকেল এবং সাইনজের সাথে সংযুক্ত।
কমা এআই ডেটাসেট
এই ডেটাসেটটি কমা এআই দ্বারা সংকলিত হয়েছে এবং এতে 100 ঘণ্টারও বেশি মূল্য রয়েছে
সান ফ্রান্সিসকো এবং উপসাগরীয় অঞ্চলে ট্রানজিট সিস্টেমের ডেটা। তথ্য ছিল
একটি. ডিভাইস ব্যবহার করে সংগ্রহ করা হয়েছে, যা একটি হার্ডওয়্যারের একটি অংশ যা একটি
ব্যবহার করে
ড্রাইভারের ক্রিয়াকলাপের উপর রিয়েল-টাইম প্রতিক্রিয়া প্রদান করতে জিপিএসের সাথে একক ক্যামেরা।
ডেটাতে চালকদের কার্যকলাপের পাশাপাশি ট্র্যাফিক এবং রাস্তার তথ্য অন্তর্ভুক্ত রয়েছে
শর্তাবলী
ডেটাসেট
ডেটাসেট হল স্বায়ত্তশাসিত ড্রাইভিংয়ের জন্য একটি বড় মাপের ডেটাসেট যা
একটি পরিসীমা মধ্যে ড্রাইভিং এক শতাধিক ঘন্টার কোর্সে সংগ্রহ করা হয়েছিল
বিভিন্ন আবহাওয়ার অবস্থা। তথ্য ট্রাফিক প্রবাহ সম্পর্কে তথ্য অন্তর্ভুক্ত,
রাস্তার অবস্থা এবং চালকদের আচরণ।
8) কাস্টমাইজড মেশিন লার্নিং ডেটাসেট
অনেক কোম্পানির জন্য কত টাকা বিনিয়োগ করা উচিত তা মূল্যায়ন করা খুব তাড়াতাড়ি
মেশিন লার্নিং প্রযুক্তিতে কারণ প্রযুক্তিটি এখনও তুলনামূলকভাবে নতুন। শেখা
মেশিন মানে ব্যবহার করা একটি চ্যালেঞ্জিং কাজ হতে পারে. যাইহোক, আপনি যে সত্য
অপ্রস্তুত মানে আর কেউ নেই! উপরন্তু, এটা বেশ সম্ভাব্য যে এই
একজন ব্যক্তি মেশিন লার্নিংয়ের জন্য হাজার হাজার ডলার বা তারও বেশি খরচ করতে প্রস্তুত

ডটোসটে যা তাদরে সংস্থার দ্বারা ব্যবহৃত অ্যালগরদিম অনুসারে তরৈি সম্পর্কে কথা বলা যাক
মশেনি লার্নিং জড়তি প্রকল্পগুলতিে ডটো সটেরে গুরুত্ব এবং ববিচেনাগুলি
একটি সটে অর্জন করার আগে তরৈি করা প্রয়োজন।

মশেনি লার্নিং এর জন্য বসেপেক ডটোসটে ব্যবহার করার সবচয়েে উল্লখেযোগ্য সুবধিাগুলরি মধ্যে একটি
ডটোকে আলাদা আলাদা শ্রণেীতে ভাগ করা যায়, যা এটি সম্ভব করে তোলে
অন্তর্নহিতি অ্যালগরদিম ব্যক্তগিতকৃত. একটি কাস্টম ডটোসটে বকিাশ করার সময়, এটি অত্যন্ত গুরুত্বপূর্ণ
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

পৃষ্ঠা 88

গভীর শিক্ষা
83
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
আপনার বেছে নেওয়া অ্যালগরিদমটি ডেটার সাথে ওভারফিট করে না তা পরীক্ষা করতে। এটি নিশ্চিত করে যে
অ্যালগরিদম নতুন তথ্য থেকে শিখতে এবং সঠিক ভবিষ্যদ্বাণী করতে সক্ষম।

কর্পোরেট ক্রিয়াকলাপের দক্ষতা উন্নত করার জন্য মেশিন লার্নিং একটি দরকারী টুল
যেহেতু এটি অদক্ষতা চিহ্নিত করতে এবং দূর করতে পারে। আপনার কাছে সঠিক তথ্য না থাকলে,
শুরু করা একটি চ্যালেঞ্জ হতে পারে। যখন মেশিন লার্নিংয়ের কথা আসে, তখন এখানেই
পছন্দসই ডেটা সেট খেলায় আসা. আপনি অবিলম্বে মেশিন লার্নিং প্রয়োগ শুরু করতে পারেন
এই বিশেষ ডেটাসেটগুলির জন্য ধন্যবাদ যা আপনার প্রয়োজনের সাথে খাপ খাইয়ে নেওয়া হয়েছে।

ডেটা পরিবর্তন করা যেতে পারে এবং তাদের জন্য অনুরোধ করা যেতে পারে। তুমি আর নেই
প্রি-প্যাকেজ করা ডেটাসেটের জন্য ছাড় দিতে বাধ্য করা হয়েছে যা সন্তুষ্ট নয়
সুনির্দিষ্ট প্রয়োজনীয়তা আপনি তাদের জন্য রূপরেখা আছে. এখন অনুরোধ করা সম্ভব
বিশেষ ফর্ম্যাটিং বা অতিরিক্ত ডেটা সহ কলামগুলির জন্য। এছাড়াও আপনি নির্বাচন করতে পারবেন
ডেটার বিন্যাস, যা এটি আপনার সফ্টওয়্যার প্ল্যাটফর্মের সাথে সামঞ্জস্যপূর্ণ হতে সক্ষম করে
পছন্দ
3.1.4 লিনিয়ার রিগ্রেশনে পূর্বাভাস
মেশিন লার্নিং হল কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার একটি ক্ষেত্রে যা উন্নয়নের উপর ফোকাস করে
অ্যালগরিদম এবং পরিসংখ্যানগত মডেল যা ডেটা থেকে জ্ঞান অর্জন করতে পারে এবং আঁকতে পারে
যে জ্ঞান উপর ভিত্তি করে সিদ্ধান্ত. লিনিয়ার রিগ্রেশন হল আরেক ধরনের মেশিন-
শেখার অ্যালগরিদম; আরো সুনির্দিষ্টভাবে, এটি একটি তত্ত্বাবধানে মেশিন-লার্নিং পদ্ধতি যা
লেবেলযুক্ত ডেটাসেটগুলি থেকে শেখে এবং ডেটা পয়েন্টগুলিকে সর্বাধিক সর্বোত্তম রেখিক ফাংশনগুলিতে
ম্যাপ করে;
এই ফাংশনগুলি তখন তাজা ডেটাসেটের পূর্বাভাস তৈরি করতে ব্যবহার করা যেতে পারে। রেখিক
রিগ্রেশন মানচিত্র ডাটা পয়েন্ট সবচেয়ে আদর্শ রেখিক ফাংশন.
শুরু করার জন্য, কী তত্ত্বাবধান করা হয়েছে সে সম্পর্কে আমাদের দৃঢ় ধারণা থাকা অপরিহার্য
মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদম হয়. এটি মেশিন লার্নিং এর একটি উপসেট যার মধ্যে অ্যালগরিদম
কোনোভাবে টীকা করা তথ্য থেকে জ্ঞান অর্জন করে। একটি সংগ্রহ
তথ্য যার স্বতন্ত্র উদ্দেশ্য মূল্য ইতিমধ্যে নির্ধারিত হয়েছে উল্লেখ করা হয়
"লেবেলযুক্ত ডেটা" হিসাবে। তত্ত্বাবধানে শেখার দুটি স্বতন্ত্র ধরনের আছে:

শ্রেণীবিভাগ: একটি ভিত্তি হিসাবে স্বাধীন ইনপুট ভেরিয়েবল ব্যবহার করে, এটি একটি ভবিষ্যদ্বাণী করে
ডেটাসেটের শ্রেণীবিভাগের উপর। একটি মানের শ্রেণী নির্দেশ করে যে এটি বিচ্ছিন্ন আছে কিনা
বা শ্রেণীবদ্ধ বৈশিষ্ট্য। একটি প্রাণীর ছবির সাথে সাদৃশ্যপূর্ণ পদ্ধতিতে, এক
এটি একটি বিড়াল বা একটি কুকুর কিনা আশ্চর্য হবে.

রিগ্রেশন: এই কৌশলটি ক্রমাগত আউটপুট ভেরিয়েবল সম্পর্কে পূর্বাভাস দেয়
স্বাধীন ইনপুট ভেরিয়েবলের উপর ভিত্তি করে। একটি পদ্ধতিতে তুলনীয়
বিভিন্ন বৈশিষ্ট্যের উপর ভিত্তি করে সম্পত্তির মূল্যের পূর্বাভাস, যেমন বয়স

বাড়রি, মূল রাস্তা থকেে এর দূরত্ব, অবস্থান ইত্যাদি।
এখানে, আমরা রখৈকি রগ্রিশেন নয়িে আলোচনা করব, রগ্রিশেনরে অন্যতম সহজ রূপ।
লনিয়িার রগ্রিশেন
নর্ভিরশীল ভরেয়িবেলরে মধ্যে বদ্যিমান রখৈকি সংযোগরে গণনা
এবং এক বা একাধকি স্বাধীন বশৈষ্ট্যি লনিয়িার রগ্রিশেন ধরনরে উদ্দশ্যে
তত্ত্বাবধানে মশেনি লার্নং কৌশল। ইউনভিরেয়িটে লনিয়িার রগ্রিশেন শব্দটি ব্যবহৃত হয়
যখন শুধুমাত্র একটি স্বাধীন বশৈষ্ট্যি থাকে, যখোনে মাল্টভিরেয়িটে লনিয়িার রগ্রিশেন হয়
শব্দটি ব্যবহৃত হয় যখন বভিন্ন বশৈষ্ট্যি থাকে। উভয় ধরনরে লনিয়িার রগ্রিশেন ব্যবহার করা হয়
রখৈকিভাবে ডটো বশ্লিষেণ করতে। পদ্ধতরি উদ্দশ্যে হল সর্বোত্তম রখৈকি সনাক্ত করা
যে সমীকরণ, স্বাধীন চলক এবং নর্ভিরশীল ভরেয়িবেল দওেয়া, প্রদান করতে পারে
ম এর মান একটি সঠকি ভবষ্যিদ্বাণী
নর্ভিরশীল পরবির্তনশীল। সমীকরণটি একটি লাইন দয়ে
যটেি সোজা এবং নর্ভিরশীল এবং ভরেয়িবেলরে মধ্যে সম্পর্ককে চত্রিতি করে
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

পৃষ্ঠা 89

84
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
পরিবর্তনশীল যেটি স্বাধীন। লাইনের ঢাল ডিগ্রীর একটি ইঙ্গিত প্রদান করে
যার উপর নির্ভরশীল পরিবর্তনশীল একটি ইউনিট পরিবর্তনের প্রতিক্রিয়ায় স্বাধীনভাবে স্থানান্তরিত হয়
পরিবর্তনশীল বা পরিবর্তনশীল।
একটি প্রদত্ত ভেরিয়েবলের আচরণ বোঝা এবং ভবিষ্যদ্বাণী করা হতে পারে
রৈখিক রিগ্রেশনের সাহায্যে সম্পন্ন করা হয়, যা বিভিন্ন ধরনের ব্যবহার করা হয়
মনোবিজ্ঞান, অর্থনীতি, এবং অর্থ সহ ডোমেনে। উদাহরণস্বরূপ, লিনিয়ার রিগ্রেশন
এর মধ্যে সংযোগ বোঝার জন্য অর্থের ক্ষেত্রে ব্যবহার করা যেতে পারে
একটি কোম্পানির স্টক মূল্য এবং এর লাভজনকতা, অথবা এটি ভবিষ্যতের পূর্বাভাস দিতে ব্যবহার করা
যেতে পারে
একটি মুদ্রার মূল্য তার ঐতিহাসিক কর্মক্ষমতা উপর ভিত্তি করে.
তত্ত্বাবধানে শেখার প্রক্রিয়ার অন্যতম গুরুত্বপূর্ণ অংশ বলা হয়
রিগ্রেশন রিগ্রেশনের জন্য রেকর্ডের সংগ্রহের প্রয়োজন হয়, যার প্রত্যেকটিতেই রয়েছে
এবং -এর জন্য একটি মান। এই ডেটাগুলি তখন একটি ফাংশন বিকাশ করতে ব্যবহৃত হয় যা ভবিষ্যদ্বাণী
করতে পারে
-কে -এর জন্য একটি অজানা মান দেওয়া হয়েছে। এই ফাংশনটি তখন ভবিষ্যদ্বাণী করতে ব্যবহার করা
যেতে পারে।
রিগ্রেশন করার সময়, এর মান নির্ণয় করা প্রয়োজন। ফলস্বরূপ, একটি সেট দেওয়া হয়েছে
বৈশিষ্ট্যগুলির যা একে অপরের থেকে স্বাধীন, আমরা একটি ফাংশন চাই যা ভবিষ্যদ্বাণী করে
ক্রমাগত
কে এই প্রসঙ্গে নির্ভরশীল পরিবর্তনশীল বা উদ্দেশ্য পরিবর্তনশীল হিসাবে উল্লেখ করা হয়,
যেখানে কে স্বাধীন পরিবর্তনশীল বা এর ভবিষ্যদ্বাণীকারী হিসাবে উল্লেখ করা হয়
রিগ্রেশন, কেউ বিভিন্ন ফাংশন এবং মডিউলগুলির একটি বিড় চুক্তি ব্যবহার করতে পারে। দ
লিনিয়ার ফাংশন হল সবচেয়ে মৌলিক এবং মৌলিক ধরনের ফাংশন। একক থাকতে পারে
বা সমস্যাটির অসংখ্য দিক যা অক্ষর দ্বারা উপস্থাপিত হয়।

://./----1369102
রৈখিক রিগ্রেশনের লক্ষ্য হল নির্ভরশীলের মান সম্পর্কে একটি ভবিষ্যদ্বাণী করা
ভেরিয়েবল () একটি স্বাধীন ভেরিয়েবল () এর মানের উপর ভিত্তি করে যা ইতিমধ্যে হয়েছে
নির্ধারিত লিনিয়ার রিগ্রেশন হল এই ধারণাটিকে ফলস্বরূপ দেওয়া নাম। গ্রাফিক
যা উপরে পাওয়া যায় তা দেখায় যে একজন ব্যক্তির আয় সরাসরি তার সাথে সমানুপাতিক
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
85
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
কাজের অভিজ্ঞতার স্তর, অক্ষর দ্বারা নির্দেশিত। আমাদের মডেল অনুসারে, লাইনটি সেরা
ডেটা ফিট করে রেগ্রেশন লাইন।
লিনিয়ার রেগ্রেশন মডেলের জন্য অনুমান
যাইহোক, এটি সঠিক এবং নির্ভরযোগ্য ফলাফল প্রদানের জন্য, রৈখিক রেগ্রেশন
প্রথমে কিছু পূর্বশর্ত পূরণ করতে হবে। লিনিয়ার রেগ্রেশন এর জন্য একটি কার্যকর পদ্ধতি
একটি পরিবর্তনশীল আচরণ বোঝা এবং পূর্বাভাস; যাইহোক, এটা গুরুত্বপূর্ণ
উল্লেখ্য যে কিছু পূর্বশর্ত অবশ্যই পূরণ করতে হবে।
1.
লিনিয়ারিটি: যে পরিবর্তনশীল স্বাধীন এবং পরিবর্তনশীলের মধ্যে সম্পর্ক
যে অধ্যয়ন করা হচ্ছে একটি রৈখিক এক. এটি নির্দেশ করে যে নির্ভরশীলদের পরিবর্তন
ভেরিয়েবল স্বাধীন ভেরিয়েবলের পরিবর্তনের সাথে একটি লিনিয়ার ফ্যাশনে সংযুক্ত থাকে
বা ভেরিয়েবল।
2.
স্বাধীনতা: ডেটাসেটের একটি অংশ এমন প্রতিটি পর্যবেক্ষণ আলাদা এবং
অন্যদের থেকে আলাদা। এটি নির্দেশ করে যে একটিতে নির্ভরশীল ভেরিয়েবলের মান
পর্যবেক্ষণ অন্য পর্যবেক্ষণে ভেরিয়েবলের মানের সাথে সম্পর্কিত নয়।
3.
হোমোসেডেস্টিসিটি এমন একটি পরিস্থিতি বর্ণনা করে যেখানে ত্রুটিগুলির মানক বিচ্যুতি
স্বাধীন পরিবর্তনশীল(গুলি) এর বিভিন্ন মান জুড়ে পরিবর্তিত হয় না। এই প্রস্তাব
যে স্বাধীন পরিবর্তনশীল(গুলি) এর পরিমাণ নির্ধারণে ভূমিকা রাখে না
ত্রুটির পার্থক্য।
4.
স্বাভাবিকতা মডেল দ্বারা উত্পন্ন ভুলগুলি একটি স্বাভাবিক বন্টন অনুসরণ করে।
5.
কোন মাল্টিকোলিনিয়ারিটি নেই: ভেরিয়েবলের মধ্যে কোন উল্লেখযোগ্য পারস্পরিক সম্পর্ক নেই। এই
পরামর্শ দেয় যে স্বাধীনের মধ্যে একটি দুর্বল বা অস্তিত্বহীন সম্পর্ক রয়েছে
ভেরিয়েবল
3.1.5 প্রশিক্ষণ লিনিয়ার রেগ্রেশন
লিনিয়ার রেগ্রেশন
নির্ভরশীল ভেরিয়েবল এবং একের মধ্যে বিদ্যমান রৈখিক সম্পর্ক গণনা করা
বা আরো স্বাধীন বৈশিষ্ট্য লিনিয়ার রেগ্রেশন পদ্ধতির লক্ষ্য। কখন
শুধুমাত্র একটি স্বতন্ত্র বৈশিষ্ট্য আছে, এই ধরনের রেগ্রেশনকে ইউনিভেরিয়েট বলা হয়
রৈখিক রেগ্রেশন, তবে যখন অনেক স্বাধীন বৈশিষ্ট্য আছে, এই ধরনের
রেগ্রেশনকে মাল্টিভেরিয়েট লিনিয়ার রেগ্রেশন বলা হয়। পদ্ধতির উদ্দেশ্য হল
মানের সঠিক পূর্বাভাস করার জন্য সর্বোত্তম রৈখিক সমীকরণ নির্ধারণ করতে
স্বাধীন ভেরিয়েবলের মানের উপর ভিত্তি করে নির্ভরশীল পরিবর্তনশীল। সম্পর্ক
একে অপরের উপর নির্ভরশীল ভেরিয়েবল এবং যেগুলি স্বাধীন তাদের মধ্যে
সমীকরণ দ্বারা একে অপরের একটি সরল রেখা হিসাবে দেখানো হয়েছে। লাইনের খাড়াতা
ঢাল ডিগ্রী একটি ইঙ্গিত প্রদান করে যেখানে নির্ভরশীল ভেরিয়েবল সাড়া দেয়

স্বাধীন ভেরিয়েবলের পরিবর্তন।
লিনিয়ার রিগ্রেশন হল একটি পদ্ধতি যা বিভিন্ন ক্ষেত্রে ব্যবহার করা হয়, যেমন
মনোবিজ্ঞান, অর্থনীতি, এবং অর্থ, এর আচরণকে আরও ভালভাবে বুঝতে এবং পূর্বাভাস দিতে
একটি নির্দিষ্ট পরিবর্তনশীল। উদাহরণস্বরূপ, লিনিয়ার রিগ্রেশন ফিনান্সের ক্ষেত্রে ব্যবহার করা যেতে পারে
একটি কোম্পানির স্টক মূল্য এবং এর লাভের মধ্যে লিঙ্ক আবিষ্কার করুন, অথবা এটি ব্যবহার করা যেতে পারে
একটি মুদ্রার ভবিষ্যৎ মূল্য অনুমান করুন যে এটি অতীতে কীভাবে কাজ করেছে তার উপর ভিত্তি করে। উভয় এই অ্যাপ্লিকেশনগুলির ঐতিহাসিক তথ্য প্রয়োজন।
তত্ত্বাবধানে শেখার প্রক্রিয়ার অন্যতম গুরুত্বপূর্ণ অংশ বলা হয়
রিগ্রেশন রিগ্রেশনের জন্য রেকর্ডের সংগ্রহের প্রয়োজন হয়, যার প্রত্যেকটিতেই রয়েছে
 এবং -এর জন্য একটি মান। এই ডেটাগুলি তখন একটি ফাংশন বিকাশ করতে ব্যবহৃত হয় যা ভবিষ্যদ্বাণী করতে পারে
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

86
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
-কে -এর জন্য একটি অজানা মান দেওয়া হয়েছে। এই ফাংশনটি তখন ভবিষ্যদ্বাণী করতে ব্যবহার করা যেতে পারে।
রিগ্রেশন করার সময়, এর মান নির্ণয় করা প্রয়োজন। ফলস্বরূপ, একটি সেট দেওয়া হয়েছে বৈশিষ্ট্যগুলির যা একে অপরের থেকে স্বাধীন, আমরা একটি ফাংশন চাই যা ভবিষ্যদ্বাণী করে ক্রমাগত
কে এই প্রসঙ্গে নির্ভরশীল পরিবর্তনশীল বা উদ্দেশ্য পরিবর্তনশীল হিসাবে উল্লেখ করা হয়, যেখানে কে স্বাধীন পরিবর্তনশীল বা এর ভবিষ্যদ্বাণীকারী হিসাবে উল্লেখ করা হয়
রিগ্রেশন, কেউ বিভিন্ন ফাংশন এবং মডেলগুলির একটি বিড় চুক্তি ব্যবহার করতে পারে। দ লিনিয়ার ফাংশন হল সবচেয়ে মৌলিক এবং মৌলিক ধরনের ফাংশন। একক থাকতে পারে বা সমস্যাটির অসংখ্য দিক যা অক্ষর দ্বারা উপস্থাপিত হয়।
লিনিয়ার রিগ্রেশন
://./-/----808
169410
রৈখিক রিগ্রেশনের লক্ষ্য হল নির্ভরশীলের মান সম্পর্কে একটি ভবিষ্যদ্বাণী করা ভেরিয়েবল () একটি স্বাধীন ভেরিয়েবল () এর মানের উপর ভিত্তি করে যা ইতিমধ্যে হয়েছে নির্ধারিত লিনিয়ার রিগ্রেশন হল এই ধারণাটিকে ফলস্বরূপ দেওয়া নাম। গ্রাফিক যা উপরে পাওয়া যায় তা দেখায় যে একজন ব্যক্তির আয় সরাসরি তার সাথে সমানুপাতিক কাজের অভিজ্ঞতার স্তর, অক্ষর দ্বারা নির্দেশিত। আমাদের মডেল অনুসারে, লাইনটি সেরা ডেটা ফিট করে রিগ্রেশন লাইন।
লিনিয়ার রিগ্রেশনের প্রকারভেদ
লিনিয়ার রিগ্রেশনকে আরও দুটি অ্যালগরিদমিক প্রকারে বিভক্ত করা যেতে পারে:

সরল রৈখিক রিগ্রেশন:

সরল রৈখিক রিগ্রেশন নামে পরিচিত লিনিয়ার রিগ্রেশনের পদ্ধতি একটি অ্যালগরিদম সঠিকভাবে ভবিষ্যদ্বাণী করার জন্য শুধুমাত্র একটি স্বাধীন পরিবর্তনশীল ব্যবহার করা প্রয়োজন একটি সংখ্যা নির্ভর ভেরিয়েবলের মান।

একাধিক লিনিয়ার রিগ্রেশন:

একাধিক লিনিয়ার রিগ্রেশন হল লিনিয়ার রিগ্রেশন অ্যালগরিদমকে দেওয়া নাম যখন একটি সংখ্যার মান অনুমান করতে একাধিক স্বাধীন চলক ব্যবহার করা হয় নির্ভরশীল পরিবর্তনশীল।
লিনিয়ার রিগ্রেশন মডেলের জন্য অনুমান
লিনিয়ার রিগ্রেশন আচরণ বিশ্লেষণ এবং ভবিষ্যদ্বাণী করার জন্য একটি কার্যকর পদ্ধতি একটি পরিবর্তনশীল; যাইহোক, সঠিক প্রদানের জন্য এটিকে অবশ্যই বেশ কয়েকটি শর্ত পূরণ করতে হবে এবং নির্ভরযোগ্য ফলাফল।

1.
লনিয়িারটিি: স্বাধীন পরবিির্তনশীল এবং নর্িভরশীলরে মধ্যে সম্পর্ক
পরবির্তনশীল রখৈকি। এটি বি·োঝায় যে নর্িভরশীল ভরেয়িবেলরে পরবির্তনগুলি রখৈকিভাবে হয়
স্বাধীন পরবির্তনশীল(গুলি) এর সাথে সম্পর্কতি।
2.
স্বাধীনতা: ডটোসটেে অন্তর্ভুক্ত পর্যবক্ষেণগুলি একটি থকেে স্বাধীন
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
87
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
অন্য এটি নির্দেশ করে যে একটি পর্যবেক্ষণে নির্ভরশীল চলকের মান
অন্য পর্যবেক্ষণে এর মান থেকে স্বাধীন।
3.
: ত্রুটিগুলির বৈচিত্র্য সমস্ত স্তরে স্থির থাকে।
স্বাধীন পরিবর্তনশীল(গুলি) এটি ইঙ্গিত করে যে স্বাধীন পরিবর্তনশীলের পরিমাণ
ত্রুটি ভেরিয়েন্সের উপর কোন প্রভাব নেই।
4.
স্বাভাবিকতা: মডেলের ত্রুটিগুলির একটি স্বাভাবিক বন্টন আছে।
5. কোন মাল্টিকোলিনিয়ারিটি নেই: ভেরিয়েবলের মধ্যে কোন উল্লেখযোগ্য পারস্পরিক সম্পর্ক নেই। এই
পরামর্শ দেয় যে স্বাধীনের মধ্যে একটি দুর্বল বা অস্তিত্বহীন সম্পর্ক রয়েছে
ভেরিয়েবল
রৈখিক রিগ্রেশনের কৌশলটি গাণিতিক মডেলিং পদ্ধতিগুলির মধ্যে একটি
যে সবচেয়ে ঘন ঘন ব্যবহার করা হয়. এটি দুটি ভেরিয়েবলের মধ্যে একটি সংযোগ চিত্রিত করে
একটি লিনিয়ার ফ্যাশন। দুটি ভেরিয়েবল বা মান-নির্ভর ভেরিয়েবলের মধ্যে পারস্পরিক সম্পর্ক
স্বাধীন ভেরিয়েবলের একটি প্রদত্ত মানের জন্য, এটি ব্যবহার করে নির্ধারণ করা যেতে পারে
পন্থা মেশিন লার্নিং এর ক্ষেত্রে লিনিয়ার রিগ্রেশনের ঘন ঘন ব্যবহার করে
ভবিষ্যদ্বাণী এবং পূর্বাভাসের উদ্দেশ্য। বেশিরভাগ ক্ষেত্রে, আপনার একটি কাঠামোর প্রয়োজন হবে
না
কারণ আপনি এটি বিশ্লেষণাত্মকভাবে সমাধান করতে পারেন। অন্যদিকে, এটি একটি দুর্দান্ত কৌশল
ফ্রেমওয়ার্ক শেখা এবং বিশ্লেষণাত্মকভাবে সমস্যার সমাধান করা শুরু করা।
লিনিয়ার রিগ্রেশন মডেল
একটি সরল রৈখিক প্রকাশ করতে নীচের একটি সমীকরণ ব্যবহার করা যেতে পারে
রিগ্রেশন মডেল।
= + পক্ষপাত
প্রতিটি অংশ কি জন্য দাঁড়ানো?

নির্ভরশীল পরিবর্তনশীল, যাকে কখনও কখনও লক্ষ্য বা লেবেলও বলা হয়
অক্ষর দ্বারা চিহ্নিত

স্বাধীন পরিবর্তনশীল, প্রায়ই একটি বৈশিষ্ট্য বা একটি হিসাবে উল্লেখ করা হয়, হয়
অক্ষর দ্বারা চিহ্নিত।

পক্ষপাতকে কিছু চেনোশোনাতে অফসেট হিসাবেও উল্লেখ করা হয়।

প্রতীকটি ভর বা "ঢাল" নির্দেশ করে।
এই শর্তাবলী প্রায়শই একে অপরের সাথে বিনিময়যোগ্য। এর জন্য এটি সম্ভব
নির্ভরশীল ভেরিয়েবলের পাশাপাশি স্বাধীন ভেরিয়েবল একটি টেনসর বা স্কেলার হতে পারে। দ
রৈখিক রিগ্রেশনের লক্ষ্য হল ওজন এবং পক্ষপাতগুলি এমনভাবে বাছাই করা যাতে প্রতিটি ভবিষ্যদ্বাণী
একটি নতুন ডেটা পয়েন্টের জন্য, পূর্ববর্তী ডেটাসেটের উপর ভিত্তি করে, সর্বনিম্ন ত্রুটির হারের
ফলাফল
সম্ভব এইভাবে ওজন এবং পক্ষপাত নির্বাচন করে এটি সম্পন্ন করা যেতে পারে। এর মধ্যে
সর্বাধিক মৌলিক ফর্ম, রৈখিক রিগ্রেশনকে লাইন নির্বাচনের প্রক্রিয়া হিসাবে বর্ণনা করা যেতে পারে
বা বক্সরেখা যা আপনার ডেটা বিতরণের সাথে সবচেয়ে ভালোভাবে মেলে যায়।
ক্ষতি ফাংশন
লস ফাংশন হল এক ধরনের ত্রুটি ফাংশন যা মানগুলির মধ্যে ব্যবধান পরিমাপ করে
যেগুলি বাস্তবে পর্যবেক্ষণ করা হয়েছিল এবং যেগুলি প্রত্যাশিত ছিল। একটি পদ্ধতি যে বেশ
ক্ষতি গণনার জন্য সাধারণ, রুট গড় স্কোয়ারড এরর () নামে পরিচিত, এটি একটি
আমরাও ব্যবহার করব।
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট অ্যালগরিদম
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট নামে পরিচিত অপ্টিমাইজেশন পদ্ধতির ক্লাস একটি ইনিশিয়াল দিয়ে শুরু হয়
একটি সমস্যার সমাধানে ব্যবহৃত ওজন এবং পক্ষপাতের অনুমান। এই
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা

নোট

অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

সমস্যাটি বিশ্লেষণাত্মকভাবে বা গভীর শিক্ষার মডেলে ব্যবহারের মাধ্যমে সমাধান করা যেতে পারে। ত্রুটি হার তারপর অ্যালগরিদম দ্বারা একটি গ্রহণযোগ্য স্তরে নামিয়ে আনা হয়, যা এটি করে আরও সুনির্দিষ্ট অনুমান ব্যবহার করে ওজন এবং পক্ষপাতের মানগুলি পুনরায় গণনা করা। ক্ষতি ফাংশন ডেরিভেটিভ ব্যবহার করে, একটি সিরলীকৃত উপায় পরিমাণ কমাতে পারে ক্ষতি হয়েছে আমরা গাণিতিক বক্ররেখার নীচে যাওয়ার দিকে কাজ করছি, যে কারণে আমরা এই প্রক্রিয়াটিকে গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট বলি। ডেরিভেটিভ ঢাল প্রতিনিধিত্ব করে বক্ররেখার পাস করার চেয়ে গণনাগতভাবে উচ্চতর গণনা করতে প্রতিটি পুনরাবৃত্তিতে সম্পূর্ণ ডেটাসেট, স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট টেকনিকের নমুনা ছোট তথ্য টুকরা. এটি পদ্ধতিটিকে আরও দ্রুত পুনরাবৃত্তি চালানোর অনুমতি দেয়।

পাইটর্চের সাথে লিনিয়ার রিগ্রেশন

এখন যেহেতু আমাদের কাছে সবকিছু শেষ হয়ে গেছে, আসুন কীভাবে একটি লিনিয়ার রিগ্রেশন সম্পর্কে কথা বলি

মডেল এ প্রয়োগ করা হয়। যে স্ক্রিপ্ট পরবর্তী পর্যায়ে দেখানো হয়

. বলা হয়। এটি "ডিপ লার্নিংয়ে ডুব" উদাহরণ সংগ্রহস্থলে পাওয়া যেতে পারে

এবং এটি সেই মূল উত্স থেকে কাঁটাচামচ করা হয়েছিল। ডিরেক্টরিতে, আপনি খুঁজে

পেতে পারেন

দেখার জন্য বেশ কয়েকটি কোড উদাহরণ।

আমাদের রিগ্রেশনের উদাহরণ সহ অনুসরণ করার জন্য আপনাকে নিম্নলিখিতগুলির প্রয়োজন হবে:

পাইথন সংস্করণ 3

নিশ্চিত করুন যে আপনার সিস্টেমে মডিউল ইনস্টল করা আছে

"পিপ ইনস্টল টর্চ।"

" " চালানোর মাধ্যমে মডিউলটির ইনস্টলেশন সম্পূর্ণ করুন।

যদি ইচ্ছা হয়, একজন সম্পাদক (এই প্রদর্শনীতে, আমরা ভিএস কোড ব্যবহার করব)।

সমস্যা বিবৃতি

লিনিয়ার রিগ্রেশনের সমস্যার জন্য বিশ্লেষণাত্মক সমাধান পাওয়া যায়, যেমনটি ছিল আগে উল্লেখ করা হয়েছে। গভীর শিক্ষা হল সেই পদ্ধতি যা আমরা ব্যবহার করার জন্য বেছে নিয়েছি এই সমস্যাটি সমাধান করতে কারণ এটি আপনাকে দ্রুত শুরু করতে সক্ষম করে এবং এটিকে সহজ করে তোলে

আপনার প্রশিক্ষণ তথ্য মূল্যায়ন. এই বিভাগে আপনার প্রশিক্ষণ থেকে ডেটা তুলনা করা জড়িত ডেটা সেটে। আমরা পাইথন এবং পাইটর্চ দিয়ে নিম্নলিখিত জিনিসগুলি চেষ্টা করতে যাচ্ছি:

ওজন এবং পক্ষপাতের জ্ঞান সহ সিন্থেটিক ডেটা তৈরি করা
টেনসর অপারেশনের জন্য বিল্ট-ইন ফাংশন এবং পাইটর্চ লাইব্রেরি ব্যবহার করা,
ডেটাসেট লোডিং, মডেল ডিজাইন এবং প্রশিক্ষণ
গ্রাউন্ড ট্রুথ ইতিমধ্যেই আমাদের দখলে থাকায় আমাদের দরকার নেই
এই ক্ষেত্রে একটি বৈধতা সেট. আমাদের ফলাফল একটি তুলনা উপর ভিত্তি করে বিচার করা হবে
ওজন এবং পক্ষপাতের মানগুলির সাথে ভুলতা যা প্রজন্মের মধ্যে ব্যবহার করা হয়েছিল
সিন্থেটিক ডেটা।
ধাপ 1: লাইব্রেরি এবং নেমস্পেস আমদানি করা প্রথম ধাপ।
পাইথনে টর্চ প্যাকেজ আমদানি করা আমাদের মৌলিক রৈখিক কাজ করার অনুমতি দেবে
রিগ্রেশন তা ছাড়াও, আমরা আমাদের থেকে প্রাপ্ত কিছু নামস্থান অন্তর্ভুক্ত করব
টর্চ আমদানি। এটি আরও পঠনযোগ্য কোড তৈরি করতে সহায়তা করে:
1
ধাপ 1 লাইব্রেরি এবং নামস্থান আমদানি করুন
2
3
আমদানি মিশাল
4
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 94

গভীর শিক্ষা
৮৯
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
5
. থেকে ডেটা আমদানি করুন
6
7
হল নিউরাল নেটওয়ার্কের সংক্ষিপ্ত রূপ
8
9
টর্চ আমদানি থেকে
ধাপ 2: একটি ডেটাসেট তৈরি করুন
এই উদাহরণটি একটি সিন্থেটিক ডেটাসেট তৈরি করে যা একটি পক্ষপাতদুষ্ট রেখা স্থাপন করতে চায় সরলতার জন্য দুটি ভেরিয়েবলের মধ্যে সম্পর্ক।
যেমন = + পক্ষপাত + গোলমাল
1
#ধাপ 2: ডেটাসেট তৈরি করুন
2
3
#কোলাহলপূর্ণ ডেটা তৈরি করতে একটি ফাংশন সংজ্ঞায়িত করুন
4
5
 _(, , _):
6
7
""" = + বায়াস() + গোলমাল তৈরি করুন"""
8
9
 = .(0, 1, (_, ()))
10
11 = .(,) +
12
13 += .(0, 0.01, .)
14
15 রিটার্ন , .((-1, 1))
16
17 ;;;;
18
19 _ = .([2, -3.4])
20
21 _ = 4.2
22

23টি বৈশিষ্ট্য, লেবেল = কৃত্রিম_ডেটা(_, _, 1000)
কোডের এই অংশে, আমরা . ফাংশন ব্যবহার করে একটি টেনসর রিটার্ন করি
র‍্যান্ডম সংখ্যা যা একটি স্বাভাবিক বন্টন অনুসরণ করে। এই ছাড়াও, আমরা সংখ্যাবৃদ্ধি
. ফাংশন ব্যবহার করে টেনসর দ্বারা টেনসর । এর ফলে হচ্ছে
আরো একবার স্বাভাবিকভাবে বিতরণ করা হয়।
ডেটাসেটটি একটি সহজবোধ্য স্ক্যাটার প্লট ব্যবহার করে নিম্নলিখিত পদ্ধতিতে উপস্থাপন করা হয়েছে:
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 95

90
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

://..//---------
---1/
গিটহাবের এই সংগ্রহস্থলে এমন কোড রয়েছে যা নির্মাণের জন্য কার্যকর করতে হবে
ভিজ্যুয়ালাইজেশন
ধাপ 3: ডেটাসেট পড়ুন এবং ডেটার ছোট ব্যাচগুলি সংজ্ঞায়িত করুন
1
#ধাপ 3: ডেটাসেট পড়ুন এবং ছোট ব্যাচ তৈরি করুন
2
3
একটি ডেটা ইটারেটর তৈরি করতে একটি ফাংশন সংজ্ঞায়িত করুন। ইনপুট থেকে বৈশিষ্ট্য এবং লেবেল হয় সিন্থেটিক ডেটা
4
5
আউটপুট হল ... ব্যবহার করে পুনরাবৃত্তিযোগ্য ব্যাচ করা ডেটা
6
7
 _(_, _, _=):
8
9
"""একটি ডেটা ইটারেটর তৈরি করুন।"""
10
11 ডেটাসেট = .(*_)
12
13 রিটার্ন ডেটা।ডেটালোডার(ডেটাসেট, ব্যাচ_সাইজ, শাফলে=ইস_ট্রেন)
14
15 ;;
16
17 ব্যাচ_সাইজ = 10
18
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
91
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
19 ডেটা_ইটার = লোড_অ্যারে((বৈশিষ্ট্য, লেবেল), ব্যাচ_সাইজ)
20
21 ;;
22
23 পরবর্তী((_))
রুটিনগুলি ডেটাসেট পড়তে এবং এটি থেকে নমুনা নিতে ব্যবহৃত হয়।
টেনসরডেটাসেট হল নমুনাগুলিকে তাদের সাথে মেলে এমন লেবেলগুলির সাথে একত্রে সংরক্ষণ করে,
যেখানে ডেটালোডার হল টেনসরডেটাসেটকে পুনরাবৃত্তের ভিতরে এনক্যাপসুলেট করে যাতে করে
অ্যাক্সেস সহজ করা যেতে পারে।
পাইথনে, পদ্ধতি একটি তৈরি করে এবং পরবর্তী ফাংশনটি প্রথম আইটেমটি পায়
পূর্বে তৈরি করা একটি পুনরাবৃত্তিকারী থেকে।
ধাপ 4: মডেলটি সংজ্ঞায়িত করুন
পূর্ব-নির্মিত মডেলগুলি অফার করে যা বিস্তৃত সংখ্যক অ্যাপ্লিকেশনের জন্য ব্যবহার করা
যেতে পারে।
আমাদের প্রয়োজনের জন্য, একটি একক-স্তর, ফিড-ফরোয়ার্ড নেটওয়ার্ক যাতে দুটি ইনপুট এবং একটি
আউটপুট থাকে
স্তর ঠিক ঠিক কাজ করবে। -এর জন্য ডকুমেন্টেশনে একটি ব্যাখ্যা আছে কিভাবে
.লিনিয়ার বাস্তবায়ন কাজ করে।
তা ছাড়াও, মডেলটির জন্য ক্রমানুসারে ওজন এবং পক্ষপাতের প্রারম্ভিকতা প্রয়োজন
সঠিকভাবে কাজ করতে। ওজন একটি গাউসিয়ান ডিস্ট্রিবিউশন ব্যবহার করে কোডে শুরু করা হয়,
যা একটি স্বাভাবিক বন্টন, যার গড় 0 এবং একটি আদর্শ বিচ্যুতি 0.01।
এখানে কোন স্পষ্ট কুসংস্কার নেই।
1 #ধাপ 4: মডেল সংজ্ঞায়িত করুন ;; আরম্ভ
2
3 # 2টি ইনপুট এবং 1টি আউটপুট সহ একটি একক স্তর ফিড-ফরোয়ার্ড নেটওয়ার্ক তৈরি করুন।
4
5 নেট = .লিনিয়ার(2, 1)
6
7 ;;
8
9 # মডেল প্যারাম শুরু করুন
10
11 ..._(0, 0.01)
12
13 ..._(0)
ধাপ 5: ক্ষতি ফাংশন সংজ্ঞায়িত করুন
গড় ত্রুটির বর্গমূল হল ক্ষতি ফাংশন গণনা করার সূত্র।
ক্ষতি ফাংশন ডেটা পয়েন্ট এবং এর মধ্যে দূরত্বের একটি ইঙ্গিত প্রদান করে
রিগ্রেশন লাইন:

1 #ধাপ 5: ক্ষতি ফাংশন সংজ্ঞায়িত করুন
2 # মানে স্কোয়ারড এরর লস ফাংশন
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 97

92
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
3 ক্ষতি = .()
ধাপ 6: একটি অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদম সংজ্ঞায়িত করুন
সর্বোত্তম কর্মক্ষমতা পেতে, আমরা একটি স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ব্যবহার করে অপ্টিমাইজ করব
বংশদ্ভুত পদ্ধতি শিখোর হার, হিসাবে সংক্ষিপ্ত, যা প্রতিষ্ঠিত হয় যখন
প্রশিক্ষণ আপডেট পর্ব সঞ্চালিত হয়.
ধাপ 7: প্রশিক্ষণ
মডেল প্রশিক্ষণের জন্য, আমরা বারবার মিনিব্যাচ বৈশিষ্ট্য এবং তাদের প্রয়োগ করব
নির্দিষ্ট প্রশিক্ষণ ডেটার যুগের সাথে সম্পর্কিত লেবেল। আমাদের উদাহরণে, পাঁচটি হবে
যুগ প্রতিটি মিনিব্যাচের জন্য নিম্নলিখিত ক্রিয়াকলাপগুলি করা হবে:

পূর্বাভাস গণনা করুন এবং ক্ষতি গণনা করুন

ব্যাকপ্রপাগেশন অ্যালগরিদম নির্বাহ করে গ্রেডিয়েন্ট গণনা করুন

মডেল প্যারামিটার মান পরিবর্তন করুন

প্রতিটি যুগের পরে ক্ষতি গণনা করুন
1
ধাপ 7: প্রশিক্ষণ
2
3
যুগের জন্য সম্পূর্ণ প্রশিক্ষণ ডেটা ব্যবহার করুন, পুনরাবৃত্তিমূলকভাবে একটি মিনিব্যাচ বৈশিষ্ট্য ব্যবহার করে
এবং সংশ্লিষ্ট লেবেল
4
5
প্রতিটি মিনিব্যাচের জন্য:
6
7
; নেটে(এক্স) কল করে পূর্বাভাস গণনা করুন এবং ক্ষতি গণনা করুন
8
9
; ব্যাকপ্রপাগেশন চালিয়ে গ্রেডিয়েন্ট গণনা করুন
10
11 # ; অপ্টিমাইজার ব্যবহার করে মডেল প্যারামিটার আপডেট করুন

12
13 # ; প্রতিটি যুগের পরে ক্ষতি গণনা করুন এবং নিরীক্ষণের জন্য এটি মুদ্রণ করুন অগ্রগতি
14
15 সংখ্যা_যুগ = 5
16
17 পরিসরে যুগের জন্য (সংখ্যা_যুগ):
18
ডেটা_ইটারে , -এর জন্য 19:
20
21 = ক্ষতি(নিটে())
22
23 ._() # গ্রেডিয়েন্টকে শূন্যে সেট করে
24
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
93
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
25 .() # ব্যাক প্রচার
26
27 .() # প্যারামিটার আপডেট
28
29 = ক্ষতি(নেট(বৈশিষ্ট্য), লেবেল)
30
31 প্রিন্ট (’ { + 1}, {:}’)
ফলাফল
শেষে পর্যন্ত, প্রকৃত মানের সাথে বৈসাদৃশ্য করে ত্রুটিগুলি গণনা করা উচিত।
প্রশিক্ষিত মডেলের পরামিতি। এটি একটি ছোট ত্রুটি মান আছে পছন্দনীয়. যাতে
ফলাফল গণনা, আপনি কোডের নিম্নলিখিত টি ব্যবহার করতে পারেন:
1
#ফলাফল
2
 = ..
3
মুদ্রণ (' অনুমান করতে ত্রুটি:', _ - .(_.))
4
 = ..
5
মুদ্রণ ('গ অনুমানে ত্রুটি:', _ -)
যখন আপনার কোডটি কার্যকর করা হয় তখন টার্মিনাল উইন্ডোতে নিম্নলিখিতটি প্রদর্শিত হয়:
3 .
বৈশিষ্ট্য: টেনসর ([1.4539, 1.1952])
লেবেল: টেনসর ([3.0446])
যুগ 1, ক্ষতি 0.000298
যুগ 2, ক্ষতি 0.000102
 3, ক্ষতি 0.000101
 4, ক্ষতি 0.000101
 5, ক্ষতি 0.000101
 অনুমান করার ক্ষেত্রে ত্রুটি: টেনসর([0.0004, 0.0005])
গ: টেনসর ([0.0002]) অনুমান করার ক্ষেত্রে ত্রুটি
আপনি দেখতে পাচ্ছেন, মানগুলির পাশাপাশি ত্রুটিগুলি ধীরে ধীরে সঙ্কুচিত হয়।
3.1.6 লস ফাংশন
শ্রেণীবিভাগের জন্য ক্ষতি ফাংশন
শ্রেণীবদ্ধকরণ ক্ষতির প্রকার
1. বাইনারি ক্রস-এনট্রপি লস / লগ লস
2. কব্জা ক্ষতি
1. বাইনারি ক্রস-এনট্রপি লস / লস

এই ক্ষতির ফাংশনটি হল এক যেটি শ্রেণীবিভাগের সমস্যাগুলিতে ব্যবহৃত হয়
সময়ের ক্রস-এনট্রপি কিম ঘন ঘন হারিয়ে যখন অনুমান সম্ভাব্যতা বলা হয়
প্রকৃত লেবেলের কাছাকাছি হয়ে যায়। এটি একটি শ্রেণেবিন্যাস মডেলের কার্যকারিতা মূল্যায়ন করে
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
যার আউটপুট 0 এবং 1 এর মধ্যে সম্ভাব্যতা হিসাবে অনুমান করা হয় এবং এটি কতটা ভাল তা বিশ্লেষণ করে
এই মডেল সঞ্চালন.
বাইনারি শ্রেণীকরণ ব্যবহার করা হয় যখন শুধুমাত্র দুটি বিভাগ থেকে বেছে নেওয়া হয়।

আমরা বহু-শ্রেণীর শ্রেণীকরণ সম্পর্কে কথা বলি যখন দুটির বেশি ভিন্ন হয়
কিছু শ্রেণীবদ্ধ করার উপায়।

://./-/--
সম্ভাবনা ফাংশন হল ক্রস-এনট্রপি ক্ষতির ডেরিভেশনের সূচনা বিন্দু
সূত্র, যা তারপর লগারিদমকে অন্তর্ভুক্ত করে।
2. কব্জা ক্ষতি
ক্ষতি ফাংশন ক্রস-এনট্রপি ক্ষতি ফাংশন একটি বিকল্প যে
শ্রেণিবিন্যাসের সমস্যাগুলির জন্য ব্যবহৃত হয়। এটি দ্বিতীয় সবচেয়ে জনপ্রিয় ক্ষতি ফাংশন যে হয়
নিযুক্ত সমর্থন ভেক্টর মেশিন () মডেলের মূল্যায়ন প্রাথমিক ছিল
এর বিকাশের জন্য প্রেরণা।

(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 100

গভীর শিক্ষা
95
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
://./-/--
কবজা হারানো একটি শাস্তি যা ভুল পূর্বাভাস এবং সঠিক উভয় ক্ষেত্রেই প্রয়োগ করা যেতে পারে
ভবিষ্যদ্বাণী যা আত্মবিশ্বাসের অভাব। বেশিরভাগ ক্লাসিফায়ার দ্বারা ব্যবহৃত হয় যার ক্লাস লেবেল রয়েছে
-1 এবং 1. ক্যান্সার কোষগুলির জন্য শ্রেণি পরিচয়গুলি পরিবর্তন করুন যাতে তারা -1 এর পরিবর্তে 0 পড়ে।
রিগ্রেশন জন্য ক্ষতি ফাংশন
রিগ্রেশন ক্ষতির প্রকার
1. গড় বর্গাকার ত্রুটি / চতুর্ঘাতিক ক্ষতি / 2 ক্ষতি
গড় বর্গ ত্রুটি () ক্ষতি ফাংশন বর্গক্ষেত্রের গড় হিসাবে সংজ্ঞায়িত করা হয়
প্রকৃত মান এবং পূর্বাভাসিত মানগুলির মধ্যে বিদ্যমান অমিল। এটা হল
রিগ্রেশন লস ফাংশন যা সবচেয়ে বেশি ব্যবহৃত হয়।
://./-/--
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

96
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
এই ত্রুটিগুলির গড় বর্গক্ষেত্রের ত্রুটি () হল সেই মান যা খরচে ব্যবহৃত হয়
ফাংশন যা এটির সাথে মিলে যায়। কারণ ক্ষতি ফাংশন মডেলটিকে শাস্তি দিয়ে
তাদের স্কোয়ারিং দ্বারা উল্লেখযোগ্য ভুল, খরচ ফাংশন কম স্থিতিস্থাপক হয়.
ফলস্বরূপ, ডেটাতে প্রচুর পরিমাণে আউটলায়ার থাকলে এটি ব্যবহার করা উচিত নয়।
2. মানে পরম ত্রুটি / 1 ক্ষতি
মানগুলির মধ্যে বিদ্যমান পরম অসঙ্গতির গড়
আসলে পরিমাপ করা হয়েছে এবং যেগুলি প্রত্যাশিত ছিল তা হল ক্ষতির সংজ্ঞা।
ফাংশন রিগ্রেশন লস ফাংশনের জন্য দ্বিতীয় সবচেয়ে সাধারণ ব্যবহার এখানে। এটা
ভুলের নির্দেশনা বিবেচনায় নেয় না, বরং অনুমান করে
পূর্বাভাস সংগ্রহের উপর ত্রুটির গড় আকার।

://./-/--
গড় পরম ত্রুটি (এছাড়াও নামে পরিচিত) খরচ ফাংশন যে নাম
এই পরম ভুল অনুরূপ. ক্ষতি ফাংশন, তার তুলনায়
সমতুল্য, বহিরাগতদের উপস্থিতির প্রতি কম সংবেদনশীল। এই কারণে, এটা উচিত
ডেটাতে উল্লেখযোগ্য সংখ্যক আউটলায়ার থাকলে প্রয়োগ করা হবে।
3. হুবার লস / মসৃণ গড় পরম ত্রুটি
হুবার লস ফাংশন হল এবং লস ফাংশনের সমন্বয়, যেমন
এটা কখন এর কাছে যায়? ~ 0 এবং কখন? ~ (বড় সংখ্যা)। এটা উল্লেখ করা হয়
পরম গড় ত্রুটি হিসাবে, যা ত্রুটি স্তর হিসাবে একটি দ্বিঘাত ফাংশনে বিশিষ্ট হয়
নেমে আসে টিউনেবল ব্যবহার করে ত্রুটি কতটা ছোট হতে পারে তা নিয়ন্ত্রণ করে
হাইপারপ্যারামিটারকে ডেল্টা বলা হয়, যা নির্দিষ্ট করে যে ত্রুটিটি কতটা ছোট হতে পারে
এটা দ্বিঘাত
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
97
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

:///-/--
ডেল্টা মান নির্বাচন অত্যন্ত গুরুত্বপূর্ণ যেহেতু এটি প্রতিষ্ঠা করে
একটি অসঙ্গতি গঠনের জন্য পরামিতি। এটা সম্ভব যে ক্ষতি ফাংশন
লস ফাংশনের তুলনায় বহিরাগতদের জন্য কম সংবেদনশীল, তবে এটি নির্ভরশীল
হাইপারপ্যারামিটারের মানের উপর। অতএব, ক্ষতি ফাংশন প্রয়োগ করা যেতে পারে
এমন পরিস্থিতিতে যখন ডেটাতে আউটলায়ারের সংখ্যা বেশি থাকে। যে ছাড়াও, আমরা হতে পারে
হাইপারপ্যারামিটার ডেল্টা প্রশিক্ষণের প্রক্রিয়ার মধ্যে দিয়ে যেতে হবে, যা একটি পুনরাবৃত্তিমূলক
অপারেশন
4. লগ-কশ লস
ভবিষ্যদ্বাণী ত্রুটির হাইপারবোলিক কোসাইনের লগারিদম বলতে যা বোঝায়
লগ-কশ ক্ষতি ফাংশন উল্লেখ করার সময়। এটি একটি ফাংশন যা রিগ্রেশনে ব্যবহার করা হয়
অ্যাসাইনমেন্ট এবং ক্ষতির তুলনায়, এর তরলতা যথেষ্ট বৃদ্ধি পেয়েছে।
ক্ষতির বিপরীতে, এটি সর্বত্র দ্বিগুণ পার্থক্যযোগ্য। কারণে এটি সম্ভব
কিছু শেখার অ্যালগরিদম, যেমন , নিউটনের কৌশল ব্যবহার করে
সর্বোত্তম সমাধান সনাক্ত করতে এবং তাই দ্বিতীয় ডেরিভেটিভ (হেসিয়ান)। ফলস্বরূপ, এটি
ক্ষতির সাথে সম্পর্কিত সমস্ত সুবিধার অধিকারী।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 103

98
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
://./-/--
"লগ(()) এর আনুমানিক মান হল (** 2) / 2 ছোট এবং () - (2)
বড় এর জন্য। এটি নির্দেশ করে যে ফাংশন একইভাবে গড় বর্গক্ষেত্রের ত্রুটি, কিন্তু
বিরল তীব্রভাবে ভুল ভবিষ্যদ্বাণী দ্বারা কম প্রভাবিত হয়।"
5. কোয়ান্টাইল লস
কোয়ান্টাইল হল এমন একটি সংখ্যা যার নিচে মোট নমুনার একটি নির্দিষ্ট শতাংশ নেওয়া হয়েছে
একটি গ্রুপ থেকে পড়ে. মেশিন লার্নিং মডেলের প্রেক্ষাপটে, উদ্দেশ্যমূলক ফাংশন হয়
হয় হ্রাস বা সর্বাধিক। আমরা কোয়ান্টাইল নামক একটি টুল ব্যবহার করে আমাদের ভবিষ্যদ্বাণী করি
রিগ্রেশন লস ফাংশন, যা এর নাম নির্দেশ করে, কোয়ান্টাইল গণনা করে। গড়
পূর্বাভাস সংগ্রহের জন্য ক্ষতি সেটের জন্য ক্ষতি হিসাবে বিবেচিত হবে।

://./-/--
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
99
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
একটি মেশিন লার্নিং মডেল ডেটার সাথে কতটা কার্যকরভাবে কাজ করে তা মূল্যায়ন করার সময়
এটি দেওয়া হয়েছে এবং এটি কতটা সঠিকভাবে একটি পরীক্ষার ফলাফল, ক্ষতির পূর্বাভাস দিতে পারে
ফাংশন একটি অমূল্য হাতিয়ার. মূল্যায়ন এবং তাদের সঠিকতা উন্নত করার জন্য
আউটপুট, অনেক মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদম প্রশিক্ষণের সময় ক্ষতি ফাংশন ব্যবহার করে
এবং অপ্টিমাইজেশন ফেজ। উপরন্তু, একটি নির্দিষ্ট ক্ষতি ফাংশন কমিয়ে যখন
অপ্টিমাইজিং, এটি আদর্শ মডেল পরামিতি নির্ধারণ করতে সাহায্য করতে পারে যা এর জন্য
প্রয়োজনীয়
নির্দিষ্ট তথ্য সংগ্রহ।
3.1.7 গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট
যখন মেশিন লার্নিং মডেলের প্রশিক্ষণের কথা আসে, তখন অপ্টিমাইজেশনের একটি
যে কৌশলগুলি সর্বাধিক ব্যবহার দেখায় তাকে গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট বলা হয়। এই পদ্ধতি কাজ করে
প্রকৃত ফলাফল যা ভবিষ্যদ্বাণী করা হয়েছিল তার থেকে বিচ্যুত হওয়ার পরিমাণ কমাতে। উপরন্তু,
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট নিউরাল নেটওয়ার্কের জন্য একটি শিক্ষণ সরঞ্জাম হিসাবে ব্যবহার করা হয়।
একটি অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদম হল একটি গাণিতিক পদ্ধতি যা মিনিমাইজ করার লক্ষ্য রাখে বা
দ্বারা প্যারামিটারাইজ করা একটি উদ্দেশ্য ফাংশনের মান সর্বাধিক করুন। অনুরূপ শিরায়,
মডেল-প্যারামিটারাইজড কস্ট ফাংশন মিনিমাইজ করার প্রক্রিয়াটি হল যা দ্বারা বোঝানো হয়
"অপ্টিমাইজেশন" শব্দটি যখন মেশিন লার্নিংয়ে ব্যবহৃত হয়। গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের মূল লক্ষ্য
এর পুনরাবৃত্ত পরিবর্তন করে উত্তল ফাংশনের মান কমাতে হয়
পরামিতি মান। যখন মেশিন লার্নিংয়ের এই মডেলগুলি অপ্টিমাইজ করা হয়েছে, তখন তা হবে
কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার জন্য শক্তিশালী যন্ত্র হিসাবে তাদের ব্যবহার করা সম্ভব এবং
কম্পিউটার বিজ্ঞান জড়িত অন্যান্য অ্যাপ্লিকেশন.
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট বা খাড়া ডিসেন্ট কি?
18 শতকের মাঝামাঝি সময়ে, অগাস্ট-লুই কাউচি ছিলেন যিনি
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট আবিষ্কৃত. যখন মেশিন লার্নিং এর প্রশিক্ষণ আসে এবং
গভীর শিক্ষার মডেল, পুনরাবৃত্তিমূলক অপ্টিমাইজেশন পদ্ধতিগুলির মধ্যে একটি যা সবচেয়ে বেশি নিযুক্ত করা হয়
সাধারণত গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট বলা হয়। এটি স্থানীয় সর্বনিম্ন কোথায় খুঁজে বের করতে সহায়ক
একটি ফাংশন অবস্থিত। গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট ব্যবহার করার সময়, স্থানীয় একটি আদর্শ সংজ্ঞা
একটি ফাংশনের সর্বনিম্ন বা স্থানীয় সর্বাধিক সংজ্ঞায়িত করা হয় নিম্নরূপ:

আপনি এর দিকে সরে গিয়ে ফাংশনের স্থানীয় সর্বনিম্ন পৌঁছাতে পারেন
নেতিবাচক গ্রেডিয়েন্ট বা বর্তমানে ফাংশনের গ্রেডিয়েন্ট থেকে দূরে
অবস্থান এর ফলে ফাংশনটি ছোট হয়ে যাবে।

যদি আমরা একটি ধনাত্মক গ্রেডিয়েন্ট বা গ্রেডিয়েন্টের দিকে অগ্রসর হতে থাকি
বর্তমান অবস্থানে ফাংশনটির, আমরা অবশেষে অবস্থানে পৌঁছাব
যেখানে সেই ফাংশনটি স্থানীয়ভাবে সর্বোচ্চ মানের।

://../----
(গ) অ্যামটি ইউনভির্সটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 105

100
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
সম্পূর্ণ প্রক্রিয়াটিকে গ্রেডিয়েন্ট অ্যাসেন্ট হিসাবে উল্লেখ করা হয়, যা হতে পারে
খাড়া পতন হিসাবে উল্লেখ করা হয়। গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট অ্যালগরিদমের প্রধান উদ্দেশ্য হল
প্রক্রিয়া চলাকালীন একটি খরচ ফাংশনের মান ধীরে ধীরে হ্রাস করুন। দুটি পুনরাবৃত্তিমূলক কৌশল
এই লক্ষ্য অর্জনের জন্য করা হয়, যা নিম্নরূপ:

ফাংশনের প্রথম-ক্রম ডেরিভেটিভ গণনা করে যাতে এর গ্রেডিয়েন্ট বা ঢাল
ফাংশন নির্ধারণ করা যেতে পারে।

গ্রেডিয়েন্টের বিপরীত দিকে মুখ করুন, যা দেখায় যে ঢাল রয়েছে
আলফার একটি ফ্যাক্টর দ্বারা উত্থিত হয়েছে যেখানে এটি আগে ছিল, যেখানে এটি এখন, কোথায়
আলফা হল শেখার হার। ধাপের আকার একটি টিউনিং প্যারামিটার দ্বারা নিয়ন্ত্রিত হয়
অপ্টিমাইজেশন কৌশল এবং এটি এই প্যারামিটার যা মান নির্ধারণ করে।
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট কিভাবে কাজ করে?
রৈখিক ব্যবহার করে একটি রেখার ঢাল গণনা করার নীতিগুলি শিখতে হবে
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের কাজের ধারণা শুরু করার আগে রিগ্রেশন। এগুলো
মৌলিক বিষয়গুলি নিম্নরূপ:
1. =+
'' রেখার ঢালকে প্রতিনিধিত্ব করে এবং '' হল -অক্ষরের বাধাগুলির জন্য
সমীকরণ

://../----
যেহেতু এটি নির্বিচারে হিসাবে বিবেচিত হয়, তাই সূচনা বিন্দু যা উপস্থাপন করা হয়
উপরের চিত্রটি কার্যকারিতা মূল্যায়ন করতে ব্যবহৃত হয়। এই সময়ে,
আমরা প্রথম ডেরিভেটিভ নির্ধারণ করব, যা ঢাল নামেও পরিচিত এবং তারপর আমরা ব্যবহার করব
ঢালের খাড়াতা নির্ধারণের জন্য স্পর্শক রেখা। উপরন্তু, পরিবর্তন
পরামিতি (ওজন এবং পক্ষপাত) এই ঢাল দ্বারা অবহিত করা হবে.
প্রারম্ভিক বিন্দুতে, যা এলোমেলো হিসাবে বিবেচিত হতে পারে, গ্রেডিয়েন্টটি আরও খাড়া হয়;
যাইহোক, যখন নতুন প্যারামিটার তৈরি করা হয়, তখন খাড়াতা ধীরে ধীরে কমতে থাকে। অবশেষে,
যখন এটি সর্বনিম্ন বিন্দুতে পৌঁছায়, এটি সর্বনিম্ন বিন্দুতে পৌঁছায়, যাকে বলা হয়
অভিসার একটি বিন্দু। গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট অ্যালগরিদমের উদ্দেশ্য হল কমানো
খরচ ফাংশন, যা পূর্বাভাসিত এবং বাস্তব মানের মধ্যে ব্যবধান হিসাবে ভাবা যেতে পারে।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 106

গভীর শিক্ষা
101
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
খরচের সর্বোত্তম সর্বনিম্নকরণ অর্জনের জন্য দুটি ডেটা পয়েন্ট প্রয়োজন
ফাংশন, যা নিম্নরূপ:

দিকনির্দেশনা এবং শেখার হার
আংশিক ডেরিভেটিভ গণনা করতে এই দুটি ভেরিয়েবল ব্যবহার করা হয়
ভবিষ্যতের পুনরাবৃত্তির জন্য গণনা, যা পুনরাবৃত্তগুলিকে স্থানীয়ভাবে একত্রিত করতে সক্ষম করে
ন্যূনতম বা একটি বিশ্বব্যাপী সর্বনিম্ন, অথবা অভিসারের একটি বিন্দু অর্জন করতে। সম্পর্কে কথা বলা যাক
কিছু সময়ের জন্য হার উপাদান শেখার;
শেখার হার:
এটি প্রায়শই সম্ভাব্য সর্বনিম্ন পয়েন্টে যাওয়ার জন্য প্রয়োজনীয় পদক্ষেপগুলির একটি পরিমাপ
সর্বনিম্ন হিসাবে পরিচিত। এটি প্রায়শই একটি খুব ছোট সংখ্যা যা মূল্যায়ন এবং পরিবর্তিত হয়
খরচ ফাংশন আচরণের উপর নির্ভরশীল. একটি দ্রুত শেখার হার বৃহত্তর বাড়ে
অগ্রগতি, তবে এটি স্বাভাবিক বা যা বিবেচনা করা হয় তার বাইরে যাওয়ার ঝুঁকিও বাড়িয়ে দেয়
গ্রহণযোগ্য একই সাথে, একটি ধীরগতির শেখার হার ছোট ধাপের আকার দেখায়, যার ফলস্বরূপ
সামগ্রিক দক্ষতা এবং নির্ভুলতার মধ্যে ট্রেড-অফ, কিন্তু সামগ্রিক দক্ষতার ব্যয়ে।

://../----
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের ধরন
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট নামে পরিচিত শেখার কৌশলটি ব্যাচে বিভক্ত করা যেতে পারে
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট, স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট এবং মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট নির্ভর করে
বিভিন্ন প্রশিক্ষণ মডেলে অন্তর্ভুক্ত ত্রুটি পরিমাণ উপর. আসুন কিছু দেখে নেওয়া যাক
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের অনেক রূপের মধ্যে:
1. ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট:
প্রশিক্ষণের সমস্ত উদাহরণের মধ্য দিয়ে যাওয়া এবং বিশ্লেষণ করার পরে, ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট
ডিসেন্ট (বিজিডি) অ্যালগরিদম প্রয়োগ করা হয় প্রতিটিতে ঘটে যাওয়া ত্রুটির পরিমাণ বের করতে
প্রশিক্ষণ সেটে পয়েন্ট এবং এটি মডেলে আপডেট করতেও ব্যবহৃত হয়। শব্দটি "নির্দেশ
যুগ" প্রক্রিয়ার এই বিশেষ পর্যায়কে বোঝায়। এটি একটি আত্মকেন্দ্রিক কৌশল যা
প্রতিটি আপডেটের সাথে সমস্ত ক্ষেত্রে একটি ব্যাপক পর্যালোচনার প্রয়োজন।
নিচে ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট ব্যবহার করার কিছু সুবিধা রয়েছে:

অন্যান্য অনেক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের তুলনায়, এটি নিম্ন স্তরে পরিণত হয়
ব্যাঘাত

এটি যে খাড়া পতন সৃষ্টি করে তা সামঞ্জস্যপূর্ণ এবং স্থির।

এটি কম্পিউটিং সংস্থানগুলির কার্যকর ব্যবহার করে যেহেতু প্রতিটি উপলব্ধ সংস্থান রয়েছে
প্রতিটি নমুনার শিক্ষার জন্য প্রয়োগ করা হয়।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

102
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
2. স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট
একটি প্রশিক্ষণ উদাহরণ বিকল্পিক প্রতিটি পুনরাবৃত্তির জন্য বাহিত হয়
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট অ্যালগরিদম। অন্য কথায়, এটি প্রত্যেকের জন্য একটি প্রশিক্ষণ যুগের মধ্য দিয়ে চলে
উদাহরণ যা একটি ডেটাসেটের ভিতরে থাকে এবং প্রতিটি অনন্যের প্যারামিটার আপডেট করে
প্রশিক্ষণ নমুনা। ইতিমধ্যে বরাদ্দ করা মেমরিতে সংরক্ষণ করা অনেক সহজ
দেওয়া যে এটি একটি সময়ে শুধুমাত্র একটি প্রশিক্ষণ নমুনা লাগে. তবে ব্যাচের বিপরীতে
গ্রেডিয়েন্ট সিস্টেম, এর ঘন ঘন আপডেটের জন্য একটি উচ্চ ডিগ্রী বিস্তারিত এবং গতি প্রয়োজন, যা
শেষে পর্যন্ত কম্পিউটিং দক্ষতার ক্ষতির দিকে নিয়ে যায়। ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট সিস্টেম বেশি
সাধারণ এটি ছাড়াও, একাধিক কারণে এটি একটি শোরগোল গ্রেডিয়েন্ট হিসাবে পরিচালনা করা হয়
এটা করা হয়েছে যে সমন্বয়. অন্যদিকে, এটি মাঝে মাঝে সহায়ক হতে পারে
বিশ্বব্যাপী সর্বনিম্ন কোথায় এবং স্থানীয় ন্যূনতমকে কীভাবে এড়ানো যায় তা নির্ধারণ করা।
স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের সুবিধা:
স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট ব্যবহার করার কিছু সুবিধা নিচে দেওয়া হল:
স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট () অ্যালগরিদম প্রথাগত গ্রেডিয়েন্ট থেকে উচ্চতর
ডিসেন্ট অ্যালগরিদম বিভিন্ন বিষয়ে, যার মধ্যে এটি প্রতিটি থেকে শেখে এবং
প্রতিটি নমুনা।

যেখানে যাওয়ার কথা সেখানে মেমরি বরাদ্দ করা সবচেয়ে সহজ বিকল্প।

এটি অনুক্রমিক তুলনায় কম্পিউটার প্রক্রিয়াকরণ সময়ের পরিপ্রেক্ষিতে আরো দক্ষ
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট।

এটি বিশাল ডেটাসেটের সাথে কাজ করার জন্য আরও দক্ষ।
3. মিনিব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট:
স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট পদ্ধতি এবং ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট পদ্ধতি
উভয়ই মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট পদ্ধতিতে অন্তর্ভুক্ত করা হয়েছে। এটি তারপর আপডেট হয়
প্রতিটি দিল আলাদাভাবে, প্রথমে প্রশিক্ষণ ডেটাসেটগুলিকে একটি বড় সংখ্যায় ভাগ করার পরে
ছোট ব্যাচ ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের কম্পিউটেশনাল দক্ষতা এবং এর গতি
স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট উভয়ই ট্রেনিং ডেটাসেট ভেঙে দিয়ে বজায় রাখা যেতে পারে
ছোট টুকরা। এটি আরও সঠিক ফলাফলের জন্য অনুমতি দেয়। এর ফলস্বরূপ, আমরা
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট অ্যালগরিদমের একটি পরিবর্তন করতে সক্ষম যা বৃদ্ধি পেয়েছে
কম্পিউটিং দক্ষতা এবং শব্দ হ্রাস।
নিম্নোক্ত মিনি ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের সুবিধা রয়েছে:

বরাদ্দ করা এর ভিতরে এটি মাপসই করা সহজ।

এটা কম্পিউটিং আসে সত্যই কার্যকর.

এটি যে খাড়া পতন সৃষ্টি করে তা সামঞ্জস্যপূর্ণ এবং স্থির।
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের সাথে চ্যালেঞ্জ
যদিও এটি সমাধানের জন্য সবচেয়ে বেশি ব্যবহৃত কৌশলগুলির মধ্যে একটি
অপ্টিমাইজেশন সমস্যা, গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের এখনও কিছু ত্রুটি রয়েছে। নিচের কিছু
অসুবিধাগুলির মধ্যে:
1. স্থানীয় মিনিমা এবং স্যাডল পয়েন্ট:
উত্তল সমস্যার ক্ষেত্রে, গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট সহজেই এর অবস্থান নির্ণয় করতে পারে
বিশ্বব্যাপী সর্বনিম্ন। অন্যদিকে, অ-উত্তল সমস্যার ক্ষেত্রে,
বিশ্বব্যাপী সর্বনিম্ন অবস্থান কঠিন হতে পারে এবং এই ক্ষেত্রে, মেশিন লার্নিং
মডেল সেরা ফলাফল অফার.
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 108

গভীর শিক্ষা
103
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
://../----
খরচ ফাংশনের ঢালের সাথে সাথে এই মডেলটি শিখো বন্ধ করে দেবে
ঠিক শূন্য বা শূন্যের খুব কাছাকাছি। এই ঢালটি স্যাডল পয়েন্টেও দেখা যেতে পারে
এবং স্থানীয় সর্বনিম্ন, যা বিশ্বব্যাপী সর্বনিম্ন ছাড়াও আরও দুটি উদাহরণ
ঘটতে পারে স্থানীয় মিনিমা গঠনের ফলে একটি ফির্ম তৈরি হয় যা এর অনুরূপ
বিশ্বব্যাপী সর্বনিম্ন। এই ফর্মে, খরচ ফাংশনের ঢাল ডান এবং বামে উঠে
বর্তমান স্থানাঙ্ক।
বিপরীতে, স্যাডল পয়েন্টগুলির শুধুমাত্র একদিকে একটি নেতিবাচক গ্রেডিয়েন্ট থাকে, একটি স্থানীয় সহ
একদিকে সর্বোচ্চ এবং অন্য দিকে স্থানীয় সর্বনিম্ন। তাদের একটি স্থানীয়ও রয়েছে
একদিকে সর্বোচ্চ এবং অন্য দিকে স্থানীয় সর্বনিম্ন। বিন্দু এই ধরনের নাম
ঘোড়ার জিন বোঝাতে ব্যবহৃত পরিভাষা থেকে এসেছে।
লোকালের সেই জায়গায় ক্ষতি ফাংশনের মান সর্বনিম্ন
এলাকা যেখানে স্থানীয় থেকে তাদের নাম পাওয়া যায়. এটি তাদের সর্বনিম্ন পয়েন্ট করে তোলে
অঞ্চল অন্যদিকে, গ্লোবাল মিনিমা এর নাম পাওয়া যায় এই সত্য থেকে
লস ফাংশনটি পুরো ডোমেনের সর্বনিম্ন বিন্দুতে রয়েছে। এই এটা তোলে
এটি খুঁজে পেতে সর্বোত্তম জায়গা।
2. ভ্যানিশিং এবং এক্সপ্লোডিং গ্রেডিয়েন্ট
স্থানীয় মিনিমা এবং স্যাডল পয়েন্টগুলিই একমাত্র অসুবিধা নয় যা গভীরে উঠতে পারে
প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়া চলাকালীন নিউরাল নেটওয়ার্ক। মডেল গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট সঙ্গে প্রশিক্ষিত হলে
এবং ব্যাকপ্রোপাগেশন, আরও দুটি সম্ভাব্য সমস্যা রয়েছে।
বিলুপ্ত গ্রেডিয়েন্ট:
ভ্যানিশিং গ্রেডিয়েন্ট এমন একটি পরিস্থিতিকে বোঝায় যেখানে গ্রেডিয়েন্ট ততটা খাড়া নয়
প্রত্যাশিত এই গ্রেডিয়েন্ট কমানোর প্রভাব আছে, যা ঘুরে
তুলনায় প্রাথমিক নেটওয়ার্ক স্তরে শেখার গতি কমিয়ে দেওয়ার প্রভাব
পরবর্তী স্তর। তারপরে, ওজনের পরামিতিগুলি পরিবর্তন করা হয় যতক্ষণ না তাদের আর কোনও থাকে না
লক্ষণীয় প্রভাব।
বিস্ফোরণ গ্রেডিয়েন্ট:
বিস্ফোরিত গ্রেডিয়েন্ট হল অদৃশ্য গ্রেডিয়েন্টের বিপরীত এবং ঘটে যখন
গ্রেডিয়েন্টটি খুব বড় এবং একটি স্থিতিশীল মডেল তৈরি করে। গ্রেডিয়েন্ট হলে এটি ঘটে
খুব মহান যে ছাড়াও, এই দৃশ্যকল্প খেলো করা উচিত, মডেল ওজন যতে হবে
একই () অবশিষ্ট থাকার সময়। মাত্রিকতা হ্রাস কৌশল ব্যবহার করে, যা
মডেলের সামগ্রিক জটিলতা হ্রাস করে, এটি একটি পদ্ধতি যা সমাধান করার জন্য নেওয়া যেতে পারে
এই সমস্যা।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

104
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
3.1.8 খরচ ফাংশন
একটি মেশিন লার্নিং মডেলের অত্যন্ত উচ্চ মাত্রার নির্ভুলতা থাকতে হবে
বাস্তব জগতে ভিত্তিক অ্যাপ্লিকেশনগুলির সাথে এটি ভালভাবে কাজ করার জন্য। কিন্তু কিভাবে
আমরা কি নির্ধারণ করতে পারি যে মডেলটি কতটা সঠিক, অর্থাৎ এটি কতটা ভাল বা খারাপভাবে কাজ করবে
যখন বাস্তব জগতে প্রয়োগ করা হয়? এই ধরনের পরিস্থিতিতে, ফাংশন হয়ে যাবে
কর্মক্ষম এটি কার্যকরভাবে জন্য একটি অত্যন্ত গুরুত্বপূর্ণ মেশিন লার্নিং পরামিতি
মডেলের পরামিতি গণনা করা।
মেশিন লার্নিং খরচ ফাংশন
://../----
আপনার মডেল ইনপুট এবং এর মধ্যে লিঙ্কটি কতটা সঠিকভাবে গণনা করে তা বোঝা
এটি করার জন্য আউটপুট পরামিতিগুলিও গুরুত্বপূর্ণ এবং খরচ ফাংশন একটি গুরুত্বপূর্ণ ভূমিকা পালন
করে
এই বিষয়ে এই বিভাগটি খরচ ফাংশন, গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট এবং এর একটি ওভারভিউ প্রদান করে
মেশিন লার্নিং-এ ব্যবহার করা হতে পারে এমন অসংখ্য ধরনের খরচ ফাংশন।
খরচ ফাংশন কি?
একটি মেশিন লার্নিং মডেলের সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ প্যারামিটারগুলির মধ্যে একটিকে খরচ বলা হয়
ফাংশন এবং এর উদ্দেশ্য হল প্রদত্ত ডেটাসেটে মডেলটি কতটা ভাল পারফর্ম করে তা নির্ধারণ করা।
এটি গণনা করে এবং একটি একক বাস্তব সংখ্যা হিসাবে ফলাফল প্রদান করে। ফলাফল হল
প্রত্যাশিত মান এবং পূর্বাভাসিত মানের মধ্যে পার্থক্য।
এটি একটি মেশিন লার্নিং কর্মক্ষমতা একটি মূল্যায়ন পরিচালনা করা প্রয়োজন
মডেল একবার এটি প্রশিক্ষিত হয়েছে. যদিও সঠিকতা ফাংশন একটি সংখ্যা আছে যে
আপনার মডেল কতটা ভালো পারফর্ম করছে তা দেখাতে পারে, এই ফাংশনগুলো কোনো নির্দেশনা দেয় না
কিভাবে মডেলের কর্মক্ষমতা উন্নত করতে হবে। ফলস্বরূপ, আমাদের এমন একটি ফাংশন দরকার যা
সক্ষম
একটি মধ্যে সর্বোত্তম ভারসাম্য খুঁজে বের করে মডেলটি কখন সবচেয়ে নির্ভুল তা নির্ধারণ করতে
এবং একটি মডেল.
খরচ ফাংশন একটি পরিমাপ কত খারাপভাবে মডেলের মধ্যে লিঙ্ক অনুমান করে
(ইনপুট) প্যারামিটার এবং (আউটপুট) প্যারামিটার। একটি খরচ ফাংশন অনুমান করা সম্ভব,
যেটি একটি ক্ষতি ফাংশন হিসাবেও পরিচিত, বারবার মডেল চালানো এবং তুলনা করে
এর প্রকৃত মানের আনুমানিক ভবিষ্যদ্বাণীর ফলাফল। এই প্রক্রিয়াটি পরিচিত
পুনরাবৃত্তিমূলক অনুমান হিসাবে। প্রতিটি মেশিন লার্নিং মডেলের মূল উদ্দেশ্য হল
সর্বনিম্ন সম্ভাব্য খরচ ফাংশন ফলে পরামিতি বা ওজন সনাক্ত করুন.
কেন খরচ ফাংশন ব্যবহার?
যদি অনেকগুলি বিভিন্ন নির্ভুলতা মেট্রিক্স থাকে, তাহলে কেন আমাদের জন্য একটি খরচ ফাংশন
প্রয়োজন
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 110

গভীর শিক্ষা
105
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
মেশিন লার্নিং মডেল? অতএব, উপাদান সংগঠন দ্বারা, আমরা সক্ষম
এটা ব্যাখ্যা ধরা যাক আমাদের একটি ডেটাসেট রয়েছে যেতে বিভিন্ন উচ্চতা এবং ওজন অন্তর্ভুক্ত থাকে
বিড়াল এবং কুকুর এবং আমাদের তাদের সেরা গ্রহণযোগ্য উপায়ে শ্রেণীবদ্ধ করতে হবে। আমরা
চক্রান্ত যদি
এই দুটি বৈশিষ্ট্যের উপর ভিত্তি করে ডেটা, আমরা এখানে দেখোনো স্ক্যাটার প্লট পাব:
://../----
উপরের চিত্রের সবুজ বিন্দু বিড়ালদের প্রতিনিধিত্ব করে, যখন হলুদ বিন্দু প্রতিনিধিত্ব করে
ক্যানাইনস এই শ্রেণীবিভাগের দ্বিধা-দ্বন্দ্বের তিনটি সম্ভাব্য সমাধান নিচে দেওয়া হল।

://../----
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 111

106
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
পূর্ববর্তী সমাধানগুলির প্রথম তিনটি শ্রেণিবিন্যাসকারীর একটি ভাল স্তরের নির্ভুলতা রয়েছে, তবে তৃতীয় সমাধানটি পিছনদনীয় কারণ এটি প্রতিটি ডিটোপয়েন্টকে সঠিকভাবে শ্রেণীবদ্ধ করে। যেকোন কিছুকে শ্রেণীবদ্ধ করার সর্বোত্তম উপায় হল এটিকে একটি বিভাগে রাখা যা কোথাও পড়ে মাঝামাঝি, অন্যদের থেকে খুব কাছে বা খুব দূরে নয়।
আমাদের এই ধরনের ফলাফলগুলি সম্পাদন করার জন্য একটি খরচ ফাংশন প্রয়োজন। এই প্রস্তাব সর্বোত্তম সম্ভাব্য সমাধান অর্জনের জন্য একটি খরচ ফাংশন প্রয়োজনীয়। এটা করছে প্রকৃত মান এবং আমাদের দ্বারা তৈরি ভবিষ্যদ্বাণীগুলির মধ্যে পার্থক্য গণনা করে মডেল এবং মূল্যায়ন করা কতটা সঠিক সেই পূর্বাভাসগুলো। এটি সেরা খুঁজে বের করা সম্ভব যতটা সম্ভব খরচ ফাংশনের মান কমাতে কাজ করে উত্তর দিন।
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট: খরচ ফাংশন কম করা
খরচ ফাংশন একটি ইঙ্গিত প্রদান করে যে আপনার মডেলটি কতটা ভুল, যেমনটি ছিল এর আগে যে অংশটি এসেছিল তাতে আচ্ছাদিত। এছাড়াও, প্রতিটি মেশিন লার্নিং মডেল কাজ করে সবচেয়ে সঠিক প্রদান করার জন্য খরচ ফাংশন কমানোর লক্ষ্যের দিকে সম্ভাব্য ভবিষ্যদ্বাণী। গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের কাজ এই এক্সপ্রেশনের মধ্যে।
"গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট হল একটি অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদম যা অপ্টিমাইজ করতে ব্যবহার করা যেতে পারে
মডেলের খরচ ফাংশন বা ত্রুটি।" এটি মডেলদের গ্রেডিয়েন্ট গ্রহণ করার ক্ষমতা দেয় বা নির্দেশনা যা ভুলের সর্বনিম্ন পরিমাণ অর্জন করে ভুল কমিয়ে দেবে অর্জনযোগ্য এই আলোচনার পরিপ্রেক্ষিতে, "নির্দেশ" বলতে বোঝায় যে পদ্ধতিতে খরচ ফাংশন আরও বেশি কাটা করার জন্য মডেল পরামিতি পরিবর্তন করা উচিত. দ আপনার মডেলের ভুলতা বিভিন্ন জায়গায় এবং প্রতিরোধ করার জন্য ভিন্ন হতে পারে সম্পদের অপচয়, এটিকে কমানোর জন্য আপনাকে দ্রুততম কৌশলটি বের করতে হবে যতটা সম্ভব
এটি একটি পুনরাবৃত্ত প্রক্রিয়া যেখানে মডেলটি ধীরে ধীরে একটি সর্বনিম্ন মূল্যে রূপান্তরিত হয়; যদি মডেলটি এই বিন্দুর বাইরে পুনরাবৃত্তি করে, ক্ষতি সামান্য পরিবর্তিত হয় বা পরিবর্তন হয় না মোটেও গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট এই পুনরাবৃত্তিমূলক প্রক্রিয়াগুলির একটির উদাহরণ। এই পর্যায় হল কনভারজেন্স হিসাবে উল্লেখ করা হয়েছে কারণ এই সময়ে ত্রুটিটি সর্বনিম্ন এবং খরচ ফাংশন অপ্টিমাইজ করা হয়েছে.
নিম্নলিখিত সমীকরণটি রৈখিকভাবে ঘটে এমন গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টকে প্রতিনিধিত্ব করে রিগ্রেশন:

"শিক্ষার হার" শব্দটি গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের সমীকরণে আলফাকে বোঝায় শখের অ্যালগরিদম। এই প্যারামিটারের মান আপনাকে যে হারে যেতে হবে তা নির্দেশ করে ঢাল নিচে কম আলফা মান নিয়ে কাজ করার সময়, ছোট পদক্ষেপগুলি ব্যবহার করুন, যেখানে কখন উচ্চ আলফা মান সঙ্গে ডলি, বড় পদক্ষেপে ব্যবহার করুন.
খরচ ফাংশন প্রকার
যে ধরণের খরচ ফাংশন ব্যবহার করা হয় তার প্রকৃতির উপর নির্ভর করে পরিবর্তিত হতে পারে পরিস্থিতি অন্যদিকে, এটি মূলত তিনটি প্রকারের সমন্বয়ে গঠিত যা নিম্নরূপ:
1. রিগ্রেশন খরচ ফাংশন

2. বাইনারি শ্রেণীবিভাগের খরচের জন্য ফাংশন
3. মাল্টি-ক্লাস শ্রেণীবিভাগের জন্য খরচ ফাংশন।
1. রেগ্রেশন কস্ট ফাংশন

সম্পত্তির মান, আবহাওয়ার পূর্বাভাস, আগ্রহের মতো ক্রমাগত ভেরিয়েবলের ভবিষ্যদ্বাণী
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
107
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ঋণের হার এবং অন্যান্য অনুরূপ জিনিসগুলি রিগ্রেশন ব্যবহার করে তৈরি করা যেতে পারে
মডেল যখন একটি খরচ ফাংশন রিগ্রেশনের সাথে ব্যবহার করা হয়, তখন এটি উল্লেখ করা হয়
"রিগ্রেশন কস্ট ফাংশন" হিসাবে। এই পরিস্থিতিতে, খরচ ফাংশন দ্বারা নির্ধারিত হয়
দূরত্ব-নির্ভর ত্রুটি গণনা করা, যা এইরকম কিছু দেখতে পারে:
ত্রুটি = প্রকৃত আউটপুট-অনুমানিত আউটপুট
তিনটি সাধারণ রিগ্রেশন খরচ ফাংশন আছে এবং সেগুলি নিম্নরূপ:
ক মানে ত্রুটি

এই ধরনের খরচ ফাংশনে, প্রশিক্ষণের প্রতিটি অংশের জন্য ত্রুটি গণনা করা হয়
ডেটা এবং তারপরে সমস্ত ত্রুটির মানের গড় পাওয়া যায়। এটি একটি
নির্বাচন যা বাস্তবায়ন করা সবচেয়ে কম জটিল।

একটি সম্ভাবনা আছে যে প্রশিক্ষণের ডেটা ভুলের দিকে পরিচালিত করছে, হয় ইতিবাচক বা
নেতিবাচক কারণ তাদের প্রভাব একে অপরকে বাতিল করবে এমন সম্ভাবনার কারণে
আউট এবং মডেলের জন্য একটি শূন্য-গড় ত্রুটির দিকে নিয়ে যায় যখন এটি নির্ধারণ করতে ব্যবহৃত হয়
গড়, এটি একটি খরচ ফাংশন নয় যা একটি মডেলের সাথে ব্যবহারের জন্য পরামর্শ দেওয়া হয়। সত্ত্বেও
এর মধ্যে, এটি বিভিন্ন খরচ ফাংশন নির্মাণের জন্য একটি ভিত্তি হিসাবে ব্যবহৃত হয়
রিগ্রেশন মডেল।
খ. গড় বর্গাকার ত্রুটি ()

গড় স্কয়ার ত্রুটি হল একটি খরচ ফাংশন পদ্ধতি যা ব্যবহার করা হয়
সবচেয়ে সাধারণভাবে বিদ্যমান পার্থক্যের বর্গ গণনা করে
প্রকৃত মান এবং প্রত্যাশিত মানগুলির মধ্যে, এটি এর জন্য তৈরি করে
গড় ত্রুটি খরচ ফাংশন উপস্থিতি ঘাটতি. কারণ
পার্থক্য বর্গক্ষেত্রে, একটি ভুল করার কোন সুযোগ নেই যে
নেতিবাচক মধ্যে আছে.
নিচে গণনার সূত্র দেওয়া হল:
গড় বর্গক্ষেত্রের ত্রুটি 2 ক্ষতির আরেকটি নাম যা ব্যবহার করা যেতে পারে।

যখন -এর সাথে তুলনা করা হয়, তখন থেকে ভবিষ্যদ্বাণীতে ক্ষুদ্র ভিন্নতা কমানোর জন্য
কার্যকর
প্রতিটি ত্রুটি গণনায় বর্গ করা হয়। অন্যদিকে, ত্রুটি দ্বিগুণ হবে
বর্গমূল দ্বারা যদি ডেটাসেটে আউটলিয়ার থাকে যা বৃহত্তর ভবিষ্যদ্বাণী ভুলের কারণ হয়।
যেহেতু এই ঘটনা, আমরা উপসংহারে আসতে পারি যে বহিরাগতদের প্রতি কম প্রতিরোধী।
গ. গড় পরম ত্রুটি ()

প্রকৃতপক্ষে মানগুলির মধ্যে পরম পার্থক্য নির্ধারণ করে
পর্যবেক্ষণ করা হয়েছে এবং যেগুলিকে অভিক্ষিপ্ত করা হয়েছে, মানে পরম ত্রুটি সমাধান করে
গড় ত্রুটি খরচ ফাংশন দ্বারা উত্থাপিত অসুবিধা.

গড় পরম ত্রুটি নির্ধারণের সূত্রটি নীচে পাওয়া যেতে পারে।

এর ফলস্বরূপ, পরম ত্রুটি খরচ ফাংশন হিসাবেও পরিচিত
1 ক্ষতি এটি গোলমাল বা বহিরাগতদের দ্বারা প্রভাবিত হয় না, যা ফলাফলের দিকে পরিচালিত করে
ডেটাসেটে ব্যাঘাত বা অনিয়ম থাকলে আরও সঠিক।
2. বাইনারি ক্লাসিফিকেশন খরচ ফাংশন
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 113

108
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

শ্রেণিবিন্যাস মডেলগুলি শ্রেণীবদ্ধ ভেরিয়েবলগুলির মতো ভবিষ্যদ্বাণী করতে ব্যবহৃত হয়
0 বা 1, বিড়াল বা কুকুর ইত্যাদি। শব্দগুচ্ছ "শ্রেণীবিন্যাস খরচ ফাংশন" বোঝায়
খরচ ফাংশন যা শ্রেণীবিভাগের সমস্যা মোকাবেলা করার সময় ব্যবহার করা হয়। অন্য দিকে
হাতে, শ্রেণীবিন্যাস খরচ ফাংশন এবং রিগ্রেশন খরচ ফাংশন সম্পূর্ণরূপে দুটি
বিভিন্ন জিনিস

ক্রস-এনট্রপি লস হল ক্ষতির ফাংশনগুলির মধ্যে একটি যা প্রায়শই ব্যবহার করা হয়
শ্রেণীকরণের উদ্দেশ্যে। শ্রেণীবদ্ধ ক্রস-এনট্রপির প্রসঙ্গে, খরচ একটি নির্দিষ্ট
দৃশ্যকল্প যেখানে শুধুমাত্র একটি আউটপুট ক্লাস আছে। মধ্যে পার্থক্য বিবেচনা করুন
রঙ লাল এবং নীল, উদাহরণস্বরূপ।

আসুন ভান করি যে নামক শুধুমাত্র একটি আউটপুট ভেরিয়েবল আছে যাতে আমরা আরও ভাল করতে পারি
এটা বুঝতে
1. ক্রস-এনট্রপি() = - *() যখন = 1
2. ক্রস-এনট্রপি() = - (1-)*লগ(1-) যখন = 0

একটি বাইনারি শ্রেণীবিভাগের নির্ভুলতা গড় নির্ধারণ করে নির্ধারণ করা যেতে পারে
প্রশিক্ষণের সমস্ত ডেটার ক্রস-এনট্রপি। এটি নির্দেশ করে:
1. বাইনারি ক্রস-এনট্রপি = (ডেটার জন্য ক্রস-এনট্রপির সমষ্টি)/
3. মাল্টি-ক্লাস ক্লাসিফিকেশন কস্ট ফাংশন

শ্রেণীবিভাগের পরিস্থিতিতে যে ক্ষেত্রে দুটির মধ্যে একটির জন্য বরাদ্দ করা হয়
ক্লাস, মাল্টি-ক্লাস শ্রেণীবিভাগের জন্য একটি খরচ ফাংশন ব্যবহার করা হয়। এই ফাংশন লাগে
ইস্যুতে জড়িত ক্লাসের মোট সংখ্যা বিবেচনা করে। ক্রস-এনট্রপি, এছাড়াও
শ্রেণীবদ্ধ ক্রস-এনট্রপি নামে পরিচিত, আরেকটি সাধারণ খরচ ফাংশন যা ব্যবহার করা হয়
এই প্রসঙ্গে এই খরচ ফাংশন বাইনারি শ্রেণী শ্রেণীকরণ খরচ তুলনীয়
ফাংশন এটি বহু-শ্রেণীর শ্রেণীবিভাগ এবং লক্ষ্য মান প্রয়োগের জন্য ডিজাইন করা হয়েছে
0 থেকে 1, 3,..., ক্লাসের মধ্যে যেকোন জায়গায় হতে পারে।

অনেক শ্রেণী জড়িত একটি পরিস্থিতিতে প্রয়োগ করা হলে, ক্রস-এনট্রপি একটি উৎপন্ন করবে
স্কোর যা এর মধ্যে বিদ্যমান সাধারণ বিচ্যুতির একটি সংক্ষিপ্ত সারাংশ প্রদান করে
পর্যবেক্ষিত এবং পূর্বাভাসিত সম্ভাব্যতা বিতরণ। একটি নিখুঁত ক্রস পেতে-
এনট্রপি, স্কোর তার সম্ভাব্য সর্বনিম্ন পয়েন্টে থাকলে মানটি 0 হতে হবে।
3.2 পাইটর্চ বেসিক
ভূমিকা
পাইথন এবং টর্চ লাইব্রেরি ওপেন সোর্স মেশিনের ভিত্তি হিসেবে কাজ করে
লার্নিং (এমএল) সিস্টেম নামে পরিচিত। ডিপ নিউরাল নেটওয়ার্ক দিয়ে তৈরি করা যেতে পারে
টর্চের সাহায্য, যা একটি বিনামূল্যের এবং ওপেন-সোর্স মেশিন লার্নিং প্যাকেজ যা ছিল

স্ক্রিপ্টিং ল্যাঙ্গুয়েজে লুয়াতে তৈরি। এটির জন্য সর্বাধিক ব্যবহৃত প্ল্যাটফর্মগুলির মধ্যে একটি
গভীর শিক্ষার উপর গবেষণা পরিচালনা করা। ফ্রেমওয়ার্কটি রূপান্তর ত্বরান্বিত করার উদ্দেশ্যে করা হয়েছে
গবেষণা এবং প্রোটোটাইপিংয়ের পর্যায় থেকে অপারেশনাল ফেজে পর্যন্ত।
200 টিরও বেশি বিভিন্ন ধরণের গাণিতিক ক্রিয়াকলাপ এর মধ্যে সঞ্চালিত হতে পারে
 ফ্রেমওয়ার্ক। এর ক্রমবর্ধমান জনপ্রিয়তা এর জন্য দায়ী করা যেতে পারে
কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্কের জন্য মডেল তৈরি করা আরও সহজ করে তোলে। সবচেয়ে বেশি
গবেষণার উদ্দেশ্যে এবং অন্যান্য অ্যাপ্লিকেশনের জন্য প্রায়ই ডেটা বিজ্ঞানীদের দ্বারা ব্যবহার করা হয়
কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা ()। এর একটি পরিবর্তিত সংস্করণের অধীনে ডাউনলোডের জন্য
উপলব্ধ
 লাইসেন্স।
অ্যাডাম পাসজকে, যিনি টর্চ ডেভেলপারদের একজন সৌমিথ চিন্তলার ছাত্র ছিলেন,
সেই সময়ে, প্রকল্প শুরু করেছিলেন যখন তিনি একজন শিক্ষানবিশ হিসাবে কাজ করছিলেন
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
109
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
চিন্তা। এর গবেষণা দ্বারা, একসঙ্গে করা হয়েছে
বিভিন্ন কলেজ এবং কোম্পানির বিশেষজ্ঞ। চিন্তা হিসেবে বর্তমানে কর্মরত আছেন
মোটর একজন গবেষক, যা আগে ফেসবুক নামে পরিচিত ছিল। মোটর সব কৃত্রিম
গোয়েন্দা কার্যক্রম দ্বারা চালিত হয়.
কিভাবে কাজ করে?
পাইটর্চকে পাইথনিক করার জন্য ডিজাইন করা হয়েছিল, যা বোঝায় যে এটি পাইথনের ব্যবহার করে
সহজে পঠনযোগ্য কোড তৈরি করার জন্য স্বাক্ষর বৈশিষ্ট্য। এর পাশাপাশি
ব্যাপক জনপ্রিয়তা, পাইথন তার গতিশীল গণনার ব্যবহারের জন্য স্বীকৃত
গ্রাফ সম্পূর্ণ প্রোগ্রাম তৈরি না হওয়া পর্যন্ত অপেক্ষা করার পরিবর্তে, এটি মুক্ত করে
বিশেষজ্ঞ, বিজ্ঞানী, এবং নিউরাল নেটওয়ার্ক ডিবাগারদের একটি অংশ নির্বাহ এবং মূল্যায়ন করতে
রিলে টাইমে কোড, যা একটি উল্লেখযোগ্য সুবিধা।
নিম্নলিখিত গুরুত্বপূর্ণ গুণাবলী উপস্থিতি দ্বারা পৃথক করা হয়:

টেনসরের গণনা। টেনসর হল এন-ডাইমেনশনাল অ্যারে যা ব্যবহার করা যেতে পারে
যে কোনো ধরনের গণনার জন্য এবং গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট দ্বারা ত্বরান্বিত হয়
()। এই মাল্টিভিরেয়িটে স্ট্রাকচারগুলি কাজ করতে সক্ষম এবং
অ্যাপ্লিকেশন প্রোগ্রামড ইন্টারফেস (এপিআই) ব্যবহার করে পরিবর্তন করা হয়েছে।

টর্চস্ক্রিপ্ট। এর উত্পাদন পরিবেশে ব্যবহারকারীদের অনায়াসে করতে সক্ষম করে
মোডগুলির মধ্যে স্যুইচ করুন এবং তাই "উৎপাদন" হিসাবে উল্লেখ করা হয়
পরিবেশ।" টর্চস্ক্রিপ্ট তার সেরা কাজ করার জন্য ডিজাইন করা হয়েছে
এর কার্যকারিতা, উপযোগিতা এবং নমনীয়তা সর্বাধিক করা।

একটি গতিশীল গ্রাফের উপর ভিত্তি করে গণনা। ব্যবহারকারীদের পরিবর্তন করার ক্ষমতা দেওয়া হয়
সম্পূর্ণ প্রোগ্রামের জন্য অপেক্ষা না করেই নেটওয়ার্কের আচরণ
এই ক্ষমতা ধন্যবাদ নির্বাহ শেষ করতে.

স্বয়ংক্রিয় পার্থক্য। এই পদ্ধতিটি বিশেষজ্ঞ প্রক্রিয়াতে প্রয়োগ করা হয়
এবং নিউরাল নেটওয়ার্ক শিক্ষিত করা। এটি সংখ্যাসূচক গণনা সম্পাদন করে
নিউরালের মাধ্যমে পিছনের দিকে ভ্রমণ করে একটি ফাংশনের ডেরিভেটিভ নির্ধারণ করুন
নেটওয়ার্ক

পাইথন সমর্থন। সুপরিচিত লাইব্রেরি এবং প্যাকেজগুলির সাথে সামঞ্জস্যপূর্ণ
কারণ এটি পাইথনে নির্মিত। এর কিছু উদাহরণ হল

, , এবং সনিথন।

পরবির্তনশীল। এটি করার জন্য টনেসররে বাইরে ভরেিয়বেলরে অবস্থান করা প্রয়োজন
গ্রডেিয়েন্টে সংরক্ষণ করুন। এটি একটি কম্পউিটশেনাল নটেওয়ার্কে একটি নোডরে একটি উপস্থাপনা।

প্যারামটিার। পরামতিগিুলি তাদরে নয়িন্ত্রণ করে এমন ভরেিয়বেলগুলকিে এনক্যাপসুলটে করে। এগুলো হল
এর ভূমকিায় একটি প্যারামটিার ব্যবহার করা প্রয়োজন এমন পরস্থিতিতিে ব্যবহার করা হয়
একটি টনেসর, কন্তিু এটি একটি পরবির্তনশীল দয়িে করা যাবে না।

মডউিল। মডউিল হল প্রয়োজনীয় বল্ডিং টুকরা যা নউিরাল তরৈি করে
নটেওয়ার্ক এবং রাষ্ট্রীয় কম্পউিটং ব্যবহার করা হয়। অতরিক্তি মডউিল এবং পরামতিি
সটেংিস একটি মডউিল অন্তর্ভুক্ত করা যতেে পারে.

ফাংশন। এটি দুটি ভরেিয়বেলরে মধ্যে বদ্যিমান সংযোগগুলকিে চত্রিতি করে।
ফাংশনগুলরি অবস্থা বা বাফারগুলি ধরে রাখার জন্য কোনও মমেরি উপলব্ধ নইে
ফাংশনগুলরি নজিস্ব মমেরওি নইে।
পাইটর্চ সুবধিা
নম্নিলখিতি কছিু সম্ভাব্য সুবধিা রয়ছেে যা ব্যবহার করে উদ্ভূত হতে পারে:

প্রোগ্রামারদরে একটি পাইথন-ভত্তিকি কাঠামোর অ্যাক্সসে দয়ে যা সহজ
কোড লখিতে বুঝতে এবং জটলি নয়।
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

পাইথনের জন্য আদর্শ ডিবাগিং টুলের ব্যবহারকে সহজ করে।

স্কেলেবিলিটি অফার করা হয় এবং এটি শিল্পের সবচেয়ে বিশিষ্ট ক্লাউড দ্বারা সমর্থিত
প্ল্যাটফর্ম

ওপেন সোর্সের উপর জোর দিয়ে একটি ক্ষুদ্র সম্প্রদায় গঠন করে।

শখের মডেলগুলিকে শিল্প-মান ওপেন নিউরালে রপ্তানি করার অনুমতি দিয়ে
নেটওয়ার্ক এক্সচেঞ্জ () ফাইল বিন্যাস।

একটি ইউজার ইন্টারফেস অফার করে যা বোঝা সহজ।

ব্যবহারকারীদের ++ এ লেখা ফ্রন্ট-এন্ড ইন্টারফেসে ব্যবহার করার সুযোগ দেয়।

শক্তিশালী অ্যাপ্লিকেশন প্রোগ্রামিং ইন্টারফেসের একটি সম্পূর্ণ সংগ্রহ রয়েছে
() যা লাইব্রেরির ক্ষমতা বাড়ায়।
পাইটর্চ বনাম টেনসরফ্লো
সাধারণত -এর -এর প্রতিযোগী হিসেবে ধরা হয়, যা একটি
গভীর মেশিন লার্নিং জন্য কাঠামো. যে কারণে প্রায় হয়েছে
একটি দীর্ঘ সময়ের জন্য, এটি একটি আরো উল্লেখযোগ্য উন্নয়ন সম্প্রদায় এবং আরো আছে
ডকুমেন্টেশন
অন্যদিকে, এর উপর বেশি কিছু সুবিধা প্রদান করে। বিপরীতে
টেনসরফ্লো দ্বারা নেওয়া কৌশলটিতে, যা স্থির, পাইটর্চ কম্পিউটেশনাল তৈরি করে
গতিশীল পদ্ধতিতে নেটওয়ার্ক। গতিশীল যে গ্রাফ তাদের থাকার সক্ষম
বৈশিষ্ট্য বাস্তব সময়ে পরিবর্তিত। উপরন্তু, এর জন্য শিখার বক্ররেখা অনেক
এর চেয়ে খাড়া, যা পাইথনে লেখা আছে।
যেহেতু তৈরি করা হয়েছে উৎপাদনের কথা মাথায় রেখে শুরু থেকেই,
এটি এমন অ্যাপ্লিকেশনগুলির জন্য একটি ভাল পছন্দ হতে পারে যেগুলির উত্পাদন মডেলগুলির প্রয়োজন
হয় এবং।
মাপযোগ্যতা অন্যদিকে, একটি বিকল্প যা কারণে কাজ করা সহজ
এটির কম জটিলতা এবং ওজন, এটি দ্রুত উৎপাদনের জন্য একটি চমৎকার পছন্দ করে তোলে

প্রোটোটাইপ এবং গবেষণা করছেন।
শীর্ষ ব্যবহার ক্ষেত্রে
এর নমনীয়তা এবং গণনা করার ক্ষমতার কারণে, বিবেচনা করা হয়
গভীর শিক্ষার জন্য সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ কাঠামোর একটি হতে হবে। এটি একটি ভিড় আছে
অ্যাপ্লিকেশন, যার মধ্যে কিছু প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণ () এবং ছবি অন্তর্ভুক্ত
শ্রেণীকরণ এটি তোলা সহজ এবং অনেকে লোক এটি ব্যবহার করে।
বিভিন্ন জিনিসের জন্য ব্যবহৃত হয়, যার মধ্যে কয়েকটি নীচে তালিকাভুক্ত করা হয়েছে:

এনএলপি। প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণ () নামে পরিচিত একটি আচরণগত প্রযুক্তি
যা একটি কম্পিউটারকে মানুষের কথ্য বা লিখিত ভাষা বোঝার ক্ষমতা দেয়।
উপাদান যেমন তথ্য নিষ্কাশন, অনুভূতি বিশ্লেষণ, তথ্য
পুনরুদ্ধার, মেশিন অনুবাদ এবং ব্যবহারকারীদের দ্বারা উত্থাপিত প্রশ্নের উত্তর
প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণ ক্ষেত্রে মৌলিক.

গভীর নিউরাল নেটওয়ার্কগুলি সাম্প্রতিক কৃতিত্বের জন্য দায়ী
প্রাকৃতিক ভাষার কম্পিউটার বোঝা। এসব অর্জনের কিছু উদাহরণ
সিরি এবং গুগল ট্রান্সলেট। যাইহোক, এই মডেলের বিশাল সংখ্যাগরিষ্ঠ নিয়োগ
শব্দের একটি রৈখিক অগ্রগতি হিসাবে ভাষাকে ভাবতে পৌনঃপুনিক নিউরাল নেটওয়ার্ক। চালু
অন্যদিকে, অনেক ভাষাবিদ রিকার্সিভ নিউরাল নেটওয়ার্ক মডেলকে সমর্থন করেন কারণ
তারা মনে করে যে ভাষাটি সবচেয়ে সহজে বোঝা যায় যখন এটি সাজানো হয়
বাক্যাংশের একটি অনুক্রমিক গাছের রূপ। এই বোঝার সহজতর
ভাষা ব্যবহারের জটিল মডেল। উদাহরণস্বরূপ, 2018 সালে, সেলেসফোর্স একটি তৈরি করেছে
ন্যাচারাল ল্যাঙ্গুয়েজ প্রসেসিং () শেখার মডেল যা একসাথে দশটি কাজ করতে পারে।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 116

গভীর শিক্ষা
111
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

শক্তিবৃদ্ধি শিক্ষা. পাইথনে লেখা একটি লাইব্রেরি যা ব্যবহার করা হয়
রিইনফোর্সমেন্ট লার্নিং (), মেশিন লার্নিং এর একটি সাবফিল্ড চালায়। , রোবট হয়
অভিজ্ঞতার মাধ্যমে জ্ঞান অর্জনের জন্য প্রোগ্রাম করা হয়েছে যাতে তারা সর্বাধিক লাভ করতে পারে
বুদ্ধিমান পছন্দ তারা পেতে পুরস্কার সংখ্যা বাড়ানো সম্ভব. আরএল প্রয়োগ করা হয়
প্রায়শই অটোমেশন, রোবট গতি নিয়ন্ত্রণের জন্য রোবোটিক্সের বিকাশে
এবং ব্যবসায়িক কৌশলের পরিকল্পনা, যখন পাইথন ডিপ কিউ আর্কিটেকচার শেখা
মডেল উত্পাদন ব্যবহার করা হয়.

চিত্র শ্রেণীবিভাগ। এই পদ্ধতিটি ভিজ্যুয়াল অনুসারে ফটোগ্রাফকে শ্রেণীবদ্ধ করে
ছবি শ্রেণীবিভাগের জন্য বিশেষভাবে ডিজাইন করা অ্যালগরিদম ব্যবহার করে প্রতিটি বিষয়বস্তু। দ
পদ্ধতিটি একটি কম্পিউটার ভিশন অ্যাপ্লিকেশন বলতে পারে, উদাহরণস্বরূপ, যদি একটি নির্দিষ্ট চিত্র
থাকে
একটি বিড়াল বা একটি কুকুর; এই তথ্য খুব দরকারী হতে পারে. বস্তু সনাক্তকরণ সহজ
মানুষের চোখ কিন্তু কম্পিউটার দৃষ্টি ব্যবহার করে এমন অ্যাপ্লিকেশনের জন্য চ্যালেঞ্জিং।
হতে পারে
ইমেজ এবং ভিডিও প্রসেসিং করতে ব্যবহার করা হবে, যা একজন ডেভেলপারকে ডিজাইন করতে সক্ষম করে
একটি সঠিক কম্পিউটার ভিশন মডেল।
3.2.1 পাইটর্চ এবং গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট সহ প্রশিক্ষণ
সঙ্গে প্রশিক্ষণ
পাইটর্চের সাথে প্রশিক্ষণ গভীর শিক্ষার মডেল তৈরি করার একটি সাধারণ এবং কার্যকর উপায়।
হল পাইথনে নির্মিত একটি ওপেন-সোর্স টুল যা স্নায়ু নির্মাণ এবং প্রশিক্ষণ দেয়
নেটওয়ার্ক সহজ এবং নমনীয়। এখানে প্রশিক্ষণের জন্য আপনাকে সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ জিনিসগুলি করতে
হবে
সহ:

ডেটা প্রস্তুতি

আপনাকে প্রথমে আপনার প্রশিক্ষণ সামগ্রী প্রস্তুত করতে হবে। সাধারণত, এর অর্থ ডেটা পাওয়া
এবং এটি প্রস্তুত করা যাতে এটি প্রশিক্ষণের জন্য ব্যবহার করা যেতে পারে। এর অনেকগুলি
সরঞ্জাম রয়েছে এবং
ডেটা লোড করার জন্য পরিবর্তন যা এই ধাপে সাহায্য করতে পারে। আপনাকে ডেটা বিভক্ত করতে হতে
পারে
প্রশিক্ষণ এবং পরীক্ষার সেটে, স্বাভাবিকিকরণ বা ডেটা বৃদ্ধির পদ্ধতি ব্যবহার করুন এবং তারপরে
ডাটাকে এ পরিণত করুন।

মডেল সংজ্ঞা

পরবর্তী ধাপ হল আপনার নিউরাল নেটওয়ার্ক মডেল বর্ণনা করা। আপনি আপনার নিজের তৈরি করতে

পারনে
.. বসে থকেে উত্তরাধকিারসূত্রে পাওয়া ক্লাস তরৈি করে -এর সাথে মডলে
ক্লাস মডলে ক্লাসে, আপনি স্তরগুলরি নামকরণ করে নটেওয়ার্করে নকশা বর্ণনা করনে,
সক্রয়িকরণ ফাংশন এবং অন্যান্য প্রয়োজনীয় অংশ। ফরোয়ার্ড() পদ্ধতি সটে করতে ব্যবহার করা হয়
নটেওয়ার্করে ফরোয়ার্ড পাস কীভাবে কাজ করে তা দখেুন।

লস ফাংশন এবং অপ্টমিাইজার নর্বিাচন

আপনাকে একটি উপযুক্ত ক্ষতি ফাংশন বছেে নতিে হবে যা এর মধ্যে পার্থক্য পরমিাপ করে
মডলেরে ফলাফল এবং গ্রাউন্ড ট্রুথ লবেলে। একটি সংখ্যা সঙ্গে আসে
স্থরি ক্ষতি ফাংশন, যমেন গড় বর্গক্ষত্রে ত্রুটি (.) বা ক্রস-এনট্রপি ক্ষতি
(.), অন্যদরে মধ্যে। আপনাকে একটি অপ্টমিাইজারও বছেে নতিে হবে, যমেন
স্টোকাস্টকি গ্রডেয়িন্টে ডসিন্টে (..) বা অ্যাডাম (..), হসিাবে
প্রশক্ষিণরে সময় মডলেরে পরামতি পরবির্তন করুন।

প্রশক্ষিণ লুপ

মডলেরে প্রশক্ষিণ প্রশক্ষিণ লুপে সঞ্চালতি হয়। প্রশক্ষিণ লুপ গঠতি হয়
নম্নিলখিতি পদক্ষপেগুলরি মধ্যে:
ক মডলেটকিে ট্রনেংি মোডে রাখতে .() ব্যবহার করুন।
খ. ছোট দলে প্রশক্ষিণরে ডটোর মাধ্যমে যান।
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

112
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
গ.
ফরওয়ার্ড পাস: ফলাফল পেতে মডেলের মাধ্যমে ইনকামিং ডেটার ব্যাচ চালান।
ক্ষতি বের করুন: মডেলের তুলনা করার জন্য নির্বাচিত ক্ষতি ফাংশন ব্যবহার করুন
বাস্তব জগতের লেবেল সহ পূর্বাভাস।
ব্যাকওয়ার্ড পাস: মডেলের গ্রেডিয়েন্ট খুঁজে পেতে () পদ্ধতি ব্যবহার করুন
ক্ষতির পরিপ্রেক্ষিতে পরামিতি।
চ
মডেলের পরামিতি পরিবর্তন করুন। আনুমানিক গ্রেডিয়েন্টের উপর ভিত্তি করে, ব্যবহার করুন
মডেলের পরামিতি পরিবর্তন করতে অপ্টিমাইজার।
প্রশিক্ষণের সমস্ত ব্যাচ পরিচালনা না করা পর্যন্ত এর মাধ্যমে ধাপগুলি পুনরাবৃত্তি করুন।

বৈধতা লুপ

প্রতিটি যুগ বা একটি নির্দিষ্ট সংখ্যক প্রশিক্ষণ চক্রের পরে, মডেলটি প্রায়শই এ পরীক্ষা করা হয়
এটির অগ্রগতি পরীক্ষা করার জন্য এবং এটিকে তার কাজে খুব ভালো হওয়া থেকে এড়াতে বৈধতা সেট করা
হয়েছে। দ
বৈধতা লুপ প্রশিক্ষণ লুপের মতো, তবে প্রশিক্ষণের ডেটা ব্যবহার করার পরিবর্তে এটি ব্যবহার করে
বৈধতা তথ্য. মডেলটি কতটা ভাল কাজ করে তা পরিমাপ করতে, আপনি গণনা করতে এবং রাখতে পারেন
নির্ভুলতা, নির্ভুলতা, মেমরি, বা অন্য কোনো সম্পর্কিত মেট্রিক্সের মতো মেট্রিক্সের ট্র্যাক।

মডেল মূল্যায়ন

প্রশিক্ষণ শেষ হয়ে গেলে, আপনি বাস্তব জগতের একটি ভিন্ন পরীক্ষার সেট বা ডেটা ব্যবহার করতে
পারেন
শেখা মডেল পরীক্ষা করতে। এই পদক্ষেপটি মডেলটি ডেটাতে কতটা ভাল কাজ করে তা নির্ধারণ করতে
সহায়তা করে
এটা কখনো দেখেনি। আপনি মূল্যায়ন মেট্রিকগুলি ব্যবহার করতে পারেন যা তে ব্যবহৃতগুলির অনুরূপ
মডেলটি কতটা নির্ভুল তা পরিমাপ করার জন্য যাচাইকরণ লুপ বা অন্য কোন মেট্রিক্স আপনি চান।

সংরক্ষণ এবং মডেল লোড হচ্ছে

আপনাকে শেখা মডেলগুলি সংরক্ষণ এবং লোড করতে দেয় যাতে আপনি সেগুলি পরে আবার
ব্যবহার করতে পারেন। সঙ্গে
.() টুল দিয়ে আপনি মডেলের সেটিংস বা পুরো মডেল সংরক্ষণ করতে পারেন। লোড করা
সংরক্ষিত মডেল, আপনি .() ফাংশন ব্যবহার করে সংরক্ষিত ডেটা একটি নতুন লোড করতে
পারেন
আপনার মডেল ক্লাসের উদাহরণ।

ত্বরণ

আপনাকে এবং উভয়ের উপরই প্রশিক্ষণ দিতে দেয়, ত্বরণ গভীর করে
কাজ শেখার একটি বড় গতি বৃদ্ধি. (ডিভাইস) পদ্ধতি ব্যবহার করে, আপনি আপনার স্থানান্তর করতে পারেন
-তে মডেল এবং ডেটা টেনসর। ডিভাইস টার্গেট ডিভাইসের নাম, যেমন
এর জন্য "" বা এর জন্য ""। এটি সুবিধা গ্রহণের মাধ্যমে প্রক্রিয়াগুলিকে দ্রুততর করে তোলে
-তে সমান্তরাল প্রক্রিয়াকরণের।

এগুলি পাইটর্চের সাথে প্রশিক্ষণের সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ পদক্ষেপ। আরো আছে
উন্নত ধারণা এবং চিন্তা করার পদ্ধতি, যেমন শেখার হার নির্ধারণ, মডেল
নিয়মিতকরণ, কাস্টম ডেটাসেট তৈরি করা এবং শেখার স্থানান্তর করা। দ্বারা
নির্দেশাবলী পড়া এবং পাঠের মধ্য দিয়ে যাওয়া, আপনি আরও শিখতে পারেন
-এর মাধ্যমে গভীর শিক্ষার মডেলগুলিকে কীভাবে প্রশিক্ষণ দেওয়া যায় সে সম্পর্কে।
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট সহ প্রশিক্ষণ
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট ট্রেনিং হল একটি মৌলিক অপ্টিমাইজেশন পদ্ধতি যা পরিবর্তন করতে ব্যবহৃত হয় একটি মেশিন লার্নিং মডেলের পরামিতি যেমন এটি প্রশিক্ষিত হচ্ছে। এটি মেশিনে প্রচুর ব্যবহৃত হয় শেখার পদ্ধতি, যেমন নিউরাল নেটওয়ার্ক এবং অন্যান্য অনেক উপায়ে। এখানে আপনি কি গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট সহ প্রশিক্ষণ সম্পর্কে জানতে হবে:
ক্ষতি ফাংশন
প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়া শুরু করার আগে, আপনাকে একটি ক্ষতির ফাংশন সংজ্ঞায়িত করতে হবে যা পরিমাপ করে
মডেলের ভবিষ্যদ্বাণী এবং প্রশিক্ষণ ডেটার প্রকৃত মানগুলির মধ্যে ত্রুটি। দ
ক্ষতি ফাংশন পছন্দ নির্দিষ্ট কাজ এবং সমস্যা প্রকৃতির উপর নির্ভর করে আপনি
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 118

গভীর শিক্ষা
113
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
সমাধান করছে। উদাহরণস্বরূপ, রিগ্রেশন কাজগুলিতে, আপনি ইন থাকাকালীন গড় বর্গক্ষেত্রের ত্রুটি ব্যবহার করতে পারেন
শ্রেণীবিভাগের কাজ, আপনি ক্রস-এনট্রপি ক্ষতি ব্যবহার করতে পারেন।
মডেল প্যারামিটার শুরু করুন
পরবর্তী ধাপ হল আপনার মডেলের সেটিংস সেট আপ করা। ওজন এবং কারণের যে
মান দ্বারা মডেল কিভাবে কাজ করে তা নির্ধারণ করুন। বেশিরভাগ সময়, তারা সেট করা হয়
সুযোগ দ্বারা বা পরিস্থিতির ধরনের উপর ভিত্তি করে নির্দিষ্ট কৌশল সঙ্গে আপ.
ফরোয়ার্ড পাস
প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়া চলাকালীন, আপনি ব্যবহার করে ভবিষ্যদ্বাণী করতে প্রশিক্ষণ ডেটা ব্যবহার করেন
মডেল আমরা এটিকে "ফরোয়ার্ড পাস" বলি। মডেল ইনপুট হিসাবে ডেটা নেয়, বর্তমান ব্যবহার করে
পরামিতি গণনা করতে এবং তারপর ফলাফলের উপর ভিত্তি করে পূর্বাভাস করে।
ক্ষতির হিসাব
একবার মডেলটি ভবিষ্যদ্বাণী করলে, আপনি তুলনা করার জন্য নির্বাচিত ক্ষতি ফাংশন ব্যবহার করেন
প্রকৃত মান থেকে প্রত্যাশিত মান ক্ষতি বের করতে। মডেলের কর্মক্ষমতা
প্রশিক্ষণ তথ্য ক্ষতি দ্বারা পরিমাপ করা হয়.
অনগ্রসর পাস (গ্রেডিয়েন্ট কম্পিউটেশন)
আপনি ক্ষতিটি বের করার পরে, আপনি ক্ষতির পরিমাণ বের করতে একটি "পশ্চাদগামী পাস" করবেন
মডেলের পরামিতি সাপেক্ষে ঢাল। "ব্যাকপ্রোপগেশন" নামক একটি প্রক্রিয়া ব্যবহার করে
একটি নিউরালে প্রতিটি স্তরের ঢালগুলি দ্রুত বের করার জন্য গণিতের চেইন নিয়ম
নেটওয়ার্ক
প্যারামিটার আপডেট
ঢালগুলি বের করার পরে, আপনি মডেল পরিবর্তন করতে একটি অপ্টিমাইজেশন পদ্ধতি ব্যবহার করেন
পরামিতি গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট এমন একটি জনপ্রিয় পদ্ধতি যা পরিবর্তন করে এমন জিনিসগুলিকে
অপ্টিমাইজ করার জন্য
গ্রেডিয়েন্টের বিপরীত উপায়ে পরামিতি। প্রতিটি মান আপডেট করার নিয়ম হল:
প্যারামিটার = প্যারামিটার - শেখার_ হার * গ্রেডিয়েন্ট
শেখার হার নির্ধারণ করে যে প্যারামিটার আপডেটটি কত বড় পদক্ষেপ নেয় এবং এটির প্রয়োজন
গতি এবং স্থিতিশীলতার মধ্যে একটি ভাল মিশ্রণ খুঁজে পেতে সাবধানে নির্বাচন করা উচিত।
পুনরাবৃত্তিমূলক প্রশিক্ষণ
একটি নির্দিষ্ট সংখ্যক যুগ অতিক্রান্ত না হওয়া পর্যন্ত ধাপ 3-6 বারবার করা হয়
অথবা একটি অভিসারী মানদণ্ড পূরণ না হওয়া পর্যন্ত। প্রতিটি ধাপে, মডেল একটি নতুন সেট দেওয়া হয়
প্রশিক্ষণের ডেটা এবং এর পরামিতিগুলি ঢালের উপর ভিত্তি করে পরিবর্তিত হয়। এই প্রক্রিয়া সাহায্য করে
মডেলটি শেষে পর্যন্ত কমাতে সেটিংস পরিবর্তন করে যা করে তাতে আরও ভাল হয়
ক্ষতির পরিমাণ।
বৈধতা এবং মূল্যায়ন
আপনি মডেলের সাধারণীকরণ পরীক্ষা করুন এবং এটির মূল্যায়ন করে ওভারফিটিং এড়ান
সময়ে সময়ে সেট একটি ভিন্ন বৈধতা উপর কর্মক্ষমতা. মডেল কতটা ভাল পরিমাপ করতে
কাজ করে, আপনি পরীক্ষার সেটে ক্ষতি এবং অন্য কোনো প্রাসঙ্গিক মূল্যায়ন মেট্রিক্স গণনা করেন।

টস্টে সটে মূল্যায়ন
একবার প্রশিক্ষণ সম্পন্ন হলে, আপনি পরীক্ষা সেটে মডেলটি কতটা ভাল কাজ করে তা পরীক্ষা করুন প্রশিক্ষণ বা বৈধতার জন্য ব্যবহার করা হয়নি। এই পদক্ষেপটি মডেলটি কতটা ভাল তা একটি নিরপেক্ষ চেহারা দেয়
নতুন ডেটাতে কাজ করে।
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 119

114
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
হাইপারপ্যারামিটার টিউনিং
প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়া চলাকালীন, আপনাকে শেখার মতো হাইপারপ্যারামিটারগুলি টিউন করতে হতে পারে মডেলের কর্মক্ষমতা উন্নত করতে হার, ব্যাচের আকার বা নিয়মিতকরণ শক্তি। অধিকাংশ সময়, এই প্রক্রিয়ার মধ্যে রয়েছে বিভিন্ন হাইপারপ্যারামিটার পছন্দ এবং বিচার করার চেষ্টা করা মডেলটি বৈধতা সেটে কতটা ভাল কাজ করে।
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট হল একটি পুনরাবৃত্ত প্রশিক্ষণ পদ্ধতি যা লস ফাংশন কমানোর চেষ্টা করে গণনা করা গ্রেডিয়েন্টের উপর ভিত্তি করে মডেলের পরামিতি পরিবর্তন করে। অব্যাহত দ্বারা ফরোয়ার্ড পাস, ক্ষতি গণনা, ব্যাকওয়ার্ড পাস এবং প্যারামিটার আপডেটের ধাপ, মডেল ধীরে ধীরে প্রশিক্ষণের তথ্যের উপর ভিত্তি করে আরও ভাল অনুমান করতে শেখে।
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের বিভিন্ন প্রকার রয়েছে, যেমন স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট () এবং মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট, যা প্রশিক্ষণ ডেটার এলোমেলো অংশ ব্যবহার করে প্রতিটি রান এই পার্থক্যগুলি গণিতি এবং অভিসারে সাহায্য করে, বিশেষ করে যখন প্রশিক্ষণ ক বিপুল সংখ্যক মানুষ।
উন্নত অপ্টিমাইজেশন কৌশল যেমন ভরবেগ, নমনীয় শেখার হার পদ্ধতি (যেমন অ্যাডাম বা আরএমএসপ্রপ), বা দ্বিতীয়-ক্রম পদ্ধতি (নিউটনের পদ্ধতির মতো)ও হতে পারে গতি বাড়াতে এবং অভিসারণকে আরও স্থিতিশীল করতে ব্যবহৃত হয়।
সামগ্রিকভাবে, গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট সহ প্রশিক্ষণ মেশিন লার্নিংকে অপ্টিমাইজ করার একটি মূল অংশ অনেক ডিপ লার্নিং সিস্টেমে মডেল এবং প্রশিক্ষণ নিউরাল নেটওয়ার্ক, যেমন .
গভীর শিক্ষায়, গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট সহ প্রশিক্ষণ একই ধারণার উপর ভিত্তি করে আগে উল্লেখ করা হয়েছে, কিছু অতিরিক্ত বিষয় নিয়ে ভাবতে হবে যেগুলো গভীর স্নায়ুর জন্য বিশেষ নেটওয়ার্ক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট সহ গভীর শিক্ষার প্রশিক্ষণের বর্ণনা এখানে দেওয়া হল:
বড় আকারের ডেটা প্রস্তুতি
বেশিরভাগ সময়, গভীর শিক্ষার মডেলগুলিকে ভালভাবে প্রশিক্ষণের জন্য প্রচুর ডেটার প্রয়োজন হয়। পেতে
প্রশিক্ষণ ডেটা প্রস্তুত, আপনাকে ডেটা পরিষ্কার করার মতো জিনিসগুলি করতে হবে, এটি প্রিপ্রিসেস করতে হবে, এতে যোগ করতে হবে,
এবং এটিকে প্রশিক্ষণ, বৈধতা এবং পরীক্ষার সেটে ভাগ করুন। এলোমেলো মত ডেটা সমৃদ্ধকরণ পদ্ধতি ঘূর্ণন, ফ্লিপ বা অনুবাদ, প্রশিক্ষণ ডেটাকে আরও বৈচিত্র্যময় এবং উন্নত করতে সাহায্য করতে পারে মডেলের নতুন পরিস্থিতিতে প্রয়োগ করার ক্ষমতা।
মডেল আর্কিটেকচার ডিজাইন
গভীর শিক্ষার মডেলগুলির অনেকগুলি স্তর সহ একটি সুগঠিত কাঠামো থাকে, যেমন আবর্তিত স্তর, পুনরাবৃত্ত স্তর, বা ঘন স্তর যা সম্পূর্ণরূপে সংযুক্ত। উপায় মডেলের কাঠামো তৈরি করা হয়েছে সমস্যার প্রকৃতি এবং ডেটার উপর নির্ভর করে। আপনি পারেন ডিজাইনটি তৈরি করতে এবং এটিকে আপনার উপযোগী করতে পাইটর্চের মতো বিভিন্ন গভীর শিক্ষার সরঞ্জাম ব্যবহার করুন
সঠিক মাত্রা স্ট্যাকিং দ্বারা প্রয়োজন.
অ্যাক্টিভেশন ফাংশন
অ্যাক্টিভেশন ফাংশন গভীর শিক্ষার মডেলকে অ-রৈখিকতা দেয়, যা এটি শিখতে দেয় জটিল সংযোগ। ( ), এবং সবই সক্রিয়করণ

ফাংশন যা প্রায়ই ব্যবহৃত হয়। বেশিরভাগ সময়, একটি অ্যাক্টিভেশন ফাংশন ব্যবহার করা হয়
একটি গভীর নিউরাল নেটওয়ার্কে প্রতিটি স্তরের আউটপুট।
সূচনা কৌশল
গভীর নিউরাল নেটওয়ার্কগুলির সেটিংস সেট আপ করা তাদের ভাল প্রশিক্ষণের একটি মূল অংশ।
খারাপ স্টার্টের কারণে গ্রেডিয়েন্ট চলে যেতে পারে বা বিস্ফোরিত হতে পারে, যা কনভারজেন্সকে ধীর করে
দিতে পারে।
একটি নিউরাল নেটওয়ার্কের ওজন সেট আপ করার সময়, লোকেরা প্রায়শই জেভিয়ার ইনিশিয়ালাইজেশন
বা ব্যবহার করে
তিনি সূচনা.
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
115
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ব্যাকপ্রপাগেশন এবং গ্রেডিয়েন্ট ক্যালকুলেশন
গভীর শিক্ষায়, ব্যাকপ্রোপাগেশন হল কীভাবে ক্ষতি হয় তা বের করার প্রক্রিয়া
প্রতিটি স্তরের সেটিংস পরিবর্তনের সাথে সাথে পরিবর্তন হয়। ক্যালকুলাসের চেইন নিয়ম ব্যবহার করে, ঢাল
স্তর দ্বারা স্তর গণনা করা হয়, আউটপুট স্তর থেকে শুরু করে এবং পিছনে কাজ করে। এই
পদ্ধতিটি নেটওয়ার্কের প্রতিটি মানের জন্য গ্রেডিয়েন্টগুলি বের করা সহজ করে তোলে।
অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদম
গভীর শিক্ষা প্রায়ই মডেল আপডেট করার জন্য শক্তিশালী অপ্টিমাইজেশন কৌশল ব্যবহার করে
পরামিতি দ্রুত। গভীর শিক্ষা প্রায়ই () এবং ব্যবহার করে
এর বৈচিত্র, যেমন মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট এবং অ্যাডাম অপ্টিমাইজার। এই অ্যালগরিদম পারেন
কনভারজেন্সকে ত্বরান্বিত করতে এবং হার পরিবর্তন করে অপ্টিমাইজেশনের স্থায়িত্ব উন্নত করতে
সাহায্য করে
যেখানে তারা শেখে।
নিয়মিতকরণ কৌশল
ডিপ লার্নিং মডেল ওভারফিটিং প্রবণ হয়, যখন মডেলটিও হয়ে যায়
প্রশিক্ষণের ডেটাতে বিশেষায়িত এবং নতুন ডেটাতে খারাপভাবে কাজ করে। রেগুলারাইজেশন পদ্ধতি যেমন
1 বা 2 নিয়মিতকরণ, ড্রপআউট বা ব্যাচ স্বাভাবিকিকরণ ওভারফিটিং বন্ধ করতে ব্যবহার করা যেতে
পারে
এবং সাধারণীকরণে মডেলটিকে আরও ভাল করে তুলুন।
মিনি-ব্যাচের সাথে প্রশিক্ষণ
বেশিরভাগ সময়, গভীর শিক্ষার মডেলগুলিকে পরিবর্তে ডেটার ছোট গোষ্ঠীতে প্রশিক্ষণ দেওয়া হয়
একক নমুনার। এই পদ্ধতির সুবিধা গ্রহণ করে প্রশিক্ষণের গতি উন্নত করে
ভেক্টরাইজড প্রসেস এবং সমান্তরাল কম্পিউটিং। মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট পরিবর্তন করে
মিনি-ব্যাচের উপর গণনা করা গড় গ্রেডিয়েন্টের উপর ভিত্তি করে মডেল প্যারামিটার।
শেখার হার নির্ধারণ
সঠিক শেখার হার খুঁজে পাওয়া প্রশিক্ষণের একটি মূল অংশ যা কাজ করে। প্রশিক্ষণের সময়, দ
স্টেপ ডিকে, এক্সপোনেনশিয়াল এর মত কৌশল ব্যবহার করে শিখার হার পরিবর্তন করা যেতে পারে
ক্ষয়, এবং অভিযোজিত শেখার হার পদ্ধতি। এই পদ্ধতির লক্ষ্য হল একটি মিশ্রণ খুঁজে বের করা
প্রশিক্ষণের শুরুতে দ্রুত একত্রিত হওয়া এবং শেষে ফাইন-টিউনিংয়ের মধ্যে।
মনিটরিং এবং আর্লি স্টপিং
প্রশিক্ষণের সময়, মডেলটি কতটা ভাল করে তার উপর নজর রাখা গুরুত্বপূর্ণ
বৈধতা সেট। ওভারফিটিং শুরুতে প্রশিক্ষণ বন্ধ করে এড়ানো যেতে পারে যদি ফলাফলের উপর থাকে
নিশ্চিতকরণ সেট খারাপ হতে শুরু করে। তাড়াতাড়ি স্টপিং এর মধ্যে সেরা ভারসাম্য খুঁজে পেতে সাহায্য করে
মডেলের জটিলতা এবং এটি কতটা ভালোভাবে সাধারণীকরণ করে।
ফাইন-টিউনিং এবং ট্রান্সফার লার্নিং
ডিপ লার্নিং মডেলগুলিকে বড় ডেটাসেটে প্রশিক্ষিত করে বা ব্যবহার করে উন্নত করা যেতে পারে
ইতিমধ্যে শেখানো হয়েছে যে মডেল. ট্রান্সফার লার্নিং মডেলটিকে যা আছে তা নিতে দেয়
একটি টাস্ক বা ডেটা সেট থেকে শিখেছি এবং এটি অন্য টাস্ক বা ডেটা সেটে ব্যবহার করুন যা একই রকম।
এটি প্রশিক্ষণের গতি বাড়াতে এবং কর্মক্ষমতা উন্নত করতে সাহায্য করতে পারে, বিশেষ করে এমন

পরিস্থিতিতে যেখানে
শেখার জন্য অনেক ডেটা নেই।
হার্ডওয়্যার ত্বরণ
গভীর নিউরাল নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণ অনেক প্রক্রিয়াকরণ শক্তি নিতে পারে. জিপিইউ বা অন্য হার্ডওয়্যার প্রসেসর, যেমন টিপিইউ, প্রশিক্ষণের গতি বাড়াতে ব্যবহার করা যেতে পারে। গভীর শিক্ষা -এর মতো সিস্টেমে জিপিইউ অ্যাক্সেলারেশন রয়েছে, যা ব্যবহার করা সহজ করে তোলে সম্পদ।
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট হল ডিপ লার্নিং মডেলকে প্রশিক্ষিত করার একটি পুনরাবৃত্ত উপায়, যার সাথে ফরওয়ার্ড এবং
পশ্চাদগামী রান, প্যারামিটার পরিবর্তন এবং মডেলটি কতটা ভাল করছে তার উপর নজর রাখা।
গভীর শিক্ষার মডেলগুলি জটিল নিদর্শনগুলি শিখতে পারে এবং অত্যাধুনিক সাফল্য অর্জন করতে পারে
অনেক কাজে যদি আর্কিটেকচার, নিয়ন্ত্রণ পদ্ধতি, অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদম এবং
যত্ন সঙ্গে নির্বাচন করা হয়.
3.2.2 মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট
মেশিন লার্নিংয়ের ক্ষেত্রে, অপ্টিমাইজেশন পদ্ধতি যা "গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট" নামে পরিচিত
মডেল পরামিতি নির্ধারণ করতে ব্যবহার করা হয় (সহগ এবং পক্ষপাত) বিভিন্ন জন্য
লিনিয়ার রিগ্রেশন, লজিস্টিক রিগ্রেশন, নিউরাল নেটওয়ার্ক এবং অন্যান্য সহ অ্যালগরিদম।
এই পদ্ধতিটি ব্যবহার করে, আমরা বেশ কয়েকবার প্রশিক্ষণ সেটের মধ্য দিয়ে যাই এবং মডেলটি আপডেট করি
প্রশিক্ষণ সেট সম্পর্কিত ত্রুটি গ্রেডিয়েন্টের উপর নির্ভর করে পরামিতি। যখন আসে
মডেল পরামিতি আপডেট করার জন্য, গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টগুলি তিনটি স্বতন্ত্রভাবে বিভক্ত করা যেতে পারে
প্রশিক্ষণের নমুনার পরিমাণের উপর ভিত্তি করে বিভাগগুলি যা বিবেচনায় নেওয়া হয়:
1.
ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট: এই কৌশলটি পরামিতি পরিবর্তন করা জড়িত
অ্যালগরিদমের গ্রেডিয়েন্টের পরে সম্পূর্ণ প্রশিক্ষণ সেটের ক্ষেত্রে ত্রুটি রয়েছে
নির্ধারিত হয়েছে।
2.
স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট: একটি একক সম্পর্কিত ত্রুটি গ্রেডিয়েন্ট গণনা করার পরে
প্রশিক্ষণের নমুনা, পরামিতিগুলি সামঞ্জস্য করা হয় যাতে অ্যালগরিদম চলতে পারে।
3.
মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট: মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট প্যারামিটারগুলি পরিবর্তন করে
মডেলের একটি অংশের বিষয়ে ত্রুটির গ্রেডিয়েন্ট গণনা করার পরে
প্রশিক্ষণ সেটের মোট ডেটা।
মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট হল গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট অ্যালগরিদমের একটি বিকল্পিক যার মধ্যে
প্রশিক্ষণ ডেটাসেটটি ছোট ছোট ব্যাচে বিভক্ত যা মডেল ত্রুটি এবং গণনা করতে ব্যবহৃত হয়
মডেল সহগ সংশোধন করুন।
বাস্তবায়নগুলি মিনি-ব্যাচের উপর গ্রেডিয়েন্টের যোগফল নির্বাচন করতে পারে, যা হ্রাস করে
গ্রেডিয়েন্টের ভিন্নতা আরও বেশি। মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট একটি অর্জন করার চেষ্টা করে
স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের দৃঢ়তা এবং এর কার্যকারিতার মধ্যে ভারসাম্য
ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট। এটি সবচেয়ে প্রচলিত গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট বাস্তবায়ন
গভীর শিক্ষার শৃঙ্খলা।
আপসাইডস

মডেল আপডেট ফ্রিকোয়েন্সি ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের চেয়ে বেশি, এ সক্ষম করে

আরও শক্তিশালী অভিসার এবং স্থানীয় মিনিমা পরিহার।

ব্যাচ করা আপডেটগুলি স্টোকাস্টিকির চেয়ে আরও দক্ষ গণনা পদ্ধতি প্রদান করে গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট।

ব্যাচিং সমস্ত প্রশিক্ষণ ডেটা মেমরিতে সংরক্ষণ না করার কার্যকারিতা এবং অ্যালগরিদম বাস্তবায়ন।
ডাউনসাইডস

মিনি-ব্যাচ লেবেলযুক্ত একটি অতিরিক্ত হাইপারপ্যারামিটারের কনফিগারেশন প্রয়োজন শেখার অ্যালগরিদমের জন্য "মিনি-ব্যাচের আকার"।

একাধিক মিনি-ব্যাচ প্রশিক্ষণ উদাহরণ জুড়ে ত্রুটির তথ্য অবশ্যই জমা করতে হবে ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট ব্যবহার করে।
সম্পূর্ণ ডেটাসেটের মধ্য দিয়ে যাওয়া বা একটি এলোমেলো পরামিতি বেছে নেওয়ার পরিবর্তে, মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট সমগ্র ডেটাসেটকে এলোমেলোভাবে নির্বাচিত অংশে ভাগ করে এবং এটি অপ্টিমাইজ করে।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
117
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

://..///---
মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের গ্রাফটি ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট এবং এর মধ্যে অবস্থিত স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট কারণ এতে ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের চেয়ে বেশি শব্দ থাকে কিন্তু স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের চেয়ে কম।
তুলনা টেবিল
ব্যাচ ডিসেন্ট
স্টোকাস্টিক ডিসেন্ট
মিনি-ব্যাচ ডিসেন্ট
যখন সব প্রশিক্ষণ নমুনা ব্যবহার
ডেটাসেট প্রশিক্ষণ, এবং শুধুমাত্র
প্রশিক্ষণ চক্র হয়েছে পরে
প্রয়োজনীয় সম্পন্ন করা হয়
প্রশিক্ষণ ডেটাসেটে আপডেট করুন।
এটি একটি এলোমেলো প্রশিক্ষণ নিয়োগ করে
নমুনা এবং প্রশিক্ষণ আপডেট
সেই অনুযায়ী ডেটাসেট।
ডেটাসেটকে ভাগ করে
সেগমেন্ট এবং, উপর
প্রতিটি ব্লকের সমাপ্তি,

সেই অনুযায়ী
খুব বেশি সময় এবং গণনামূলক
একটি একক যুগের জন্য স্থান প্রয়োজন।
ব্যাচ বংশদ্ভুত তুলনায় আরো দক্ষ
এবং একটি মধ্যপন্থী প্রয়োজন
কম্পিউটেশনাল স্পেসের পরিমাণ।
এটি দ্রুততম এবং প্রয়োজনীয়
স্টোরেজের সর্বনিম্ন পরিমাণ
স্থান
ছোট প্রশিক্ষণের জন্য ব্যবহার করা ভাল
ডেটাসেট
বড় ডেটাসেট প্রশিক্ষণের জন্য সেরা
যখন ন্যূনতম প্রয়োজন
গণনা
বড় প্রশিক্ষণের জন্য সেরা
ডেটাসেট
মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট: অ্যালগরিদম-
থিটা মডেল পরামিতি এবং _ সংখ্যা প্রতিনিধিত্ব করা যাক

যুগ = 1, 2, 3, ..., _: _ এর জন্য (_, _):

_ ব্যাচে ফরওয়ার্ড পাস:

মিনি-ব্যাচ সম্পর্কিত পূর্বাভাস করুন

বর্তমান প্যারামিটার মান ব্যবহার করে পূর্বাভাস ত্রুটি গণনা করুন (())

অনগ্রসর পাস:

গ্রেডিয়েন্ট (থিটা) = থিটা সম্পর্কিত (থিটা) এর আংশিক ডেরিভেটিভ নির্ধারণ করুন।

পরামিতি আপডেট করুন:

থিটা = থিটা - শেখার_ হার * গ্রেডিয়েন্ট (থিটা)
{{ আমরা ডেটাসেট থেকে র‍্যান্ডম প্যারামিটার নির্বাচন করি সেইসাথে সর্বাধিক সংখ্যা
যে যুগে অপ্টিমাইজেশন ঘটতে হবে।

থিটা = মডেল প্যারামিটার এবং _ = যুগের সংখ্যা ধরা যাক।

এলোমেলো পরামিতিগুলির পক্ষপাত এবং ত্রুটিগুলি নির্ধারণ করতে আমরা ডেটাসেটটি পুনরাবৃত্তি করি
বিতরণ

 = 1, 2, 3, ..., _ এর জন্য:
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 123

118
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

আমরা ডেটাসেটকে উপসেটে ভাগ করি এবং প্রতিটির জন্য প্রয়োজনীয় মানগুলি পুনরাবৃত্তি করে আপডেট করি
উপসেট

মিনি_ব্যাচের জন্য (_, _):

আপডেটটি সঞ্চালিত হয় এবং ভবিষ্যদ্বাণীটি সেগমেন্টে করা হয়।

_ ব্যাচগুলির পূর্বাভাস দিন:))
মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট
এখন আমরা মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট বুঝতে পেরেছি, আসুন খনন করি। মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট মডেলের ত্রুটি গণনা করতে এবং পরিবর্তন করতে প্রশিক্ষণ ডেটাসেটকে ছোট ব্যাচে বিভক্ত করে
মডেল সহগ। মিনি-ব্যাচের উপর গ্রেডিয়েন্টের যোগফল উল্লেখযোগ্যভাবে কমিয়ে দেয়
গ্রেডিয়েন্ট প্রকরণ।
মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের স্থিতিস্থাপকতা এবং
ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট এর কার্যকারিতা। রিগ্রেশন, নিউরাল নেটওয়ার্ক এবং গভীর শিক্ষা
গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট প্রায়ই নিযুক্ত করুন।
://..///---
তত্ত্বগতভাবে, মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট এই মত কাজ করে:

আমরা এলোমেলোভাবে ডেটা পয়েন্ট নির্বাচন করি এবং শুরু করার জন্য একটি শেখার হার।

যদি ভুলের সংখ্যা বাড়তে থাকে, শেখার হার কমিয়ে দিন।

আপনি শেখার হার দ্রুত করতে পারেন যদি ভুল ঠিক আছে কিন্তু হার
পরিবর্তন ধীর।

প্রদত্ত শেখার হার স্বয়ংক্রিয় করতে আমরা মৌলিক কোড সহ একটি টুল তৈরি করি
ডেটাসেট

ডটোর শষে সটেটি সংগ্রহ করার সাথে সাথে শখোর হার কমিয়ে দওেয়া উচতি
শব্দ এবং তথ্য পরবির্তন হ্রাস.

ভুলরে হার কমে গলেে আমরা শখোর হার কমিয়ে দইে।
3.2.3 -এ অপ্টমিাইজশেন কৌশল
অপ্টমিাইজশেন পদ্ধতি প্রদান করে, যা প্রোগ্রাম অপ্টমিাইজ করতে ব্যবহার করা যতেে পারে
যাতে তারা বাস্তবায়নরে প্রয়োজনীয়তা মনেে চলে। অধকিাংশ ক্ষত্রে,
আমরা ম্যানুয়াল বিভিন্ন মান আপডটে করার জন্য গণনা করা সরঞ্জাম ব্যবহার করি, কন্তিু এই পদ্ধতটিি
করতে পারে
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
119
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
শুধুমাত্র একবারে সর্বাধিক দুটি পরামিতি পরিচালনা করুন। এখন কিছু উদাহরণ বিবেচনা করুন
প্রকৃত পৃথিবী থেকে। প্রতিটি পৃথক প্যারামিটারের জন্য অপ্টিমাইজেশন কোড লেখা হয়ে যায়
দুটির বেশি পরামিতি জড়িত হওয়ার সাথে সাথে সমস্যাযুক্ত। পরিস্থিতিতে
এইভাবে, অপ্টিমাইজার ম্যানুয়াল পরিমাণ কমাতে ব্যবহার করা যেতে পারে
শ্রম প্রয়োজন এবং মডেল সরলীকরণ. অপ্টিমাইজার আমাদের বাছাই করার ক্ষমতা দেয়
প্যারামিটার যা আমরা যেকোনো এবং সমস্ত কল্পনাযোগ্য প্যারামিটার ছাড়াও পরিবর্তন করতে চাই
আমাদের প্রয়োজনীয়তার উপর ভিত্তি করে।
পাইটর্চ অপ্টিমাইজার ওভারভিউ
একটি নিউরাল নেটওয়ার্কের লোড প্রথম প্রক্রিয়া চলাকালীন নির্বাচিত যোগ করা হয়
ব্যবহারের জন্য নেটওয়ার্ক প্রস্তুত করা এবং তারপর তারা যাতে প্রতিটি বিয়সে পুনর্জন্ম হয়
নেটওয়ার্কের সামগ্রিক নির্ভুলতা বাড়ান।
প্রতিটি বিয়সে, প্রস্তুতি তথ্যের আউটপুট বাস্তবের সাথে তুলনা করা হয়
ত্রুটি শনাক্ত করার জন্য ত্রুটি ক্ষমতা ব্যবহার করে তথ্য এবং তারপর ওজন রিফ্রেশ করা হয়
অনুরূপভাবে যাইহোক, আমরা কিভাবে ওজন রিফ্রেশ করার জন্য কিভাবে সিদ্ধান্ত নিতে পারেন
নির্ভুলতা বৃদ্ধি? এটি একটি বিধিতিকরণ প্রক্রিয়া সংক্রান্ত সমস্যা এবং
লক্ষ্য হল ক্ষতির কাজ অপ্টিমাইজ করা এবং সম্ভাব্য সর্বোত্তম লোড অর্জন করা। উপরন্তু,
যে প্রক্রিয়াটি অপ্টিমাইজার নামে পরিচিত সেটিই বৃদ্ধির জন্য ব্যবহার করা হয়। এটা হতে পারে
অত্যাধুনিক গবেষণায় উন্নয়ন মিথস্ক্রিয়াকে শারীরিকভাবে নিয়ন্ত্রণ করতে উপকারী
ক্ষেত্রগুলি যেমন শেখার সমর্থন, সামান্য কোডিং এবং গবেষণা। এই এলাকায় অন্তর্ভুক্ত
শেখার উন্নতি কিভাবে অধ্যয়ন.
এটি শুধুমাত্র পেশাদারদের জন্য পরামর্শ দেওয়া হয় যারা উচ্চ স্তরের প্রয়োজন এমন ক্ষেত্রে কাজ করে
বহুমুখিতা বজ্রপাত নির্ভুলতা এবং যুক্তি ছাড়া অন্য কিছু নিয়ে চিন্তা করবে না
এক্সিলারেটের প্যাডেল। অপ্টিমাইজারকে ._() এর সাথে ডিল করার দায়িত্ব দেওয়া
হয়েছে,
প্রবণতা সঞ্চয়ন, মডেল স্থানান্তর এবং অন্যান্য অনুরূপ ফাংশন এবং অপারেশন।
কিভাবে অপ্টিমাইজার ব্যবহার করবেন?
এখন চলুন নিচের অপটিমাইজারটি কিভাবে ব্যবহার করা যায় তা দেখে নেই
পদ্ধতি
পাইটর্চ একটি টুল যা সাধারণভাবে ঢাল নির্মাণের জন্য ব্যবহার করা যেতে পারে। পাইটর্চ,
সামগ্রিকভাবে, সর্বনিম্ন বা সর্বাধিক বিষয়গতভাবে নিশ্চিত করতে ব্যবহার করা যেতে পারে
জটিল বর্ধিত লক্ষ্য। যাই হোক না কেন, কি কারণে আপনি বিহন করতে হবে
এই কর্ম? সম্ভবত তিনটি যুক্তিসঙ্গত ব্যাখ্যা আসতে পারে
এই মুহূর্তে মনে.
যেহেতু আপনি ইতিমধ্যেই এর সাথে পরিচিত, তাই কিভাবে শিখতে হয় তা শিখতে আপনার কোন
আগ্রহ নেই
অন্য কোনো স্ট্রিমলাইনিং ফ্রেমওয়ার্ক ব্যবহার করুন। আপনার ফলাফলের উপর উন্নতি করতে হবে
একটি মডেল; উদাহরণস্বরূপ, উন্নতি করার জন্য আপনাকে একটি বিশ্লেষক ব্যবহার করতে
হবে
পাইটর্চ নিউরাল নেটে এর প্রত্যাশার উপর (উদাহরণস্বরূপ, একটি প্রথম পর্যায়ের নিউরাল নেটে হতে পারে

একটি নির্দিষ্ট উচ্চ-মূল্যের কার্যকলাপে অংশগ্রহণ করার জন্য একটি ক্লায়েন্টের প্রবণতা এবং বিশ্লেষক বিজ্ঞাপনের মতো কোন ক্রিয়াকলাপকে সর্বোত্তম সীমাবদ্ধতা দেওয়া হয় তা নির্ধারণ করতে ব্যবহৃত হয়
বাজেট)।
পাইটর্চ অপটিমাইজারের প্রকারভেদ
আসুন পাইটর্চ অপ্টিমাইজারের বিভিন্ন শ্রেণিবিন্যাস দেখে নেওয়া যাক।
1. অপ্টিমাইজার

প্রথম ধরনের অপ্টিমাইজারে, যাকে স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট অপ্টিমাইজার নামেও উল্লেখ করা হয়, প্রশিক্ষণ ডেটার ওজন বা সমস্ত ছোট ডেটা উপসেট আপডেট করা হয়। এই ধরনের অপ্টিমাইজার নামেও পরিচিত।
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
2. অ্যাডাম অপ্টিমাইজার

উন্নত ইমপ্লান্টেশন বেশিরভাগ অভিযোজিত শিক্ষার মাধ্যমে সম্পন্ন করা হয় এবং অ্যাডাম অপটিমাইজার দ্বারা ভরবেগ হার। এই বিশেষ ধরনের অপ্টিমাইজার ব্যবহার করা হয় বেশিরভাগ সময় প্রয়োগের উদ্দেশ্যে নিউরাল নেটওয়ার্ক।
3. অ্যাডাগ্রাড অপ্টিমাইজার

এটি একটি অভিযোজিত গ্রেডিয়েন্ট অ্যালগরিদম এবং এর উদ্দেশ্য হল এর কর্মক্ষমতা উন্নত করা প্রতিটি প্যারামিটারের জন্য গ্রেডিয়েন্ট-ভিত্তিক অপ্টিমাইজেশন করে শেখার হার। এই কাজ করা হয় অ্যালগরিদম আরও কার্যকর করার জন্য।
4. অ্যাডাডেল্টা অপ্টিমাইজার

এটি অ্যাডাগ্রাড পদ্ধতির একটি এক্সটেনশন যা নতুন শিক্ষার হার প্রয়োগ করতে ব্যবহৃত হয় গ্রেডিয়েন্ট পরিবর্তনের উপর নির্ভর করে, অন্যথায় চলনযোগ্য উইন্ডো হিসাবে পরিচিত।
5. অপ্টিমাইজার

হল অ্যাডাম অপটিমাইজার পদ্ধতির একটি ভিন্ন রূপ যা ব্যবহার করা যেতে পারে শেখার হার ছাড়াও ওজন ক্ষয় উন্নত. অ্যাডাম দ্বারা বিকশিত হয়েছিল। অপ্টিমাইজার ব্যবহার করার আরও একটি সুবিধা হল এটি আরও দ্রুত কাজ করে।
6. অ্যাডাম্যাক্স

অ্যাডাম্যাক্স বিশ্লেষক অ্যাডাম এজেন্টের একটি পরিবর্তন যা ব্যবহার করে প্রশস্ততা মান. অন্যদিকে, এটি প্রায়শই অপারেশনাল কার্যক্রমে ব্যবহার করা হয় না। গবেষণার একটি সংখ্যা অনুসারে, অ্যাডাম্যাক্স অপ্টিমাইজার এর চেয়ে বেশি কার্যকর অ্যাডাম অপ্টিমাইজার।
7.

স্টকাস্টিক গ্রেডিয়েন্টে প্রয়োগ করার জন্য মিনি-ব্যাচগুলি ব্যবহার করা হয় পাশাপাশি অভিযোজিত শেখার হার।
পাইটর্চ অপ্টিমাইজার কোড
অপ্টিমাইজারের জন্য লেখা নিচের কোডটি দেখে নেওয়া যাক।

ব্যাখ্যা
আমরা অপ্টিমাইজারটিকে একইভাবে তৈরি করার চেষ্টা করি যেভাবে এটি প্রদর্শিত হয়। উপরে কোড। সাধারণত সমস্ত প্রধান শ্রেণীবিভাগের জন্য সমর্থন প্রদান করে স্ট্যান্ডার্ড লাইব্রেরি। যেমনটি দেখা গেছে, কেবল আমাদের জন্য বর্ণনা করা প্রয়োজন তা নয় লস ফাংশন (_) নামে পরিচিত প্যারামিটার ফাংশন, কিন্তু আমাদের বিভিন্ন নাম দিতে হবে কৌশল, যেমন () এবং ()। ফলে পদ্ধতির ব্যবহারের মাধ্যমে, আমরা শুধু কী ঘটছে তা নয়, কীভাবে ঘটছে তাও পর্যবেক্ষণ করতে সক্ষম।

-এ কাস্টম অপ্টিমাইজার
পাইটর্চে, একটি অপ্টিমাইজার হল অপ্টিমাইজেশন পদ্ধতির একটি নির্দিষ্ট সংস্করণ যা একটি নিউরাল নেটওয়ার্কের পরামিতি পরিবর্তন করতে ব্যবহৃত হয়। অপ্টিমাইজার তৈরি করে
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
121
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
পরামিতিগুলির সাথে এমনভাবে সামঞ্জস্য করা যাতে ক্ষতির পরিমাণ হ্রাস করা যায়
নিউরাল নেটওয়ার্ক। বিভিন্ন অন্তর্নির্মিত অপ্টিমাইজারগুলির সাথে আসে যা হতে প্রস্তুত।
অবিলম্বে ব্যবহার করা হয়। এই অপ্টিমাইজারগুলির কিছু উদাহরণের মধ্যে রয়েছে , অ্যাডাম এবং
অ্যাডাগ্রাড।
যাইহোক, পরিস্থিতির সুনির্দিষ্টতার উপর নির্ভর করে, অন্তর্নির্মিত অপ্টিমাইজার হতে পারে না
একটি নির্দিষ্ট সমস্যা সমাধানের জন্য পর্যাপ্ত বা খারাপভাবে কাজ করতে পারে। এই মত পরিস্থিতিতে, এক
তারা পছন্দ করলে তাদের নিজস্ব ব্যক্তিগতকৃত অপ্টিমাইজার তৈরি করতে সক্ষম।
একটি কাস্টম অপ্টিমাইজার হল একটি ক্লাস যা পাইথন প্রোগ্রামিং-এ টর্চকে প্রসারিত করে
অপ্টিমাইজার অবজেক্টের জন্য . ক্লাস। কাস্টম অপ্টিমাইজার দায়ী
ইনিট এবং ফেজ উভয় পদ্ধতি বাস্তবায়নের জন্য। যদিও পদ্ধতি ব্যবহার করা হয়
অপ্টিমাইজারের অভ্যন্তরীণ অবস্থা শুরু করুন, মডেলের রিফ্রেশ করতে ধাপ পদ্ধতি ব্যবহার করা হয়
পরামিতি এই উভয় পদ্ধতিই অপ্টিমাইজেশন প্রক্রিয়ায় ব্যবহার করা হয়।
একটি কাস্টম অপ্টিমাইজার তৈরি করা:
-এ একটি ব্যক্তিগতকৃত অপ্টিমাইজার তৈরি করা একটি দুই-পর্যায়ের মধ্য দিয়ে যাওয়া জড়িত
পদ্ধতি শুরু করার জন্য, আমাদের একটি ক্লাস তৈরি করতে হবে যা . প্রসারিত করে।
অপ্টিমাইজার ক্লাস এবং তারপরে আমাদের নিম্নলিখিত পদ্ধতিগুলিকে ওভাররাইড করতে হবে:

____(,): এই পদ্ধতিটি অপ্টিমাইজার শুরু করে এবং মডেলটিকে সংরক্ষণ করে
প্যারাম অ্যাট্রিবিউটের প্যারামিটার।

() অপ্টিমাইজেশন প্রক্রিয়ার একটি একক পুনরাবৃত্তি করতে ব্যবহৃত হয়। এটা
বর্তমানের উপর নির্ভর করে মডেলের পরামিতি পরিবর্তন করার সুপারিশ করা হয়েছে
গ্রেডিয়েন্ট

_() হল একটি ফাংশন যা তাদের সমস্ত প্যারামিটার গ্রেডিয়েন্টে রিসেট করতে ব্যবহৃত হয়
শূন্যের ডিফল্ট মান।
1) ইনিট পদ্ধতি

অপ্টিমাইজারের অভ্যন্তরীণ আগে পদ্ধতির ব্যবহার প্রয়োজন
কনফিগারেশন ব্যবহারের জন্য শুরু করা যেতে পারে। এই কৌশলের সময়, অপ্টিমাইজারের
এবং অভ্যন্তরীণ অবস্থা তাদের প্রাথমিক মান দেওয়া হয়.
2) ধাপ পদ্ধতি

মডেলের প্যারামিটারগুলি ধাপ অনুসরণ করে আপ টু ডেট আনা যেতে পারে
পদ্ধতি এই কৌশলটি মডেলের অভ্যন্তরীণ অবস্থার পাশাপাশি আপডেট করে

পরামর্শ এটা কোন যুক্তি গ্রহণ করে না।
অপ্টিমাইজার কাস্টমাইজ করা
-এ, আপনি বিভিন্ন পদ্ধতি ব্যবহার করে অপ্টিমাইজার কনফিগার করতে পারেন,
নিম্নলিখিত সহ:
1)
শেখার হার সময়সূচী পরিবর্তন

অপ্টিমাইজারের শেখার হার পরিবর্তন করা যখন এটি প্রশিক্ষিত হচ্ছে তখন তা সম্পন্ন করা যেতে পারে
শেখার হার নির্ধারণকারীর সাহায্য। বিভিন্ন সংখ্যার সাথে আসে
শিডিউলার ইতিমধ্যেই তৈরি করা হয়েছে, যার একটিকে ..._. উপরন্তু বলা
হয়
.._-এ, ব্যবহার করা হয়েছিল। । মধ্যে অনুসরণ
.._._ ক্লাসের পদক্ষেপে আমাদের জন্য এটি সম্ভব করে
তোলে
আমাদের নিজস্ব সময়সূচী তৈরি করতে।
2)
নিয়মিতকরণ যোগ করা হচ্ছে

অপ্টিমাইজারে নিয়মিতকরণ যোগ করতে, আমরা সমন্বয় করতে () পদ্ধতি সম্পাদনা করতে পারি
নিয়মিতকরণ শব্দ ব্যবহার করে মডেল পরামিতি। এই লক্ষ্য পূরণ হবে
নিয়মিতকরণ যোগ করা।
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

122
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
৩)
একটি নতুন অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদম বাস্তবায়ন

-এ অন্তর্নির্মিত বিভিন্ন অপ্টিমাইজেশন কৌশল রয়েছে, যার মধ্যে রয়েছে ,
অ্যাডাম এবং অ্যাডাগ্রাদ, অন্যদের মধ্যে। যাইহোক, লাইব্রেরিতে শুধুমাত্র একটি উপসেট রয়েছে
বেশ কয়েকটি বিকল্প অপ্টিমাইজেশন পদ্ধতি যা উপলব্ধ। একটি তৈরি করে
অপ্টিমাইজার, আমরা নিজেদেরকে আমাদের কোন অপ্টিমাইজেশন পদ্ধতি কার্যকর করার ক্ষমতা দিই
নির্বাচন
4)
একাধিক অপ্টিমাইজার ব্যবহার করে:

এটা সম্ভব যে কিছু পরিস্থিতিতে এটি ভিন্ন ব্যবহার করা সুবিধাজনক হবে
মডেলের বিভিন্ন উপাদানের জন্য অপ্টিমাইজার। সম্পূর্ণরূপে প্যারামিটারের জন্য-
সংযুক্ত স্তর, উদাহরণস্বরূপ, আমরা অ্যাডাম ব্যবহার করতে চাই, যদিও কনভোল্যুশনালের জন্য
স্তরের পরামিতি, আমরা ব্যবহার করতে চাই। এর মাধ্যমে এই লক্ষ্য অর্জন করা সম্ভব
অপ্টিমাইজারের বিভিন্ন দৃষ্টান্ত চালু করা হচ্ছে, প্রতিটি প্যারামিটার সেটের জন্য একটি।
3.2.4 প্রশিক্ষণ এবং বৈধতা
একটি মেশিন লার্নিং প্রোগ্রাম শেখার জন্য যে ডেটার সেট ব্যবহার করে তাকে "প্রশিক্ষণ" বলা হয়
ডেটা।" এটি একটি প্রশিক্ষণ সেট হিসাবেও পরিচিত। মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদম বৈধকরণ ডেটা ব্যবহার
করে
সেগুলি কতটা সঠিক তা পরীক্ষা করার জন্য ডেটার একটি সেট হিসাবে। একটি অ্যালগরিদম কতটা ভাল কাজ
করে তা পরীক্ষা করতে,
আপনি এটা কি মনে করেন কি বাস্তবে ঘটবে সঙ্গে তুলনা, যা কি
বৈধতা তথ্য দেখায়.
বেশিরভাগ সময়, বৈধতা ডেটা প্রশিক্ষণ ডেটার তুলনায় ছোট এবং কম জটিল।
মডেলটি আরও ভাল কাজ করবে যত বেশি প্রশিক্ষণের ক্ষেত্রে থাকবে। একটি স্প্যাম সনাক্তকরণ
চাকরি, উদাহরণস্বরূপ, যদি প্রশিক্ষণ সেটে 10টি স্প্যাম ইমেল এবং 10টি নন-স্প্যাম ইমেল থাকে, তাহলে
এটি হতে পারে
একটি নতুন ইমেল স্প্যাম কিনা তা বলা মেশিন লার্নিং মডেলের পক্ষে কঠিন হবে কারণ এটি নিয়
স্প্যাম দেখতে কেমন সে সম্পর্কে যথেষ্ট জানেন। কিন্তু যদি আমাদের 10 মিলিয়ন স্প্যাম ইমেইল এবং
10 মিলিয়ন নন-স্প্যাম ইমেল, আমাদের মডেলের জন্য নতুন স্প্যাম খুঁজে পাওয়া অনেক সহজ হবে
কারণ এটি দেখতে কেমন তা অনেক কেসে দেখেছে।
প্রশিক্ষণ এবং বৈধতা সেটের জন্য ডেটা ক্লাস তৈরি করুন
প্রথমে, আসুন কিছু টুল লোড করি যা আমাদের এই পাঠের জন্য প্রয়োজন।
হিসাবে 1
2 . হিসাবে
3 আমদানি মিশাল
4 .. আমদানি ডিটোসেট, ডেটালোডার থেকে
আমরা একটি নতুন ডেটাসেট ক্লাস তৈরি করে শুরু করব যাতে আমরা যথেষ্ট জাল ডেটা তৈরি করতে পারি।

এটি আমাদের ডেটা দুটি গ্রুপে ভাগ করতে দেবে: প্রশিক্ষণ সেট এবং বৈধতা সেট।
আমরা ডেটাতে বহিরাগতদের অন্তর্ভুক্ত করার জন্য কয়েকটি ধাপও যোগ করব।
1# আমাদের ডেটাসেট ক্লাস তৈরি করা
2 ক্লাস বিল্ড_ডেটা(ডেটাসেট):
3# কনস্ট্রাক্টর
4 ____(স্ব, ট্রেন = সত্য):
5. = .(-3, 3, 0.1).(-1, 1)
6 . = -5 * . + 1
7. = . + 0.4 * .(..())
8. = ..[0]
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 128

গভীর শিক্ষা
123
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
9# কিছু বহিরাগত যোগ করা
10 ট্রেন == সত্য:
11.[10:12] = 0
12.[30:35] = 25
13 অন্য:
14 পাস
15# ডেটা পাওয়া
16 ____(স্বয়ং, সূচক):
17রিটার্ন .[], .[]
18# ডেটার দৈর্ঘ্য পাওয়া
19 ____(স্ব):
20রিটার্ন .
21
22 ট্রেন_সেট = বিল্ড_ডেটা()
23_ = বিল্ড_ডেটা(ট্রেন=ভুল)
ট্রেনিং সেটের জন্য ডিফল্টরূপে আমাদের ট্রেনের মান -এ সেট করা হবে। যদি এটি এ সেট করা থাকে,
বৈধতা তথ্য করা হবে. আমাদের ট্রেন সেট এবং বৈধতা সেট দুটি ভিন্ন আইটেমে যে
আমরা তৈরি করেছি।
এখন, আমাদের ডেটা কল্পনা করা যাক। আপনি দেখতে পাবেন =-2 এবং =0 এ।

প্রশিক্ষণ এবং বৈধতা ডেটাসেট
সম্পূর্ণ কোড নীচের লিঙ্কে দেওয়া আছে:
://./-----/
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 129

124
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
উপরের ছবিটি তৈরির জন্য সম্পূর্ণ কোড নিম্নরূপ।
মডেল তৈরি এবং প্রশিক্ষণ
-এ, প্যাকেজ আমাদের অনেক দরকারী পদ্ধতি দেয়। আমরা ব্যবহার করব
লিনিয়ার রিগ্রেশন মডেল এবং ক্ষতি পরিমাপ আনতে প্যাকেজ। এছাড়াও, আমরা আমদানি করব
.. প্যাকেজ থেকে ডেটালোডার।
1...
2 মডেল = ..(1, 1)
3 মানদণ্ড = ..()
4ট্রেনেলোডার = ডেটালোডার (ডেটাসেট=ট্রেন_সেট, ব্যাচ_সাইজ=1)
আমরা বিভিন্ন শব্দের হারের একটি তালিকা তৈরি করব যাতে আমরা একাধিক মডেলকে প্রশিক্ষণ দিতে পারি
একবারে এটি এমন লোকদের জন্য একটি সাধারণ উপায় যারা গভীর শিক্ষা নিয়ে কাজ করে সেরোটি পাওয়ার জন্য
মডেল: তারা বিভিন্ন হাইপারপ্যারামিটার সুর করে। আমরা প্রশিক্ষণ এবং উভয় সঞ্চয় করতে টেনসর ব্যবহার করব
বৈধতা হারায় এবং আমাদের মডেল সংরক্ষণ করার জন্য মডেল নামে একটি খালি তালিকা তৈরি করুন। আমরা তৈরি করব
গ্রাফগুলি পরে যাতে আমরা বিচার করতে পারি আমাদের মডেলগুলি কতটা ভাল কাজ করে।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 130

গভীর শিক্ষা
125
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
1...
2 শেখার_হার = [0.1, 0.01, 0.001, 0.0001]
3_ = .((_))
4_ = .((_))
5 মডেল = []
আমরা স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট () সহ বিভিন্ন শিক্ষার হার ব্যবহার করব
মডেল প্রশিক্ষণের পদ্ধতি। প্রশিক্ষণের ফলাফল এবং মূল্যায়ন ডেটা এর সাথে সংরক্ষণ করা হবে
তালিকায় মডেল। আমরা 20টি যুগের জন্য সমস্ত মডেলকে প্রশিক্ষণ দেবে।
উপরের কোডটি প্রশিক্ষণ এবং বৈধতা ট্র্যাক করে আলাদাভাবে হারায়। এটি আমাদের অঙ্ক করতে
সাহায্য করে
আমাদের প্রশিক্ষণ কতটা ভালো চলছে, যেমন আমরা খুব ফিট হয়ে উঠছি। এটা যথেষ্ট ভাল মাপসই করা হয়
না যদি
আমরা দেখতে পাই যে বৈধতা সেটের ক্ষতি প্রশিক্ষণ সেটের ক্ষতির থেকে খুব আলাদা।
সেই ক্ষেত্রে, আমাদের প্রশিক্ষণ মডেলটি এমন ডেটার সাথে ভালভাবে কাজ করেনি যা এটি আগে দেখা
যায়নি, যা
বৈধতা সেট ছিল.
ফলাফল কল্পনা করুন
উপরে, আমরা একটি নির্দিষ্ট সংখ্যক যুগ এবং একই মডেল (রৈখিক
রিগ্রেশন)। পার্থক্য হল আপনি কত দ্রুত শিখবেন। তারপর আমরা কোন হার দেখতে পারি
শিক্ষা কত দ্রুত একত্রিত হয় তার পরিপ্রেক্ষিতে আমাদের সেরা মডেল দেয়।
আসুন প্রশিক্ষণ এবং পরীক্ষার ডেটা উভয়ের জন্য প্রতিটি শেখার হারের ক্ষতির প্লট দেখি। দ্বারা
ছবিটির দিকে তাকিয়ে আপনি দেখতে পাচ্ছেন যে 0.001 এর শেখার হারে ক্ষতি কম।
এর মানে হল যে আমাদের মডেল এই ডেটার জন্য এই শেখার হারে দ্রুত একত্রিত হয়।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 131

126
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

ক্ষতি বিনা শেখার হার
://./-----/
আসুন যাচাইকরণের ডেটাও দেখুন এবং প্রতিটি মডেল থেকে ফলাফল আঁকুন। একজন মডেল যেটি সম্পূর্ণরূপে একত্রিত হয় তা পুরোপুরি ডেটার সাথে ফিট করা উচিত, যখন এমন একটি মডেল যা এমনকি নয়
একত্রিত হওয়ার কাছাকাছি ভবিষ্যদ্বাণী করবে যা ডেটা থেকে খুব আলাদা।
কোড: বৈধতা ডেটাতে ভবিষ্যদ্বাণী প্লট করা
://./-----/
সবুজ লাইনটি বৈধকরণ ডেটা পয়েন্টের কাছাকাছি, আপনি দেখতে পাচ্ছেন। এটা সেই লাইন শেখার সর্বোত্তম হার রয়েছে (0.001)।
এখানে পুরো কোড রয়েছে, ডেটা তৈরি করা থেকে শুরু করে দেখানোর সময় কতটা হারিয়ে গেছে প্রশিক্ষণ এবং বৈধতা।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 132

গভীর শক্ষিা
127
নোট
অ্যামটিি ডিরিক্টেরটে অফ ডসিটন্সে অ্যান্ড অনলাইন এডুকশেন
53_ = মডলে(_.)
54ট্রনে_লস = মাপদণ্ড (_, _.)
55_[] = _.()
56
57# বধৈতা ডটো
58_ = মডলে(_.)
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

পৃষ্ঠা 133

128
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
59_ = মানদণ্ড(_, _.)
60_[] = _.()
61 .(মডেল)
62
63 .(.(_), _.(), লেবেল = 'মোট
প্রশিক্ষণ
ক্ষতি')
64.(.(_), _.(), লেবেল = 'মোট বৈধতা
ক্ষতি')
65.('মোট ক্ষতি')
66. ('শেখার হার')
67.()
68.()
৬৯
70# যাচাইকরণ ডেটার উপর ভবিষ্যদ্বাণী করা
মডেলের জন্য 71, জিপি-এ লার্নিং_রেট (মডেল, লার্নিং_রেট):
72 = মডেল(_.)
73 .(_..(), .().(), লেবেল = 'শেখার হার:' +
(লার্নিং_রেট))
74.(_..(), _..(), 'বা', লেবেল = 'বৈধকরণ ডেটা')
75.('')
76.('')
77.()
78.()
3.2.5 প্রারম্ভিক স্টপিং কৌশল
 আর্লি স্টপিং এর ভূমিকা
পাইথনে প্রথম দিকে থামানো একটি নিয়িমতিকরণ পদ্ধতি যার সুবিধা রয়েছে
প্রশিক্ষণ তথ্য দ্বারা প্ররোচিত প্রতিরোধ. এই নিবন্ধে, আমরা পরীক্ষা করা হবে
 তাড়াতাড়ি স্টপিং ওভারভিউ, কিভাবে প্রারম্ভিক থামানো ব্যবহার করবেন, কিভাবে
বাস্তবায়ন করবেন
প্রারম্ভিক তাড়াতাড়ি স্টপিং এবং তাড়াতাড়ি থামার আগে কিছু উদাহরণ
আমাদের আলোচনা শেষ করছি।
 প্রারম্ভিক স্টপিং ওভারভিউ
. হল লাইব্রেরি যার আর্লিস্টপিং ক্লাস নির্মাণের সুবিধা দেয়
একটি বিস্তুর যা সমস্ত বৈধতা-সম্পর্কিত ক্ষতির হিসাব রাখে। ঘটনা যে একটি
ক্রমবর্ধমান হ্রাস ঘটছে একাধিক যুগের ক্ষতি স্টপ পরিলক্ষিত হয়
ক্রমাগত, প্রশিক্ষণ অবিলম্বে বন্ধ করা হয়। তাড়াতাড়ি বিন্ধ করার জন্য ব্যবহার করা হয়
সমস্ত বৈধতা-সম্পর্কিত ক্ষতির হিসাব রাখুন। মডেল একটি নতুন চেকপয়েন্ট যোগ করে
যখনই বৈধতার ক্ষতি কমে যায়।

ট্র্যাক রাখার জন্য আর্লস্টিপিং ক্লাসে ধৈর্য নামক একটি যুক্তি সেট করা হয়েছে
বৈধতা হারানোর শেষ উন্নতির পরে যে যুগের সংখ্যা অতিক্রম করতে হবে
প্রশিক্ষণ লুপ শেষ হওয়ার আগে।
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
129
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
কিভাবে তাড়াতাড়ি স্টপিং ব্যবহার করবেন?
লাইব্ররেতিে উপস্থিত ___() ফাংশনটিকে ওভাররাইড করে, আমরা
সহজে একটি যুগের প্রথম দিকে সমাপ্ত করতে পারেন. এই ফাংশন শুধুমাত্র -1 প্রদান করা উচিত যদি
নির্দিষ্ট করা হয়
অবস্থা সন্তুষ্ট। অন ট্রেন ব্যাচ স্টার্ট ফাংশন ভিত্তিকি থেকে -1 ফিরে আসার চেষ্টা করা হচ্ছে
শর্তে ক্রমাগত এবং বারবার পুরো রান প্রক্রিয়াটি বন্ধ করে দেয় যদি প্রক্রিয়াটি হয়
প্রাথমিকভাবে অনুরোধ করা প্রতিটি যুগের জন্য সঞ্চালিত হয়।
বিকল্পভাবে, কলব্যাক আর্লিস্টপিং ব্যবহার করে এটি সম্পন্ন করা যেতে পারে, যা
যাচাইকরণ মেট্রিক্স নিরীক্ষণের জন্য ব্যবহৃত হয়। বিকল্প হিসেবে উন্নয়ন না হলে আমরাও করতে পারি
এমনকি প্রশিক্ষণ বন্ধ করা।
প্রারম্ভিক তাড়াতাড়ি স্টপিং প্রয়োগ করুন

প্রারম্ভিক থামানো কলব্যাক প্রোগ্রামের নির্বাহের প্রথম দিকে আমদানি করা উচিত।

() পদ্ধতি ব্যবহার করে, আমরা লগ বজায় রাখতে পারি এবং প্রয়োজনীয় নিরীক্ষণ করতে পারি
মেট্রিক্স

পরবর্তী ধাপ হল কলব্যাকের সূচনা, তারপরে সেটিং
মনিটরে লগ করা মেট্রিকগুলির যেকোনো একটি।

আর্লিস্টপিং কলব্যাক প্রশিক্ষক কলব্যাক প্যারামিটারে পাস করা উচিত।

প্রশিক্ষণ বন্ধ করার জন্য নিম্নলিখিত অতিরিক্ত মানদণ্ড অবশ্যই পূরণ করতে হবে
নির্দিষ্ট চরম পয়েন্টে পদ্ধতি: -

ডাইভারজেন্স থ্রেশহোল্ড - যদি নিরীক্ষণ করা পরিমাণ এমন একটি মান পর্যন্ত পৌঁছায় যা খারাপ
নির্দিষ্ট মানের চেয়ে, প্রশিক্ষণ অবিলম্বে বন্ধ করা হয়। যদি একটি অবস্থার মধ্যে ঘটে
যা নিশ্চিত যে মডেলের কোনোটিই পুনরুদ্ধার সম্ভব নয়, এটি পিছনদনীয়
শুরুতেই বিকল্প শর্ত উল্লেখ করে মডেলটিকে তাড়াতাড়ি শেষ করতে।

স্টপিং থ্রেশহোল্ড - যখন নিরীক্ষণ করা পরিমাণ থ্রেশহোল্ড মান পর্যন্ত পৌঁছায়,
আমরা এই পরামিতিটি ব্যবহার করে দ্রুত প্রশিক্ষণ বন্ধ করতে পারি। সবচেয়ে উল্লেখযোগ্য

পরিস্থিতি হল যখন আমরা ইতিমধ্যেই সচেতন যে যদি মান অতিক্রম করে
বিশেষ থ্রেশহোল্ড, আমরা উপকৃত হবে না.

অসীম চেক করুন - যদি নিরীক্ষণ করা মেট্রিকের মান অসীম বা হয় যখন এটি
প্যারামিটার চালু আছে।
সারাংশ

বৈশিষ্ট্য এবং লক্ষ্যের মধ্যে সম্পর্ক শেখার উদ্দেশ্য হল
তত্ত্বাবধানে শেখার কৌশল যা লিনিয়ার রিগ্রেশন নামে পরিচিত।

একটি গভীর নিউরাল নেটওয়ার্ক () হল একটি কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক যাতে একাধিক গোপন থাকে
ইনপুট এবং আউটপুট স্তরের মধ্যে স্তর।

ডিএনএনগুলি জটিল ডেটা সম্পর্ক শিখতে পারে এবং অত্যাধুনিক কাজ সম্পাদন করতে পারে
রিগ্রেশন সহ বিভিন্ন কাজের কর্মক্ষমতা।

একটি ডিএনএন ব্যবহার করে রিগ্রেশন বিশ্লেষণের উদ্দেশ্য হল একটি ফাংশন আবিষ্কার করা
ইনপুট বৈশিষ্ট্যগুলিকে আউটপুটে ম্যাপ করে যাতে মডেলের ভবিষ্যদ্বাণীগুলি হয়
যথাসম্ভব সুনির্দিষ্ট।

লিনিয়ার রিগ্রেশন আচরণ বিশ্লেষণ এবং ভবিষ্যদ্বাণী করার জন্য একটি কার্যকর পদ্ধতি
একটি পরিবর্তনশীল; যাইহোক, এটি প্রদান করার জন্য শর্তাবলী একটি নির্ভর সন্তুষ্ট করা আবশ্যক
সঠিক এবং নির্ভরযোগ্য ফলাফল।

টেনসরগুলি পাইটর্চ দিয়ে প্রক্রিয়া করা হয়। টেনসর হল বহুমাত্রিক অ্যারে। ডিউ
এর অসংখ্য সহজাত ফাংশনের জন্য, এর বৈজ্ঞানিক গণনাকে ত্বরান্বিত করে
টেনসর
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

একটি ভেক্টর হল একটি এক-মাত্রিক টেনসর যা ডেটার একাধিক বিভাগ ধারণ করে। ব্যবহার করে
, আমরা ভেক্টর তৈরি করতে পারি। পাইথনের মাধ্যমে অ্যাক্সেস করা যেতে পারে
টর্চ মডিউল। অতএব, আমাদের এটি আমদানি করতে হবে।

ভিউ() ফাংশনটি টেনসরকে দ্বি-মাত্রিক বিন্যাসে প্রদর্শন করতে ব্যবহৃত হয়,
সারি এবং কলাম নিয়ে গঠিত। এটি সারি সংখ্যা উল্লেখ করা প্রয়োজন এবং
কলাম পর্যবেক্ষণ করা হবে।

এই টেনসরটি ফ্লোট-টাইপ করা উপাদানগুলিকে সংজ্ঞায়িত করতে ব্যবহৃত হয়। বৈশিষ্ট্য
ব্যবহার করে
এবং একটি পূর্ণসংখ্যা উপাদান, আমরা একটি ফ্লোটিং-পয়েন্ট টেনসর তৈরি করতে পারি।

মেশিন চালানো এবং প্রশিক্ষণের জন্য একটি -উন্নত পাইথন লাইব্রেরি
শেখার এবং গভীর শিক্ষার মডেল। -এর সবকিছুই টেনসরের উপর প্রতিষ্ঠিত
অপারেশন

দ্বি-মাত্রিক টেনসরগুলি দ্বিমাত্রিক ম্যাট্রিসি বা ছাড়া আর কিছুই নয়
একটি নির্দিষ্ট ডেটাটাইপ এবং সারি এবং কলাম সহ ভেক্টর।

আমরা ডেটার একটি তালিকা প্রদান করে, র‍্যান্ডম মান তৈরি করে একটি টেনসর তৈরি করতে পারি
ফাংশন, অথবা ফাংশন ব্যবহার করে, যা ভিতরে মান গ্রহণ করে
নির্দিষ্ট অন্তর।

হয় উপাদান অনুসারে গুণন (প্রতিটি উপাদানকে উপাদান দ্বারা গুণ করা) অথবা মেট্রিক্স
গুণন (সংশ্লিষ্ট সারির সাথে সংশ্লিষ্ট কলামকে গুণ করা)
টেনসর গুন করতে ব্যবহার করা যেতে পারে।

স্লাইসিংয়ের মাধ্যমে, আমরা টেনসরের যেকোনো কলাম বা সারি মান অ্যাক্সেস করতে পারি
ইনডেক্সিং নির্দিষ্ট উপাদানের জন্য ব্যবহৃত হয়। টেনসর থেকে মান বের করতে, আমরা ব্যবহার করি।
আইটেম()।

ডরেভিটেভিগুলকিে সহজবোধ্য করে তোলে। অন্যান্য অসংখ্য নউিরাল নটেওয়ার্করে মতো লাইব্ররেি, একটি স্বয়ংক্রয়ি পার্থক্য টুল, , যা অন্তর্ভুক্ত করে ভারী উত্তোলন সম্পাদন করে।

একটি ডটোসটে হল ডটোর একটি সংগ্রহ যা কছিু ফ্যাশনে সংগঠতি হয়। একটি ডটোসটে হতে পারে একটি অ্যারে সরিজি থকেে একটি ডাটাবসে টবেলি পর্যন্ত যে কোনো ধরনরে ডটো অন্তর্ভুক্ত করে।

টক্সেট ডটো এমন অ্যাপ্লকিশেনগুলরি জন্য একটি চমৎকার বকিল্প যা অবশ্যই স্বাভাবকিভাবে বুঝতে হবে ভাষা চ্যাটবট এবং সন্টেমিন্টে বশ্লিষেণ উদাহরণ।

অডওি ডটোসটেগুলি বায়োঅ্যাকোস্টকিস সহ বভিন্নি অ্যাপ্লকিশেনরে জন্য ব্যবহার করা হয় শব্দ মডলেংি। এগুলো কম্পউিটার ভশিন, স্পচি রকিগনশিনরে ক্ষত্রেওে প্রযোজ্য এবং বাদ্যযন্ত্র তথ্য পুনরুদ্ধার.

উন্নত ডজিটিাল ভডিওি প্রোডাকশন সফটওয়্যার, যমেন মোশন ট্র্যাকংি, ফসেয়িাল স্বীকৃতি, এবং 3 ভজি্যুয়ালাইজশেন, ভডিওি ডটোসটে ব্যবহার করে তরৈি করা হয়। উপরন্তু, তারা রয়িলে টাইমে ডটো সংগ্রহ করার জন্য ডজিাইন করা যতেে পারে।

মশেনি লার্নংি রপিোজটিরি হিল ডটোসটেরে একটি সুপরচিতি উৎস যা মশেনি লার্নংি সম্প্রদায়রে বভিন্নি বশিষ্টি ডটোসটে অন্তর্ভুক্ত করে।

গুগলরে ডটোসটে অনুসন্ধান একটি তুলনামূলকভাবে নতুন ইউটলিটিি যা আবষ্কিাররে সুবধিা দয়ে যে কোনো উৎস থকেে ডটোসটেরে। বভিন্নি উপর ভত্তিি করে ডটোসটেরে সূচীকরণ মটোডটো আপনার প্রয়োজনীয় তথ্য সনাক্ত করা সহজ করে তোলে।

. হল মার্কনি সরকাররে ওপনে ডাটা ওয়বেসাইট, যা এ অ্যাক্সসে প্রদান করে বভিন্নি পরামতিরি মাধ্যমে বভিন্নি ধরনরে শল্পি যমেন স্বাস্থ্যসবো এবং শক্ষিা, যমেন বাজটে তথ্য এবং স্কুলরে কর্মক্ষমতা রটেংি।

ফ্রি মউিজকি আর্কাইভ (এফএমএ) হল একটি উন্মুক্ত ডটোসটে যা সঙ্গীত বশ্লিষেণরে জন্য পূর্ণ-দর্ঘ্য এবং উচ্চ-মানরে অডওি, পূর্বনর্ধিারতি বশৈষ্ট্যি যমেন স্পকেট্রোগ্রাম মশেনি লার্নংি অ্যালগরদিম ব্যবহার করে ভজি্যুয়ালাইজশেন এবং সুপ্ত টক্সেট মাইনংি।
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
131
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

একটি ক্ষতি ফাংশন হল একটি ত্রুটি ফাংশন যা প্রকৃত এবং এর মধ্যে পার্থক্য পরিমাপ করে পূর্বাভাসিত মান।

ক্ষতি ফাংশন এর মধ্যে বর্গ পার্থক্যের গড় হিসাবে সংজ্ঞায়িত করা হয় প্রকৃত এবং পূর্বাভাসিত মান। এটি সবচেয়ে প্রচলিত রিগ্রেশন লস ফাংশন।

ক্ষতি ফাংশন মডেলটিকে স্কোয়ার করে উল্লেখযোগ্য ত্রুটির জন্য শাস্তি দেয় এবং এই কারণে, খরচ ফাংশন বহিরাগতদের জন্য কম শক্তিশালী। অতএব, এটা ডেটাতে অসংখ্য আউটলায়ার থাকলে ব্যবহার করা উচিত নয়।

গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের প্রাথমিক উদ্দেশ্য হল উত্তল ফাংশন ব্যবহার করে ছোট করা পুনরাবৃত্তিমূলক পরামিতি আপডেট।

অগাস্ট-লুই কচি 18 সালের মাঝামাঝি গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট আবিষ্কার করেন শতাব্দী গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট হল সর্বাধিক ব্যবহৃত পুনরাবৃত্তিমূলক অপ্টিমাইজেশনগুলির মধ্যে একটি মেশিন লার্নিং এবং গভীর শিক্ষার মডেল প্রশিক্ষণের জন্য অ্যালগরিদম।

একটি ঋণাত্মক গ্রেডিয়েন্টের দিকে বা গ্রেডিয়েন্ট থেকে দূরে সরানো বর্তমান বিন্দুতে ফাংশনের ফলে ফাংশনের স্থানীয় সর্বনিম্ন হবে।

যখনই আমরা একটি ধনাত্মক গ্রেডিয়েন্ট বা এর গ্রেডিয়েন্টের দিকে অগ্রসর হই বর্তমান পয়েন্টে ফাংশন, সেই ফাংশনের স্থানীয় সর্বোচ্চে পৌঁছে যাবে।

ভ্যানিশিং গ্রেডিয়েন্ট হল যখন গ্রেডিয়েন্ট প্রত্যাশিত থেকে কম হয়। সময় ব্যাকপ্রোপাগেশন, এই গ্রেডিয়েন্ট কমে যায়, শেখার হার কমে যায় পূর্ববর্তী নেটওয়ার্ক স্তরগুলি পরবর্তী স্তরগুলির সাথে সম্পর্কিত।

একটি খরচ ফাংশন একটি গুরুত্বপূর্ণ প্যারামিটার যা একটি মেশিন লার্নিং কতটা ভাল তা নির্ধারণ করে মডেল একটি নির্দিষ্ট ডেটাসেটে সঞ্চালিত হয়। এটি গণনা করে এবং পার্থক্য প্রদান করে

একটি একক বাস্তব সংখ্যা হিসাবে প্রত্যাশিত মান এবং পূর্বাভাসিত মানের মধ্যে।

এর কারণে গভীর শিক্ষার জন্য সবচেয়ে বিশিষ্ট ফ্রেমওয়ার্কগুলির মধ্যে একটি অভিযোজনযোগ্যতা এবং গণনা ক্ষমতা। প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণ () এবং ইমেজ শ্রেণীবিভাগ তার অনেক অ্যাপ্লিকেশনের মধ্যে হয়. এটি শিখতে সহজ এবং ব্যাপকভাবে ব্যবহৃত

প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়া চলাকালীন, আপনি ব্যবহার করে ভবিষ্যদ্বাণী করতে প্রশিক্ষণ ডেটা ব্যবহার করেন মডেলে আমরা এটিকে "ফরোয়ার্ড পাস" বলি।
শব্দকোষ

শ্রেণীবিভাগ: স্বাধীন ইনপুট ভেরিয়েবলের উপর ভিত্তি করে, এটি শ্রেণীবিভাগের পূর্বাভাস দেয় ডেটাসেটের। শ্রেণী পৃথক বা শ্রেণীবদ্ধ মান উপস্থাপন করে। ছবির অনুরূপ একটি প্রাণী, এটি একটি বিড়াল না একটি কুকুর?

রিগ্রেশন: এটি স্বাধীনের উপর ভিত্তি করে ক্রমাগত আউটপুট ভেরিয়েবলের পূর্বাভাস দেয় ইনপুট পরিবর্তনশীল। বাড়ির দামের পূর্বাভাসের অনুরূপ বিভিন্ন উপর ভিত্তি করে পরামিতি, যেমন বাড়ির বয়স, প্রধান রাস্তা থেকে দূরত্ব, অবস্থান ইত্যাদি।

লিনিয়ার রিগ্রেশন হল এক ধরনের তত্ত্বাবধানে থাকা মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদম যা গণনা করে একটি নির্ভরশীল পরিবর্তনশীল এবং এক বা একাধিক স্বাধীনের মধ্যে রৈখিক সম্পর্ক বৈশিষ্ট্য

সরল রৈখিক রিগ্রেশন: একটি লিনিয়ার রিগ্রেশন অ্যালগরিদম যা একটি একক ব্যবহার করে একটি সংখ্যাসূচক নির্ভরশীল ভেরিয়েবলের মান অনুমান করার জন্য স্বাধীন পরিবর্তনশীল সরল রৈখিক রিগ্রেশন নামে পরিচিত।

মাল্টিপল লিনিয়ার রিগ্রেশন: মাল্টিপল লিনিয়ার রিগ্রেশনের নাম দেওয়া হয় লিনিয়ার রিগ্রেশন অ্যালগরিদম যখন একাধিক স্বাধীন পরিবর্তনশীল ব্যবহার করা হয় একটি সংখ্যা নির্ভর ভেরিয়েবলের মান অনুমান করুন।

গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট হল অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদমের একটি শ্রেণী যা সমাধান করার চেষ্টা করে
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
সমস্যা (হয় বিশ্লেষণাত্মকভাবে বা গভীর শিক্ষার মডেল ব্যবহার করে) শুরু করে
ওজন এবং পক্ষপাতের প্রাথমিক অনুমান সহ।

বাইনারি ক্রস-এনট্রপি লস / লগ লস: এটি সবচেয়ে বেশি ব্যবহৃত হয়
শ্রেণীবিভাগ সমস্যায় ক্ষতি ফাংশন। ভবিষ্যদ্বাণী করা সম্ভাব্যতা কাছাকাছি হিসাবে
প্রকৃত লেবেল, ক্রস-এনট্রপি ক্ষতি হ্রাস পায়।

ফাংশনটি পিরম এর গড় হিসাবে সংজ্ঞায়িত করা হয়
প্রকৃত এবং পূর্বাভাসিত মানগুলির মধ্যে পার্থক্য। এটি দ্বিতীয় সর্বাধিক
রিগ্রেশন লস ফাংশন ব্যবহার করা হয়েছে।

লগ-কশ লস ফাংশনকে পূর্বাভাস ত্রুটির লগারিদম হিসাবে সংজ্ঞায়িত করা হয়
হাইপারবোলিক কোসাইন। এটি রিগ্রেশন অ্যাসাইনমেন্টে ব্যবহৃত একটি ফাংশন যা উল্লেখযোগ্যভাবে
ক্ষতির চেয়ে বেশি তিরল।

একটি কোয়ান্টাইল হল এমন একটি মান যার নিচে একটি গ্রুপের নমুনার একটি নির্দিষ্ট অনুপাত পড়ে।
উদ্দেশ্যমূলক ফাংশনগুলি মেশিন লার্নিং মডেলগুলিতে ন্যূনতম (বা সর্বাধিক) করা হয়।

গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট হল প্রশিক্ষণের জন্য সর্বাধিক ব্যবহৃত অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদমগুলির মধ্যে একটি
প্রত্যাশিত ফলাফল থেকে বিচ্যুতি কিমিয়ে মেশিন লার্নিং মডেল। ইন
উপরন্তু, গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট নিউরাল নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণের জন্য নিযুক্ত করা হয়।

অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদম মিনিমাইজ/সর্বোচ্চ করার গাণিতিক প্রক্রিয়াকে বোঝায়
একটি উদ্দেশ্য ফাংশন () দ্বারা প্যারামিটারাইজড। একইভাবে, মেশিন লার্নিংয়ে,
অপ্টিমাইজেশন হল মডেল-প্যারামিটারাইজড কস্ট ফাংশন মিনিমাইজ করার প্রক্রিয়া।

স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট: হল গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের একটি ফর্ম যা একটি কার্যকর করে
পুনরাবৃত্তি প্রতি প্রশিক্ষণ উদাহরণ. অন্য কথায়, এটি প্রতিটির জন্য একটি প্রশিক্ষণ যুগ প্রক্রিয়া করে
একটি ডেটাসেটের মধ্যে উদাহরণ এবং প্রতিটি প্রশিক্ষণ উদাহরণের পরামিতি সংশোধন করে
স্বতন্ত্রভাবে

গতিশীল গ্রাফ গণনা। এই বৈশিষ্ট্য ব্যবহারকারীদের নেটওয়ার্ক আচরণ পরিবর্তন করতে পারেন সম্পূর্ণ প্রোগ্রাম চালানোর জন্য অপেক্ষা না করে।

স্বয়ংক্রিয় পার্থক্য। এই পদ্ধতিটি নিউরাল নেটওয়ার্ক তৈরি এবং প্রশিক্ষণের জন্য ব্যবহার করা হয়। এটি নিউরাল নেটওয়ার্কগুলিকে অতিক্রম করে একটি ফাংশনের ডেরিভেটিভকে সংখ্যাগতভাবে গণনা করে বিপরীত

পাইথন সমর্থন। জনপ্রিয় লাইব্রেরি এবং প্যাকেজগুলির সাথে সামঞ্জস্যপূর্ণ
, , এবং সিনথন কারণ এটি পাইথনের উপর ভিত্তি করে।

পরিবর্তনশীল। গ্রেডিয়েন্টে সংরক্ষণ করতে, পরিবর্তনশীলটি টেনসরের বাইরে স্থাপন করা হয়। এটা একটি কম্পিউটেশনাল গ্রাফ নোড প্রতিনিধিত্ব করে।

প্যারামিটার। ভেরিয়েবলগুলি পরামিতিতে আবদ্ধ। যখন একটি প্যারামিটার ব্যবহার করা আবশ্যক একটি টেনসর হিসাবে, যা একটি ভেরিয়েবলের সাথে সম্ভব নয়, এগুলি নিযুক্ত করা হয়।

মডিউল। মডিউল হল রাষ্ট্রীয় গণনার মৌলিক বিল্ডিং উপাদান
এবং নিউরাল নেটওয়ার্ক প্রতিনিধিত্ব করে। একটি মডিউল অতিরিক্ত মডিউল অন্তর্ভুক্ত করতে পারে এবং
পরামিতি

ফাংশন। দুটি ভেরিয়েবলের মধ্যে সম্পর্ক এখানে চিত্রিত করা হয়েছে। নেই
স্টেট বা বাফার এবং ফাংশন সংরক্ষণ করার জন্য ফাংশনগুলির জন্য মেমরি তাদের কোন মেমরি নেই নিজস্ব

অপ্টিমাইজার

এটি অপ্টিমাইজারের প্রথম রূপ, যা স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্টে অপ্টিমাইজার নামেও পরিচিত,
যা প্রশিক্ষিত ডেটার ওজন বা সমস্ত ক্ষুদ্র ডেটা উপসেট আপডেট করা হয়।

অ্যাডাম অপ্টিমাইজার: অ্যাডাম অপ্টিমাইজার প্রাথমিকভাবে অভিযোজিত শিক্ষা নিযুক্ত করে এবং উন্নত ইমপ্লান্টেশন জন্য ভরবেগ হার. নিউরাল নেটওয়ার্কে, অপ্টিমাইজার এই ফর্ম
ব্যবহারিক উদ্দেশ্যে সবচেয়ে বেশি ব্যবহৃত হয়।

(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
133
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

অ্যাডাগ্রাড অপ্টিমাইজার: এটি একটি অভিযোজিত গ্রেডিয়েন্ট অ্যালগরিদম এবং এটি ব্যবহার করা হয় প্রতিটির জন্য গ্রেডিয়েন্ট-ভিত্তিক অপ্টিমাইজেশন দ্বারা শেখার হারের কার্যকারিতা উন্নত করুন প্যারামিটার

অ্যাডাডেল্টা অপ্টিমাইজার: এটি অ্যাডাগ্রাড অ্যালগরিদমের একটি এক্সটেনশন যা নতুন প্রয়োগ করতে ব্যবহৃত হয়
গ্রেডিয়েন্ট আপডেট বা চলমান উইন্ডোর উপর ভিত্তি করে শেখার হার।

অপ্টিমাইজার: হল অ্যাডাম অপ্টিমাইজার অ্যালগরিদমের একটি বিকল্প রূপ
এবং এটি ওজন ক্ষয় এবং শেখার হার উভয়ই অপ্টিমাইজ করতে ব্যবহৃত হয়। এর আরও একটি সুবিধা অপ্টিমাইজার হল যে এটি দ্রুত।

অ্যাডাম্যাক্স: অ্যাডাম্যাক্স বিশ্লেষক অ্যাডাম এজেন্টের একটি বিকল্পিক যা বিশালতা নিয়োগ করে মান যাইহোক, এটি সাধারণত কার্যকরী কাজে ব্যবহৃত হয় না। কিছু গবেষণা
নির্দেশ করে যে অ্যাডাম্যাক্স অ্যাডাম অপ্টিমাইজারকে ছাড়িয়ে গেছে।
আপনার বোঝার পরীক্ষা করুন
1.
_____ হল স্বাধীন চলক এবং এর মধ্যে সম্পর্ক
নির্ভরশীল পরিবর্তনশীল রৈখিক। এটি বোঝায় যে নির্ভরশীল পরিবর্তনশীল পরিবর্তনগুলি
রৈখিকভাবে স্বাধীন পরিবর্তনশীল(গুলি) এর সাথে সম্পর্কিত।
ক) রৈখিকতা
খ) বিচ্যুতি থ্রেশহোল্ড
গ) অসীম চেক করুন
) থামা থ্রেশহোল্ড
2.
_____ হল ডেটাসেটে অন্তর্ভুক্ত পর্যবেক্ষণগুলি স্বাধীন
একে অপরের এটি নির্দেশ করে যে একটি পর্যবেক্ষণে নির্ভরশীল চলকের মান
অন্য পর্যবেক্ষণে এর মান থেকে স্বাধীন।
ক) অ্যাডাডেল্টা অপ্টিমাইজার
খ) অপ্টিমাইজার
গ) স্বাধীনতা
ঘ) অ্যাডাম্যাক্স
3.
_____ হল ত্রুটির পার্থক্য সব স্তরে স্থির থাকে

স্বাধীন চলকরে(গুলি) এটি ইঙ্গিত করে যে স্বাধীনরে পরিমাণ
ভরেিয়বেল(গুলি) ত্রুটি ভরেিয়ন্সেরে উপর কোন প্রভাব ফলেে না।
ক) একাধিক অপ্টিমাইজার
খ) নিয়মতিকরণ
গ) হোমোসডে্যাস্টিসিটি
ঘ) ফরোয়ার্ড পাস
4.
একটি _____ একটি এক-মাত্রিক টনেসর যা একাধিক বিভাগ ধারণ করে
তথ্য ব্যবহার করে, আমরা ভক্টের তরৈি করতে পারি। মাধ্যমে অ্যাক্সেস করা যতেে
পারে
পাইথন টর্চ মডিউল। অতএব, আমাদরে এটি আমদানি করতে হবে।
ক) ভক্টের
খ) টর্চস্ক্রিপ্ট
গ) পরিবর্তনশীল
) প্যারামিটার
5.
_____ একটি ফিসেবুক-উন্নত পাইথন লাইব্রেরি চালানোর জন্য
প্রশিক্ষণ মশেনি লার্নিং এবং গভীর শিক্ষার মডলে।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

134
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ক) টেনসর
খ) মেটো
গ) এমএল লাইব্রেরি
ঘ) পাইটর্চ
6.
_____ টেনসর দ্বি-মাত্রিক ম্যাট্রিসি বা
একটি নির্দিষ্ট ডেটাটাইপ এবং সারি এবং কলাম সহ ভেক্টর।
ক) এক-মাত্রিক
খ) দ্বিমাত্রিক
গ) কোন-মাত্রিক
) শূন্য-মাত্রিক
7.
একটি _____ হল ডেটার একটি সংগ্রহ যা কিছু ফ্যাশনে সংগঠিত হয়। ক
ডেটাসেট একটি অ্যারে সিরিজ থেকে একটি ডাটাবেস টেবিল পর্যন্ত যে কোনো ধরনের ডেটা অন্তর্ভুক্ত
করতে পারে।
ক) ডেটাসেট
খ) ডেটা প্রস্তুতি
গ) মডেল সংজ্ঞা
ঘ) শক্তিবৃদ্ধি শিক্ষা
8.
 এর পূর্ণরূপ কি?
ক) বিনামূল্যে সঙ্গীত সংরক্ষণাগার
খ) ভীত সঙ্গীত সংরক্ষণাগার
গ) বিখ্যাত সঙ্গীত সংরক্ষণাগার
ঘ) ফ্লো মিউজিক আর্কাইভ
9.
_____ একটি লিনিয়ার রিগ্রেশন অ্যালগরিদম যা একটি একক স্বাধীন ব্যবহার করে
একটি সংখ্যা নির্ভর ভেরিয়েবলের মান ভবিষ্যদ্বাণী করার জন্য চলকটি সরল হিসাবে পরিচিতি
লিনিয়ার রিগ্রেশন।
ক) সরল রৈখিক রিগ্রেশন
খ) ক
গ) ক
ঘ) ক
10. _____ হল লিনিয়ার রিগ্রেশন অ্যালগরিদমকে দেওয়া নাম
যখন একটি সংখ্যার মান অনুমান করতে একাধিক স্বাধীন চলক ব্যবহার করা হয়
নির্ভরশীল পরিবর্তনশীল।
ক) বৈধকরণ লুপ
খ) ত্বরণ
গ) একাধিক লিনিয়ার রিগ্রেশন

ঘ) অনগ্রসর পাস

11. _____ হল শ্রেণীবিভাগে সর্বাধিক ব্যবহৃত ক্ষতি ফাংশন সমস্যা পূর্বাভাসিত সম্ভাব্যতা প্রকৃত লেবেলের কাছে আসার সাথে সাথে ক্রস-এর ক্ষতি এনট্রপি হ্রাস পায়।

ক) হার্ডওয়্যার ত্বরণ

খ) তাড়াতাড়ি স্টপিং

(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
135
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
গ) বাইনারি ক্রস-এনট্রপি লস
ঘ) হার নির্ধারণ
12. _____ হল শ্রেণীবিভাগের জন্য ব্যবহৃত দ্বিতীয় সর্বাধিক সাধারণ ক্ষতি ফাংশন সমস্যা এবং ক্রস-এনট্রপি লস ফাংশনের বিকল্প। এটি প্রাথমিকভাবে তৈরি করা হয়েছিল সমর্থন ভেক্টর মেশিন () মডেলের মূল্যায়নের জন্য।
ক) নিয়মিতকরণ কৌশল
খ) অপ্টিমাইজেশন অ্যালগরিদম
গ) কব্জা ক্ষতি
ঘ) ব্যাকপ্রপাগেশন
13. _____ স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টকে ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্টের সাথে একত্রিত করে।
এটি প্রশিক্ষণ ডেটাসেটগুলিকে ছোট ব্যাচে বিভক্ত করে এবং তারপর প্রতিটি দলকে আপডেট করে স্বতন্ত্রভাবে
ক) ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট
খ) স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট
গ) মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট
ঘ) হার্ডওয়্যার ত্বরণ
14. _____ হল পাইটর্চের উৎপাদন পরিবেশে, যা ব্যবহারকারীদের অনুমতি দিয়ে নির্বিঘ্নে মোডের মধ্যে রূপান্তর। টর্চস্ক্রিপ্ট কর্মক্ষমতা, দক্ষতা অপ্টিমাইজ করে, ব্যবহারযোগ্যতা, এবং অভিযোজনযোগ্যতা।
ক) মডিউল
খ) কার্যাবলী
গ) টর্চস্ক্রিপ্ট
ঘ) পার্থক্য
15. _____ হল অপ্টিমাইজারের প্রথম রূপ, যা স্টোকাস্টিক গ্রেডিয়েন্ট নামেও পরিচিত অপ্টিমাইজার , যেখানে প্রশিক্ষিত ডেটার ওজন বা সমস্ত ক্ষুদ্র ডেটা উপসেট আপডেট করা হয়।
ক) ছবির শ্রেণীবিভাগ
খ) অ্যাডাগ্রাড অপ্টিমাইজার
গ)
) অপটিমাইজার
16. _____ প্রাথমিকভাবে অভিযোজিত শিক্ষা এবং গতির হার নিযুক্ত করে উন্নত ইমপ্লান্টেশন। নিউরাল নেটওয়ার্কে, অপ্টিমাইজারের এই ফর্মটি সবচেয়ে বেশি ব্যবহারিক উদ্দেশ্যে ব্যবহৃত।
ক) পাইটর্চ অপ্টিমাইজার
খ) অ্যাডাম অপ্টিমাইজার
গ) অ্যাডাগ্রাড অপ্টিমাইজার
) অপ্টিমাইজার
17. _____ একটি অভিযোজিত গ্রেডিয়েন্ট অ্যালগরিদম এবং এটি উন্নত করতে ব্যবহৃত হয় প্রতিটি পরামিতির জন্য গ্রেডিয়েন্ট-ভিত্তিক অপ্টিমাইজেশন দ্বারা শেখার হারের কর্মক্ষমতা।

ক) অপটিমাইজার
খ)
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

গ) অ্যাডাগ্রাড অপ্টিমাইজার

) অপ্টিমাইজার

18. _____ নতুন প্রয়োগ করতে ব্যবহৃত অ্যাডাগ্রাড অ্যালগরিদমের একটি এক্সটেনশন গ্রেডিয়েন্ট আপডেট বা চলমান উইন্ডোর উপর ভিত্তি করে শেখার হার।

ক) অপটিমাইজার

খ) ইনিট পদ্ধতি

গ) ডাইভারজেন্স থ্রেশহোল্ড

ঘ) অ্যাডাডেল্টা অপ্টিমাইজার

19. _____ হল অ্যাডাম অপ্টিমাইজার অ্যালগরিদমের একটি বিকল্প রূপ এবং এটি ওজন ক্ষয় এবং শেখার হার উভয় অপ্টিমাইজ করতে ব্যবহৃত হয়। এর আরও একটি সুবিধা অপ্টিমাইজার হল যে এটি দ্রুত।

ক) অপটিমাইজার

খ) অপটিমাইজার

গ) ডাইভারজেন্স থ্রেশহোল্ড

ঘ) পরামিতি আপডেট করুন

20. পাইথনে _____ একটি নিয়িমতিকরণ পদ্ধতি যার সুবিধা রয়েছে প্রশিক্ষণ তথ্য দ্বারা প্ররোচিত প্রতিরোধ.

ক) মডেল প্যারামিটার

খ) গ্রেডিয়েন্ট কম্পিউটেশন

গ) থামা থ্রেশহোল্ড

ঘ) তাড়াতাড়ি থামানো

ব্যায়াম

1.

টেনসর ব্যাখ্যা কর।

2.

ডেটাসেট কি?

3.

লস ফাংশন কি?

4.

লিনিয়ার রিগ্রেশন কি?

5.

মিনি-ব্যাচ গ্রেডিয়েন্ট ডিসেন্ট ধারণাটি ব্যাখ্যা কর।

6.

লিনিয়ার রিগ্রেশন কিভাবে পরামিতি শিখে?

7.

এমএল ডেটাসেট কি কি?

8.

কিভাবে লিনিয়ার রিগ্রেশন প্রশিক্ষণ?

শেখার কার্যক্রম

1.
রগ্রিশেনরে জন্য ক্ষতি ফাংশন ব্যাখ্যা করুন এবং গ্রডেয়িন্টে ডসিন্টে কভিাবে কাজ করে?
2.
একটি পাইথন কোড স্নপিটে লখিুন যা ব্যবহার করে একটি সাধারণ ফডিফরোয়ার্ড নউিরাল নটেওয়ার্ক সংজ্ঞায়তি করে
 এর .. নটেওয়ার্কে 784 ইউনটি সহ একটি ইনপুট স্তর থাকা উচতি, একটি
128 ইউনটি এবং একটি অ্যাক্টভিশেন ফাংশন সহ লুকানো স্তর, এবং একটি আউটপুট স্তর
একটি শ্রণেীবভিাগরে কাজরে জন্য 10 ইউনটি। অতরিক্তিভাবে, ব্যবহার করে স্তরগুলরি ওজন শুরু করুন জভেয়িার শুরু এবং ফরওয়ার্ড পাস বাস্তবায়ন.
আপনার বোঝাপড়া পরীক্ষা করুন – উত্তর দনি
1. ক)
2.
গ)
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
137
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
3. গ)
4.
ক)
5. ঘ)
6.
খ)
7. ক)
8.
ক)
9. ক)
10. গ)
11. গ)
12. গ)
13. গ)
14. গ)
15. ঘ)
16. খ)
17. গ)
18. ঘ)
19. ক)
20. ঘ)
আরও পড়া এবং গ্রন্থপঞ্জি
1. অ্যান্ড্রু ডব্লিউ ট্রাস্ক। (2019)। গ্রোকিং ডিপ লার্নিং। ম্যানিং পাবলিকেশন্স। 336 পৃষ্ঠাগুলি
2. চারু সি আগরওয়াল। (2018)। নিউরাল নেটওয়ার্ক এবং ডিপ লার্নিং। ১ম সংস্করণ। স্প্রিংগার
3. নিথিনি বুদুমা, নিথিলি বুদুমা এবং জো পাপা। (2022)। গভীররে মৌলিক বিষয় শেখা: পরবর্তী প্রজন্মের মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদম ডিজাইন করা। ও'রিলি মিডিয়া, .
4. , এবং . . . (2022)। গভীর শিক্ষা আর. ম্যানিং পাবলিকেশন্সের সাথে। 568 পৃষ্ঠা।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 143

138
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
মডিউল-: রূপান্তরের মাধ্যমে গভীর শিক্ষা
শিক্ষাবিদ্যা
শেখার উদ্দেশ্য
এই মডিউলের শেষে, আপনি সক্ষম হবেন:

পৃষ্ঠ এবং গভীর শিক্ষার বৈশিষ্ট্য আলোচনা করুন

গভীর সমর্থনকারী স্নায়ুবিজ্ঞানী, মনস্তাত্ত্বিক এবং শিক্ষাগত তত্ত্বগুলি অনুমান করুন
শেখার

গভীর শিক্ষায় যোগাযোগ দক্ষতার গুরুত্ব স্বীকার করুন

ছাত্রদের প্রেরণা এবং ইতিবাচক সামাজিক সম্পর্কের ভূমিকা গভীরভাবে বর্ণনা করুন
শেখার

গভীর শিক্ষাকে সমর্থন করার জন্য কার্যকর প্রতিক্রিয়া সংক্ষিপ্ত করুন

শিক্ষাকে সমর্থন করার জন্য প্রযুক্তির সুচিন্তিত ব্যবহার জানুন
ভূমিকা
প্রক্রিয়ার মাধ্যমে মানুষের মস্তিষ্কের শ্রেণিবিন্যাস কাঠামো অনুশীলন করা
গভীর শিক্ষার মধ্যে অন্তর্ভুক্ত রয়েছে নিম্ন স্তর থেকে উচ্চতর স্তরে এবং ধীরে ধীরে ইনপুট স্থানান্তর
করা
শব্দার্থগত জটিলতার বৃহত্তর স্তর নির্মাণ। গভীর শিক্ষা একটি হয়েছে
ব্যাপক তথ্য বিশ্লেষণের জন্য ক্রমবর্ধমান জনপ্রিয় পদ্ধতি এবং দ্রুত হয়ে উঠছে
কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার জন্য পছন্দের যন্ত্র। গভীর শিক্ষার অ্যালগরিদম সক্রিয় করা হয়েছে
কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা সহ বিভিন্ন ডোমেনে উল্লেখযোগ্য অগ্রগতি অর্জন করতে
মুখ শনাক্তকরণ, চিত্র প্রক্রিয়াকরণ এবং বক্তৃতা স্বীকৃতি, অন্যদের মধ্যে। এর আলোকে
এগুলি, গভীর শিক্ষার প্রভাবগুলির উপর একটি সমীক্ষা চালানোর চেষ্টা করা হয়েছে
একটি অনলাইন লার্নিং সেটিং এর ভিতরে আছে.
4.1 গভীর শিক্ষা এবং শিক্ষার উপর এর প্রভাব
ই-লার্নিং হল এক ধরনের ডেলিভারি কৌশল যা দূরত্বের ক্ষেত্রে ব্যবহার করা হয়
শিক্ষা এই পদ্ধতিটি সিঙ্ক্রোনাস এবং অ্যাসিঙ্ক্রোনাস এক্সচেঞ্জের অনুমতি দেয়
একটি যোগাযোগ নেটওয়ার্ক জুড়ে উপকরণের। এটি এমন একটি সিস্টেম যা উভয়কে অন্তর্ভুক্ত করে

কারিগরি এবং সামাজিক উপাদান এবং এটি পরিপ্রেক্ষিতে শিক্ষার্থী এবং প্রশিক্ষক ছাত্র এবং শিক্ষকদের মধ্যে যোগাযোগ এবং সহযোগিতাকে উৎসাহিত করে। দূরত্ব শেখা হল একটি আনুষ্ঠানিক শিক্ষাদান এবং শেখার কাঠামো যা বিশেষভাবে ডিজাইন করা হয়েছে ইলেকট্রনিক চিঠিপত্র ব্যবহার করে দূরবর্তীভাবে সম্পন্ন করা. এটাও মাঝে মাঝে হয় ই-লার্নিং হিসাবে উল্লেখ করা হয়।

মাধ্যমিক-পরবর্তী স্তরে শিক্ষা প্রতিষ্ঠানের ক্রমবর্ধমান সংখ্যা ব্ল্যাকবোর্ড, , এর মত কোর্স ম্যানেজমেন্ট সফ্টওয়্যার ব্যবহার করা হয় এবং অনলাইন শিক্ষার সাথে ঐতিহ্যগত শ্রেণীকক্ষ-ভিত্তিক নির্দেশের পরিপূরক সুযোগ

ই-লার্নিং এমন একটি সমাধান প্রদান করে যা চ্যালেঞ্জগুলির মধ্যে ভারসাম্য বজায় রাখে গ্রহণ এবং প্রযুক্তিগত সক্ষমকারী। ই-লার্নিং 2.0 এর ফলস্বরূপ উদ্ভব হয় পডকাস্ট, ওয়েবলগ, উইকি এবং অন্যান্য অনলাইন শেয়ারিং টুল। যদিও আরো অন্তর্ভুক্ত অনলাইন 2.0 নামে পরিচিত সমসাময়িক প্রযুক্তি শিখার প্রক্রিয়ায় চ্যালেঞ্জিং হতে পারে, এটি শিখার এবং প্রশিক্ষণের দৃষ্টান্ত পরিবর্তন করার সম্ভাবনাও রয়েছে। ই-লার্নিং 2.0 পরিবেশে শিক্ষায় সক্রিয়ভাবে শিক্ষার্থীদের জড়িত করার উপর বেশি জোর দেয় প্রক্রিয়া বৈশিষ্ট্য প্রকৌশল, যা একটি সময়সাপেক্ষ পদ্ধতি যা দাবি করে

(গ) অ্যামেরিকান ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
139
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ডোমেন দক্ষতা (চিত্র), হল প্রাথমিক ক্ষেত্রে যেখানে ক্লাসিক্যাল মেশিন লার্নিং
অ্যালগরিদম এবং গভীর শিক্ষার অ্যালগরিদমগুলি একে অপরের থেকে উল্লেখযোগ্যভাবে পৃথক।
গভীর শিক্ষার কৌশলগুলি স্বায়ত্তশাসিত বৈশিষ্ট্য প্রকৌশল ব্যবহার করে, এর বিপরীতে
সাধারণ মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদম, যার বৈশিষ্ট্যগুলি হিস্তশিল্পের দ্বারা তৈরি করা প্রয়োজন
ব্যবহারকারী গভীর শিক্ষা একটি কৌশল যা জটিল নিদর্শন বোঝার জন্য তৈরি করা হয়েছিল
নিউরালের সাথে কম্পিউটারের শক্তি বৃদ্ধির সমন্বয় করে বিপুল পরিমাণে ডেটা
নেটওয়ার্ক যা অনেক স্তর অন্তর্ভুক্ত করে (চিত্র দেখুন)। এটি একটি ঐতিহ্যগত স্নায়ুর সম্প্রসারণ
নেটওয়ার্ক যে অ্যালগরিদম নিশ্চিত করার জন্য অতিরিক্ত লুকানো স্তর ব্যবহার করে
বিভিন্ন ফর্মে জটিল ইনপুট প্রক্রিয়া করতে সক্ষম।

চিত্র ক)- মেশিন লার্নিং বনাম ডিপ লার্নিং

চিত্র খ) দুটি লুকানো স্তর সহ গভীর শিক্ষা
://..//338617738____
__
//5192851387314/ডাউনলোড
ডিপ লার্নিং চারটি স্বতন্ত্র অ্যালগরিদম নিয়ে গঠিত যা একত্রিত হলে প্রদান করে
সিস্টেম ভবিষ্যতের ঘটনাগুলির পূর্বাভাস দেওয়ার এবং ব্যবহারকারীর ডেটার উপর ভিত্তি করে নিদর্শনগুলি
সনাক্ত করার ক্ষমতা
ঐ নিদর্শন

সঠিক পূর্বাভাস করার জন্য, তত্ত্বাবধান করা শেখার অ্যালগরিদম বিবেচনা করে
উভয় ঐতিহাসিক উদাহরণ এবং সাম্প্রতিক ডেটা সেট। ইনপুট এবং আউটপুট যে
সিস্টেমে সরবরাহ করা হয় সফটওয়্যারের শুরুতে প্রশিক্ষণের জন্য ব্যবহার করা হয়
প্রক্রিয়া যে অনুসরণ করে, সিস্টেম স্বয়ংক্রিয়ভাবে আউটপুট তৈরি করতে সক্ষম হবে বা
সময়ের সাথে সাথে তাজা ডেটা সেটের লক্ষ্য।

তত্ত্বাবধানহীন শেখার অ্যালগরিদম কোনো লেবেল বা পূর্বনির্ধারিত ডেটা ব্যবহার করে না
শেখার প্রক্রিয়ায় শ্রেণীবিভাগ। ডেটা সিস্টেমে দ্বারা বিশ্লেষণ করা হয়, যা
প্রবণতা খোঁজে এবং উপসংহার টানে বা সেগুলির উপর ভিত্তি করে পূর্বাভাস দেয়।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 145

140
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

একটি আধা-তত্ত্বাবধানে শেখার অ্যালগরিদম লেবেলেবিহীন ডেটা এবং মানব-ভিত্তিক নয়ে
প্রশিক্ষণ, যেখানে লেবেলযুক্ত অনলাইন সংস্থানগুলি নির্দিষ্ট ইনপুটগুলি ম্যাপ করার জন্য দেওয়া হয় এবং
উন্নত নির্ভুলতার সাথে আউটপুট। এই পদ্ধতিটি মানুষের সাথে লেবেলেবিহীন ডেটা মিশ্রিত করে-
ভিত্তিক প্রশিক্ষণ।

শক্তিবৃদ্ধি শেখার জন্য অ্যালগরিদম একটি পূর্বনির্ধারিত কার্যকলাপ অন্তর্ভুক্ত বা
উদ্দেশ্য যে সিস্টেমটি সম্পন্ন হবে বলে আশা করা হচ্ছে। কোর্স জুড়ে
পদ্ধতি, এটি ক্রমানুসারে শক্তিবৃদ্ধি সংকেত আকারে প্রতিক্রিয়া প্রদান করা হয়
সবচেয়ে কার্যকর পদ্ধতির জন্য প্রয়োজনীয় আচরণ শিখতে।
ই-লার্নিং-এ ডিপ লার্নিং অ্যাপ্লিকেশন
অনলাইন শিক্ষায় গভীর শিক্ষার অ্যাপ্লিকেশন

ব্যক্তিগতকৃত শেখার পথ: এটি ই-লার্নিং-এর জন্য একটি শিক্ষার্থী-কেন্দ্রিক পদ্ধতি
যা শিক্ষার্থী-নির্দিষ্ট লক্ষ্য এবং উদ্দেশ্যের উপর জোর দেয়, উপরন্তু
কোর্স ম্যাপিং জন্য পছন্দ. এটি একটি অভিযোজিত শিক্ষা হিসাবেও পরিচিত
পথ শেখার পথ, যা শিক্ষার্থীদের ধীরে ধীরে তাদের পূর্বের উপর ভিত্তি করে গড়ে তুলতে সক্ষম করে
জ্ঞান, প্রায়ই একটি সিরিজ বা অন্যান্য শেখার সংস্থান হিসাবে গঠন করা হয়।
এটি শিক্ষার্থীর কর্মসংস্থানের উপর ভিত্তি করে একটি গতিশীল পদ্ধতিতে তৈরি এবং পরিবর্তিত হয়
কাজ, তাদের আগ্রহের ক্ষেত্রে, শিক্ষার্থীদের অগ্রগতি, শিক্ষার্থীদের পছন্দ, জনসংখ্যা
তথ্য, দক্ষতা, বা জ্ঞানের স্তর, ইত্যাদি, অন্যান্য কারণগুলির মধ্যে। অধিকাংশ ক্ষেত্রে
ক্ষেত্রে, শনাক্ত করতে, সংগ্রহ করতে এবং সংগ্রহ করতে পিছনের প্রান্তে একটি লার্নার মডেল তৈরি করা হয়
প্রতিটি নির্দিষ্ট শিক্ষার্থীর জন্য স্বতন্ত্র উপাদান ব্যক্তিগতকৃত করার জন্য পরিবর্তনশীল আপডেট করুন।

চ্যাটবটস: এটি ভার্চুয়াল সহকারী হিসাবে কাজ করে যা কথোপকথনমূলক উত্তর প্রদান করে,
একটি দ্রুত রেফারেন্স গাইড হিসাবে কাজ করে এবং একটি জ্ঞান ব্যবস্থাপনা টুল ট্যাপ করতে পারে
সংস্থার চারপাশে ছড়িয়ে ছিটিয়ে থাকা তথ্যের একাধিক সূত্রে।
তথ্যের এই উত্সগুলি সংস্থার যে কোনও জায়গা থেকে অ্যাক্সেস করা যেতে পারে। ক
শেখার ধারণা একটি সিরিজ আকারে একটি বুদ্ধিমান টিউটরিং সিস্টেম দ্বারা উপস্থাপিত হয়
কোচিং এবং কর্মক্ষমতা সহায়তার উদ্দেশ্যে সংলাপ।

পারফরম্যান্স সূচক: এই টুলটি একটি নির্দিষ্ট শেখার ধরণ সনাক্ত করার জন্য নিযুক্ত করা হয়, যেমন একটি কোর্সে ফেলে করা ছাত্রদের শতাংশে একটি স্পষ্ট পরিবর্তন, যাতে অনেকে দেরি হওয়ার আগেই শিক্ষকরা শিক্ষার্থীদের নির্দেশনা দিতে পারেন। এছাড়াও এটি, শিক্ষার্থীর ব্যস্ততার উপর ডেটা বিশ্লেষণের জন্য এটি আরও কার্যকর পদ্ধতি দেবে এবং উদ্ভূত নিদর্শন নির্ধারণ. এর ফলস্বরূপ, দ
উপাদান পুনর্বিবেচনার জন্য সুপারিশ যারা ছাত্রদের দেওয়া হবে
আরও সহায়তা হিসাবে একটি শেখার কার্যকলাপ বা একটি কোর্স সম্পূর্ণ করতে সফল না হওয়া।

ভার্চুয়াল টিচিং অ্যাসিস্ট্যান্ট, দ্য জর্জিয়া ইনস্টিটিউট অফ টেকনোলজি একটি বিকাশ করেছে ভার্চুয়াল টিচিং অ্যাসিস্ট্যান্ট যা অনলাইন ক্লাসরুমে উত্তর দিতে ব্যবহার করা যেতে পারে স্বতন্ত্র এবং বোধগম্য সমাধান সহ সমস্যার জন্য। ছাত্রদের আছে
বিভিন্ন অনুষ্ঠানে একই ধরনের প্রশ্ন জিজ্ঞাসা করার ক্ষমতা, যা সাহায্য করবে
তারা বিভিন্ন সেটিংয়ে তাদের জ্ঞানের ভিত্তি প্রসারিত করে।
ই-লার্নিং এর জন্য ডিপ লার্নিং ফ্রেমওয়ার্ক
পাঁচটি বিস্তৃত ধরণের তথ্য রয়েছে:

সিকোয়েন্স

সমিতি

শ্রেণীবিভাগ

ক্লাস্টার

ভবিষ্যদ্বাণী
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 146

গভীর শিক্ষা
141
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
অনুরূপ শিরায়, একটি গভীর শিক্ষার মডেলের প্রধান লক্ষ্য হল কার্যকর প্রদান করা
অ্যাসোসিয়েশন, শ্রেণীবিভাগ, ক্লাস্টার এবং ভবিষ্যদ্বাণী সম্পর্কিত সমস্যার উত্তর।
নীচের গভীর শিক্ষার মডেলগুলির উদাহরণ রয়েছে যা প্রায়শই ব্যবহার করা হয়।
ই-লার্নিং অ্যাপ্লিকেশন:

কনভোলিউশন নিউরাল নেটওয়ার্ক (): এই পদ্ধতিটি ছিল প্রথম
উচ্চ-মাত্রিক চিত্র প্রক্রিয়াকরণের জন্য কল্পনা করা এবং ব্যবহৃত। এটি গঠিত হয়
কনভোলিউশনাল ফিল্টার, যা 2 ডেটাকে 3 তে রূপান্তর করার জন্য দায়ী।

রিকারেন্ট নিউরাল নেটওয়ার্ক (): এই ধরনের নিউরাল নেটওয়ার্ক আর্কিটেকচার
লুকানো অবস্থার বৈশিষ্ট্যগুলি এমনভাবে সংযুক্ত থাকে যা পুনরাবৃত্তির জন্য অনুমতি দেয়
তাদের মধ্যে সংযোগ বিদ্যমান। -এর সিকোয়েন্স শেখার ক্ষমতা আছে
এবং সাময়িক নির্ভরতা প্রতিনিধিত্ব করে। শুধুমাত্র মধ্যে সংযোগ সনাক্ত করা হয় না
পুনরাবৃত্ত সংযোগ ব্যবহার করে ইনপুট এবং আউটপুট, কিন্তু সম্পর্ক সনাক্ত করা হয়েছে
সময়ের সাথে সাথে ফলস্বরূপ, এটি স্বাস্থ্যের চ্যালেঞ্জগুলি সমাধানের জন্য আদর্শভাবে উপযুক্ত, যা
প্রায়শই সময়ের সাথে সাথে ক্লিনিকাল ডেটাতে পরিবর্তনের পূর্বাভাস দেয়।

গভীর বিশ্বাস নেটওয়ার্ক (): এই মডেলটিতে একটি লিঙ্ক রয়েছে যা শুধুমাত্র একটিতে যায়
একেবারে শীর্ষে থাকা দুটি স্তরের মধ্যে দিকে। যখন একটি স্তর তৈরি হয়
অন্যটির উপরে, আগের স্তরের লুকানো স্তরগুলি নতুন হয়ে যায়
দৃশ্যমান স্তর।

ডিপ নিউরাল নেটওয়ার্ক (): এই ধরনের নেটওয়ার্কে দুটির বেশি থাকে
স্তরগুলি, যা এটিকে জটিল এবং অ-সম্পর্কের মডেল করতে সক্ষম করে
রেখেছি

চিত্র: ই-লার্নিং পরিবেশের জন্য ডিপ লার্নিং ফ্রেমওয়ার্ক
://..//338617738____
__
//5192851387314/ডাউনলোড
ফ্রেমওয়ার্ক, যা চিত্র তে দেখা যায়, বিভিন্ন উপায়ে প্রদর্শন করে
ডিপ লার্নিং মডেল ই-লার্নিং বিকাশের প্রক্রিয়ায় সহায়ক হতে পারে
ব্যবহার করে:

বিদ্যমান উপাদানের শ্রেণীবিভাগ এবং একটি ব্যক্তিগতকৃত শিক্ষার পথের উৎপাদন
শিক্ষার্থীর আগ্রহের ক্ষেত্রের অনুসারে বিদ্যমান শেখার সংস্থানগুলি ব্যবহার করা।

ছাত্রদের ঐতিহাসিক তথ্য, যা তাদের কর্মক্ষমতা পূর্বাভাস এবং ব্যবহার করা হয়
প্রতিটি নির্দিষ্ট শিক্ষার্থীর সাথে একটি কোর্স মানচিত্র সম্পর্কযুক্ত করুন।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

শিক্ষার্থীর মুখের অভিব্যক্তি বিশ্লেষণ করে তারা কেমন অনুভব করছে তা নির্ধারণ করতে অনলাইন শেখার পরিবেশে।

পিয়ার-টু-পিয়ারকে সহজতর এবং উত্সাহিত করার জন্য পরামর্শদাতার দক্ষতা এবং দক্ষতা শিক্ষার্থীদের মধ্যে মিথস্ক্রিয়া।

তথ্য বিভিন্ন ফর্ম্যাটে উপস্থাপিত হয়, যেমন একটি ভিডিও, একটি ইনফোগ্রাফিক, একটি পাঠ্য। ফাইল যাতে ভিডিওর ট্রান্সক্রিপ্ট এবং একটি চ্যাট-ভিত্তিক কুইজ রয়েছে যা প্রতিক্রিয়া প্রদান করে প্রতিক্রিয়া উপর.
ই-লার্নিং-এ গভীর শিক্ষার সবচেয়ে বর্তমান ব্যবহারগুলি সারণি 1-এ বর্ণিত হয়েছে প্রতিটি গভীর শিক্ষার মডেলের প্রযুক্তিগত সুবিধা এবং সীমাবদ্ধতার আলোচনার সাথে।
সারণী 1. ই-লার্নিং-এ ডিপ লার্নিং মডেলের সারাংশ
মডেল
সাম্প্রতিক অ্যাপ্লিকেশন
ই-লার্নিং
সুবিধা
সীমাবদ্ধতা
সিএনএন
লুকানো কি নির্ধারণ
শিক্ষাগত দিক
সম্পদ হয়। সনাক্তকরণ
মাধ্যমে শিক্ষার্থীদের অনুভূতি
তাদের মুখের অভিব্যক্তি বিশ্লেষণ।

মধ্যে তথ্য জন্য কর্মক্ষমতা
দুই মাত্রা। মডেল
শেখার দ্রুত হয়।
শ্রেণীকরণের উদ্দেশ্যে,
লেবেল একটি বিড় পরিমাণ
তথ্য প্রয়োজন।
আরএনএন
জন্য একটি -ভিত্তিক পদ্ধতি
ছাত্র প্রতিক্রিয়া পূর্বাভাস.
অনুক্রমিক ঘটনা শিখুন
এবং মডেল টেম্পোরাল

নির্ভরতা অফার
উচ্চ স্তরের নির্ভুলতা
ভয়েস এবং চরিত্রে
পাশাপাশি স্বীকৃতি
সংশ্লিষ্ট কার্যক্রম
এনএলপির সাথে।
বিশাল ডেটাসেটে দরকার।
কমে যাওয়ার কারণে
গ্রেডিয়েন্ট, এটা বিভিন্ন আছে
সমস্যা
ডিবিএন
সঙ্গে বক্তৃতা স্বীকৃতি
বড় শব্দভান্ডার, সেইসাথে
প্রাকৃতিক ভাষা বোঝা।
এর সাথে সামঞ্জস্যপূর্ণ
পাশাপাশি তত্ত্বাবধানে
তত্ত্বাবধানহীন শিক্ষা
মডেল
গণনা-নিবিড়
প্রারম্ভিক পদ্ধতি হিল
কি খরচ আপ চালনা
প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়া।
ডিএনএন
দূরবর্তী শিক্ষার প্রেক্ষাপটে,
চাক্ষুষ প্রতিনিধিত্বমূলক পরিবর্তন।
ব্যাপকভাবে ব্যবহৃত এবং
একটি উচ্চ ডিগ্রী সঙ্গে
নির্ভুলতা
প্রশিক্ষণ পদ্ধতি হিল
সহজ নয় যেহেতু ত্রুটিগুলি
স্তরগুলির মাধ্যমে ফেরত পাঠানো হয়েছে
তাদের নীচে, যেখানে তারা
একটি নিগণ্য হ্রাস করা হয়
পরিমাণ শিক্ষা
প্রক্রিয়াটিও অনেক দূরে
অলস
ই-লার্নিং-এ গভীর শিক্ষার ভবিষ্যৎ প্রবণতা নিয়ে আলোচনা
ডিপ লার্নিং শুধুমাত্র উপর নয় অনেক সুবিধা প্রদানের সম্ভাবনা রয়েছে
ভবিষ্যতের অনলাইন ছাত্ররা কিন্তু সেইসব ব্যবসাতেও যেগুলো বিনিয়োগ করে
অত্যাধুনিক ই-লার্নিং সিস্টেমে যা ব্যবহারকারী-বান্ধব অ্যালগরিদম এবং
অনলাইন শিক্ষামূলক উপাদানের প্রোগ্রাম্যাটিক বিতরণ। নিম্নলিখিত একটি তালিকা
আলোচনার জন্য সবচেয়ে উল্লেখযোগ্য কিছু সুবিধা: যখন এটি প্রদানের কথা আসে
ব্যক্তিগতকৃত শৈলীতে কাস্টমাইজড ই-লার্নিং সামগ্রী, গভীর শিক্ষা আরও দিতে সক্ষম
এর উপর ভিত্তি করে ফলাফলের পূর্বাভাস দেওয়ার ক্ষমতার ফলে ব্যক্তিগতকৃত ই-লার্নিং সামগ্রী

পূর্ববর্তী কর্মক্ষমতা এবং পৃথক শখোর লক্ষ্য।
উদাহরণস্বরূপ, এটি সেই অনলাইন শিক্ষার্থীদের জন্য একাধিক ই-লার্নিং কোর্স বাইপাস করতে পারে
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 148

গভীর শিক্ষা
143
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
যারা আরও উন্নত, বা তাদের জন্য এটি আরও সম্পূর্ণ এবং রৈখিক পদ্ধতির প্রয়োজন হতে পারে
অনলাইন শিক্ষার্থী যাদের এখনও মৌলিক তথ্য প্রয়োজন। যখন একটি অনলাইন ইতিহাস
শিক্ষার্থী ইঙ্গিত করে যে তাদের কংক্রিট ই-লার্নিং কার্যক্রমের জন্য একটি পিছন্দ রয়েছে,
সুপারিশ অন্তর্ভুক্ত করার জন্য সিস্টেমে স্বয়ংক্রিয়ভাবে তাদের ই-লার্নিং কোর্স ম্যাপ পরিবর্তন করে
যা সংশ্লিষ্ট দক্ষতা এবং ক্ষমতা উন্নত করে। জন্য একটি কাঠামো প্রস্তাব করা হয়েছে
সুপারিশ ব্যবহারের মাধ্যমে অনলাইন সামগ্রীর স্বায়ত্তশাসিত কাস্টমাইজ করা
প্রক্রিয়া এই কাঠামোটি বিভিন্ন বিষয়ে কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক কৌশল ব্যবহার করে
ডেটাসেট
গভীর শক্তিবৃদ্ধি নেটওয়ার্ক ব্যবহার করে শেখার আরো দক্ষ ব্যবহারের জন্য অনুমতি দিয়ে
উপলব্ধ ওয়েব সম্পদ। সুনির্দিষ্টভাবে অ্যাক্সেস সহ দূরত্ব শিক্ষার্থীদের প্রদান করার জন্য
জ্ঞানের ফাঁক পূরণ করতে এবং তাদের উদ্দেশ্য পূরণ করতে তাদের যে ধরনের অনলাইন উপকরণ
প্রয়োজন
শিক্ষাগত ফলাফল। উপরন্তু, এটি ডিভেলেপারদের কম সময় ব্যয় করতে সক্ষম করবে
গ্রাফ এবং এলএমএস ডেটা বিশ্লেষণ করা এবং কার্যকর ই-লার্নিং উপাদান তৈরিতে আরও বেশি সময়।
নতুন ব্যবস্থায় এটি সম্ভব হবে। অনলাইন উপকরণ বিতরণ এবং
অনলাইন শিক্ষার্থীদের জন্য কোর্সওয়ার্কের সময়সূচী উভয়ই ব্যবহারের সাথে স্বয়ংক্রিয় হতে পারে
গভীর শিক্ষা এবং উভয়ই ই-লার্নিং মূল্যায়নের ফলাফলের উপর নির্ভরশীল হতে পারে
বা শিক্ষার্থীদের দ্বারা নেওয়া সিমুলেশন। এটা সম্ভব যে অদূর ভবিষ্যতে, এটা হতে পারে
প্রত্যেকের জন্য স্বয়ংক্রিয়ভাবে এক-এক ধরনের ই-লার্নিং কোর্স ম্যাপ তৈরি করা সম্ভব
প্রতিটি অনলাইন শিক্ষার্থী যারা একটি ই-লার্নিং কোর্সে নথিভুক্ত হয়।
এটা প্রত্যাশিত যে গভীর শিক্ষা বিনিয়োগের উপর রিটার্ন () বৃদ্ধি করবে
অনলাইন প্রশিক্ষণে ব্যয় করা সময়ের পরিমাণ হ্রাস করে এবং বৃদ্ধি করে
ব্যক্তিগতকরণের স্তর, যার ফলে লাভের পরিমাণ আরও বেশি হবে। গভীর শিক্ষার মডেল
অনলাইন প্রশিক্ষণে পূর্বে অজানা গর্তগুলি বের করে যা সৃষ্ট শূন্যতা পূরণ করতে
ঘাটতি এটি করার সময়, এই মডেলগুলি অনলাইন প্রশিক্ষণ প্রোগ্রামের অংশগুলিকে উপেক্ষা করে।
যেগুলি আর প্রযোজ্য নয় এবং অনলাইন ছাত্রদের সাথে অনুরণিত হয় না। গভীর শিক্ষা
অনলাইন ছাত্রদের একটি আদর্শের পরিবর্তে একটি ব্যক্তিগতকৃত অভিজ্ঞতা প্রদান করে
ই-লার্নিং কোর্স যা গুরুত্বহীন বিষয়ের উপর মনোনিবেশ করে।
তাই, শিক্ষার্থীরা ই-লার্নিং কোর্সে সক্রিয়ভাবে অংশগ্রহণ করতে অনুপ্রাণিত হয়
যাতে তাদের সম্ভাবনা সর্বাধিক করা যায়। খুব বেশি দূরের ভবিষ্যতে, একজন শিক্ষার্থীর ব্যক্তিগত
অনলাইন শিক্ষক তাদের জন্য প্রয়োজনীয় হোমওয়ার্ক উপলব্ধ করতে পারেন। গভীর
লার্নিং সিস্টেমে বিশাল তথ্যের একটি সম্পূর্ণ বিশ্লেষণ প্রদান করে এবং এটি ব্যবহার করে
ফলাফল সম্পর্কে ভবিষ্যদ্বাণী করতে। উদাহরণস্বরূপ, একটি অনলাইন পরীক্ষার ফলাফল নিন বা
একটি সিমীক্ষার উপসংহার। এটিতে পিয়ার-টু-পিয়ারের কার্যকারিতা উন্নত করার সম্ভাবনা রয়েছে
মিথস্ক্রিয়া উদাহরণস্বরূপ, আপনি উপকৃত হতে পারে এমন অনলাইন শিক্ষার্থীদের সাথে পরামর্শদাতাদের
জুড়তে পারেন
পরামর্শদাতার যে বিশেষ প্রতিভা বা অভিজ্ঞতা রয়েছে তা থেকে। গভীর শিক্ষা হল
গতিশীলতার উচ্চ হার সহ ব্যবসায় প্রশিক্ষণের জন্য একটি ব্যতিক্রমী উপকারী বিকল্প
যেগুলি অভিযোজিত শেখার সেটিংস ব্যবহার করে। এই চমৎকার মানের ছাড়াও

এটা সহজতর যে শেখো.
গভীর শিক্ষা কার্যকরভাবে পূর্বাভাস দিতে পারে কিভাবে কোর্সের বিষয়বস্তু উন্নত করা দরকার
এবং পরিবর্তিত, যা ব্যবসার জন্য একটি সুবিধা যা ক্রমাগত প্রয়োজন
তাদের কোর্স উপাদান আপডেট করুন। এটি এমন কিছু যা গভীর শিক্ষা প্রদান করে। জন্য প্রযুক্তি
অভিযোজিত শিক্ষা সেই সেটিংসের জন্ম দেবে যা সম্পূর্ণরূপে ব্যক্তিগতকৃত, কেন সহ
তাঁবু
যা শুধুমাত্র পরিবর্তিত হয় না বরং শিক্ষার্থীর অনন্য প্রয়োজনীয়তার উপর ভিত্তি করে তৈরি হয়।
তাদের অধ্যয়ন কিছু প্রশিক্ষণের উপর নির্ভরশীল কৌশলগুলির কার্যকারিতা প্রদর্শন করছে, যা
প্রায়ই ঐতিহ্যগত পদ্ধতির প্রাথমিক সীমাবদ্ধতা বলে মনে করা হয়। তারা ব্যবহার করে এই কাজ করছে
কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্কগুলি অভিযোজনযোগ্য পাঠ তৈরির উপায় হিসাবে।
গভীর শিক্ষার জন্য পরিবেশগুলি সমস্ত ব্যক্তিগতকৃত জুড়ে ডেটা বিশ্লেষণও করতে পারে
একটি বুদ্ধিমান পদ্ধতিতে প্রশিক্ষণের উদাহরণ, যা তাদের অদক্ষতা প্রকাশ করতে সক্ষম করে
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 149

144
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
এবং এমনভাবে পরিবর্তনগুলি অফার করুন যা অন্যথায় সম্ভব হবে না। গভীর ব্যবহার
বিভিন্ন ভাষায় টেক্সট অনুবাদ করার কাজ শেখার অনেক আছে
সুবিধা সিদ্ধান্ত গ্রহণে সক্রিয়ভাবে অংশগ্রহণ করার দায়িত্ব আমাদের রয়েছে
প্রক্রিয়া, অনুশীলন রক্ষা এবং উন্নয়নের জন্য ইনপুট একটি বৈচিত্র্য খোঁজা
ই-লার্নিং পরিবেশের জন্য নির্দেশিকা। এই সম্ভাবনা সর্বাধিক হবে
ব্যক্তিগতকৃত এবং অভিযোজিত শিক্ষা, যা শেখার এবং কর্মক্ষমতা উন্নত করবে
শিক্ষার্থীদের জন্য ফলাফল।
ই-লার্নিং হল ব্যবসায়িক জগতে বিভিন্ন রূপ ব্যবহারের প্রবণতাকে দেওয়া নাম
শিক্ষাগত প্রক্রিয়া সহজতর করার জন্য প্রযুক্তি। পরিবর্তে শুধু শোনা এবং চেষ্টা
তথ্য মনে রাখবেন, আজকের শ্রেণীকক্ষে একটি সক্রিয় শিক্ষা গ্রহণ করা অপরিহার্য
পন্থা অবলম্বন করুন, শিক্ষার্থীদেরকে উপলব্ধ বিভিন্ন শিক্ষার উপকরণের সাথে জড়িত করুন, তাদের কাছে রাখুন
গভীরভাবে ক্লাসে অংশগ্রহণ করুন এবং তাদের প্রশিক্ষক এবং তাদের উভয়ের সাথে একসাথে কাজ করুন
সমবয়সীদের শিক্ষার্থীদের অনুকরণ, বিশ্লেষণ করে একটি প্রক্রিয়া দেখানোর জন্য অনুপ্রাণিত করতে হবে
যুক্তি, বা বাস্তব জগতে ঘটে এমন পরিস্থিতিতে একটি তত্ত্ব প্রয়োগ করা।
ফলস্বরূপ, ই-লার্নিং প্ল্যাটফর্মের ভিতরে সংস্থানগুলির যত্নশীল সংস্থা
একটি একেবারে প্রয়োজনীয় উপাদান। তবে স্মার্ট গভীর শিক্ষার পরিবেশ হওয়া উচিত,
ব্যবহার করা, পরিচালনা করা এবং তাদের সাথে মিথস্ক্রিয়া করতে শিক্ষার্থীদের সহায়তা করার জন্য
ব্যক্তিগত পরিষেবাগুলি অন্তর্ভুক্ত করুন
শেখার সিস্টেমে। এটি বিদ্যমান ই-লার্নিং অ্যাপ্লিকেশনগুলিকে উন্নত করার অনুমতি দেবে।
ব্যক্তিগতকৃত লার্নিং ইন্টারফেসে এবং অভিযোজিত শেখার দুটি উদাহরণ মাত্র
বুদ্ধিমান এবং ভার্চুয়াল শিক্ষার ধরন যা গবেষণার বিষয় হয়ে উঠেছে
বিভিন্ন গবেষণা একটি সংখ্যা. এই উদ্যোগগুলি বিশেষভাগ ক্ষেত্রেই ফোকাস করেছে
নতুন প্রযুক্তির সৃষ্টি, কিন্তু তারা বিকাশের জন্য সামান্য উদ্বেগ দেখিয়েছে
শিক্ষার উন্নতিতে সহায়ক নির্দেশমূলক কৌশল বা শিক্ষাগত পদ্ধতি
কর্মক্ষমতা
শিক্ষার্থীরা জ্ঞান অর্জন করার সাথে সাথে শেখার ব্যক্তিগতকরণ দ্রুতগতিতে উন্নত হবে
এবং তথ্য প্রক্রিয়া করুন এবং শেখার স্থাপন করুন যা শিক্ষার্থীদের জন্য সবচেয়ে উপযুক্ত। গভীর
শেখার নতুন বিষয়বস্তু তৈরি করতে ব্যবহারকারী-কেন্দ্রিক নকশা নীতি প্রয়োগ করতে পারে, জানতে
শিক্ষার্থীদের টার্গেট করা এবং তাদের চাহিদার উপর ভিত্তি করে সে অনুযায়ী ডিজাইন করা।
4.1.1 সারসংক্ষেপ এবং ডিপ লার্নিং এর বৈশিষ্ট্য কি শেখা এবং
শিক্ষার মৌলিক শর্ত
শিক্ষা, এর ঐতিহ্যগত সংজ্ঞায়, নতুন তথ্য শোষণের কাজকে বোঝায়
একটি প্রক্রিয়ার মাধ্যমে যা প্রশিক্ষক এবং শেখানো মধ্যে যোগাযোগের মাধ্যমে সহজতর হয়।
ধারণাগতভাবে, শেখার আত্তীকরণ প্রক্রিয়া। অনেক রকমের শিক্ষা
ভূমিকার উপর একটি উল্লেখযোগ্য জোর দিন যা শেখার কাজটির চারপাশের পরিস্থিতি
খেলো নিম্নলিখিত মৌলিক কারণগুলির একটি সংক্ষিপ্ত সারসংক্ষেপ যা ফাঁসের দিকে পরিচালিত করে:
আমি

ধারাবাহিকতা: এটি শিখার জন্য মৌলিক প্রয়োজনীয়তাগুলির মধ্যে একটি, যা বোঝায়
উদ্দীপকের প্রায় যুগপত ঘটনা এবং তাদের প্রতিক্রিয়া। যখন আমরা
শিক্ষিত, আমাদের প্রাথমিক লক্ষ্যগুলির মধ্যে একটি হল শিক্ষার্থীদের মধ্যে সংযোগ স্থাপন করা
আমরা তাদের দেখাই এবং তারা যা দেখে তার প্রতিক্রিয়া হিসাবে তারা যা করে।
)
অনুশীলন: অনুশীলনের মধ্যে একটি প্রতিক্রিয়া পুনরাবৃত্তি করা হয় যখন এটি দ্বারা অনুরোধ করা হচ্ছে
পরিবেশে কিছু। বেশিরভাগ ক্ষেত্রে, আমাদের অবশ্যই এস-আর (উদ্দীপক-
প্রতিক্রিয়া) অনুশীলন, সংযোগগুলি মনে রাখার জন্য প্রায়ই পুনরাবৃত্তি হিসাবে পরিচিত
তুলনামূলকভাবে দীর্ঘ সময়ের জন্য। আরো অনুশীলন প্রয়োজন যদি সিখোনে

নতুন উদ্দীপনা বা একটি নতুন প্রতিক্রিয়া। অনুশীলন সব ধরনের মধ্যে সর্বাপেক্ষা গুরুত্বপূর্ণ
ক্লাসিক্যাল কন্ডিশনিং, অপারেন্ট সহ - প্রসঙ্গের মধ্যে সঞ্চালিত শিক্ষা
কন্ডিশনিং, এবং নতুন ক্ষমতা অর্জন। যদি, অন্যদিকে, অন্য
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
145
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
শেখার জন্য পূর্বশর্ত, যেমন সঠিক শিক্তবৃদ্ধি, পূরণ করা হয়, তাহলে এটি ছোট
ধারণা বা নীতি শেখার সময় এবং সমাধান করার চেষ্টা করার সময় ফলাফল
সমস্যা
)
শিক্তবৃদ্ধি: শিক্তবৃদ্ধির উপস্থিতি একটি প্রয়োজনীয় এবং পর্যাপ্ত শর্ত
সঞ্চালিত শেখার প্রক্রিয়ার জন্য। যেহেতু 'শিক্তবৃদ্ধি' উভয়ই একটি কঠিন বিষয়
উপলব্ধি করতে এবং একটি অত্যন্ত তাৎপর্যপূর্ণ, আমরা এখানে এটির একটি গভীর ব্যাখ্যা প্রদান করব।
আমরা বিভিন্ন উপায়ে শিক্তবৃদ্ধি ব্যবহার করতে পারি, যার প্রতিটিরই সম্ভাবনা রয়েছে
একটি অনন্য প্রভাব উত্পন্ন করতে, এই ক্ষেত্রে ছাত্রদের অংশগ্রহণের ফলাফল
শেখার নির্দিষ্ট ফর্ম। শিক্তবৃদ্ধির প্রক্রিয়া চলাকালীন, একজন শিক্ষার্থীকে দেখানো হয়
উদ্দীপকের আগে এবং পরে একটি নির্দিষ্ট উদ্দীপনা (একটি রিইনফোর্সার হিসাবেও পরিচিত)
শিক্ষার্থীর কাছ থেকে কাঙ্খিত প্রতিক্রিয়া প্রকাশ করে।' একটি নির্দিষ্ট সেটিংয়ে, জীবের একটি আছে
প্রবণতা যে প্রতিক্রিয়াগুলিকে শিক্তবৃদ্ধি দিয়ে পুরস্কৃত করা হয় এবং করতে
শিক্তবৃদ্ধি সঙ্গে পুরস্কৃত করা হয় না যে প্রতিক্রিয়া সঞ্চালন বন্ধ.

একটি রিইনফোর্সার অন্যান্য উদ্দীপক থেকে আলাদা কারণ এটি আচরণের উপর প্রভাব ফেলে
অন্যান্য উদ্দীপকের থেকে আলাদা। উত্তর সঠিক যে বোঝার
অথবা যে তাদের সংশোধনের প্রয়োজন তাকে প্রতিক্রিয়া হিসাবে উল্লেখ করা হয়। প্রতিক্রিয়া এছাড়াও পরিবেশন করে
শিক্তবৃদ্ধি হিসাবে, যা শেখানো প্রয়োজন প্রতিক্রিয়া শিক্তশালী করতে সাহায্য করে। দ
"প্রতিক্রিয়া" শব্দটি এমন কোনো তথ্যকে বোঝায় যা শিক্ষার্থীদের স্তর মূল্যায়ন করতে সক্ষম করে
তাদের নিজস্ব কর্মক্ষমতা. যে কেউ খোলা বিভিন্ন উপায় আছে
মন্তব্য অফার করতে চান. প্রতিক্রিয়া তিন ধরনের আছে: অবিলম্বে, বিলম্বিত এবং
অধিবেশন শেষে
প্রোগ্রাম করা নির্দেশনা এবং কম্পিউটারের মতো বেশ কয়েকটি প্রযুক্তির অগ্রগতি
সহায়ক শিক্ষাদান, এর তাত্পর্যের সরাসরি ফলাফল হিসাবে সম্ভব হয়েছে
প্রতিক্রিয়া প্রদান। যখন একজন শিক্ষার্থীকে গুণমানের বিষয়ে মতামত প্রদান করা হয়
তার কাজের, ছাত্রের সামগ্রিক শেখার দক্ষতা ঘন ঘন বৃদ্ধি পায়। আগে
নতুন শিক্ষার উপকরণ, প্রশিক্ষক, প্রথাগত শ্রেণীকক্ষের দিকে অগ্রসর হচ্ছেন
সেটিং বা দূরবর্তী শিক্ষা জড়িত একটি পরিস্থিতিতে, পদ্ধতিগত কৌশল তৈরি করতে হবে
শিক্ষার্থীদের মতামত প্রদান। বর্তমানে পাওয়া গবেষণা অনুযায়ী,
একটি সিক্রিয় প্রতিক্রিয়া যা সরাসরি প্রতিক্রিয়া অন্তর্ভুক্ত করে একটি প্যাসিভ প্রতিক্রিয়ার চেয়ে পছন্দনীয়
যে পরোক্ষ ইনপুট অন্তর্ভুক্ত. শিক্তবৃদ্ধি সঠিকভাবে প্রয়োগ করা হলে, এটা সম্ভব যে
অত্যন্ত মৃদু শিক্তবৃদ্ধি দিক্ষতার সাথে একজনের আচরণ পরিচালনার জন্য পর্যাপ্ত হবে। পর্যন্ত
আমাদের কাছে প্রমাণ রয়েছে যে একটি নির্দিষ্ট কর্ম বা ঘটনা আচার-আচরণকে শিক্তশালী করেছে
প্রশ্নবিদ্ধ ব্যক্তি, আমরা দাবী করতে অক্ষম যে প্রশ্নে থাকা কার্যকলাপ বা ঘটনাটি
আসলে একটি শিক্তবৃদ্ধি।
) সাধারণীকরণ এবং বৈষম্য: এটা সম্ভব যে সাধারণীকরণ এবং বৈষম্য

শখোর শর্তরে পরবির্তে ঘটনা হসিাবে ভালভাবে বোঝা যায়। কারণ
শখোর মৌলকি অবস্থার সাথে তাদরে ঘনষ্ঠি সম্পর্ক-সংলগ্নতা, অনুশীলন,
এবং শক্তবিৃদ্ধি—আমরা এগুলোকে শক্ষিার শর্ত হসিবেে উল্লখে করি। এই তনিটি কারণ হল
যে কোনো ধরনরে শক্ষিা গ্রহণরে জন্য প্রয়োজনীয়। একটি উদ্দীপক, একটি সাধারণীকরণ এবং ক
বষৈম্য একটি জটলি শখোর আচরণ সংজ্ঞায়তি করতে ব্যবহার করা যতেে পার।ে
যকেোনো কছিু অধ্যয়ন করার সময় গভীর এবং পৃষ্ঠতল উভয় পদ্ধতইি নওেয়া যতেে পার।ে
অধ্যয়নরে আরও উন্নত স্তরে যাওয়ার আগ,ে বশেরিভাগ লোককে আরও জানতে হব
তথ্য বা মৌলকি তথ্য। বসে লভেলেে শখোর মানে এটাই। গভীর শক্ষিা
আইডয়িা সম্প্রসারণ, প্রবণতা লক্ষ্য করা, জ্ঞান প্রয়োগ এবং
নতুন পরস্থিতিতিে বা সৃজনশীল উপায়ে দক্ষতা এবং গুরুত্ব সহকারে যুক্তি এবং প্রমাণ মূল্যায়ন।
"গভীর শক্ষিা" তখন ঘটে যখন একজন ছাত্র নজিকেে বা নজিকেে সম্পূর্ণরূপে তাদরে ক্ষত্রেে নমিজ্জতি করে
অধ্যয়ন এবং একটি অভ্যন্তরীণ প্রয়োজন দ্বারা চালতি হয় আরো জানতে এবং বুঝত,ে প্রায়ই উপরে যাচ্ছে
এবং প্রমতি পরীক্ষা বা সলিবোস দ্বারা যা প্রয়োজন তার বাইর।ে
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

146
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
যে ছাত্ররা সারফেস লার্নিং করে তারা নিজের বাইরের লক্ষ্যগুলির উপর ফোকাস করে,
যেমন ভালো গ্রেড বা পুরস্কার পাওয়া, অথবা অন্য কাউকে খুশি বা প্রভাবিত করার চেষ্টা করা। এগুলো
ছাত্ররা তাদের কাছ থেকে চাওয়া হয় এমন নূন্যতম কাজ করে এবং আরও মূল্য দেয়
আসলে বোঝার চেয়ে তারা যা শিখেছে তার পুনরাবৃত্তি করতে সক্ষম হওয়া এবং
বিষয় শোষণ. শিক্ষার্থীরা যখন গভীর শিক্ষা গ্রহণ করে, তখন তাদের খুশি হওয়ার সম্ভাবনা বেশি থাকে
এবং সাধারণভাবে সুস্থ এবং স্কুলে আরও ভাল করতে। ছাত্ররা যখন শুধু বিষয়টা স্কিম করে,
তারা আরও চিন্তিত হতে থাকে এবং তাদের সামর্থ্যের চেয়ে খারাপ কাজ করে।
লার্নিং কি এবং শেখার মৌলিক শর্ত।
গভীর দৃষ্টিভঙ্গি

হাতে একটি বিষয় একটি আগ্রহ

নিজের লক্ষ্য অর্জনে প্রতিশ্রুতিবদ্ধ

পূর্ব জ্ঞানের একটি উপযুক্ত স্তর প্রদর্শন করতে সক্ষম

একজনের কার্যকর ব্যবস্থাপনার কারণে স্বার্থ অনুসরণ করার অবস্থানে থাকা
সময়

পূর্ববর্তী শেখার অভিজ্ঞতা যা ইতিবাচক ছিল, যা একজন ব্যক্তির নেতৃত্বে ছিল
শিখতে এবং অর্জন করার জন্য তাদের নিজস্ব ক্ষমতার উপর আস্থা
সারফেস অ্যাপ্রোচ

অল্প আগ্রহ থাকাকালীন সার্টিফিকেশন পাওয়ার জন্য ক্লাস নেওয়া
বিষয়

তাদের জীবনের অন্যান্য উপাদানগুলিতে উচ্চ অগ্রাধিকার দেওয়া (যেমন তাদের অ্যাথলেটিক বা
সামাজিক সাধনা),

পর্যাপ্ত পূর্ব তথ্য না থাকা।

করার জন্য পর্যাপ্ত সময় বা অতিরিক্ত পরিমাণে কাজ নেই

শিক্ষার উপর একটি হতাশাবাদী দৃষ্টিভঙ্গি, এই বিশ্বাসের সাথে যে বাস্তবিক প্রত্যাহার

উচ্চ উদ্বেগ
ডিপ লার্নিং এবং সারফেস লার্নিং এর মধ্যে পার্থক্য:

নাম থেকে বোঝা যায়, গভীর শিক্ষা হল শেখার একটি কৌশল যা সাহায্য করে
সমস্ত বাস্তব-জীবনের দৃশ্যকল্প উপলব্ধি করুন এবং সম্পাদন করুন। এর কারণ হল গভীর শিক্ষা বোঝায়
গভীর স্তরে শেখা। বিপরীতে, "সারফেস লার্নিং" শব্দটি যৌক্তিকভাবে বোঝায়
তাজা তথ্য এবং বিভিন্ন ধারণা অর্জনের পুনরাবৃত্তিমূলক পদ্ধতির যখন
মৌলিক শিক্ষার উপর নির্ভর করে।

ডিপ লার্নিং হল শেখার একটি শিরতসাপেক্ষ পদ্ধতি যেখানে শিক্ষার্থীরা চেষ্টা করে
উপাদানের তাৎপর্য অনুধাবন করুন এবং তারা যা শিখেছেন তা রাখুন
অনুশীলনে অন্যদিকে, সারফেস লার্নিং হল একটি পদ্ধতি যা ফোকাস করে
একজনের বিদ্যমান জ্ঞান এবং ক্ষমতার পুনরুৎপাদন।

যারা গভীর শিক্ষার্থী বলে বিবেচিত হয় তারা বিস্তারিত এবং
তাদের কাজে সম্পূর্ণ নিবেদিত। অন্যদিকে, সারফেস লার্নার্স ফোকাস করে
শুধুমাত্র সবচেয়ে প্রয়োজনীয় তথ্য এবং রুট শেখার উপর আঁকা.

গভীর শিক্ষার একটি সুবিধা হল যে এটিকে শূন্য করা সহজ করে তোলে
কোন কঠিন কার্যকলাপ সম্পূর্ণ করার জন্য মূল ধারণা যা অবশ্যই বুঝতে হবে। চালু
অন্য দিকে, পৃষ্ঠ শিক্ষা শুধুমাত্র প্রয়োজনের উপর ফোকাস করার জন্য সহায়ক
মূল্যায়ন
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
147
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

গভীর শিক্ষার প্রক্রিয়াটি নতুন দৃষ্টিভঙ্গি তৈরি করতে দেয়
উপাদান যা নির্ধারিত হয়েছে, সেইসাথে প্রতিটির সম্পূর্ণ তদন্ত
যুক্তি যা ধারণার সাথে সংযুক্ত হতে পারে, সমস্ত প্রাসঙ্গিক বিবেচনা করে
পূর্ব জ্ঞান এবং অভিজ্ঞতা। অন্যদিকে, সারফেস লার্নিং এর জন্য উপযোগী
শুধুমাত্র পরীক্ষার জন্য প্রয়োজনীয়তা নিয়ে গবেষণা করা, কিন্তু এর মধ্যে পার্থক্য করা যায় না
নিদর্শন

গভীর শিক্ষার প্রাথমিক লক্ষ্য হল শিক্ষার্থীদের তাদের বিদ্যমান জ্ঞানের উপর ভিত্তি করে গড়ে তোলা
নতুন অর্জিত তথ্যের সাথে সংযোগ স্থাপন করে। এর বিপরীতে, দ
সারফেস লার্নিং এর প্রাথমিক উদ্দেশ্য হল ছাত্রদের নির্দিষ্ট তথ্যে নির্দেশ দেওয়া
এমন একটি পদ্ধতিতে যা কেবলমাত্র সেই দিকগুলির প্রতিলিপি করার উপর জোর দেয়
প্রয়োজনীয় জ্ঞান।

যে সকল শিক্ষার্থীরা গভীর শিক্ষায় নিয়োজিত তাদের সকল ক্ষেত্রের জন্য একটি স্বাভাবিক কৌতূহল তৈরি হয়
অধ্যয়ন করুন এবং প্রয়োজনীয় শ্রম হিসাবে তাদের অ্যাসাইনমেন্টগুলি দেখতে শুরু করুন। অন্যদিকে শিক্ষার্থীরা
হাত, পৃষ্ঠ শিক্ষার মাধ্যমে উচ্চ মানের জ্ঞানীয় ক্ষমতা অর্জন করতে সক্ষম,
যা তাদের বর্তমানে অধ্যয়নরত উপাদান উপলব্ধি করতে দেয়।

সক্রিয়ভাবে অধ্যয়ন করা বিষয়বস্তু বোঝার চেষ্টা একটি মূল উপাদান
গভীর শিক্ষা অন্য দিকে, তারা শুধুমাত্র সবচেয়ে উপরভাগের দিকগুলিতে ফোকাস করে
তাদের পূর্বে অর্জিত তথ্য স্মরণ করার ক্ষমতা নিখুঁত করার প্রচেষ্টায় শেখো।
গভীর শিক্ষা
সারফেস লার্নিং
সংজ্ঞা
সমালোচনামূলকভাবে নতুন তথ্য বিশ্লেষণ
এবং ধারণা, এই অন্তর্ভুক্ত
পূর্বে প্রতিষ্ঠিত জ্ঞানীয় মধ্যে
কাঠামো এবং উন্নয়নশীল একাধিক
বিভিন্ন মধ্যে সংযোগ
ধারণা
নতুন তথ্য এবং ধারণা গ্রহণ
সমালোচনামূলক চিন্তা অনুশীলন ছাড়া এবং

তাদের আলাদা করে ফাইল করতে চাইছেন,
তথ্যের সম্পর্কহীন টুকরা।
বৈশিষ্ট্য
কিছু গভীরে খুঁজছি
তাৎপর্য
সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ উপর মনোনিবেশ করা
প্রয়োজনীয় ধারণা বা যুক্তি
একটি পরিস্থিতি সমাধান করতে।
সক্রিয় মিথস্ক্রিয়া জড়িত.
মধ্যে পার্থক্য চিহ্নিত করা
প্রমাণ এবং যুক্তি।
লজিক এবং সংযোগ তৈরি করা
বিভিন্ন মডিউলের মধ্যে।
নতুন তথ্য একত্রিত করা
পুরানো তথ্য দিয়ে।
পাঠের বিষয়ের সাথে সম্পর্কিত
বাইরের দুনিয়া।
পুনরাবৃত্তির মাধ্যমে শেখার উপর নির্ভর করতে হচ্ছে।
দৃশ্যমান সংকেতগুলিতে মনোনিবেশ করা
এবং গাণিতিক সমীকরণ প্রয়োজন
একটি সমস্যা সমাধান করতে।
একটি প্যাসিভ তথ্য গ্রহণ
পদ্ধতি মধ্যে পার্থক্য করতে অক্ষম
সাধারণ ধারণা এবং নির্দিষ্ট উদাহরণ।
এর পৃথক উপাদান পৃথক করা
তাদের মধ্যে মডিউল এবং প্রোগ্রাম
নিজস্ব সত্তা
যে তাজা কন্টেন্ট চিনতে ব্যর্থ
পূর্বে সমাপ্ত কাজের উপর নির্মিত।
কোর্সের বিষয়বস্তু হ্রাস করা
শুধু তথ্য যা শিখতে হবে
পরীক্ষার জন্য
4.1.2 স্নায়ুবিজ্ঞানী, মনস্তাত্ত্বিক, এবং শিক্ষাগত তত্ত্ব
গভীর শিক্ষা সমর্থন
স্নায়ুবিজ্ঞানী
মেশিন লার্নিংয়ের সবচেয়ে সফল পন্থাগুলির মধ্যে একটি, যা "গভীর" নামে পরিচিত
শেখা," কম্পিউটারকে এমন কাজ করতে শেখায় যা মানুষের কাছে দ্বিতীয় প্রকৃতির। গভীর
শেখা এমন একটি পদ্ধতি যার বিভিন্ন ব্যবহার রয়েছে। উদাহরণস্বরূপ, এই প্রযুক্তি আছে
স্বায়ত্তশাসিত অটোমোবাইল তৈরি করতে ব্যবহার করা হয়েছে, যেখানে এটি একটি স্টপের স্বীকৃতির
অনুমতি দিয়ে
চিহ্ন এবং একটি ল্যাম্প পোস্ট থেকে পথচারীর পার্থক্য। গভীর আরেকটি আবেদন
শিক্ষা হচ্ছে চিকিৎসা ক্ষেত্রে। গভীর শিক্ষার নীতিগুলি সংযুক্ত করা হয়েছে
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 153

148
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
এর অপারেশন সম্পর্কে ভবিষ্যদ্বাণী করার জন্য স্নায়ুবিজ্ঞানের তত্ত্বের সাথে
স্নায়ুতন্ত্র এবং সাধারণ নীতিগুলি সিন্ধান করতে। প্রযুক্তির সাম্প্রতিক উন্নয়ন হয়েছে
এটি মস্তিষ্ককে একটি বিশাল স্কেলে ম্যানিপুলেট করা এবং পরিমাণগতভাবে বিশ্লেষণ করা সম্ভব করে
তোলে
জটিল আচরণ। মস্তিষ্কের মডেলগুলির বিকাশ ডেটা ব্যবহার করে
গভীর শিক্ষার কৌশলের মাধ্যমে প্রাপ্ত।
নিউরোসায়েন্সের ক্লাসিক্যাল ফ্রেমওয়ার্ক
শুরুতে, যখন গবেষকরা কেবলমাত্র মান প্রতিষ্ঠা করতে শুরু করেছিলেন
সিস্টেমে স্নায়ুবিজ্ঞানের জন্য কাঠামো, তারা শুধুমাত্র ক্ষুদ্র গোষ্ঠী রেকর্ড করতে সক্ষম হয়েছিল
নিউরন এই কারণে, মস্তিষ্কের কার্যকলাপের অধ্যয়ন, একটি তত্ত্বের বিকাশ
একটি একক নিউরনের ফাংশন এবং কিভাবে নিউরনের সার্কিট স্তরে একটি তত্ত্ব তৈরি করা
তাদের ফাংশন একত্রিত সব সম্ভব করা হয়েছে.
এই পদ্ধতিটি মৌলিক গণনা করার জন্য কার্যকর, যেমন কীভাবে গবেষণা করা
ছন্দবদ্ধ গতি কেন্দ্রীয় প্যাটার্ন জেনারেটের এবং কিভাবে রেটিনা দ্বারা নিয়ন্ত্রিত হয়
গতি গণনা করে। যাইহোক, যখন শত শত নিউরন রেকর্ডিং আপ স্কেলিং এবং
নিউরনের সমস্ত ক্রিয়াকলাপ বিশ্লেষণ করে, ক্লাসিক্যাল গণনা সিস্টেমে চলে
অনেক বাধার মধ্যে
প্রথাগত ব্যবস্থা উভয়ের কার্যাবলীর উপর আলোকপাত করতে সহায়ক ছিল না
নিওকর্টেক্স বা হিপ্পোক্যাম্পাস। শাস্ত্রীয় পদ্ধতির অপ্রতুলতার কারণে,
গবেষকরা একটি বিকল্প পদ্ধতি তৈরি করতে বাধ্য হন যা ব্যবহার করতে পারে
পরীক্ষামূলক গবেষণায় অর্জন করা। এর ফলস্বরূপ, একটি কাঠামো যা
নিউরোসায়েন্স এবং কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার () মধ্যে সংযোগের উপর নির্মিত হয়েছে
ফলে বিকশিত হয়েছে।
গবেষকরা এখন কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক () ব্যবহার করতে সক্ষম
গভীর শিক্ষার বিকাশ এবং দ্রুত অগ্রগতির ফলাফল। অনুযায়ী
গবেষকরা যা আবিষ্কার করেছেন, হল নিউরাল কম্পিউটিশেনের মডেল যা
এর ইন্টিগ্রেশন এবং অ্যাক্টিভেশন বৈশিষ্ট্যগুলি অনুকরণ করে এমন মৌলিক এককগুলির উপর নির্মিত।
প্রকৃত নিউরন। এটা বিশেষ গণনা দ্বারা বাহিত নোট গুরুত্বপূর্ণ
উদ্ভাবিত হয় না বরং শেখা হয়।
ডিপ লার্নিং এবং কম্পিউটিশেনাল নিউরোসায়েন্স
নিউরোলজির ক্ষেত্রে গভীর শিক্ষার সম্ভাব্য অ্যাপ্লিকেশনগুলিকে উদ্বেলিত করেছে
সাম্প্রতিক বছরগুলিতে গবেষকদের আগ্রহ। বেশ কিছু গবেষণা পরিচালিত হয়েছে
চিত্রের প্রক্রিয়াকরণে গভীর শিক্ষার আকর্ষণীয় সম্ভাব্য ব্যবহারগুলি তদন্ত করুন,
ভিডিও, এবং ভয়েস। এতে উল্লেখযোগ্য পরিমাণ বৃদ্ধি পাবে বলে মনে করছেন গবেষকরা
খুব সুদূর ভবিষ্যতে বিশ্বে কর্মরত গণনামূলক নিউরোসায়েন্টিস্টের সংখ্যা।
আজ অবধি, কম্পিউটিশেনাল নিউরোসায়েন্সে গভীর শিক্ষার বেশিরভাগ অ্যাপ্লিকেশন
ভিজ্যুয়াল সিস্টেমে বোঝার উপর দৃষ্টি নিবদ্ধ করা হয়েছে.
এই সেটিংয়ে, অনুক্রমিক কনভোলিউশনাল নিউরাল নেটওয়ার্কগুলির তদন্ত রয়েছে
বানরের ভিজ্যুয়াল কর্টেক্সের অসংখ্য স্তরে সঠিকভাবে অনুমান করা স্নায়ু প্রতিক্রিয়া।

এই স্তরগুলির মধ্যে রয়েছে 1, 2, 4 এবং নিকৃষ্ট টেম্পোরাল কর্টেক্স ()। অনুযায়ী
কিছু গবেষকের অনুসন্ধান, গভীর শিক্ষা, এবং -এর ধারণার পুনঃব্যবহার হাতছাড়া
হাতে
একটি গভীর কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক () এর অসংখ্য স্তর রয়েছে, যার মধ্যে কিছু ফিডি
অন্যরা সময় জুড়ে পুনরাবৃত্তি হয় যখন এগিয়ে. পরিবর্তে ব্যক্তির অনুরূপ হচ্ছে
ল্যামিনা যা একটি প্রকৃত মস্তিষ্ক তৈরি করে, এই স্তরগুলি মস্তিষ্কের বিভিন্ন অংশকে অনুকরণ করে।
সর্বাত্মক পদ্ধতিতে শ্রেণীবদ্ধ কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক () প্রশিক্ষণ
প্রয়োজন হয়
গভীর শিক্ষার জন্য বিরক্ত। সাম্প্রতিক সময়ে, গভীর শিক্ষার উন্নয়ন হয়েছে
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
149
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
বৃহত্তর কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক () ব্যবহার এবং প্রশিক্ষণের সাথে যুক্ত করা হয়েছে
গ্রাফিক্স প্রসেসিং ইউনিট () ব্যবহার করে বড় ডেটাসেট। এই অগ্রগতি আছে
ভাষা প্রক্রিয়াকরণ এবং অনুবাদ সহ বিভিন্ন সমস্যা মোকাবেলায় সহায়তা করেছে,
চিত্র এবং ভয়েস, হ্যাপটিক্স এবং গ্রিপিং, সংবেদনশীল এর শ্রেণীকরণ এবং উত্পাদন
ভবিষ্যদ্বাণী, নেভিগেশন, যুক্তি এবং গেমিং।
বিজ্ঞানীরা লক্ষ্য করেছেন যে এর কারণ হল কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক
এত সফল কারণ তারা মস্তিষ্কের সাধারণ স্থাপত্যের সাথে ঘনিষ্ঠভাবে মেলে। এই
সাফল্য দৃঢ়ভাবে সত্য যে নিউরাল নেটওয়ার্ক. এর প্রক্রিয়া
একটি মাল্টিলিয়ার নেটওয়ার্ককে প্রশিক্ষণ দিয়ে কাজ করা বিজ্ঞানীদের দ্বারা এক সময়ে এক স্তরের
মোকাবিলা করা হয়েছিল
এই সিস্টেমের সাথে।
ডিপ লার্নিং নেটওয়ার্কে প্রায়ই প্রচুর সংখ্যক অতিরিক্ত স্তর থাকে
সমতুল্য প্রকৃত মস্তিষ্কের সিস্টেমের সাথে তুলনা। বর্তমান "খুব গভীর" মডেল সাধারণত
স্তর দশ আছে. অবশিষ্ট নেটওয়ার্কগুলি গভীর শিক্ষার পদ্ধতিতে শর্টকাট হিসাবে ব্যবহৃত হয়
নিম্ন স্তরের ইউনিটগুলিকে উচ্চ স্তরের সাথে সরাসরি সংযুক্ত করতে। এই স্তরগুলি হিল
একটি অনুক্রমিক ফ্যাশনে স্ট্যাক করা।
গভীর শিক্ষা এবং মস্তিষ্ক
গবেষণার একাধিক টুকরা এই সত্যের দিকে নির্দেশ করেছে যে গভীর শিক্ষা হতে পারে
মস্তিষ্কের বিভিন্ন ধারণা বোঝার ক্ষেত্রে সহায়তা। গবেষকরা দেখিয়েছেন
যে মস্তিষ্কের মডেলগুলি নিউরোবায়োলজিকাল বিশ্লেষণ পরিচালনার জন্য দরকারী
তথ্য বিভিন্ন গবেষণা প্রকল্পের একটি সংখ্যার ফলাফল অনুযায়ী, একটি উদ্দেশ্য
ফাংশন, শেখার নিয়ম এবং আর্কিটেকচার হল একটি গভীরের তিনটি প্রাথমিক উপাদান
মস্তিষ্কের জন্য শেখার কাঠামো।
উদ্দেশ্যমূলক ফাংশনগুলি শেখার সিস্টেমের চূড়ান্ত কী তা বর্ণনা করে
উদ্দেশ্য হল। শেখার নিয়মের উপর ভিত্তি করে মডেলের প্যারামিটার পরিবর্তন করা যেতে পারে, যা
ব্যাখ্যা করুন কিভাবে এটি করা হয়। বেশিরভাগ ক্ষেত্রে, এই নীতিগুলি উন্নত করার জন্য ব্যবহার করা হয়
উদ্দেশ্য ফাংশন কর্মক্ষমতা. তারা উভয়ই তত্ত্বাবধানে শিক্ষার সাথে যুক্ত
পাশাপাশি তত্ত্বাবধানহীন শিক্ষা। আর্কিটেকচারগুলি কৃত্রিম এর সাংগঠনিক কাঠামোর বিশদ বিবরণ দেয়
নিউরাল নেটওয়ার্ক () পাশাপাশি প্রতিটি উপাদান যে ভূমিকা পালন করে।
পরিবর্তে পৃথক গণনার নকশা উপর মনোনিবেশ, বিশাল সংখ্যাগরিষ্ঠ
এআই গবেষকরা এই তিনটি মৌলিক উপাদানের উপর মনোনিবেশ করছেন। এই কারণে
যে সমস্যাগুলি উদ্ভূত হয় তা সমাধানের জন্য এটি সবচেয়ে কার্যকর পদ্ধতি বলে মনে হচ্ছে
প্রকৃত বিশ্ব।
তা সত্ত্বেও উল্লেখযোগ্য সংখ্যক স্নায়ুবিজ্ঞানী এর ওপর জোর দিয়েছেন
শেখার নিয়ম এবং স্থাপত্যের তাৎপর্য, লক্ষ্য উদ্দেশ্যটি সনাক্ত করা কম হয়েছে
প্রচলিত অনুশীলন। এটা অনুমান করা হয়েছে যে উপর ভিত্তি করে আদর্শিক ব্যাখ্যা
তিনটি উপাদান আমাদের "বোঝার" ধরণ থেকে এক ধাপ কাছাকাছি পেতে পারে যা অনেক
বিজ্ঞানীরা খুঁজছেন।
... মডেল কি?

স্নায়ুবিজ্ঞানের আরেকটি উল্লেখযোগ্য অংশ রয়েছে যা প্রশিক্ষণ তৈরিতে ব্যবহার করা যেতে পারে কোর্স যা প্রকৃতপক্ষে শিক্ষার্থীদের নিযুক্ত করে, কর্মক্ষমতা উন্নত করে এবং এর সাথে সামঞ্জস্যপূর্ণ
সংস্থার দ্বারা আরোপিত সীমা। এটি আদ্যক্ষর ....
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 155

150
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

://../-----
/#:~:=%20
'%20%20=%20%20%20%20,
%20%20-
%20শিক্ষার্থী%20আগ্রহী।
শিক্ষার্থীদের মনোযোগ দিতে, লাভ করতে এবং তাদের নিজস্ব অন্তর্দৃষ্টি ভাগ করে নিতে, চাষ করতে হবে
বিষয়ের সাথে একটি মানসিক সংযোগ এবং সবকিছু হজম করার জায়গা আছে
... এর সাথে দেখা করার জন্য মানদণ্ড জ্ঞানীয় অভিজ্ঞতা এড়াতে আমাদের সহায়তা করে
ওভারলোড, যা এমন কিছু যা আমাদের সকলেরই এক সময় বা অন্য সময়ে থাকে।
মনস্তাত্ত্বিক তত্ত্ব
মনোবিজ্ঞানের তত্ত্বগুলি এমন তত্ত্ব যা তথ্য দ্বারা ব্যাক আপ করা হয় এবং ব্যাখ্যা করার চেষ্টা করে
আচরণের নিদর্শন যা মানুষের মধ্যে দেখা যায়। এই চিন্তা একটি তত্ত্ব থেকে আসে
যে প্রমাণ বিভিন্ন টুকরা দ্বারা ব্যাক আপ করা হয়. ফলস্বরূপ, দুটি প্রধান অংশ আছে যে
একটি মনোবিজ্ঞান তত্ত্ব তৈরি করুন:
1. এটি একটি নির্দিষ্ট আচরণ ব্যাখ্যা করতে সক্ষম হতে হবে।
2. এটি আসন্ন আচরণ সম্পর্কিত পূর্বাভাস তৈরি করতে সক্ষম হতে হবে।
"তত্ত্ব" শব্দটি সাধারণ ভাষায় একটি আশ্চর্যজনকভাবে বড় সংখ্যায় উপস্থিত হয়
দিনে কয়েকবার। এটি সাধারণত , এবং শব্দের সমার্থক হিসাবে ব্যবহৃত হয়
অনুমান এমনকি আপনি ব্যক্তিদের দাবি করে গুরুত্বপূর্ণ তথ্যগুলিকে দূরে সরিয়ে দিতে শুনতে পারেন
এটি "শুধুমাত্র একটি তত্ত্ব"। যাইহোক, বিজ্ঞানের জগতে, একটি অনুমান একই জিনিস নয়
একটি শিক্ষিত অনুমান হিসাবে। একটি পরীক্ষাযোগ্য ধারণা বা অনুমান আকারে উপস্থাপিত হয়
একটি তত্ত্বের। পরীক্ষামূলক অধ্যয়নের মাধ্যমে, বিজ্ঞানীরা পরীক্ষায় একটি হাইপোথিসিস স্থাপন করতে সক্ষম হন
এবং প্রমাণ সংকলন করে যে ধারণাটিকে সমর্থন করে বা খণ্ডন করে। যত বেশি ডেটা হবে
উপলব্ধ এবং আরও অধ্যয়ন করা হয়, একটি হাইপোথিসিস উন্নত করা যেতে পারে, পরিবর্তিত,
বা এমনকি অপ্রমাণিত যদি এটি করা সবচেয়ে সাম্প্রতিক আবিষ্কারের সাথে অসামঞ্জস্যপূর্ণ দেখানো হয়
বৈজ্ঞানিক সম্প্রদায়ের মধ্যে। একটি বৈজ্ঞানিক তত্ত্ব একটি বিস্তৃত জন্য অ্যাকাউন্ট করতে পারেন যা পরিমাণ
পর্যবেক্ষণের পরিসীমা সামগ্রিকভাবে তত্ত্বের দৃঢ়তার সাথে সরাসরি সমানুপাতিক।
5 মনস্তাত্ত্বিক তত্ত্ব
মনোবিজ্ঞানের সবচেয়ে প্রভাবশালী কিছু ধারণা এর সাবফিল্ড থেকে আসে। পাঁচটি প্রধান
মনস্তাত্ত্বিক তত্ত্ব বিদ্যমান।
1)
আচরণগত তত্ত্ব

আচরণগত মনোবিজ্ঞান, প্রায়শই আচরণবাদ নামে পরিচিত, এটি একটি শেখার তত্ত্ব যা
অনুমান করে যে আচরণ কন্ডিশনার মাধ্যমে শেখানো হয়। এই ধারণা

আচরণগত মনোবিজ্ঞান এবং আচরণবাদ।
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

20 শতকের প্রথমার্ধে আচরণবাদী মনোবিজ্ঞানের প্রাধান্য ছিল। জন বি. ওয়াটসন এবং বিএফ স্কিনার এই ধারণাগুলিকে সমর্থন করেছেন। থেরাপিস্ট এখনও আচরণগত কৌশল ব্যবহার করে রোগীদের নতুন দক্ষতা এবং আচরণ শিখতে সাহায্য করার জন্য।

2)
জ্ঞানীয় তত্ত্ব

অনুপ্রেরণা, সমস্যা সমাধান, সিদ্ধান্ত গ্রহণ, চিন্তাভাবনা এবং মনোযোগের উপর জোর দেওয়া হয় জ্ঞানীয় মনোবিজ্ঞানে। অভ্যন্তরীণ রাজ্য। এই ধারণাগুলি মন কীভাবে শোষণ করে তা বর্ণনা করে তথ্য এবং কীভাবে চিন্তাভাবনা অনুভূতি এবং আচরণকে প্রভাবিত করে।

৩)
মানবতাবাদী তত্ত্ব

মানবতাবাদী মনোবিজ্ঞান 1950 এর দশকে প্রাধান্য লাভ করে। মানবতাবাদী চিন্তাবিদদের অন্তর্ভুক্ত কার্ল রজার্স এবং আব্রাহাম মাসলো। মানবতাবাদী আচরণ তত্ত্ব মানুষের উপর জোর দেয় আগের তত্ত্বের চেয়ে ভালোতা বেশি। অস্বাভাবিক আচরণ এবং মানসিক সমস্যা আধিপত্য পূর্ববর্তী চিন্তা.

4)
সাইকোডাইনামিক তত্ত্ব

সাইকোডাইনামিক্স অচেতন চিন্তাগুলি অধ্যয়ন করে যা আমাদের আবেগ, মনোভাব, এবং ব্যক্তিত্ব। সাইকোডাইনামিক পদ্ধতিগুলি অচেতন হওয়ার কারণগুলি উদ্ঘাটন করার লক্ষ্য রাখে আচার এই মতামতগুলি ফ্রয়েড এবং তার অনুসারীদের সাথে ঘনিষ্ঠভাবে সম্পর্কিত। ফ্রয়েডের বিশ্বাস যে শৈশব ঘটনাগুলি প্রাপ্তবয়স্কদের আচরণ গঠন করে এবং ব্যক্তিত্বের তিনটি অংশ রয়েছে- আইডি, অহং এবং সুপারইগো—সাইকোডাইনামিক। আমাদের বাবা-মা আমাদের পরিপক্কদের প্রভাবিত করে আচরণ

৫)
জৈবিক তত্ত্ব

মনোবিজ্ঞানের জৈবিক তত্ত্ব দাবি করে যে মানুষের আবেগ এবং আচার জৈবিক একটি জৈবিক দৃষ্টিকোণ বিতর্কে লালন-পালনের উপরে প্রকৃতির পক্ষে মানুষের আচরণ চার্লস ডারউইন, বিবর্তন এবং জেনেটিক্স সম্পর্কে তার মতামতের জন্য পরিচিত মনোবিজ্ঞান, জৈবিক তত্ত্ব প্রতিষ্ঠিত। মনস্তাত্ত্বিক সমস্যা হলে জীববিজ্ঞান প্রকাশ করতে পারে শারীরিক ক্ষতি বা জেনেটিক দ্বারা সৃষ্ট।

মনস্তাত্ত্বিক তত্ত্বের বিভিন্ন প্রকার
মনোবিজ্ঞানে, অনেকগুলি ভিন্ন ধারণা রয়েছে, তবে তাদের বেশিরভাগকে একের মধ্যে রাখা যেতে পারে চারটি প্রধান দলের।

1)
উন্নয়নমূলক তত্ত্ব

উন্নয়নের অনেক তত্ত্ব প্রতিটি মানুষ কিভাবে শেখে সে সম্পর্কে চিন্তা করার একটি উপায় প্রস্তাব করে, বৃদ্ধি এবং পরিবর্তন আপনি যদি কখনও ভেবে থাকেন যে কী মানুষকে চিন্তা করে এবং কাজ করে
তারা যেভাবে করে, এই ধারণাগুলি সম্পর্কে শেখা আপনাকে উভয় ব্যক্তি এবং উভয়কেই বুঝতে সাহায্য করতে পারে
সমাজ ভালো। "উন্নয়ন তত্ত্ব" শব্দটি চিন্তা করার একটি উপায় বোঝায় যা ব্যবহার করে
কিভাবে মানুষ বৃদ্ধি পায় এবং তা বর্ণনা করতে এবং ব্যাখ্যা করার জন্য গাইড নীতি এবং ধারণাগুলির একটি সেট
সময়ের সাথে পরিবর্তন। উন্নয়নের কিছু তত্ত্ব, যেমন কোহলবার্গের নৈতিক তত্ত্ব
বিকাশ, সময়ের সাথে একটি নির্দিষ্ট বৈশিষ্ট্য কীভাবে বিকাশ লাভ করে তার উপর ফোকাস করুন। এর অন্যান্য তত্ত্ব
বিকাশ, এরিকসনের মনস্তাত্ত্বিক বিকাশের তত্ত্বের মতো, কীভাবে একটি
মানুষ তার সারা জীবন ধরে বেড়ে ওঠে।
2)
গ্র্যান্ড থিওরি

গ্র্যান্ড তত্ত্ব এই সব জুড়ে ধারনা এবং সুপরিচিত চিন্তাবিদ মত
সিগমুন্ড ফ্রয়েড, এরিক এরিকসন এবং জিন পিয়াগেট বিকাশ ও বিস্তারে সাহায্য করেছেন
তাদের মানুষ কিভাবে বেড়ে ওঠে এবং পরিবর্তিত হয় তার গ্র্যান্ড ধারনাগুলি মনস্তাত্ত্বিকের মতো জিনিস তত্ত্ব, শেখার তত্ত্ব এবং জ্ঞানীয় তত্ত্ব। এই ধারণা একটি বিড় ব্যাখ্যা করার চেষ্টা
লোকেরা কীভাবে কাজ করে তার একটি অংশ, তবে তাদের প্রায়শই পুরানো হিসাবে দেখা হয় এবং যথেষ্ট ভাল নয়
সাম্প্রতিক গবেষণার আলোকে। যদিও ছোট অনুমান এবং সাম্প্রতিক ফলাফল
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

152
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
এছাড়াও একাউন্টে নেওয়া, মনোবিজ্ঞানী এবং বিশেষজ্ঞরা প্রায়ই বড় সঙ্গে তাদের অধ্যয়ন শুরু
তত্ত্ব
৩)
মিনি-তত্ত্ব

যে তত্ত্বগুলি বৃদ্ধির প্রক্রিয়ার একটি সংকীর্ণ এবং খুব নির্দিষ্ট অংশ ব্যাখ্যা করে
"মিনি-তত্ত্ব" বলা হয়। একটি মিনি-তত্ত্ব ব্যাখ্যা করতে পারে যে কীভাবে নির্দিষ্ট ক্রিয়াগুলি ঘটে, যেমন
কীভাবে আত্মসম্মান বৃদ্ধি পায় বা কীভাবে শিশুরা অন্যদের সাথে মিশতে শেখে। এই তত্ত্বগুলো
প্রায়শই বিস্তৃত তত্ত্ব থেকে ধারণা দিয়ে শুরু করে, কিন্তু তারা বর্ণনা এবং ব্যাখ্যা করার চেষ্টা করে না
মানুষের বৃদ্ধি এবং আচরণের প্রতিটি অংশ।
4)
জরুরী তত্ত্ব
যে তত্ত্বগুলিকে "ইমার্জেন্ট" বলা হয় সেগুলি গত কয়েক বছরে তৈরি করা হয়েছিল।
এগুলি প্রায়শই বিভিন্ন মিনি-এর অংশগুলি সাবধানে একত্রিত করে তৈরি করা হয়।
তত্ত্ব এই তত্ত্বগুলি বিভিন্ন একাডেমিক থেকে অধ্যয়ন এবং ধারণার উপর ভিত্তি করে
ক্ষেত্রগুলি, কিন্তু তারা বড় তত্ত্বের মতো বড় বা সর্বাঙ্গীণ নয়। লেভ ভাইগটস্কির
সামাজিক সাংস্কৃতিক তত্ত্ব হল বিকাশের একটি উদীয়মান তত্ত্বের একটি দুর্দান্ত উদাহরণ। সে
তার গবেষণা মাধ্যমে এটি সঙ্গে এসেছেন.
ডিপ লার্নিং অ্যালগরিদমের অনন্য সুবিধা
প্রচলিত মেশিনের পাশাপাশি গভীর শিক্ষার নিজস্ব সুবিধা রয়েছে
অ্যালগরিদম শেখার। গভীর শিক্ষা বিপুল তথ্য ব্যবহার করে সঠিক ভবিষ্যদ্বাণী করতে পারে
সেটে গভীর শিক্ষার কৌশলগুলি তাদের ভবিষ্যদ্বাণীর নির্ভুলতা উন্নত করতে বিশাল ডেটা সেটে ব্যবহার
করে
প্রথাগত মেশিন লার্নিং পদ্ধতির বাইরে। বিপরীতে, মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদম
প্রায়ই বড় নমুনা আকার থেকে উপকৃত হয়. সমাজ ডিজিটাইজ হওয়ার সাথে সাথে মনোবিজ্ঞানীদের
অ্যাক্সেস থাকবে
বিশাল ডেটা সেটে যার মূল্যায়নের জন্য গভীর শিক্ষার প্রয়োজন। আমরা এই পরিকল্পনা করেছি
ওয়েবসাইট, ব্লগ এবং সোশ্যাল মিডিয়া, মোবাইল ফোন থেকে প্রচুর ডেটা সেট ব্যবহার করে
ব্যবহার এবং জেনেটিক ডেটা, ডিপ লার্নিং কম্পিউটার মনস্তাত্ত্বিক ভবিষ্যদ্বাণী করতে সক্ষম হতে পারে
অভূতপূর্ব নির্ভুলতার সাথে প্রতিক্রিয়া। যাইহোক, গভীরের জন্য "বিগ ডেটা" প্রয়োজন হয় না
সঠিকভাবে পূর্বাভাস দিতে মডেল শেখা। অনেক সফ্টওয়্যার প্রোগ্রাম গভীরভাবে মানিয়ে নিতে পারে
ছোট ডেটা সেটে মডেল শেখা। ট্রান্সফার লার্নিং হল একটি মেশিন লার্নিং কৌশল যা
একটি নতুন একটি ভিন্ন ফলাফল ভবিষ্যদ্বাণী করার জন্য একটি টাস্ক সম্পূর্ণ করার জন্য প্রশিক্ষিত
একটি মডেলকে পুনরায় উদ্দেশ্য করে
ডেটা সেট। এটি মডেল পূর্বাভাস উন্নত করে। ট্রান্সফার লার্নিং প্রায়শই আরও বেশি করে
একক-ডেটা-সেট ফিটিং এর চেয়ে সঠিক মডেল। ছোট-ডেটা মনোবিজ্ঞানীরা উপকৃত হতে পারে
শিক্ষা স্থানান্তর।
এই মনোবিজ্ঞানীরা ছোট ডেটা ব্যবহার করে একটি গভীর শিক্ষার মডেলকে "সূক্ষ্ম সুর" করতে পারে
একটি বৃহৎ, সর্বজনীনভাবে উপলব্ধ ডেটা সেটে মডেলটিকে "ফিট" করার আগ্রহের সেট (যেমন একটি বড়-

স্কলে মানসিক স্বাস্থ্য জরিপ ডেটা সেট) যা আগ্রহের ছোট ডেটা সেটের সাথে সম্পর্কিত (যেমন একটি ছোট ক্লিনিকাল নমুনা হিসাবে)। স্মল-ডেটা সাইকোলজিস্টরা ট্রান্সফার লার্নিং থেকে উপকৃত হতে পারে।
সাম্প্রতিক গবেষণা দেখায় যে ছোট ডেটা সেটের সাথে সজ্জিত গভীর শিক্ষার মডেলগুলি ভবিষ্যদ্বাণী করতে পারে
ট্রান্সফার লার্নিং ছাড়াই সঠিকভাবে নতুন ডেটা। কিছু উদাহরণ এই মডেল শেখোনো.
দ্বিতীয়ত, গভীর শিক্ষা সঠিকভাবে ভবিষ্যদ্বাণী করতে দুর্বল সংযোগ ব্যবহার করে। গভীর শিক্ষা অ্যালগরিদম অনেক ভেরিয়েবলের মধ্যে জটিল সম্পর্ক খুঁজে বের করতে পারদর্শী। অনেক মনোবৈজ্ঞানিকদের ঘটনা সম্ভবত একটি বিড় সংখ্যক দুর্বল কার্যকারণ দ্বারা সৃষ্ট কারণগুলি জটিল উপায়ে যোগাযোগ করে। "সবকিছু অন্য সব কিছুর সাথে সম্পর্কযুক্ত।"
ডিপি লার্নিং মডেল, যা লিনিয়ার রিগ্রেশন মডেলের চেয়ে জটিল, হতে পারে
নির্দিষ্ট পরিস্থিতিতে ভাল কাজ করে।
তৃতীয়ত, ডিপি লার্নিং ফিচার ইঞ্জিনিয়ারিং কমাতে পারে। নির্ভুল করতে
এবং সাধারণীকরণযোগ্য ভবিষ্যদ্বাণী, মনোবিজ্ঞানীদের অবশ্যই সাবধানে অর্থপূর্ণ নির্বাচন করতে হবে
তাদের ভবিষ্যদ্বাণীমূলক মডেলের জন্য তাত্ত্বিকভাবে প্রাসঙ্গিক ভেরিয়েবল। গভীর শিক্ষার অ্যালগরিদম হতে পারে
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
153
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
নির্দিষ্ট অ্যাপ্লিকেশন এলাকায় বৈশিষ্ট্য প্রকৌশল ছাড়া স্বাধীন ভেরিয়েবলের পূর্বাভাস
তাদের নিজস্ব প্রতিনিধিত্ব নিষ্কাশন দ্বারা. এই বর্ণনা কখনও কখনও দুর্বোধ্য হয়.
পাঠ্য, চিত্র এবং ভিডিও ডেটার মনস্তাত্ত্বিক বিশ্লেষণ শ্রমসাধ্য। মানব কোডার সাবধানে
ভবিষ্যদ্বাণীর জন্য প্রতিটি পর্যবেক্ষণে প্রয়োজনীয় তথ্য খুঁজে পেতে ডেটার মাধ্যমে সাজান। এমনকি
সবচেয়ে সঠিক ভবিষ্যদ্বাণী লুকানো হতে পারে.
মনস্তাত্ত্বিক পাঠ্য বিশ্লেষণে, বইয়ের কোন অংশগুলি তা সর্বদা পরিষ্কার নয়
লেখক ব্যক্তিত্ব গুণাবলী ভবিষ্যদ্বাণী জন্য সেরা. একটি গভীর শিক্ষার অ্যালগরিদম হতে পারে
স্বয়ংক্রিয়ভাবে কাঁচা টেক্সট ডেটার উপস্থাপনা বের করে এবং তাদের উত্পাদন করতে ব্যবহার করে
সঠিক ব্যক্তিত্বের ভবিষ্যদ্বাণী। গভীর শিক্ষাও পরিমাপের মডেলগুলিকে প্রতিস্থাপন করতে পারে।
পরিমাপ মডেলগুলি বৈশিষ্ট্যগুলির সাথে সুপ্ত মনস্তাত্ত্বিক উপাদানগুলিকে লিঙ্ক করে বা
সূচক এগুলি হল "পরিমাপের মডেল।" মনস্তাত্ত্বিক গবেষণা ব্যাপকভাবে প্রয়োজন
পরিমাপ মডেল বিল্ডিং। এই উপাদানটির জন্য বেশ কয়েকটি যত্নশীল মূল্যায়ন প্রয়োজন
গঠন-সূচক সম্পর্কের সঠিক স্পেসিফিকেশন সহ ফ্যাক্টর।
মনোবিজ্ঞানীরা প্রায়ই প্রদত্ত পরিবর্তনশীলতা ব্যাখ্যা করতে সুপ্ত ভবিষ্যদ্বাণীকারী ভেরিয়েবল ব্যবহার করেন
ফলাফল পরিবর্তনশীল। মনোবিজ্ঞানীরা আইটেমে প্রতিক্রিয়া লোকদের রেটে দেওয়ার জন্য পরিমাপের মডেল ব্যবহার করেন
তত্ত্ব ()। যেহেতু এই মডেলগুলি তৈরি করা হয়েছে, এই স্কোরটি বের করতে ব্যবহার করা যেতে পারে
ব্যক্তি সম্পর্কে উপসংহার, যেমন ডায়াগনস্টিক স্থিতি বা কর্মক্ষমতা ক্ষমতা।
যাইহোক, গভীর শিক্ষা স্বয়ংক্রিয়ভাবে এর সুপ্ত পরিবর্তনশীল উপস্থাপনা বের করতে পারে
ইনপুট পরিমাপ যা ফলাফল পরিবর্তনশীল সম্পর্কে সবচেয়ে ভবিষ্যদ্বাণী করে, এর প্রয়োজনীয়তা দূর করে
পরিমাপ মডেল। মনোবিজ্ঞানীরা যথেষ্ট উপসংহারে বাধা দিতে পারে।
একটি গভীর শিক্ষার অ্যালগরিদম ব্যবহার করার চতুর্থ সুবিধা হল যে এটি প্রায়শই ছাড়িয়ে যায়
সিকোয়েন্স বা ফটো বিশ্লেষণ করার সময় অন্যান্য মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদম। আমরা চাই
স্পষ্ট করুন যে গভীর শিক্ষার অ্যালগরিদমগুলি ক্রস-ভিত্তিক গবেষণা উদ্বেগের জন্য উপকারী
বিভাগীয় ডেটা, যেমন ওয়েব-ভিত্তিক আচরণগত মূল্যায়ন বা ক্রস-বিভাগীয় সমীক্ষা
তথ্য পরিবর্তে, গভীর শিক্ষার কৌশলগুলি সাধারণ মেশিন লার্নিং পদ্ধতিকে ছাড়িয়ে যায়
ক্রম বা ইমেজ ডেটা সেটে। গভীর শিক্ষার অ্যালগরিদম জটিল ভিজ্যুয়াল ব্যাখ্যা করে
নিদর্শন ভাল।
পুনরাবৃত্ত নিউরাল নেটওয়ার্ক () প্রাথমিক ভবিষ্যদ্বাণীমূলক পাঠ্য এবং ভয়েস মডেলিংকে সহায়তা করছে।
কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক (সিএনএন) উন্নত ইমেজ, ভিডিও এবং অডিও প্রসেসিং।
সমসাময়িক গুলি অবশিষ্ট নিউরাল নেটওয়ার্কের উপর ভিত্তি করে, টেম্পোরাল কনভোলিউশনাল
নেটওয়ার্ক এবং ট্রান্সফরমার (ভাসওয়ানি এট আল।, 2017) সিকোয়েন্সের জন্য অত্যাধুনিক এবং
ইমেজ মডেলিং চ্যালেঞ্জ.
পঞ্চম, গভীর শিক্ষা গোষ্ঠীর মধ্যে এবং দলের মধ্যে প্রভাব বিবেচনা করে। অনুক্রমিক তথ্য
কাঠামো, কখনও কখনও নেস্টেড ডেটা স্ট্রাকচার বলা হয়, সাধারণত মনোবিজ্ঞানে ব্যবহৃত হয়
প্রতিটি ক্লাস্টার থেকে একাধিক পর্যবেক্ষণ সংগ্রহ করুন (যেমন, স্কুলের ছাত্ররা, ক্লিনিকে রোগী)।

শ্রেণিবিন্যাস তথ্য বিশ্লেষণ ঐতিহ্যগতভাবে বহুস্তর মডেল নিযুক্ত করেছে। গভীর শিক্ষা
মাল্টিটাস্ক লার্নিং ব্যবহার করে। এই পদ্ধতিটি ভাগ করা পরামিতি এবং গোষ্ঠী সহ মডেলগুলির সাথে ফিট করে-
নির্দিষ্ট বৈশিষ্ট্য। মাল্টিটাস্ক ডিপ লার্নিং মডেল নন-মাল্টিটাস্কের চেয়ে ভালো হতে পারে
মনস্তাত্ত্বিক ফলাফলের পূর্বাভাস দেওয়ার ক্ষেত্রে মেশিন লার্নিং এবং গভীর শিক্ষার পদ্ধতি
অনুক্রমিক ডেটা ব্যবহার করে, যেমন বহুস্তর মডেলিং এর সাথে নিরপেক্ষ অনুমানে ভাল
অনুক্রমিক তথ্য।
4.1.3 গভীর শিক্ষায় যোগাযোগ দক্ষতার গুরুত্ব
যোগাযোগের দক্ষতাগুলি বিনিময় করার সময় ব্যক্তিরা যে ক্ষমতাগুলি ব্যবহার করে তা বোঝায়
তথ্যের বিভিন্ন ফর্ম
আয়ন, এটিকে বোঝানো এবং গ্রহণ করার উভয় ক্ষেত্রেই। ব্যবহারকারীর
পাঠ্য দুটি স্বতন্ত্র প্রকারে শ্রেণীবদ্ধ করা যেতে পারে: মৌখিক এবং লিখিত। এর উদাহরণ হতে পারে
তাজা ধারণা, আবেগ যোগাযোগ বা একটি অগ্রগতি প্রতিবেদন প্রদান জড়িত
চলমান প্রকল্প। কার্যকর যোগাযোগ বিভিন্ন মূল উপাদানের উপর নির্ভর করে, সহ
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 159

154
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
শোনা, কথা বলা, দেখা এবং সহানুভূতিশীল। মধ্যে পার্থক্য একটি উপলব্ধি থাকার
মুখোমুখি মিথস্ক্রিয়া, ফোন কথোপকথন এবং ডিজিটালের জন্য যোগাযোগ শৈলী
ইমেল এবং সামাজিক মিডিয়া মত যোগাযোগ সুবিধাজনক হতে পারে.
যোগাযোগ দক্ষতা বৃদ্ধির জন্য একটি বিশ্লেষণাত্মক নির্দেশিকা
আপনার ক্ষমতা বাড়ানোর জন্য নিম্নলিখিত বিষয়গুলি বিবেচনা করতে হবে
স্পষ্ট এবং কার্যকরভাবে অন্যদের সাথে যোগাযোগ করুন:
1. শোনা

ভাল যোগাযোগ দক্ষতা বিকাশের জন্য কার্যকর শ্রবণের উপস্থিতি প্রয়োজন
দক্ষতা সক্রিয় শ্রবণের দক্ষতা বিকাশ করা অত্যন্ত গুরুত্বপূর্ণ কারণ এতে মনোযোগ সহকারে ফোকাস করা জড়িত
অন্যদের কথায় এবং তাদের প্রশ্নগুলি পুনরুদ্ধার করে কোনো ভুল বোঝাবুঝি পরিষ্কার করা।
এই পদ্ধতিটি বোধগম্যতা বাড়ায় এবং কার্যকর যোগাযোগ বাড়ায়।
2. সংক্ষিপ্ততা

যতটা সম্ভব কম শব্দে আপনি যা বলতে চান তা বলার চেষ্টা করুন। ফিলার ব্যবহার করবেন না এবং
সময় নষ্ট না করে পয়েন্টে পৌঁছান। আপনি যদি অর্থ না করেন, মানুষ হয় থেমে যাবে
আপনার কথা শুনছেন বা বুঝতে পারছেন না আপনি কি বলতে চাইছেন। আপনারও কথা বলা উচিত নয়
অনেক এবং আপনার এমন শব্দ ব্যবহার করা উচিত নয় যা লোকেরা বুঝতে পারে না।
3. শারীরিক ভাষা

অন্য লোকদের সাথে কথা বলার সময়, সঠিক শারীরিক ভাষা ব্যবহার করা গুরুত্বপূর্ণ, তৈরি করুন
সরাসরি চোখের যোগাযোগ, হাতের অঙ্গভঙ্গি ব্যবহার করুন এবং একজনের কণ্ঠস্বরের দিকে
মনোযোগ দিন।
আপনি একটি স্বাচ্ছন্দ্যময় শরীরের অবস্থান এবং সঙ্গে কথা বলতে নিজেকে সহজ মনে করতে পারেন
বন্ধুত্বপূর্ণ ভাবে কথা বলা।

আপনি যখন তাদের সাথে কথা বলেন তখন অন্য ব্যক্তির চোখের দিকে তাকানো গুরুত্বপূর্ণ। এই দেখায়
তারা কি বলছে আপনি মনোযোগ দিচ্ছেন। কিন্তু তাকানো না গুরুত্বপূর্ণ
যে থেকে ব্যক্তি তাদের অস্বস্তি বোধ করতে পারে.
4. আত্মবিশ্বাস

আপনি যা বলেন এবং অন্য লোকদের সাথে আপনি কীভাবে কথা বলেন সে সম্পর্কে সর্বদা আত্মবিশ্বাসী
মনোভাব রাখুন।
চোখের যোগাযোগ রাখা, শরীরের আরামদায়ক অবস্থান রাখা এবং স্পষ্টভাবে কথা বলা
আপনার আত্মবিশ্বাস বাড়াতে এবং আপনাকে নিজের সম্পর্কে আরও নিশ্চিত মনে করার তিনটি সহজ
উপায়।
এমনভাবে কিছু না বলার চেষ্টা করুন যা একটি প্রশ্নের মতো শোনায় এবং সামনে আসার চেষ্টা করবেন না
আক্রমনাত্মক বা সংবেদনশীল হিসাবে।

5. খোলা মনে

যখন আপনি কিউ যা বলেন তার সাথে একমত না হন, সেটা একজন বস, একজন সহকর্মী বা একজন বন্ধু, শুধুমাত্র আপনার পেতে চেষ্টা করার পরিবর্তে তাদের দৃষ্টিভঙ্গি বোঝা গুরুত্বপূর্ণ বিন্দু জুড়ে এই সমস্যাটি কাজের বাইরে বন্ধুর সাথে হোক বা ক
কাজের অংশীদার। সর্বদা অন্য লোকের দৃষ্টিভঙ্গির প্রতি শ্রদ্ধাশীল হন এবং কখনই রাখবেন না যারা আপনার সাথে একমত নন তাদের নিচে।
6.
সম্মান

যোগাযোগের সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ অংশগুলির মধ্যে একটি হল এটি দেখানো যে আপনি যত্নশীল অন্য লোকেদের কি বলতে হবে এবং তাদের শুনতে হবে। কাউকে সম্মান দেখানোর জন্য, এটা তাদের প্রতি মনোযোগী থাকা গুরুত্বপূর্ণ, তারা যা বলে তা শুনুন এবং তাদের নাম ধরে ডাকুন। যখন আমরা একে অপরের সাথে সম্মানের সাথে আচরণ করি, তখন মনে হয় আমরা তাদের যত্ন করি, যা ধারণা সম্পর্কে কথা বলা সহজ এবং আরও উত্পাদনশীল করে তোলে।
7. সঠিক মাধ্যম ব্যবহার করা

কারো সাথে কথা বলার অনেক উপায় আছে এবং সঠিকটি বেছে নেওয়া গুরুত্বপূর্ণ।
(গ) অ্যামেরিকান ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
155
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
যখন কাটছাঁট, বেতন পরিবর্তন এবং অন্যান্য অনুরূপ জিনিসগুলির মতো গুরুত্বপূর্ণ বিষয়গুলির কথা আসে, তখন এটি
একটি ইমেল পাঠানোর পরিবর্তে কারো সাথে মুখোমুখি কথা বলা ভাল।
গভীর শিক্ষায় যোগাযোগের দক্ষতা
যোগাযোগ ক্ষমতা শুধুমাত্র যে কোনো শিল্পে সাফল্যের জন্য প্রয়োজনীয় নয়, কিন্তু
গভীর শিক্ষার প্রেক্ষাপটে এগুলি অত্যন্ত গুরুত্বপূর্ণ। কারণ গভীর শিক্ষা
যেমন একটি জটিল এবং প্রযুক্তিগতভাবে উন্নত বিষয়, এটি শক্তিশালী থাকা অপরিহার্য
অন্যান্য প্রকৌশলী, বিজ্ঞানীদের সাথে সফলভাবে সহযোগিতা করার জন্য যোগাযোগ দক্ষতা,
এবং কর্পোরেট জগতের শীর্ষ কর্মকর্তারা।
নিম্নলিখিত তালিকায় যোগাযোগের সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ কিছু ফর্ম অন্তর্ভুক্ত রয়েছে-
গভীর শিক্ষা:

পরিষ্কার এবং সংক্ষিপ্ত লেখা: স্পষ্ট এবং সংক্ষিপ্তভাবে লেখার ক্ষমতা
কারণ ডিপি লার্নিং পেপার এবং প্রজেন্টেশন কিছুটা টেকনিক্যাল হতে পারে, তাই
একটি পরিষ্কার এবং সংক্ষিপ্ত পদ্ধতিতে লেখার ক্ষমতা থাকা অপরিহার্য। আপনার শ্রোতা
আপনার কাজ বুঝতে এবং তাৎপর্য উপলব্ধি করা সহজতর হবে
আপনি যদি এটি করেন তাহলে আপনার অবদানের।

কার্যকরী বক্তৃতা: গভীর শিক্ষার সম্মেলন এবং কর্মশালায় অংশগ্রহণ একটি
পেশাদার সম্পর্ক গড়ে তোলার এবং কাটানোর বিষয়ে জ্ঞান অর্জনের চমৎকার পদ্ধতি-
প্রান্ত গবেষণা। যাইহোক, একটি কার্যকর পদ্ধতিতে নিযুক্ত করার জন্য, আপনার প্রয়োজন হবে
ইংরেজি ভাষার উপর ভালো কমান্ড থাকতে হবে। এটি বোঝায় যে আপনার উচিত
আপনার কাজের সংক্ষিপ্ত ব্যাখ্যা দিতে এবং এর সাথে প্রশ্নের উত্তর দিতে সক্ষম হন
বিবেচনা

সক্রিয় শ্রবণ: স্পষ্টভাবে কথা বলতে সক্ষম হওয়াও সমান গুরুত্বপূর্ণ
সক্রিয়ভাবে শোনার ক্ষমতা। এটি অন্য লোকেরা যা বলছে তার প্রতি মনোযোগ দেওয়া প্রয়োজন,
তাদের মতামতকে আরও ব্যাখ্যা করার জন্য প্রশ্ন উত্থাপন করা এবং তাদের যুক্তিগুলি পুনরায়
উপস্থাপন করা আপনার
নিজের শব্দ অন্যরা যে কাজটি করে তা বোঝা এবং ইতিবাচক সংযোগ তৈরি করা
সক্রিয় শ্রবণ অনুশীলনের মাধ্যমে উভয়ই সহজতর হতে পারে।

সহানুভূতি: যেহেতু গভীর শিক্ষা একটি শৃঙ্খলা যা দ্রুত বিকাশের মধ্য দিয়ে যাচ্ছে,
প্রায়ই অনির্দেশ্যতা একটি মহান চুক্তি আছে. সামর্থ্য থাকা অপরিহার্য
আপনার চারপাশের অন্যদের সাথে সহানুভূতি জানাতে যারা এটি বোঝার চেষ্টা করছে

সংক্ষিপ্ত বিষয় এলাকা। অন্যদের সাথে আস্থা তৈরি করা এবং একসাথে দক্ষতার সাথে কাজ করা হবে এই সঙ্গে সহজ হতে.
এই নির্দিষ্ট ক্ষমতার পাশাপাশি, যোগাযোগ করতে সক্ষম হওয়াও অত্যন্ত গুরুত্বপূর্ণ
একটি পদ্ধতি যা লোকদের জন্য উপযুক্ত যারা এটি শুনবে। উদাহরণস্বরূপ, ভাষা
একটি প্রযুক্তিগত কাগজ লেখার সময় আপনি নিয়োগ করেন আপনার শব্দভান্ডার থেকে খুব আলাদা
একটি শ্রোতাদের কাছে একটি উপস্থাপনা প্রদান করার সময় নিয়োগ করুন যা প্রযুক্তিগতভাবে ভিত্তিক নয়।
গভীর শিক্ষায় সফল হতে হলে যোগাযোগ দক্ষতা খুবই প্রয়োজন। আপনি হবে
গভীর শিক্ষার ক্ষেত্রকে এগিয়ে নিতে, সফলভাবে অন্যান্য লোকদের সাথে সহযোগিতা করতে সক্ষম হন
এবং আপনি যদি এই প্রতিভাগুলি আয়ত্ত করেন তবে বিশ্বের সাথে আপনার কাজ ভাগ করুন। জন্য
অতিরিক্ত পরামর্শ
গভীর শিক্ষার পরিপ্রেক্ষিতে আপনার যোগাযোগের ক্ষমতা বাড়ানো নিম্নরূপ:

আপনার চাকরি সম্পর্কে কথা বলা এবং লেখার কিছু অভিজ্ঞতা পাওয়া উচিত। আপনি আরো
চেষ্টা করুন, আপনি আপনার চিন্তাভাবনা অন্যদের কাছে পৌঁছে দিতে তত বেশি দক্ষ হয়ে উঠবেন।

অন্যান্য মানুষের মতামত খোঁজো. আপনার সহকর্মী, বন্ধু বা পরিবারকে অনুরোধ করুন
লোকেরা আপনার কাজের মাধ্যমে পরীক্ষা করে এবং এটিতে আপনাকে মন্তব্য প্রদান করে।

গভীর শিক্ষার উপর কাজ করা অন্যান্য গবেষকদের দেওয়া বক্তৃতাগুলি আপনার পড়া উচিত
তাদের আলোচনা পর্যবেক্ষণ করুন। তারা যে পদ্ধতিতে মনোযোগ দিন
তাদের কাজ এবং
তাদের পরে আপনার পদ্ধতির মডেল করার চেষ্টা করুন।
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 161

156
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

অনলাইন গ্রুপ এবং ফোরামে অংশগ্রহণ করুন যেখানে আপনার সাথে কথোপকথন থাকতে পারে
গভীর শিক্ষার উপর অন্যান্য ব্যক্তি. এটি আপনার সজ্জিত করার একটি দুর্দান্ত সুযোগ
এর অভিজ্ঞতা থেকে জ্ঞান অর্জন করার সময় যোগাযোগের ক্ষমতা
অন্যদের
4.1.4 ছাত্র প্রেরণা এবং ইতিবাচক সামাজিক ভূমিকা
গভীর শিক্ষায় সম্পর্ক
শিক্ষার্থীদের অনুপ্রেরণার স্তরের পাশাপাশি স্বাস্থ্যকর সামাজিক মিথস্ক্রিয়াগুলির গুণমান
উভয়ই গভীরভাবে শেখার অপরিহার্য উপাদান।
অনুপ্রেরণা: যেসব শিক্ষার্থী অভ্যন্তরীণভাবে অধ্যয়নের জন্য চালিত হয় তাদের সম্ভাবনা
উল্লেখযোগ্যভাবে বেশি
প্রতিকূলতার মুখে অধ্যবসায় করা এবং তাদের শিক্ষাগত উদ্দেশ্যগুলি উপলব্ধি করা। ছাত্ররা
বিভিন্ন বিষয়ের দ্বারা অনুপ্রাণিত হতে পারে, যেমন বিষয়ের প্রতি সহজাত আগ্রহ
ব্যাপার, একটি লক্ষ্য অর্জনের আকাঙ্ক্ষা, বা তারা যা করতে পারদর্শী বোধ করার প্রয়োজন
করছেন গভীর শিক্ষার কাঠামোর মধ্যে, শিক্ষার্থীদের উৎসাহিত করা সম্ভব
তাদের অনুপ্রেরণা প্রদান করে এমন কাজ অর্পণ করে যা কঠিন কিন্তু অপ্রতিরোধ্য নয়
তাদের কর্মক্ষমতা এবং একটি সহায়ক শিক্ষার চাষ দ্বারা প্রতিক্রিয়া সঙ্গে তাদের
সেটিং
শিক্ষায় অনুপ্রেরণার বিভিন্ন প্রকার কী কী?
এটি বিশেষ করে শিশুদের জন্য তাদের ছোট বছর থেকে অনুপ্রাণিত করা গুরুত্বপূর্ণ
সেই সময় যখন আমাদের কাছে তাদের আত্ম-নিশ্চিত, স্থিতিস্থাপক,
আজীবন শিক্ষার্থী। শিশুদের তাদের চারপাশের জগত এবং এটি সম্পর্কে একটি স্বাভাবিক আগ্রহ আছে
তাদের আশপোশের সম্পর্কে প্রাথমিক শিক্ষার দিকে পরিচালিত করে।
শিশুদের চারপাশের বিশ্বে যে স্বাভাবিক কৌতূহল রয়েছে তা পুঁজি করে
প্রাথমিক শৈব শিক্ষার বিভিন্ন পদ্ধতি দ্বারা, যেমন "কৌতুহল দৃষ্টিভঙ্গি।"
যাইহোক, অল্পবয়সিরা বয়স্ক হওয়ার সাথে সাথে, তাদের অনুসন্ধান এবং শেখার উত্সাহ সাধারণত হয় না
তারা যখন ছোট ছিল তখন যতটা শক্তিশালী ছিল। পরিবর্তে, অনেকে প্রণোদনা খোঁজেন
তাদের লক্ষ্য অর্জনে সহায়তা করার উপায় হিসাবে বাইরের উত্স থেকে। দুই ধরনের
অনুপ্রেরণা, অভ্যন্তরীণ এবং বাহ্যিক, ড্রাইভিং আচরণের জন্য দায়ী।
অন্তর্নিহিত প্রেরণা
আমরা যখন কথা বলি তখন আমরা যা বোঝায় তা ভিতর থেকে আসে তা শেখার ইচ্ছা
অন্তর্নিহিত প্রেরণা সম্পর্কে। যারা ভিতর থেকে অনুপ্রাণিত তাদের বাহ্যিক প্রয়োজন নেই
প্রণোদনা, যেমন পুরস্কার বা শাস্তি, তাদের কার্যক্রম পরিচালনা করতে। খুব অল্পবয়সী শিশু
প্রায়শই অন্তর্নিহিত অনুপ্রেরণার প্রাকৃতিক রূপ এবং তাদের অন্তর্নিহিত কৌতূহল ড্রাইভ প্রদর্শন করে
তারা যা করে তার অনেকটাই।
এই ধরনের অনুপ্রেরণা প্রায়শই শিক্ষার্থীদের আরও বেশি উত্পাদনশীল হতে অনুপ্রাণিত করে
তারা শ্রেণীকক্ষে শেখার সময় কার্যকর। অসংখ্য গবেষণা এই সত্যটি নির্দেশ করে

অল্পবয়সী যারা অধ্যয়ন করতে স্ব-প্রণোদিত হয় তারা যখন এটি আসে তখন একটি সুবিধা রয়েছে একাডেমিক কর্মক্ষমতা। প্রকৃতপক্ষে, গবেষণা ধারাবাহিকভাবে সেই অন্তর্নিহিত প্রদর্শন করে ইচ্ছা একাডেমিক সাফল্যের সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ ভবিষ্যদ্বাণীগুলির মধ্যে একটি।
কৈশোর বয়সে, অনেক শিক্ষার্থী কম অভ্যন্তরীণভাবে অনুপ্রাণিত বোধ করে বলে রিপোর্ট করে তাদের একাডেমিক লক্ষ্য অনুসরণ করুন। পৃথিবীতে শিশুদের স্বাভাবিক কৌতূহলকে বাঁচিয়ে রাখা সম্ভব একটি কঠিন এবং সময়সাপেক্ষ প্রচেষ্টা হতে হবে। অভিভাবকত্ব, জীববিজ্ঞান, বয়স, লিঙ্গ, সুস্থতা, এবং সমবয়সীদের সাথে সংযোগ শিশুরা কতটা অনুভব করে তার উপর প্রভাব ফেলতে পারে তাদের শেখার সাথে জড়িত। শেখার সেটিংস এবং সর্বজনীন বিধান যা ভিতরে দেওয়া হয় স্কুল দুটি জিনিস যা অন্তর্নিহিত প্রেরণাকে অনুপ্রাণিত করতে সহায়তা করে।
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
157
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
বহিরাগত প্রেরণা
বাহ্যিক উপায়ে অন্তর্নিহিত অনুপ্রেরণার চাষ একটি সাধারণ অভ্যাস
শিক্ষা প্রদানকারীদের মধ্যে। মানুষ যখন বহির্মুখী প্রেরণা আছে বলা হয়
কিছু অর্জনের উদ্দেশ্যে তাদের কর্মকান্ডে অংশগ্রহণ করার ইচ্ছা আছে
হাতের কাজের সাথে সরাসরি সম্পর্কিত নয়। বহিরাগত প্রেরণা প্রদর্শন করা যেতে পারে
একটি রিসেরে বিজয়ীদের পদক প্রদানের মাধ্যমে, নিয়মিত পুরস্কার হিসাবে চকলেট
উপস্থিতি, উপযুক্ত আচরণের জন্য পুরস্কার হিসাবে অতিরিক্ত বিরতি সময়, এর জন্য ভাউচার
আনন্দের জন্য পড়া, বা দেওয়া এড়াতে স্কুলের কাজ শেষ করা
আটক
একজনের অন্তর্নিহিত অনুপ্রেরণার স্তর বৃদ্ধির মাধ্যমে সম্পন্ন করা যেতে পারে
বহিরাগত কৌশল ব্যবহার। এটি শিক্ষার্থীদের জন্য বিশেষভাবে সহায়ক হতে পারে
যাদের কিছু নির্দিষ্ট প্রয়োজনীয়তা রয়েছে যা অবশ্যই পূরণ করতে হবে, সেইসাথে শিক্ষার্থীদের জন্য যাদের আছে
তাদের ব্যক্তিগত ইতিহাসের ফলে শিক্ষাগত প্রক্রিয়ার সাথে অসন্তুষ্ট হন,
সম্পর্ক, বা অতীত শিক্ষাগত অভিজ্ঞতা। ছেলেমেয়েদের লেখাপড়ার আগ্রহ থাকতে পারে
বাহ্যিক প্রেরণা ব্যবহার করে উত্সাহিত করা হয়েছে এবং গবেষণায় দেখা গেছে যে এটি নেই
শিক্ষার্থীদের অভ্যন্তরীণ ড্রাইভের উপর নেতিবাচক প্রভাব।
যাইহোক, যদি উদ্দীপনার মাধ্যমে একজন ব্যক্তিকে বাহ্যিকভাবে অনুপ্রাণিত করার এই পদ্ধতি
রুটিন হয়ে যায়, প্রশংসা এবং পুরস্কার দিয়ে কৃতিত্বকে আলাদা করা কঠিন হতে পারে,
যেহেতু ব্যক্তির মনোভাব তখন শুধুমাত্র উদ্দীপনা দ্বারা নিয়ন্ত্রিত হবে। অনুযায়ী
বিভিন্ন গবেষণার ফলাফল, গভীর শিক্ষার জন্য একজন ব্যক্তির ক্ষমতা হতে পারে
সীমাবদ্ধ যদি কোন সত্যিকারের ইচ্ছা না থাকে যা তাদের কার্যকলাপে অংশগ্রহণ করতে বাধ্য করে।
প্রণোদনায় মনোনিবেশ না করে মানের দিকে মনোনিবেশ করা উচিত
ছাত্রদের সাথে আপনার সম্পর্ক। এমনকি তারা পড়াশুনার প্রক্রিয়া প্রেমে না হলেও, যারা
যে শিক্ষার্থীরা শিক্ষার উপর উচ্চ মূল্য রাখে তারা একই ধরণের ইতিবাচক ফল দেবে
ছাত্র হিসাবে ফলাফল যারা নিজেদের বাইরের কারণগুলির দ্বারা অত্যন্ত অনুপ্রাণিত হয়। এটা
শিশুদের তাদের অনুভূতি সম্পর্কে কথা বলতে এবং তাদের ভাগ করে নিতে উত্সাহিত করা শিক্ষকদের জন্য গুরুত্বপূর্ণ
শেখার সুবিধার্থে অভিজ্ঞতা। তাদের উত্তরগুলি শিক্ষাবিদদের সহায়তা করার জন্য ব্যবহার করা যেতে পারে
তাদের অনুশীলনগুলিকে পুনঃসংজ্ঞায়িত করার জন্য, যা শেষ পর্যন্ত একটি উন্নত শিক্ষার পরিণতি ঘটাবে সমস্ত ছাত্রদের জন্য পরিবেশ।
সামাজিক সম্পর্ক
ছাত্রদের মধ্যে সামাজিক বন্ধন দ্বারা ছাত্র প্রেরণাও প্রভাবিত হতে পারে। এটা
অনেক বেশি সম্ভব যে শিক্ষার্থীরা উভয়ের সাথে সংযুক্ত বোধ করলে তারা শিখতে অনুপ্রাণিত হবে
তাদের সহপাঠী এবং তাদের অধ্যাপক। ইতিবাচক সামাজিক বন্ধন থাকার ফলে শিক্ষার্থীরা উপকৃত হয়
কারণ তারা তাদের একাডেমিক ক্ষেত্রে একত্রিত, সমর্থন এবং উত্সাহের অনুভূতি অর্জন করে
প্রচেষ্টা এর কাঠামোর মধ্যে ছাত্রদের সামাজিক মিথস্ক্রিয়া জোরদার করা যেতে পারে
তাদের প্রকল্পে একসঙ্গে কাজ করার সুযোগ দেওয়ার মাধ্যমে গভীরভাবে শেখা, তাদের ভাগ করে নেওয়ার

জন্য
অন্যান্য লোকদের সাথে কাজ করতে এবং তাদের সহপাঠীদের পাশাপাশি তাদের কাছ থেকে প্রতিক্রিয়া পেতে
প্রশিক্ষক
সাধারণভাবে, সুস্থ সামাজিক সংযোগ বজায় রাখা একজনের শারীরিক উভয়ের জন্য অপরিহার্য এবং মানসিক সুস্থতা। দেখা গেছে সামাজিক যোগাযোগের অভাব বেশি
উচ্চ রক্তচাপ, ধূমপান বা স্থূলতা একত্রিত হওয়ার চেয়ে স্বাস্থ্যের জন্য ক্ষতিকর। চালু অন্যদিকে, অন্যদের সাথে ঘনিষ্ঠতার অনুভূতি দীর্ঘায়ু উন্নত করতে দেখানো হয়েছে এবং রোগ প্রতিরোধ ক্ষমতা বাড়ান। সামাজিক মিথস্ক্রিয়া কতটা গুরুত্বপূর্ণ তা বলা যাবে না শিক্ষাগত সেটিংস। এটি মূলত বিশ্বাস করা হয়েছিল
আত্মীয়তা একটি অনুভূতি ঘটনাগত ছিল
শিক্ষা এবং জ্ঞান; যাইহোক, এটি স্নায়ুবিজ্ঞান থেকে ক্রমশ স্পষ্ট হয়ে উঠছে
অধ্যয়ন করে যে সম্পর্কিত অনুভূতি তথ্যের পরিমাণের উপর একটি নাটকীয় প্রভাব ফেলে এবং শিক্ষার্থীরা যে যোগ্যতা অর্জন করতে, ধরে রাখতে এবং ব্যবহার করতে সক্ষম।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 163

158
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
সামাজিক সংযোগ শেখার জন্য অত্যন্ত গুরুত্বপূর্ণ
অল্প সামাজিক সম্পর্ক আছে এমন ছাত্রদের কার্যনির্বাহী কার্যে প্রতিবন্ধকতা রয়েছে,
যা তাদের অধ্যয়নের ক্ষমতার উপর নেতিবাচক প্রভাব ফেলে। মস্তিষ্কের কার্যনির্বাহী ফাংশন
মস্তিষ্কের কমান্ড সেন্টার হিসাবে কাজ করে, নতুন অর্জিত দক্ষতার সাথে সংগঠিত এবং প্রয়োগ করে
জ্ঞান এটি মানসিক চাপ এবং জ্ঞানীয় বোঝার ফলে বিঘ্নিতায় ভোগে
সামাজিক সংযোগের অভাব দ্বারা আনা হয় এবং ফলস্বরূপ, নিম্নলিখিত ক্ষমতাগুলি হয়
উল্লেখযোগ্যভাবে প্রতিবন্ধী:

সংগঠন, পরিকল্পনা, এবং সময় ব্যবস্থাপনা। কারণ তারা ধরা পড়ছে
তাদের বর্তমান পরিস্থিতির চাপ, ছাত্র যারা বিচ্ছিন্নতার অনুভূতি অনুভব করবে
দীর্ঘমেয়াদী পরিকল্পনা করা বা তাদের সময় কার্যকরভাবে পরিচালনা করতে অসুবিধা।

স্বল্পমেয়াদী মেমরি এবং মনোযোগ কেন্দ্রীভূত উভয়ই। কাজের মেমরি এর ক্ষমতা
একজন ব্যক্তি এক সময়ে তাদের মনের মধ্যে নির্দিষ্ট পরিমাণ জ্ঞান সঞ্চয় করতে পারে না
তাদের বিয়ারিং হারানো বা বিভ্রান্ত হচ্ছে। এই ক্ষমতা প্রাথমিক দ্বারা নির্ধারিত হয়
তথ্যের এনকোডিং। কাজের স্মৃতি এবং মনোযোগ মারাত্মকভাবে ক্ষতিগ্রস্ত হয়
ছাত্রদের মধ্যে যারা উপলব্ধি আছে যে তারা তাদের আশপাশের সাথে সংযুক্ত নয়, যে
তাদের শিক্ষকরা তাদের পছন্দ করেন না, বা তাদের শিক্ষকরা তাদের প্রতিভা বিশ্বাস করেন না।
ছাত্ররা তাদের মানসিক ক্ষমতার একটি বৃহত্তর অংশ কারণগুলি চিন্তা করার জন্য উৎসর্গ করে
তারা যে পাঠ গ্রহণ করছে তার বিষয়বস্তুর পরিবর্তে তাদের উদ্বেগ। তারা একটি আছে
শোনার, নির্দেশাবলী অনুসরণ করার এবং কঠিন উপাদানগুলিতে মনোনিবেশ করার ক্ষমতা হ্রাস করা।

দক্ষতা এবং তথ্যের অভিযোজনযোগ্য প্রচার। একটি মিস্তিষ্ক যা অত্যধিক নয়
স্ট্রেসেড স্কিমাতে নতুন জ্ঞানকে সংগঠিত করতে আরও ভাল সক্ষম
নতুন বোঝার জন্য জায়গা তৈরি করতে পূর্বে ধরে রাখা বা বিদ্যমান স্কিমা সামঞ্জস্য করা।
একজন শিক্ষার্থীর সমস্যা-সৃজনশীলভাবে সমাধান করার ক্ষমতাও বাধাগ্রস্ত হয় যখন তাদের সামান্য কিছু থাকে
বা কোন সামাজিক সংযোগ নেই। এটিকে অন্যভাবে বলতে গেলে, এর সাথে অর্থপূর্ণ সম্পর্ক রয়েছে
অন্যান্য মানুষ মানুষের আনন্দের জন্য অপরিহার্য এবং আমরা যখন দুঃখী, তখন আমাদের ক্ষমতা
সমালোচনামূলকভাবে চিন্তা করা গুরুতরভাবে প্রতিবন্ধী। যখন একজন ব্যক্তি একাকী বা প্রত্যাখ্যাত বোধ করেন,
এটি তাদের প্রিফ্রন্টাল কর্টেক্স নমনীয় জন্য উপলব্ধ সময়ের পরিমাণ হ্রাস করে
তাদের জ্ঞান বা প্রতিভার প্রয়োগ।

শিক্ষার্থীদের অধ্যয়নের জন্য অনুপ্রাণিত করা গুরুত্বপূর্ণ, তবে তাদের সহকর্মীদের সাথে দুর্দান্ত সামাজিক সম্পর্ক থাকতে পারে
এছাড়াও তাদের আরও দক্ষতার সাথে শিখতে সাহায্য করুন। এটি সামাজিকভাবে জড়িত থাকার কারণে
কার্যকলাপগুলি বাচ্চাদের সাহায্য করতে পারে:

অন্যদের তাদের জ্ঞান এবং বোঝার থেকে উপকৃত হতে দিন: যখন শিক্ষার্থীরা তাদের সহপাঠীরা একটি বিষয় সম্পর্কে তাদের জ্ঞান এবং উপলব্ধি থেকে উপকৃত হয়, তারা বিষয়বস্তু সম্পর্কে আরও গভীরভাবে চিন্তা করতে চালিত। তারা আরও শিখতে সক্ষম হতে পারে এর ফলে দক্ষতার সাথে।

বিষয়বস্তু সম্পর্কে চিন্তা করার নতুন উপায়ের কাছে উন্মোচিত হন: শিক্ষার্থীরা যখন এর সাথে জড়িত হয় অন্যান্য ছাত্রদের যাদের দৃষ্টিভঙ্গি ভিন্ন, তাদের লাভের সুযোগ দেওয়া হয় বিষয় সম্পর্কে চিন্তা করার নতুন উপায়। তারা আরো একটি অর্জন করতে সক্ষম হতে পারে এর ফলে বিষয়টির গভীর উপলব্ধি।

সমস্যা সমাধানের জন্য আপনার ক্ষমতা উন্নত করুন: যখন শিক্ষার্থীরা সমস্যা সমাধানের জন্য একসাথে কাজ করে,
তারা শিখে কিভাবে সফলভাবে একে অপরের সাথে যোগাযোগ করতে হয়, কিভাবে সহযোগিতা করতে হয় একে অপরকে এবং কীভাবে সমালোচনামূলকভাবে ভাবতে হয়। এই ধরনের ক্ষমতা প্রয়োজন হয় গভীর শিক্ষায় সাফল্যের জন্য।

সামগ্রিকভাবে, কার্যকর গভীর শিক্ষার সবচেয়ে উল্লেখযোগ্য দিকগুলির মধ্যে একটি হল স্তর প্রেরণা
এবং শিক্ষার্থীদের মধ্যে উপস্থিত স্বাস্থ্যকর সামাজিক বন্ধন। শিক্ষাবিদরা পারছেন শিক্ষার্থীদের জন্য প্রয়োজনীয় তথ্য এবং ক্ষমতা বিকাশে সহায়তা করুন
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
159
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
তাদের একটি পরিবেশে পড়াশোনা করার সুযোগ দিয়ে এই সেক্টরে সফল
উভয় উত্সাহজনক এবং সহায়ক.
গভীর শিক্ষার পরিপ্রেক্ষিতে, নিম্নলিখিতগুলি কীভাবে তার কিছু সুনির্দিষ্ট উদাহরণ রয়েছে
অনুপ্রেরণা এবং ইতিবাচক সামাজিক মিথস্ক্রিয়া উন্নত করা যেতে পারে:

ছাত্রদের এমন অ্যাসাইনমেন্ট দিন যা কঠিন কিন্তু অপ্রতিরোধ্য নয়: শিক্ষার্থীরা
তারা যখন কঠিন অ্যাসাইনমেন্টে কাজ করছে তখন তাদের অনুপ্রাণিত হওয়ার সম্ভাবনা বেশি
কিন্তু অনতিক্রম্য নয়। এটা ছাত্রদের কাজ দিতে হবে যা অতিরিক্ত নয়
সহজ বা অত্যধিক জটিল এবং এটি ছাত্রদের আগ্রহের সাথে সাথে তাদের জন্যও তৈরি
ক্ষমতা

শিক্ষার্থীদের তাদের ট্র্যাকিংয়ে সহায়তা করার জন্য তাদের অগ্রগতি সম্পর্কে প্রতিক্রিয়া প্রদান করুন
নিজস্ব অগ্রগতি এবং তাদের উন্নতির জন্য জায়গা আছে যে এলাকায় নির্ধারণ.
প্রদান করার সময় গ্রহণ করা যেতে পারে যে বিভিন্ন পদ্ধতির একটি সংখ্যা আছে
প্রতিক্রিয়া, কণ্ঠ প্রতিক্রিয়া, লিখিত মন্তব্য, এবং সহকর্মী পর্যালোচনা সহ।

একটি নিরাপদ, সহায়ক, এবং সম্মানজনক পরিবেশ স্থাপন করুন যাতে শিক্ষার্থীরা করতে পারে
শিখুন একটি নিরাপদ, সহায়ক এবং সম্মানজনক পরিবেশ যেখানে শিক্ষার্থীরা শিখতে পারে
একটি কার্যকর শেখার পরিবেশের একটি অপরিহার্য উপাদান। ফলস্বরূপ, এটি
এমন একটি সেটিং গড়ে তোলা প্রয়োজন যেখানে ছাত্রদের ভঙ্গি করা থেকে বাধা দেওয়া হয় না
প্রশ্ন করা, সুযোগ নেওয়া বা ভুল করা।

বাচ্চাদের একসাথে কাজ করার সুযোগ তৈরি করুন: বাচ্চারা একে অপরের কাছ থেকে শিখতে পারে এবং
উন্নতি করতে পারে
যখন তারা একসাথে কাজ করার সুযোগ পায় তখন তাদের সমস্যা সমাধান করার ক্ষমতা। এই হতে পারে
শিক্ষার্থীদের সাথে প্রকল্পগুলিতে সহযোগিতা করার সুযোগ দেওয়ার মাধ্যমে সম্পন্ন করা
তাদের সহপাঠীরা, অন্যদের সাথে তাদের কাজ ভাগ করে এবং তাদের কাছ থেকে প্রতিক্রিয়া গ্রহণ করে
সহপাঠী এবং অন্যান্য ছাত্র।
সামগ্রিকভাবে, কার্যকর গভীর শিক্ষার সবচেয়ে উল্লেখযোগ্য দিকগুলির মধ্যে একটি হল স্তর
শিক্ষার্থীদের মধ্যে উপস্থিত অনুপ্রেরণা এবং সুস্থ সামাজিক বন্ধন। শিক্ষাবিদরা সক্ষম
শিক্ষার্থীদের জন্য প্রয়োজনীয় তথ্য এবং ক্ষমতা বিকাশে সহায়তা করা
তাদের একটি পরিবেশে অধ্যয়নের সুযোগ দিয়ে এই সেক্টরে সফল হয়
উত্সাহজনক এবং সহায়ক উভয়ই।
4.1.5 গভীর শিক্ষাকে সমর্থন করার জন্য কার্যকর প্রতিক্রিয়া
বোঝার গভীর স্তর অর্জনের জন্য দরকারী প্রতিক্রিয়া গ্রহণ করা প্রয়োজন। এটা পারে
যে ক্ষেত্রগুলিতে আপনার উন্নতি প্রয়োজন, সেখান থেকে শেখার জন্য নির্ধারণ করতে আপনাকে সহায়তা করুন
আপনার অতীতের ত্রুটি এবং আপনার উদ্দেশ্যে অর্জনের দিকে অগ্রগতি করা। ছাত্ররা
তারা গঠনমূলক সমালোচনা পেলে দ্বিগুণ দ্রুত শিখুন। যাইহোক, সব মন্তব্য না

গঠনমূলক সমালোচনা প্রদান। উপরন্তু, আমরা প্রতিক্রিয়া হিসাবে বিবেচনা যে সবকিছু না
প্রকৃতপক্ষে কার্যকর প্রতিক্রিয়ার মানদণ্ড পূরণ করে। ফিডব্যাক হল সেই তথ্য যা "একটি অনুমতি দিয়ে
বর্তমানে যা স্পষ্ট এবং যা হতে পারে বা হওয়া উচিত তার মধ্যে ব্যবধান কমাতে শিক্ষার্থী
মামলা," শব্দটির একটি সংজ্ঞা অনুসারে। যে, কিভাবে ভাল সম্পর্কিত তথ্য
একজন ছাত্র একটি লক্ষ্যের দিকে অগ্রসর হচ্ছে যা সে নিজের জন্য নির্ধারণ করেছে।
ছাত্ররা গঠনমূলক সমালোচনা পেলে দ্বিগুণ দ্রুত শিখে। এমনকি সিবচয়েে জন্য
নিবেদিত প্রশিক্ষক, ছাত্রদের দরকারী প্রতিক্রিয়া প্রদান একটি চ্যালেঞ্জ হতে পারে, সত্ত্বেও
সত্য যে এটি একটি সিরল ধারণা হতে পারে।
শ্রেণীকক্ষের বাস্তবতা, অন্যদিকে, প্রতিক্রিয়া সবসময় বেঁচে থাকে না
এই আদর্শ পর্যন্ত। ছাত্র এবং শিক্ষক প্রায়ই বেশে বৈচিত্র্যপূর্ণ বোঝাপড়া আছে
প্রতিক্রিয়া গঠন কি. এক গবেষণার ফলাফল অনুযায়ী, প্রশিক্ষকরা বিশ্বাস করেন
তারা একটি উল্লেখযোগ্য পরিমাণ উপকারী ফিডি প্রদান করে
ফিরে তবে প্রশিক্ষিতি ক্লাসরুম
পর্যবেক্ষকরা উল্লেখ করেছেন যে শিক্ষকের কাছ থেকে প্রতিক্রিয়া কম ছিল
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 165

160
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ছাত্রদের ছাত্রদের মতে, তারা যে পরিমাণ প্রতিক্রিয়া পেয়েছে
তাদের প্রফেসররা বেশ সীমিত ছিল, যার পরিমাণ "দিনে কয়েক সেকেন্ড" এর চেয়ে সামান্য বেশি।
শিক্ষা ক্ষেত্রে পেশাজীবীরা নির্দ্বিধায় স্বীকার করেন যে তারা তাদের সাথে লড়াই করছেন
কার্যকর প্রতিক্রিয়ার ধারণা। "প্রতিক্রিয়া" শব্দটি সাধারণত মন্তব্যের জন্য ব্যবহৃত হয়
কর্মক্ষমতা, কার্যকলাপ, বা অ্যাসাইনমেন্টের উপর। অন্যদিকে, দরকারী প্রতিক্রিয়া যে
শেখার বাড়ানোর ক্ষমতা অত্যন্ত বিশেষ বৈশিষ্ট্যের অধিকারী।
কী প্রতিক্রিয়া নয় তা বোঝা এবং এটি এড়িয়ে যাওয়া সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ পদক্ষেপ হয়ে ওঠে
শেখার জন্য প্রতিক্রিয়া প্রদান করা যা আসলে সফল। এটা বোঝার কারণ
যা প্রতিক্রিয়া নয় তা আপনাকে প্রতিক্রিয়া প্রদান করতে দেয় যা সত্যই কার্যকর।
শেখার জন্য কার্যকরী প্রতিক্রিয়ার বিল্ডিং ব্লক
শিক্ষকরা শিক্ষার উন্নতির জন্য একটি ভাল অবস্থানে থাকে যখন তাদের একটি থাকে
ভাল প্রতিক্রিয়া গঠিত উপাদানের কঠিন জ্ঞান. শেখা এবং
কৃতিত্ব উভয়ই প্রতিক্রিয়ার শক্তিশালী টানের দ্বারা উল্লেখযোগ্যভাবে প্রভাবিত হয়। তবে,
প্রাপ্ত প্রতিক্রিয়ার উপযোগিতা শুধুমাত্র প্রকৃতির উপর নির্ভর করে না
মন্তব্য কিন্তু শিক্ষকরা তাদের প্রদান করার পদ্ধতিতেও। অনুযায়ী
অধ্যয়ন, প্রাথমিকভাবে নেতিবাচক প্রতিক্রিয়া প্রাপ্তি উভয় প্রচেষ্টা এবং নিরুৎসাহিত হতে পারে
সিদ্ধি

চিত্রটি শেখার জন্য কার্যকর প্রতিক্রিয়া উপস্থাপন করে
://..///----
-/
এই কারণে, এটা মনে রাখা অপরিহার্য যে সমস্ত প্রতিক্রিয়া তে গঠিত হয় না
একই ভাবে একটি অর্জন করার জন্য নিম্নলিখিত উপায়ে কার্যকর প্রতিক্রিয়া প্রদান করা উচিত
শিক্ষার উচ্চ ডিগ্রী:

লক্ষ্য-উল্লেখিত। একজন শিক্ষার্থীকে প্রথমে একটি পূর্বনির্ধারিত উদ্দেশ্যের দিকে কাজ করতে হবে
যাতে শেখার খাতিরে উচ্চ-প্রভাবিত প্রতিক্রিয়া পাওয়া সম্ভব হয়।
তাদেরও সেই উদ্দেশ্য বোঝা দরকার। তারপরে, প্রতিক্রিয়া লিঙ্ক হতে পারে
উদ্দেশ্য সরাসরি। এটা কি না তার বিস্তারিত অন্তর্দৃষ্টি অর্জন করা সম্ভব
শিক্ষার্থীর উদ্দেশ্যে পৌঁছানোর জন্য সঠিক পথে রয়েছে, বা তাদের প্রয়োজন আছে কিনা
একটি কোর্স সংশোধন করুন।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
161
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

ক্যাপচারযোগ্য এবং পরিদর্শনের জন্য উন্মুক্ত। প্রতিক্রিয়া যে দরকারী যে বিবরণ প্রদান করে একটি লক্ষ্য অর্জনের দিকে কীভাবে আরও ভালভাবে এগিয়ে যেতে হবে সে সম্পর্কে স্পষ্ট এবং বিশদ উভয়ই।
কারণ এটি এত বাস্তব এবং বিস্তারিত, সবাই একই উদ্দেশ্যের দিকে কাজ করছে
এটি থেকে কিছু পেতে পারে।

কর্মযোগ্য। শিক্ষার্থীদের কর্মযোগ্য জ্ঞান এবং সুযোগ প্রদান করা হয়
দরকারী প্রতিক্রিয়া প্রাপ্তির ফলস্বরূপ তাদের কর্মক্ষমতা উন্নত করতে।
বিপরীতে, যে শব্দগুলি অস্পষ্ট বা মান-ভিত্তিক যেমন "ভাল হয়েছে" বা
"ভুল" ছাত্রদের বুঝতে সাহায্য করে না কেন তারা ভাল পারফর্ম করছে বা কি
তারা তাদের কর্মক্ষমতা উন্নত করতে পারে.

ব্যবহারকারী-বান্ধব। শেখার উদ্দেশ্যে যে মতামত প্রদান করা হয় তা হওয়া উচিত
সঠিকভাবে শব্দ করা। এটি এমন একটি ফ্যাশনে যোগাযোগ করতে হবে যা এটিকে সহজ করে তোলে এবং
সহজবোধ্য। এটি কার্যকর হওয়ার জন্য, এটি অবশ্যই বোধগম্য হতে হবে
শ্রোতাদের দ্বারা, সেই শ্রোতা পুরো শ্রেণী বা শুধুমাত্র একজন ব্যক্তি
ছাত্র

সময়োপযোগী। যত তাড়াতাড়ি সম্ভব একবার ছাত্রদের মতামত প্রদান করা গুরুত্বপূর্ণ
তারা তাদের দায়িত্ব শেষ করেছে। এটা তাদের ওপর সবচেয়ে বেশি প্রভাব ফেলবে যদি তারা
তাদের প্রচেষ্টার বিষয়ে মন্তব্য পান যখন সেই প্রচেষ্টাগুলি তাদের মনে এখনও তাজা।

সময়ের সাথে অবিচ্ছিন্ন এবং অপরিবর্তনীয়। যাতে ছাত্ররা তাদের উন্নতি করতে পারে
কর্মক্ষমতা, তাদের মতামত শোনার সুযোগ প্রয়োজন, আবার চেষ্টা করুন এবং তারপর প্রাপ্ত করুন
আরও পরামর্শ। গঠনমূলক প্রতিক্রিয়ার ক্ষেত্রে এটিই বিষয়টির মূল বিষয়।

নিরপেক্ষ। আচরণ মাথায় রেখে মতামত দিতে হবে। এটা উচিত নয়
একজন ব্যক্তির গুণাবলী বা ব্যক্তিত্ব পরিবর্তন সম্পর্কে।

সক্রিয়। মতামত প্রদান বন্ধ করবেন না বা এটি এড়াতে চেষ্টা করবেন না। বিদ্যার্থী
সর্বদা তাদের উন্নতি করতে পারে এমন উপায় সম্পর্কে সচেতন থাকতে হবে; অন্যথায়, তারা হয়ে যাবে

হতাশ কম তাৎপর্যপূর্ণ সমস্যাগুলি সমাধান করার জন্য অবলিম্বে পদক্ষেপ নিন এবং স্পষ্টভাবে প্রকাশ করুন
কিভাবে জিনিসি উন্নত করা যেতে পারে.

বর্ণনামূলক। এমন ভাষা ব্যবহার করুন যা স্পষ্টভাবে ব্যাখ্যা করে যে একজন শিক্ষার্থীর আচরণ কেমন হবে
প্রত্যাশা পূরণ করার জন্য পরিবর্তন. যখন আমরা ছাত্রদের কর্ম নিয়ে আলোচনা করি
এই পদ্ধতিতে, তারা বুঝতে সক্ষম হয় যে এটি তাদের জন্য প্রয়োজনীয়
উন্নতি করতে প্রতিক্রিয়াটি শিক্ষার্থীকে তার বোঝার ক্ষেত্রে সহায়তা করবে
নিজের জ্ঞানীয় প্রক্রিয়া যে পরিমাণে এটি কাজে প্রতিফলিত হয়। এটা অপরিহার্য
মনে রাখতে হবে যে শেষ পণ্যই একমাত্র গুরুত্বপূর্ণ বিষয় নয়। তা হয় না
অনেক মোটোগনিটিভি জ্ঞান সহ একজন ছাত্রকে তাদের প্রতিক্রিয়া জানাতে অফার করুন
ভুল
অন্যদিকে, ছাত্রদের সাহায্য করার পদ্ধতিটি বুঝতে হবে কিনা
কাজে উপস্থাপিত সফল বা কিছু বর্ধিত ব্যবহার করতে পারে ছাত্র সক্রিয়
"কী" এর পিছনে থাকা "কিভাবে" বোঝার জন্য। বর্ণনামূলক একটি ভাল উদাহরণ
ফিডব্যাক এর লাইন বরাবর কিছু হতে পারে, "আমি দেখতে পাচ্ছি যে আপনি এর জন্য পদক্ষেপগুলি রূপরেখা করছেন।
এই পরীক্ষা।"
আমি প্রশংসা করি আপনি কিভাবে একটি যৌক্তিক ক্রমে পর্যায়গুলি সাজিয়েছেন এবং নাম দিয়েছেন।
সম্ভাব্য উত্তর। শেষ ধাপ হল ভলিউম সংক্রান্ত আরও তথ্য প্রদান করা
সমাধান এবং পরীক্ষাগার সরঞ্জাম যা ব্যবহার করা হবে (যেমন শিশি, বুনসেন
বার্নার এবং তাই)। এই অনুযায়ী বিস্তারিত প্রয়োজনীয় পরিমাণ অফার করবে
সাফল্যের মানদণ্ড।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 167

162
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

চিত্রটি কার্যকর প্রতিক্রিয়া প্রদানের উপায়গুলি ব্যাখ্যা করে।
://..///----
-/
দরকারী প্রতিক্রিয়ার এই বৈশিষ্ট্যগুলির প্রত্যেকটিই একজনের অর্জনের জন্য অপরিহার্য
লক্ষ্য অন্যদিকে, টাইমিং এমন একটি উপাদান যা অন্য সবকিছুকে একত্রিত করে।
এমনকি যদি প্রতিক্রিয়া একটি লক্ষ্যের সাথে প্রাসঙ্গিক হয়, যদি এটি কিংক্রিট না হয়, যদি এটি কার্যকর না হয় এবং
এমনকি যদি এটি এমনভাবে উপস্থাপন করা হয় যা রিসিভারের কাছে অর্থপূর্ণ, তবে প্রতিক্রিয়া থাকবে
সময় বন্ধ থাকলে প্রভাব কম। প্রতিক্রিয়া শেখার জন্য সবচেয়ে কার্যকর যখন এটি হয়
শুধুমাত্র ধারাবাহিকভাবে নয় বরং সেই সময়ের খুব কাছাকাছি যখন প্রচেষ্টা করা হয়।
দরকারী প্রতিক্রিয়ার অন্যান্য গুরুত্বপূর্ণ গুণাবলীর মধ্যে নিম্নলিখিতগুলি অন্তর্ভুক্ত রয়েছে:
1. উপযুক্ত

প্রতিক্রিয়া প্রদান অবশ্যই উচ্ছ্বসিত এবং নম্র হতে হবে, যদিও এখনও দ্বন্দ্বহীন।
পুরো প্রক্রিয়া জুড়ে, যে কর্মচারী মতামত প্রদান করছেন তার উচিত
শান্ত এবং একটি পেশাদারী আচরণ বজায় রাখা। এমনকি গঠনমূলক প্রদান করার সময়ও
সমালোচনা প্রয়োজন এবং উপকারী হতে পারে, এটি ব্যক্তিগতভাবে করা উচিত। যে কোন ফর্ম
প্রতিক্রিয়া, প্রথম এবং সর্বাগ্রে, কর্মীদের সম্মান করতে হবে এবং তাদের ছাড়াই গড়ে তুলতে হবে
অন্য লোকদের সামনে তাদের বিব্রত বা বিব্রত করার বিপদ চালাচ্ছে
কর্মক্ষেত্রে
2. সহজ এবং বোঝা সহজ

বিভ্রান্তি এবং দিক হারানো ইনপুটের পরিণতিও হতে পারে
দূষিত, চিনির প্রলেপযুক্ত, বা অন্যথায় এড়িয়ে যাওয়া। আপনি আপনার কি চান
কর্মচারীকে সত্যিকার অর্থে তাদের ভুল বোঝার থেকে এড়াতে শুনতে ভালো লাগছে না
প্রতিক্রিয়া বিতরণ। আপনি যে প্রতিক্রিয়া পাবেন তা বোঝা সহজ হতে হবে।
3. একটি সমবায় পদ্ধতিতে

কর্মচারীর পক্ষে মন্তব্যগুলি হৃদয়ে নেওয়া এবং সৎ আচরণ করা সহজ হবে
তাদের অংশগ্রহণের সুযোগ দেওয়া হলে কেন সমস্যা হয়েছে তার মূল্যায়ন
প্রতিক্রিয়া প্রদান এবং সম্ভাব্য প্রতিকার প্রদানের প্রক্রিয়ায়।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
163
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
4. নির্দিষ্ট

একটি বিশেষ পদক্ষেপ যা শিক্ষার্থী তার শেখার উন্নতি করতে পারে
শিক্ষার্থীকে দেওয়া প্রতিক্রিয়ার মধ্যে অন্তর্ভুক্ত করা হবে। এটা শিক্ষার্থীদের জন্য সহায়ক নয়
তাদের বোঝাতে সহায়তা করার জন্য "এটি চালিয়ে যেতে" বা "এটি আরেকটি শট দিতে" বলুন
এগিয়ে যাওয়ার প্রক্রিয়া। এটি একটি বিশেষ প্রতিক্রিয়ার একটি উদাহরণ যা একজন শিক্ষার্থীকে
অনুরোধ করার জন্য
"কেন অনুমানটি যুক্তিসঙ্গত বলে মনে হয় তার জন্য আরও ব্যাখ্যা প্রদান করুন" বা "একটি অতিরিক্ত
যোগ করুন।
থিসিসের সাথে উদ্ধৃতিগুলিকে ব্যাখ্যা করতে এবং সংযোগ করতে প্রতিটি উদ্ধৃতির পরে বাক্য। অন্যান্য
নির্দিষ্ট প্রতিক্রিয়ার উদাহরণ হল "সংযোগ করার জন্য প্রতিটি উদ্ধৃতির পরে একটি অতিরিক্ত বাক্য
যোগ করুন
থিসিসের উদ্ধৃতি।"
5. সাফল্যের জন্য পূর্বশর্ত বোঝায়

মন্তব্যে সাফল্যের শর্তের উল্লেখ থাকতে হবে। শিক্ষক হলে
সাফল্যের মাপকাঠিতে নির্দেশিত নয় এমন অতিরিক্ত মন্তব্য অফার করে, তারা বিপদ চালায়
তাদের ছাত্রদের বিরক্ত করা এবং তাদের দৃষ্টিশক্তি হারানোর কারণ তারা কেন ছিল
প্রথম স্থানে কাজ বরাদ্দ. পাঠের লক্ষ্য হলে শিক্ষার্থীরা কীভাবে শিখবে
প্রতিক্রিয়া দ্বারা সমর্থিত একটি যুক্তি তৈরি করতে, তাহলে প্রশিক্ষককে বিরত থাকতে হবে
শিক্ষার্থীর কাজের অংশগুলির উপর মন্তব্য করা থেকে যা কাজের সাথে সম্পর্কিত নয়। জন্য
উদাহরণ, ছাত্র অনুচ্ছেদগুলি কীভাবে বিন্যাস করছে সে বিষয়ে শিক্ষকের মন্তব্য করা উচিত নয়।
6. গঠনমূলক হন।

প্রতিক্রিয়া প্রদানের উদ্দেশ্য হল ব্যক্তিকে উন্নতি করতে সহায়তা করা
তাদের সমালোচনা বা অবমূল্যায়ন করার পরিবর্তে। তারা যে কাজগুলো করছে সেদিকে মনোযোগ দিন
তাদের কাজ ভাল এবং তারা কিভাবে হতে পারে তার জন্য ধারণা সহ গঠনমূলক সমালোচনা প্রদান করে
এটি আরও উন্নত করুন।
যখন প্রতিক্রিয়া প্রাপ্ত করা হচ্ছে:

সমালোচনার প্রতি উন্মুক্ত মন রাখুন। এটা যখন একটি খোলা মন আছে সমালোচনামূলক
প্রতিক্রিয়া প্রাপ্তি, এমনকি যদি এটি সমালোচনামূলক হয়। প্রতিক্রিয়া উভয়ই হওয়ার সম্ভাবনা রয়েছে
একটি অমূল্য শিক্ষাগত অভিজ্ঞতা এবং আপনাকে অঞ্চলগুলি সনাক্ত করতে সহায়তা করার জন্য একটি
সরঞ্জাম
যা আপনি উন্নতি করতে দাঁড়াতে পারেন।

প্রশ্ন করুন। আপনি যদি প্রতিক্রিয়ার অর্থ সম্পর্কে অনিশ্চিত হন তবে আপনার উচিত

ব্যক্তিকে আপনার জন্য এটি স্পষ্ট করতে বলুন। এটি আপনাকে বুঝতে সাহায্য করবে
মন্তব্য করা এবং তাদের পূর্ণ ক্ষমতা ব্যবহার করে.

আপনি চলন্ত পথে প্রয়োজন. আপনি যদি মতামত পান যে আপনার উন্নতিতে সহায়ক
কাজ, আপনি এটা কাজ করা উচিত. এর জন্য আপনাকে কিছু সমন্বয় করতে হবে
আপনার কোড, আপনার লেখা বা এমনকি আপনার উপস্থাপনা।

দৃঢ় প্রতিক্রিয়া গভীরভাবে শেখার জন্য একটি অত্যন্ত দরকারী উপকরণ হতে পারে।
আপনি আপনাকে সহায়তা করবে এমন মন্তব্যগুলি প্রদান এবং গ্রহণ করতে সক্ষম হবেন।
আপনার ক্ষমতার উন্নতি এবং লক্ষ্যগুলি অর্জন করা যা আপনি নিজের জন্য সেট করেছেন যদি
আপনি এই সুপারিশ অনুসরণ করুন.
এর পরিপ্রেক্ষিতে দরকারী প্রতিক্রিয়া প্রদান এবং গ্রহণের জন্য অতিরিক্ত পরামর্শ
গভীর শিক্ষা নিম্নরূপ:

পদ্ধতিটিকে ব্যক্তির পরিবর্তে আপনার প্রাথমিক উদ্বেগ করুন। প্রতিক্রিয়া
যে ব্যক্তি এটি সম্পন্ন করছে তার চেয়ে নিজের কাজের উপর ফোকাস করা উচিত। এই হবে
শেখার জন্য একটি উত্পাদনশীল এবং উত্সাহজনক পরিবেশ তৈরিতে অবদান রাখুন।

বিনয়ী হোন। আপনি একমত না হলেও ব্যক্তির প্রচেষ্টার প্রশংসা করুন
তারা যে পণ্যটি তৈরি করছে। এটি একটি শক্তিশালী সম্পর্ক বজায় রাখতে সহায়তা করবে
এবং ব্যক্তিকে প্রদান করে তাদের শিক্ষা চালিয়ে যেতে উত্সাহিত করুন
প্রেরণা
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

ইতিবাচক হোন। অন্য ব্যক্তি ভাল করছেন যে জিনিসগুলিতে আপনার মনোযোগ রাখুন এবং
তারপরে তারা কীভাবে তাদের কাজের উন্নতি করতে পারে সে সম্পর্কে গঠনমূলক সমালোচনা প্রদান করুন। এই হবে
ব্যক্তির অনুপ্রেরণা বজায় রাখতে সহায়তা করবে এবং তাদের চালিয়ে যাওয়ার জন্য অনুরোধ করবে শিক্ষা
4.1.6 শিক্ষাকে সমর্থন করার জন্য প্রযুক্তির চিন্তাশীল ব্যবহার
"শিক্ষার প্রযুক্তি" শব্দটি উভয় সরঞ্জামকে বোঝায় (যেমন হার্ডওয়্যার, সফ্টওয়্যার,
এবং নেটওয়ার্ক) এবং পদ্ধতিগুলি (যেমন উপায়গুলি আমরা শেখান, পরীক্ষা করি এবং আমাদের কী কী ট্র্যাক রাখি
শিক্ষার্থীরা শিখছে, সেইসাথে আমাদের স্কুল এবং শিক্ষা ব্যবস্থাপনা সিস্টেমে)।
নিম্নলিখিত 10টি নীতির উদ্দেশ্য হল একটি হিসাবে পরিবেশন করা (নির্দিষ্ট থেকে অনেক দূরে!)
শিক্ষাগত সেটিংসে প্রযুক্তি যে ভূমিকা পালন করে এবং কীভাবে তা বিবেচনা করার জন্য গাইড
সবচেয়ে কার্যকরভাবে ব্যবহার করা যেতে পারে।
1. মান যোগ করা
যে কোনো নির্দিষ্ট প্রযুক্তির নির্বাচন, তা হাতিয়ার হোক বা প্রক্রিয়া, অবশ্যই
এই ভিত্তির উপর প্রতিষ্ঠিত হতে হবে যে এটি বর্তমানে যে ক্রিয়াকলাপের জন্য মূল্যবান অবদান রাখে
সঞ্চালিত মানটি অবশ্যই স্পষ্ট হতে হবে, যার মানে এটি অবশ্যই স্পষ্টভাবে বলা উচিত
পছন্দের ন্যায্যতা হিসাবে। উপরন্তু, মান রক্ষাযোগ্য হতে হবে এবং হতে পারে
দক্ষতা, কার্যকারিতা, দৃঢ়তা, নির্ভরযোগ্যতা, ব্যবহারযোগ্যতা, শিক্ষার্থীদের সম্পৃক্ততা অন্তর্ভুক্ত করে,
নমনীয়তা, বা সাফল্য। এই সিদ্ধান্তকে কোনো না কোনো প্রমাণ দিয়ে সমর্থন করতে হবে
সেখানে (স্বভাবতই) মানটি প্রকাশ করে বা স্পষ্ট করে।
অনেক সময়, আমরা একটি নতুন প্রযুক্তি গ্রহণ করতে খুব প্রস্তুত, তা হার্ডওয়্যারই হোক না কেন,
সফ্টওয়্যার, বা একটি নতুন ডিজাইন, কেন এই নতুন প্রযুক্তিটি সম্পূর্ণরূপে বোঝা ছাড়াই
এই নতুন প্রযুক্তি কেন আমরা ব্যবহার করছি বা অন্যদের ব্যাখ্যা করছি তার থেকে উচ্চতর
ভাল উদাহরণস্বরূপ, এই বিন্দুতে যে গবেষণা করা হয়েছে তা প্রকাশ করে যে এটি নিয়
গ্যাজেট নিজেই কিন্তু নির্দেশমূলক নকশা যা একটি পার্থক্য করতে পারে।
শিক্ষার প্রযুক্তিগত অগ্রগতি দ্বারা যোগ করা মূল্য গ্রহণ করা হয়
উন্নয়ন এবং নির্বাচন প্রক্রিয়া উভয় সময় অ্যাকাউন্ট. এই মান এছাড়াও
পরিষ্কার করা হয়েছে এবং রক্ষা করা যেতে পারে। গ্যারান্টি যাতে প্রভাব বোঝা যায়
এবং পরিচালিত, প্রযুক্তির নির্বাচন সতর্কতার সাথে পরিদর্শন এবং
ব্যাপক অধ্যয়ন। "মূল্য সংযোজন" ধারণাটি বিকাশের জন্য একটি নির্দেশিকা হিসাবে ব্যবহৃত হয়
শেখার জন্য নতুন প্রযুক্তির। মানে একটি প্রযুক্তি যে অবদান রাখতে পারে
মেকে টু লার্নিং একটি অপরিহার্য উপাদান এটি কিভাবে উপস্থাপন করা হয় যাতে দাবী হতে পারে
তদন্ত
2. একটি শিক্ষাগত ফোকাস
নিজে শেখা - এর বিষয়বস্তু, বিতরণ, সমর্থন, মূল্যায়ন, ব্যস্ততা এবং ফলাফল

- শিক্ষায় প্রযুক্তির প্রধান ফোকাস হওয়া উচিত। এই প্রাথমিক হতে হবে
মিশন খুব ঘন ঘন, নেটওয়ার্ক, সফ্টওয়্যার, হার্ডওয়্যার এবং অ্যাপ্লিকেশন (সম্মিলিতভাবে
"সরঞ্জাম" হিসাবে উল্লেখ করা হয়) শেখার ব্যতীত অন্য লক্ষ্যগুলির জন্য উদ্দিষ্ট, অথবা সেগুলি
দ্বারা নির্মিত
যে ব্যক্তিদের কার্যকর শিক্ষাবিদ্যার অন্তর্নিহিত নীতিগুলির সীমিত জ্ঞান রয়েছে।
প্রশাসনিক প্রযুক্তিগুলির জন্য একটি প্রয়োজনীয়তা রয়েছে যা বৃদ্ধির উপর দৃষ্টি নিবদ্ধ করে
উত্পাদনশীলতা, কিন্তু এর প্রভাবকে সম্মান করার জন্য একটি তাত্ক্ষণিক প্রয়োজনও রয়েছে
সরঞ্জামের পছন্দ (হার্ডওয়্যার এবং সফ্টওয়্যার), ব্যান্ডউইথ, ডেটা এবং
গোপনীয়তা সুরক্ষা, নেটওয়ার্ক এবং ডেটা অ্যাক্সেসের উপর, ব্যক্তিগত পছন্দগুলির উপর এবং
প্রয়োজনীয়তা
শিক্ষাগত প্রযুক্তি নির্বাচন শিক্ষাগতভাবে বৈধ উপর ভিত্তি করে করা উচিত
মানদণ্ড, যেমন নিম্নলিখিত:
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 170

গভীর শিক্ষা
165
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

অনলাইন শিক্ষার পরিবেশে কি বিস্তৃত পরিসরের জন্য যথেষ্ট নমনীয়
নির্দেশমূলক দর্শন এবং কৌশল?

কোর্সের নকশা কি শিক্ষার উদ্দেশ্যগুলিকে ক্রিয়াকলাপের সাথে সারিবদ্ধ করে?
কোর্স এবং শিক্ষার্থীদের মূল্যায়ন?

হার্ডওয়্যারের প্রয়োজনীয়তাগুলি শিক্ষকের জন্য উপলব্ধ পছন্দগুলিকে সীমাবদ্ধ করুন।
বিতরণ পদ্ধতি?
যখন শেখার কথা আসে, যে সরঞ্জামগুলি ব্যবহার করা হয় এবং জ্ঞানীয় প্রক্রিয়াগুলি
যে নিযুক্ত আছে একটি সিমন্বয় তৈরি করতে একসঙ্গে কাজ করতে পারে. উদাহরণস্বরূপ, শিক্ষার্থীরা পারে
আন্তঃসম্পর্কের তদন্ত করতে ডাটাবেসে ব্যবহারের মাধ্যমে অনুরোধ করা হবে,
সাংগঠনিক নির্দেশন এবং কোডিফিকেশন সিস্টেমে যা ডেটার মধ্যে এমবেড করা হয়
নিজেই শিক্ষানবিশ এবং তথ্য দেখোনো হচ্ছে নতুন ধরনের নিযুক্ত করতে পারেন
হাইপারলিঙ্কিং এবং অভিযোজিত সিস্টেমের মতো প্রযুক্তির জন্য ইন্টারেক্টিভ অভিজ্ঞতাগুলি
ধন্যবাদ।
যখন এটি শিক্ষাগত গিয়ার, সফ্টওয়্যার, বা উন্নয়ন এবং নির্বাচন আসে
নেটওয়ার্ক, শিক্ষাবিদদের সাথে যথেষ্ট পরামর্শ প্রয়োজন। একটি নির্দিষ্ট ব্যবহার করার জন্য একটি
পছন্দ
প্রযুক্তির সংগ্রহও উদ্ভাবনী শিক্ষার বিকাশে বাধা সৃষ্টি করবে না
অনুশীলন
3. গুণমান
ছাত্রদের পাশাপাশি অন্যরা যারা শিক্ষায় বিনিয়োগ করে তাদের উচ্চ চাহিদা রয়েছে
শিক্ষণ, শেখার, প্রোগ্রাম এবং বিতরণের গুণমান। অবকাঠামো হওয়া উচিত
সীমাবদ্ধতার পরিবর্তে শ্রেষ্ঠত্বের জন্য উপযোগী।
নির্দিষ্ট মানদণ্ড এবং প্রতিষ্ঠিত নিয়ম যা গুণমান নির্ধারণ করে। এটা বেশি
সম্ভাব্য এই মানদণ্ড এবং মানগুলি সন্তুষ্ট হবে যদি আমরা মানদণ্ডগুলি পরিষ্কার করি
এবং মানগুলি যা শেখার ক্ষেত্রে প্রযুক্তির ব্যবহার সম্পর্কে আমাদের পছন্দগুলিকে নির্দেশ করে। এটিও
মানগুলি সর্বজনীন নয় এবং বিভিন্ন মানগুলি রয়েছে তা স্বীকার করতে আমাদের সহায়তা করে।
বিভিন্ন সেটিংসের জন্য প্রয়োজনীয়।
যখন মানের স্তর নিয়ে উদ্বেগ থাকে, তখন গবেষণা করা প্রয়োজন
এবং সুস্পষ্ট মানদণ্ড তৈরি করার জন্য একটি কথোপকথন আছে। আমাদের পক্ষে প্রতিষ্ঠা করা সম্ভব
পেশাগত মান, চুক্তিভিত্তিক মান এবং মান যেগুলির উপর ভিত্তি করে
ছাত্র এবং শিক্ষক উভয়ের প্রয়োজনীয়তা এবং পছন্দ। একটি প্রশস্ত মিটিমাট করা
বিভিন্ন প্রয়োজনীয়তা, স্বতন্ত্র প্রত্যাশাগুলি অবশ্যই বিবেচনায় নেওয়া উচিত এবং
মানের মান মেনে চলতে হবে।

ইনপুট (যেমন হার্ডওয়্যার বা ভর্তির জন্য প্রযুক্তিগত বৈশিষ্ট্য
শিক্ষার্থীদের জন্য প্রয়োজনীয়তা), প্রক্রিয়া (যেমন ডেলিভারির জন্য মান বা
ডিজাইনের মান) এবং পণ্য (যেমন শংসাপত্রের মান) সব ক্ষেত্রে
যেখানে মানের মান প্রয়োগ করা যেতে পারে। যাতে দ্রুত সঙ্গে রাখা
সুনির্দিষ্ট পণ্য এবং প্রক্রিয়ার উন্নতি করা হচ্ছে, গুণমানের মান
নির্দিষ্ট বিষয় নিয়মিত ভিত্তিতে মূল্যায়ন করা প্রয়োজন.
4. স্থায়িত্ব
স্থাপনের ফলে শিক্ষা প্রতিষ্ঠানে খরচ যোগ হচ্ছে
শিক্ষা ও প্রশিক্ষণ সেবা প্রদানকারী দ্বারা আধুনিক প্রযুক্তিগত অবকাঠামো। এগুলো
খরচের মধ্যে প্রযুক্তি রিক্ষণাবেক্ষণের মূল্য এবং সেইসাথে নিশ্চিত করার খরচ অন্তর্ভুক্ত
যে প্রযুক্তিতে সবার সমান প্রবেশাধিকার রয়েছে। এতে প্রকল্পের ব্যয় বাড়ছে
সমর্থন সিস্টেম, প্রশিক্ষণ, আপডেট, এবং নতুন কার্যকরী প্রয়োজন যোগ করার ফলে
(যেমন ডাটাবেস, ক্লাউড পরিষেবা, সমর্থন সিস্টেম এবং অ্যাপ্লিকেশন)।
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

166
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
এটা অত্যাবশ্যক যে এই নতুন খরচ খরচ এবং ফলস্বরূপ প্রোগ্রাম
এবং সেবা, বজায় রাখা হবে. এটা মনে রাখা গুরুত্বপূর্ণ যে দীর্ঘমেয়াদী পূর্বাভাস সঙ্গে
'কঠিন' প্রযুক্তির ক্ষেত্রে, অর্থ এবং নতুন উদ্ভাবন করা কঠিন হতে পারে
বার তবে, এটাও মনে রাখা জরুরী যে টেকসইতা অনুমান করা যেতে পারে
এবং এটি প্রোগ্রাম, হার্ডওয়্যার বা নতুনের সাথে সম্পর্কিত কিনা তা নির্বিশেষে পরিকল্পিত
পদ্ধতি ঝুঁকির কারণগুলির উপর বিশ্লেষণ করা যেতে পারে। এটা স্পষ্ট করা সম্ভব
সময়ের পূর্বাভাস, যা পরবর্তীতে প্রয়োজন অনুসারে পরিবর্তিত হতে পারে।
টেকসইতার ধারণা, সেইসাথে এটি যে প্রেক্ষাপটে কাজ করে, তা পারে
নীতিমালা প্রণয়নের ভিত্তি তৈরি করা হবে। যেখানে এটা সম্ভবপর, প্রোগ্রাম
অর্থনীতির অপ্রত্যাশিত প্রকৃতির উপর একটি ছোট নির্ভরতা থাকা উচিত। দ
জিনিসগুলি শুরু করার জন্য একটি প্রণোদনা হিসাবে এককালীন অর্থায়নের বিধান আকর্ষণীয় হতে পারে;
তা সত্ত্বেও, অব্যাহত ব্যয় নিশ্চিত করার জন্য কৌশলগুলি প্রয়োজনীয়
বজায় রাখা অর্থনীতিতে চক্রাকার পরিবর্তনের প্রভাব মোকাবেলা করার জন্য, একটি আছে
বিভিন্ন, স্থিতিশীল অর্থায়নের উৎসের পাশাপাশি দীর্ঘমেয়াদী আয়ের জন্য চাপের প্রয়োজনীয়তা
প্রবাহ এটি করার জন্য অনেকে অ্যাপ্লিকেশন সহ পণ্য এবং পরিষেবাগুলি তৈরি করা সম্ভব
বিভাগ এবং শিক্ষা ও প্রশিক্ষণ প্রদানকারীদেরকে তাদের সম্পদ সংগ্রহ করতে আকৃষ্ট করে এবং
দাম এর উদাহরণগুলির মধ্যে রয়েছে শেয়ার্ড সার্ভিস, ওপেন এডুকেশনাল রিসোর্স ()
এবং সহযোগিতামূলকভাবে উন্নত প্রোগ্রাম এবং কোর্স.
যখন এটি হার্ড এবং নরম উভয় প্রযুক্তি আসে, জ্ঞান এবং দক্ষতা হয়ে উঠছে
একটি সেক্টরের জন্য আরও গুরুত্বপূর্ণ সংস্থান যা এই ধরনের দ্রুত রূপান্তরের মাধ্যমে। দ
খারাপ পরামর্শের দাম বেশি। প্রযুক্তি, অনুষদের ব্যাপক এবং দক্ষ ব্যবহার করা
এবং প্রশিক্ষকদের পেশাদার বিকাশের সুযোগগুলিতে অ্যাক্সেস থাকতে হবে এবং
সাহায্য যে কোনো কিছুর মূল্য নির্ধারণ করে তা কতটা সাশ্রয়ী। বিনিয়োগ হয়
একটি নির্দিষ্ট প্রযুক্তিতে (হার্ড বা নরম) মূল্যের পরিমাণ দ্বারা ন্যায়সঙ্গত? এটা
নিজেই মান বুঝতে সহজ? এটি এমন কিছু যা গণনা করতে হবে এবং
নিয়মতান্ত্রিকভাবে পদ্ধতিগতভাবে বিশ্লেষণ করা হয়।
একটি বিনিয়োগ এবং এর রিটার্নের মধ্যে সম্পর্ক, সেই রিটার্ন হবে কিনা
আর্থিক বা মানবিক, স্থায়িত্বের ধারণার কেন্দ্রবিন্দু। শিক্ষার আয়,
বিশেষ করে সমাজের সুবিধাগুলি, প্রায়শই দীর্ঘমেয়াদী এবং কখনও কখনও খারাপ,
কিন্তু তবুও রিটার্ন আছে। শিক্ষা একটি বিনিয়োগ। যেমন এই সুবিধাগুলো
আরও স্পষ্ট এবং সর্বজনীন করা হয়েছে, চলমান স্তরের বৃদ্ধির সম্ভাবনা রয়েছে
শিক্ষার সুযোগে বিনিয়োগ।
5. অ্যাক্সেস
সমাজের অন্যতম গুরুত্বপূর্ণ লক্ষ্য হল প্রত্যেকের সুযোগ নিশ্চিত করা
তাদের লক্ষ্য অর্জন করতে, তাদের নিজেদের মধ্যে আসা এবং তাদের সম্প্রদায়ের উপর একটি ভাল
প্রভাব ফেলতে
শিক্ষার শক্তির মাধ্যমে। আনুষ্ঠানিক শিক্ষা কার্যক্রমের সীমাবদ্ধতার ফলে হতে পারে
দূরত্ব এবং দূরত্ব, শারীরিক বাধা, সামাজিক এবং মনস্তাত্ত্বিক কারণগুলি
বাধা, অনুপযুক্ত প্রোগ্রাম, বা প্রোগ্রামের অভাব, উপলব্ধ 'সিটের অভাব,

আর্থিক বাধা, প্রস্তুতির কারণ এবং অন্যান্য শর্ত যা শিক্ষার্থীদেরকে বাধা দেয়
আনুষ্ঠানিক শিক্ষার সুযোগ অ্যাক্সেস করা। এটি অপরিহার্য যে যতটা কম বাধা রয়েছে
শিক্ষা যেমন মানুষের পক্ষে সম্ভব।
সরকার, শিক্ষা ও প্রশিক্ষণের সকল স্তরের জন্য এটি একটি শীর্ষ দায়িত্ব হওয়া উচিত
প্রদানকারী এবং ব্যবসা নিশ্চিত করতে যে সম্ভাবনা জন্য
উপলব্ধ যে
ইন্টারনেটে সকল শিক্ষার্থীর জন্য অ্যাক্সেসযোগ্য। ব্যক্তিগত এবং মধ্যে ভারসাম্য যখন
পাবলিক সুবিধা এবং খরচ পরিলক্ষিত করা আবশ্যক, শিক্ষার সুযোগ অ্যাক্সেস
শুধুমাত্র তাদের জন্য সীমাবদ্ধ থাকবে না যারা তাদের জন্য অর্থ প্রদান করতে পারে। বিতরণ করা শিক্ষা
বিভিন্ন ধরণের শিক্ষামূলক বিতরণ পদ্ধতি ব্যবহারের মাধ্যমে সম্পন্ন করা যেতে পারে,
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
167
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
অডিও কনফারেন্সিং, ভিডিও কনফারেন্সিং, ওয়েব কনফারেন্সিং, টেলিভিশন, রেডিও,
ওয়েব-ভিত্তিক শিক্ষার পরিবেশ, সোশ্যাল মিডিয়া এবং ডিভিডি, কয়েকটি নাম।
শেখার লক্ষ্য, শিক্ষার্থীর পছন্দ এবং পরিবেশ যেখানে
শিক্ষার্থীরা কাজ করছে একটি নির্দিষ্ট মাধ্যম কিনা তা নির্ধারণে ভূমিকা পালন করে
গ্রহণযোগ্য ইন্টারনেট বিশেষভাবে মাপযোগ্য কারণ এটি ব্যাপকভাবে বিতরণ করতে পারে
বিভিন্ন ধরণের শেখার সিস্টেমে জুড়ে ক্ষমতার পরিসর। অ্যাক্সেস
ইন্টারনেট তার পূর্ণ প্রস্থ এবং গভীরতা, যথেষ্ট ব্যান্ডউইথ সহ, একটি মৌলিক হতে হবে
সারা বিশ্ব জুড়ে একইভাবে সরকার এবং শিল্পের লক্ষ্য। অ্যাক্সেস
ইন্টারনেটকে অনেক দেশে একটি মৌলিক মানবাধিকার হিসেবে বিবেচনা করা হয় এবং
ফিনল্যান্ড সহ এখতিয়ার।
6. মাপযোগ্যতা
দক্ষতা তৈরি করা হয় যখন প্রক্রিয়া, প্রোগ্রাম, প্ল্যাটফর্ম এবং অন্য কোন
উপাদান বা প্রযুক্তিগত অংশ ভাগ এবং প্রধান পরিবর্তন ছাড়া প্রসারিত করা যেতে পারে
সম্পদ বা প্রকল্পের লক্ষ্য। যখন প্রযুক্তির টুকরা ভাগ করা যেতে পারে, সেখানে হতে পারে
এছাড়াও আরো দক্ষতা হতে.
স্কেলেবিলিটি এমন নেটওয়ার্কগুলিকে বোঝায় যা অন্যান্য নেটওয়ার্কের সাথে সংযোগ করতে পারে এবং
বৃদ্ধি পেতে পারে; সফ্টওয়্যার
যেটি অন্যান্য প্রাসঙ্গিক সফটওয়্যারের সাথে কাজ করে; শিক্ষামূলক বিষয়বস্তু, প্রোগ্রাম এবং কোর্স
যেগুলি বিভাগ, প্রোগ্রাম, বা দূরত্ব বা শিক্ষা জুড়ে ভাগ করা বা সরানো যেতে পারে
এবং প্রশিক্ষণ প্রদানকারী; শিক্ষাগত সম্পদ যা একাধিক জিনিসের জন্য ব্যবহার করা যেতে পারে;
এবং শেখার ব্যবস্থাপনা সিস্টেম যা শিক্ষার্থী এবং কোর্সের সংখ্যা হিসাবে বৃদ্ধি পেতে পারে
বৃদ্ধি পায় স্কেলেবিলিটির অর্থ হল সফ্টওয়্যার অন্যান্য সফ্টওয়্যারগুলির সাথে ভাল কাজ করে যা
দরকারী।
স্কেলেবিলিটির অর্থ হল সফ্টওয়্যার অন্যান্য সফ্টওয়্যারগুলির সাথে ভাল কাজ করে যা দরকারী।
পরিমাপযোগ্যতা একটি গুরুত্বপূর্ণ বিষয় যা পরিকল্পনার সময় অবশ্যই বিবেচনায় নেওয়া উচিত
সমস্ত সিস্টেমের প্রযুক্তিগত বিন্যাসের প্রক্রিয়া, যার মধ্যে হার্ডওয়্যার সহ কিন্তু সীমাবদ্ধ নয়,
নেটওয়ার্ক, সফ্টওয়্যার, প্রশিক্ষণ প্রোগ্রাম, অ্যাপ্লিকেশন এবং পরিষেবা। ইন্টারঅপারেবিলিটি পারে
খরচ কমাতে সাহায্য করে, লোকেদের একসাথে কাজ করা সহজ করে এবং মানুষের জন্য সহজ করে
একই সরঞ্জামগুলি আরও বেশি সময় ব্যবহার করতে। স্কেলেবিলিটি হল আরেকটি উপায় যা একটি
সিস্টেমকে আরও তৈরি করা যায়
নতুন ধারণার জন্য উন্মুক্ত এবং সমর্থনকারী। উদাহরণস্বরূপ, বৈশিষ্ট্যগুলি ব্যবহার করা যা ইতিমধ্যেই
রয়েছে
একটি লার্নিং ম্যানেজমেন্ট সিস্টেমের মধ্যে নির্মিত, শিক্ষণ দলগুলি একটি সিফ্টওয়্যার উপাদান যোগ
করতে পারে
সিস্টেমটিকে আরও বেশি উপযোগী করতে।
7. ভাগ করা
দেওয়ার ধারণাটি শুধুমাত্র প্রত্যেকের জন্য এবং সত্তার জন্য সর্বোত্তম করার উপর ভিত্তি করে নয়
সদয়, কিন্তু ব্যবহারিক হচ্ছে. শিক্ষা এবং প্রশিক্ষণ কোম্পানি যারা শিখতে পারেনি
শেয়ার করুন এবং একসাথে কাজ করুন প্রযুক্তির অনেক ক্ষেত্রে গুণমান উন্নত করতে এবং খরচ কমাতে

পারে।
অনেক তথ্য অর্থনীতি নির্ভর করে গোষ্ঠী এবং লোকেরা একসাথে কাজ করার উপর।
অনলাইন ক্লাস করতে অনেক টাকা খরচ হয়। জুড়ে একসঙ্গে কাজ করে
বিভাগ বা শিক্ষা ও প্রশিক্ষণের সূত্রে বেশি শিক্ষার্থী আনার জন্য খরচ হতে পারে
কাটা, স্থায়িত্ব উন্নত করা যেতে পারে এবং কম-চাহিদা ক্লাসগুলি আরও প্রায়ই অনুষ্ঠিত হতে পারে।
অংশীদারিত্ব যে স্কেলে বা প্রভাব অর্থনীতির অনুমতি দিয়ে যে উপায় অনেক দেখা যায়
শিক্ষা এবং প্রশিক্ষণ কোম্পানিগুলি সম্মিলিত প্রোগ্রাম বা পরিষেবা প্রদান করে। অংশীদারিত্ব
অনেক বিভিন্ন উপায়ে ঘটতে পারে।
যখন সফল অংশীদারিত্বের কথা আসে, তখন শয়তান প্রায়শই বিশদে থাকে: থাকা
একটি সাধারণ লক্ষ্য এবং মান সেট; স্পষ্ট ভূমিকা এবং সিদ্ধান্ত গ্রহণের প্রক্রিয়া থাকা;
একে অপরের সাথে ভাল সম্পর্ক এবং বিশ্বাস; স্পষ্ট লক্ষ্য, ভূমিকা এবং
দায়িত্ব; সব স্তরে প্রতিশ্রুতিবদ্ধ; নমনীয় হচ্ছে এবং
অভিযোজিত এবং পরিষ্কার থাকার
আইনি এবং আর্থিক দায়বদ্ধতা।
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

নোট

অ্যামটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

8. পছন্দ

যদিও শিক্ষায় প্রযুক্তির ব্যবহার খুব একটা নতুন বিষয় নয়, তবুও এটা দরকার দেখা এবং অধ্যয়ন করা হবে. শিক্ষার্থীদের মধ্যে পার্থক্য বোঝা গুরুত্বপূর্ণ, শিক্ষক এবং অন্যান্য ব্যক্তি যারা শিক্ষা ও প্রশিক্ষণে কাজ করে, সেইসাথে পার্থক্য সমাজ এবং কর্মক্ষেত্রে। টুলস এবং উভয় ক্ষেত্রেই সঠিক প্রযুক্তি নির্বাচন করা প্রক্রিয়া, সাহায্য এবং বিভিন্ন প্রচার করতে পারে.

বাছাইয়ের সাথে আসা দায়িত্বগুলি সম্পর্কে পরিষ্কার হওয়া গুরুত্বপূর্ণ। বৈচিত্র্য গুরুত্বপূর্ণ, তবে এটিকে অর্থনীতির আদর্শের বিরুদ্ধে ওজন করা দরকার। এটা খুবই গুরুত্বপূর্ণ একটি একক পদ্ধতির স্বাদ না পাওয়া (যেমন মুখোমুখি বনাম অনলাইন, পাবলিক বনাম ব্যক্তিগত, প্রত্যক্ষ শিক্ষা বনাম গঠনবাদ ইত্যাদি) এবং বিভিন্ন পদ্ধতি থেকে সর্বাধিক লাভ করতে। ইন শিক্ষা এবং প্রশিক্ষণ, কোথায় ব্যয় করতে হবে সে সম্পর্কে সিদ্ধান্তগুলি সত্যের উপর ভিত্তি করে হওয়া দরকার

নীতির স্তরে এবং পরিষেবার স্তরে।

9. ক্রমাগত, আজীবন শিক্ষা

বেশিরভাগ লোকেরা এই ধারণাটি পছন্দ করে যে তারা সারা জীবন শিখতে পারে, তবে তা পারে এই ধারণাটি কার্যকর করা কঠিন। কর্মক্ষেত্রে এবং দায়িত্বে থাকা স্থান উভয়ই শিক্ষা ও প্রশিক্ষনের ক্ষেত্রে এটা স্বীকার করতে হবে যে শিক্ষা এমন কিছু যা মানুষ করে থাকে তাদের বাকি জীবন।

আমরা যা কিছু করি তার উপরে আমাদের শেখা এবং উন্নতি করা উচিত। শেখা এমন কিছু হিসাবে দেখা উচিত যা প্রতিটি ব্যক্তি নিজেরাই করে এবং এটি সব ঘটে সময়, এমন কিছু নয় যা অভিন্ন, প্রাতিষ্ঠানিক এবং সর্বদা আনুষ্ঠানিক। আমরা ব্যবসায়িক কার্যক্রম, সরকারী নীতি এবং শিক্ষার ক্ষেত্রে বড় পরিবর্তন আনুন ক্যালেন্ডার যেন সেগুলি ইভেন্টের একটি সিরিজ, যেন পরিবর্তন হচ্ছে ইভেন্টের একটি সিরিজ। তাই, পরিবর্তন একটি পদ্ধতি এবং সব সময় শেখার জন্য একটি হাতিয়ার উভয়. আমরা যদি শিখতে চাই চলমান, আমরা কীভাবে চিন্তা করি এবং আমরা কী করি তা পরিবর্তন করতে হবে, উভয়ই ব্যক্তিগত স্তরে এবং

একটি স্তরে যা শিক্ষা এবং প্রশিক্ষণ প্রদানকারীদের জন্য প্রযোজ্য।

10. কাস্টমাইজেশন

প্রযুক্তি মানুষকে শিখতে সাহায্য করে এমন অনেক উপায়ের মধ্যে একটি হল এটিকে সহজ করে তোলা প্রতিটি শিক্ষার্থীর চাহিদা মেটাতে ক্লাস, কোর্স এবং পরিষেবাগুলি কাস্টমাইজ করুন। কারণে কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা এবং মেশিন লার্নিংয়ের বৃদ্ধি, আমরা এখন পরিবর্তন করতে পারি শেখার ব্যবস্থা যাতে তারা ছাত্রদের চাহিদা এবং তাদের কী উভয়ই বিবেচনা করে ইতিমধ্যে শিখেছে।

শিক্ষার্থীরা ভিন্ন এবং তাদের লক্ষ্যের উপর ভিত্তি করে বিভিন্ন চাহিদা রয়েছে, কত দ্রুত তারা শেখে, তারা কীভাবে যোগাযোগ করতে পছন্দ করে, কী তাদের শিখতে চায়, কী ধরনের উদ্দীপনায় তারা সাড়া দেয়, তারা অতীতে কতটা ভাল শিখেছে, তাদের শারীরিক এবং সংবেদনশীল পার্থক্য (যেমন দৃষ্টি এবং শ্রবণ) এবং তারা কী জানেন তা কীভাবে দেখাতে পারে এবং করতে পারে এছাড়াও শিক্ষার্থীরা কী জানে এবং করতে পারে তা দেখানোর জন্য বিভিন্ন উপায় রয়েছে।

সারাংশ

প্রক্রিয়ার মাধ্যমে মানুষের মস্তিষ্কের শ্রেণেবিন্যাস কাঠামো অনুশীলন করা
গভীর শিক্ষার মধ্যে অন্তর্ভুক্ত রয়েছে নিম্ন স্তর থেকে উচ্চতর স্তরে এবং ধীরে ধীরে ইনপুট স্থানান্তর করা
শব্দার্থগত জটিলতার বৃহত্তর স্তর নির্মাণ।

ব্যাপক তথ্য বিশ্লেষণের জন্য গভীর শিক্ষা একটি ক্রমবর্ধমান জনপ্রিয় পদ্ধতি
এবং দ্রুত কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার জন্য পছন্দের উপকরণ হয়ে উঠছে।

গভীর শিক্ষার অ্যালগরিদমগুলি কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তাকে উল্লেখযোগ্য অর্জন করতে সক্ষম করেছে
মুখ শনাক্তকরণ, চিত্র প্রক্রিয়াকরণ এবং সহ বিভিন্ন ডোমেনে অগ্রগতি
বক্তৃতা স্বীকৃতি, অন্যদের মধ্যে।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
169
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

এসবের আলোকে সেই গভীর প্রভাব নিয়ে জরিপ চালানোর চেষ্টা করা হয়েছে
শেখার একটি অনলাইন লার্নিং সেটিং এর ভিতরে থাকতে পারে।

ই-লার্নিং হল এক ধরনের ডেলিভারি কৌশল যা দূরবর্তী শিক্ষার ক্ষেত্রে ব্যবহার করা হয়।

ই-লার্নিং এমন একটি সমাধান প্রদান করে যা চ্যালেঞ্জগুলির মধ্যে ভারসাম্য বজায় রাখে
গ্রহণ এবং প্রযুক্তিগত সক্ষমকারী। ই-লার্নিং 2.0 এর ফলস্বরূপ উদ্ভূত হয়েছিল
পডকাস্ট, ওয়েবলগ, উইকি এবং অন্যান্য অনলাইন শেয়ারিং টুলের।

গভীর শিক্ষার কৌশলগুলি স্বায়ত্তশাসিত বৈশিষ্ট্য ইঞ্জিনিয়ারিং ব্যবহার করে, সাধারণের বিপরীতে
মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদম, যার বৈশিষ্ট্যগুলি ব্যবহারকারীর হাতে তৈরি করা দরকার।

গভীর শিক্ষা একটি কৌশল যা জটিল নিদর্শনগুলি বোঝার জন্য তৈরি করা হয়েছিল
নিউরালের সাথে কম্পিউটারের শক্তি বৃদ্ধির সমন্বয় করে বিপুল পরিমাণ ডেটা
অনেক স্তর অন্তর্ভুক্ত নেটওয়ার্ক.

সঠিক পূর্বাভাস করার জন্য, তত্ত্বাবধানে শিক্ষার অ্যালগরিদম উভয়কেই বিবেচনা করে
ঐতিহাসিক দৃষ্টান্ত এবং সাম্প্রতিক ডেটা সেট। ইনপুট এবং আউটপুট যা সরবরাহ করা হয়
প্রক্রিয়ার শুরুতে সফ্টওয়্যারকে প্রশিক্ষণ দিতে সিস্টেমেটি ব্যবহার করা হয়।

তত্ত্বাবধানহীন শেখার অ্যালগরিদম কোনো লেবেল বা পূর্বনির্ধারিত ডেটা ব্যবহার করে না
শেখার প্রক্রিয়ায় শ্রেণীবিভাগ। ডেটা সিস্টেম দ্বারা বিশ্লেষণ করা হয়, যা
প্রবণতা খোঁজে এবং উপসংহার টানে বা সেগুলির উপর ভিত্তি করে পূর্বাভাস দেয়।

একটি আধা-তত্ত্বাবধানে শেখার অ্যালগরিদম লেবেলবিহীন ডেটা এবং মানব-ভিত্তিক নেয়ে
প্রশিক্ষণ, যেখানে লেবেলযুক্ত অনলাইন সংস্থানগুলি নির্দিষ্ট ইনপুটগুলি ম্যাপ করার জন্য দেওয়া হয় এবং
উন্নত নির্ভুলতার সাথে আউটপুট। এই পদ্ধতিটি মানুষের সাথে লেবেলবিহীন ডেটা মিশ্রিত করে-
ভিত্তিক প্রশিক্ষণ।

শক্তিবৃদ্ধি শেখার জন্য অ্যালগরিদম একটি পূর্বনির্ধারিত কার্যকলাপ অন্তর্ভুক্ত বা
উদ্দেশ্যে যে সিস্টেমেটি সম্পন্ন হবে বলে আশা করা হচ্ছে।

যোগাযোগ দক্ষতা হল সেই প্রতিভা যা আপনি বিভিন্ন অফার এবং গ্রহণ করার সময় ব্যবহার করেন
তথ্যের প্রকার। এগুলি দুটি বিভাগে বিভক্ত করা যেতে পারে: মৌখিক এবং লিখিত।

আমরা যখন কথা বলি তখন আমরা যা বোঝায় তা ভিতর থেকে আসে তা শেখার ইচ্ছা
অন্তর্নিহিত প্রেরণা। যারা ভিতর থেকে অনুপ্রাণিত তাদের বাহ্যিক প্রয়োজন নেই

প্রণোদনা, যেমন পুরস্কার বা শাস্তি, তাদের কার্যক্রম পরিচালনা করতে।

আচরণ মাথায় রেখে মতামত দিতে হবে। এটি পরিবর্তন সম্পর্কে হওয়া উচিত নয়
একজন ব্যক্তির গুণাবলী বা ব্যক্তিত্ব।

প্রতিক্রিয়া প্রদান অবশ্যই উচ্ছ্বসিত এবং নম্র হতে হবে, যদিও এখনও দ্বন্দ্বহীন।
পুরো প্রক্রিয়া জুড়ে, যে কর্মচারী মতামত প্রদান করছেন তার উচিত
শান্ত এবং একটি পেশাদারী আচরণ বজায় রাখা।

শিক্ষার্থীরা বৈচিত্র্যময়, তাদের লক্ষ্যের পরিপ্রেক্ষিতে স্বতন্ত্র চাহিদা সহ, গতি যার গতিতে
তারা শেখে, যোগাযোগের পদ্ধতি তারা পছন্দ করে, শেখার জন্য তাদের প্রেরণা,
তারা যে উদ্দীপনাগুলিতে সাড়া দেয়, তারা যে পূর্বে শেখার যোগ্যতা নিয়ে আসে, শারীরিক এবং
সংবেদনশীল পার্থক্য।

স্কেলেবিলিটি এমন নেটওয়ার্কগুলিকে বোঝায় যা অন্যান্য নেটওয়ার্কের সাথে সংযুক্ত হতে পারে এবং এইভাবে
প্রসারিত; সফ্টওয়্যার যা প্রাসঙ্গিক অন্যান্য সফ্টওয়্যারের সাথে সামঞ্জস্যপূর্ণ; শিক্ষামূলক বিষয়বস্তু,
ডিপার্টমেন্টে জুড়ে ভাগ করা বা স্থানান্তর করা যেতে পারে এমন প্রোগ্রাম এবং কোর্স,
প্রোগ্রাম, বা দূরত্ব বা শিক্ষা এবং প্রশিক্ষণ প্রদানকারী।
শব্দকোষ

ব্যক্তিগতকৃত শেখার পথ: এটি ই-লার্নিংয়ের জন্য একটি শিক্ষার্থী-কেন্দ্রিক পদ্ধতি
পছন্দের পাশাপাশি শিক্ষার্থী-নির্দিষ্ট লক্ষ্য ও উদ্দেশ্যের উপর জোর দেয়
কোর্স ম্যাপ করার জন্য। এটি একটি অভিযোজিত শিক্ষার পথ হিসাবেও পরিচিত।
(গ) অ্যামেরিকান ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 175

170
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

চ্যাটবটস: এটি ভার্চুয়াল সহকারী হিসাবে কাজ করে যা কথোপকথনমূলক উত্তর প্রদান করে, একটি দ্রুত রেফারেন্স গাইড হিসাবে কাজ করে এবং একটি জ্ঞান পরিচালনার সরঞ্জাম হিসাবে ব্যবহার করা যেতে পারে
তথ্যের একাধিক উৎস যা প্রতিষ্ঠানের চারপাশে ছড়িয়ে ছিটিয়ে আছে।

পারফরম্যান্স সূচক: এই টুলটি একটি নির্দিষ্ট শেখার ধরণ সনাক্ত করার জন্য নিযুক্ত করা হয়, যেমন একটি কোর্সে ফেলে করা ছাত্রদের শতাংশে একটি স্পষ্ট পরিবর্তন, তাই যাতে অনেকে দেরি হওয়ার আগেই শিক্ষকরা শিক্ষার্থীদের নির্দেশনা দিতে পারেন।

ভার্চুয়াল টিচিং অ্যাসিস্ট্যান্ট, দ্য জর্জিয়া ইনস্টিটিউট অফ টেকনোলজি একটি বিকাশ করছে ভার্চুয়াল টিচিং অ্যাসিস্ট্যান্ট যা অনলাইন ক্লাসরুমে উত্তর দেওয়ার জন্য ব্যবহার করা যেতে পারে স্বতন্ত্র এবং বোধগম্য সমাধান সহ সমস্যা।

কনভোলিউশন নিউরাল নেটওয়ার্ক (সিএনএন): এই পদ্ধতিটিই প্রথম ধারণা করা হয়েছিল এবং উচ্চ-মাত্রিক চিত্র প্রক্রিয়াকরণের জন্য ব্যবহৃত হয়। এটি কনভোলিউশনাল ফিল্টার দিয়ে গঠিত, যা 2 ডেটাকে 3 তে রূপান্তর করার জন্য দায়ী।

রিকারেন্ট নিউরাল নেটওয়ার্ক (): এই ধরনের নিউরাল নেটওয়ার্ক আর্কিটেকচার বৈশিষ্ট্য লুকানো রাজ্যগুলি এমনভাবে সংযুক্ত থাকে যা পুনরাবৃত্ত সংযোগগুলিকে বিদ্যমান থাকতে দেয়। তাদের মধ্যে

গভীর বিশ্বাস নেটওয়ার্ক (): এই মডেলটিতে একটি লিঙ্ক রয়েছে যা শুধুমাত্র একটি দিকে যায় দুটি স্তরের মধ্যে যা একবারে শীর্ষে রয়েছে। যখন একটি স্তর উপরে তৈরি করে আরেকটি, আগের স্তরের লুকানো স্তরগুলি নতুন দৃশ্যমান স্তরে পরিণত হয়।

ডিপ নিউরাল নেটওয়ার্ক (): এই ধরনের নেটওয়ার্কে দুইটির বেশি স্তর থাকে, যা এটিকে জটিল এবং নন-লিনিয়ার সম্পর্কের মডেল করতে সক্ষম করে।

ধারাবাহিকতা: এটি শেখার জন্য মৌলিক প্রয়োজনীয়তাগুলির মধ্যে একটি, যা বোঝায় উদ্দীপকের প্রায় যুগপত ঘটনা এবং তাদের প্রতিক্রিয়া।

শক্তিবৃদ্ধি: শক্তিবৃদ্ধির উপস্থিতি একটি প্রয়োজনীয় এবং পর্যাপ্ত শর্ত সঞ্চালিত শেখার প্রক্রিয়ার জন্য। যেহেতু 'শক্তিবৃদ্ধি' উভয়ই একটি কঠিন বিষয় উপলব্ধি এবং একটি অত্যন্ত তাৎপর্যপূর্ণ, আমরা এখানে এটির একটি গভীর ব্যাখ্যা প্রদান করব।

আচরণগত মনোবিজ্ঞান, যা আচরণবাদ নামেও পরিচিত, এটি শেখার একটি তত্ত্ব যেটি এই ধারণার উপর প্রতিষ্ঠিত যে সমস্ত আচরণ কন্ডিশনার মাধ্যমে শেখা হয়।

মিনি-তত্ত্ব হল তত্ত্ব যা একটি সংকীর্ণ এবং অত্যন্ত নির্দিষ্ট উপাদান বর্ণনা করে
বিকাশের প্রক্রিয়া। এটা সম্ভব যে একটি মিনি-তত্ত্ব তুলনামূলকভাবে বর্ণনা করতে পারে
সুনির্দিষ্ট আচরণ, যেমন কীভাবে আত্মসম্মান বিকশিত হয় বা শৈশবকালীন সামাজিকীকরণ কীভাবে হয়
ঘটে
আপনার বোঝার পরীক্ষা করুন
1.
_____প্রদর্শনটি প্রথম যেটি কল্পনা করা হয়েছিল এবং এর জন্য ব্যবহার করা হয়েছিল।
উচ্চ-মাত্রিক চিত্র প্রক্রিয়াকরণ। এটি কনভোলিউশনাল ফিল্টার দ্বারা গঠিত, যা
2 ডেটা 3 তে রূপান্তর করার জন্য দায়ী।
ক) কনভোলিউশন নিউরাল নেটওয়ার্ক (সিএনএন)
খ) ক্ষুদ্র তত্ত্ব
গ) আচরণগত মনোবিজ্ঞান
ঘ) শক্তিবৃদ্ধি
2.
_____ ধরনের নিউরাল নেটওয়ার্ক আর্কিটেকচারে বৈশিষ্ট্য লুকানো অবস্থা
যেগুলি এমনভাবে সংযুক্ত থাকে যেগুলির মধ্যে পুনরাবৃত্ত সংযোগগুলি বিদ্যমান থাকতে দেয়।
তাদের
ক) কনভোলিউশন নিউরাল নেটওয়ার্ক
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
171
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
খ) গভীর বিশ্বাস নেটওয়ার্ক
) পৌনঃপুনিক নিউরাল নেটওয়ার্ক
ঘ) গভীর নিউরাল নেটওয়ার্ক
3.
_____ মডেলেতিে একটি লিঙ্ক রয়েছে যা শুধুমাত্র একটি দিকে যায় দুটি স্তরের মধ্যে যা একেবারে শীর্ষে রয়েছে। যখন একটি স্তর উপরে তৈরি করে আরেকটি, আগের স্তরের লুকানো স্তরগুলি নতুন দৃশ্যমান স্তরে পরিণত হয়।
ক) গভীর বিশ্বাসের নেটওয়ার্ক
খ) কনভল্যুশন নিউরাল নেটওয়ার্ক
গ) গভীর নিউরাল নেটওয়ার্ক
ঘ) ভার্চুয়াল শিক্ষা সহকারী
4.
_____ ধরনের নেটওয়ার্কে দুইটির বেশি স্তর থাকে, যা সক্ষম করে এটা জটিল এবং অ-রৈখিক সম্পর্ক মডেল.
ক) কর্মক্ষমতা সূচক
খ) ধারাবাহিকতা
গ) গভীর নিউরাল নেটওয়ার্ক
ঘ) ভার্চুয়াল শিক্ষা সহকারী
5.
_____, যা আচরণবাদ নামেও পরিচিতি, এটি শেখার একটি তত্ত্ব যেটি এই ধারণার উপর প্রতিষ্ঠিতি যে সমস্ত আচরণ কন্ডিশনার মাধ্যমে শেখা হয়।
ক) ক্ষুদ্র-তত্ত্ব
খ) আচরণগত মনোবিজ্ঞান
গ) চ্যাটবট
ঘ) কর্মক্ষমতা সূচক
6.
মনোবিজ্ঞানের _____তত্ত্ব ভিতরের প্রক্রিয়ার উপর জোর দেয় প্রেরণা, সমস্যা সমাধান, সিদ্ধান্ত গ্রহণ, চিন্তাভাবনা এবং মনোযোগ সহ।
ক) জ্ঞানীয়
খ) কর্মক্ষমতা সূচক
গ) ক্রম
ঘ) ই-লার্নিং
7.
আমরা যখন কথা বলি তখন আমরা যা বোঝায় তা ভিতর থেকে আসে তা শেখার ইচ্ছা সম্পর্কে _____
ক) ক্ষুদ্র-তত্ত্ব
খ) বহিরাগত প্রেরণা
গ) চ্যাটবট
ঘ) অন্তর্নিহিত প্রেরণা

৪.
_____ শব্দটি যন্ত্র এবং প্রক্রিয়া উভয়কেই বোঝায়
শিক্ষার্থীর নির্দেশনা, মূল্যায়ন এবং পর্যবেক্ষণের জন্য ব্যবহৃত পদ্ধতি এবং কৌশল হিসাবে
শিক্ষা, সেইসাথে আমাদের শিক্ষা প্রতিষ্ঠান এবং শেখার ব্যবস্থাপনা সিস্টেমে।
ক) শ্রেণিবিন্যাস
খ) ক্লাস্টার
গ) কর্মক্ষমতা সূচক
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

172
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ঘ) শেখার প্রযুক্তি
9.
লোকেদের _____ বলা হয় যখন তাদের অংশগ্রহণ করার ইচ্ছা থাকে
ক্রিয়াকলাপে এমন কিছু অর্জনের উদ্দেশ্যে যা সরাসরি কাজের সাথে সম্পর্কিত নয়
হাতে
ক) ক্লাস্টার
খ) বহিরাগত প্রেরণা
গ) অন্তর্নিহিত প্রেরণা
ঘ) ই-লার্নিং
10. ব্যবহারের মাধ্যমে একজনের অন্তর্নিহিত প্রেরণার মাত্রা বৃদ্ধি করা সম্ভব
এর _____।
ক) ক্রম
খ) অন্তর্নিহিত প্রেরণা
গ) বহিরাগত কৌশল
ঘ) শক্তিবৃদ্ধি শিক্ষা
11. শোনা, কথা বলা, দেখা এবং সহানুভূতি সবই অপরিহার্য উপাদান
এর _____
ক) গভীর শিক্ষা
খ) ই-লার্নিং
গ) কার্যকর যোগাযোগ
ঘ) তত্ত্বাবধানহীন শিক্ষা
12. এর পূর্ণরূপ কি?
ক) রিভার্স নিউরাল নেটওয়ার্ক
) শক্তিবৃদ্ধি নিউরাল নেটওয়ার্ক
) বারবার নিউরাল নেটওয়ার্ক
ঘ) আঞ্চলিক নিউরাল নেটওয়ার্ক
13. এর পূর্ণরূপ কি?
ক) ক্রিটিক্যাল নিউরাল নেটওয়ার্ক
খ) কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক
গ) ঘনীভূত নিউরাল নেটওয়ার্ক
) কম্পিউটেশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক
14. এর পূর্ণরূপ কি?
ক) পুনরাবৃত্তিমূলক প্রতিক্রিয়া তত্ত্ব
খ) আইটেম প্রতিক্রিয়া তত্ত্ব
গ) অভ্যন্তরীণ প্রতিক্রিয়া তত্ত্ব
ঘ) স্বাধীন প্রতিক্রিয়া তত্ত্ব
15. এর পূর্ণরূপ কি?
ক) কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক
খ) আর্কিটেক্ট নিউরাল নেটওয়ার্ক

গ) মনোযোগ নিউরাল নেটওয়ার্ক
(গ) অ্যামেরিকান ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
173
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ঘ) বিশ্লেষিত নিউরাল নেটওয়ার্ক
16. এর পূর্ণরূপ কি?
ক) কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা
খ) বোমী বুদ্ধিমত্তা
গ) সঠিক বুদ্ধিমত্তা
ঘ) এসোসিয়েশন ইন্টেলিজেন্স
17. _____ ভার্চুয়াল সহকারী হিসাবে কাজ করে যা কথোপকথন সরবরাহ করে
উত্তর, একটি দ্রুত রেফারেন্স গাইড হিসাবে কাজ করে এবং একটি জ্ঞান ব্যবস্থাপনা টুল হতে পারে
প্রতিষ্ঠানের চারপাশে ছড়িয়ে ছিটিয়ে থাকা তথ্যের একাধিক উৎসে ট্যাপ করুন।
ক) চ্যাটবট
খ) ক্রম
গ) ক্লাসিফায়ার
ঘ) শনাক্তকারী
18. _____ একটি টুল যা একটি নির্দিষ্ট শেখার ধরণ সনাক্ত করতে নিযুক্ত করা হয়,
যেমন একটি কোর্সে ফেলে করা ছাত্রদের শতাংশে একটি স্পষ্ট পরিবর্তন, তাই
যাতে অনেকে দেরি হওয়ার আগেই শিক্ষকরা শিক্ষার্থীদের নির্দেশনা দিতে পারেন।
ক) কর্মক্ষমতা সূচক
খ) ভবিষ্যদ্বাণী
গ) ক্লাস্টার
ঘ) টেনসর
19. একটি _____ অ্যালগরিদম লেবেলবিহীন ডেটা এবং মানব-ভিত্তিক প্রশিক্ষণ নেয়,
যেখানে নির্দিষ্ট ইনপুট এবং আউটপুট ম্যাপ করার জন্য লেবেলযুক্ত অনলাইন সংস্থানগুলি দেওয়া হয়
উন্নত নির্ভুলতার সাথে।
ক) আধা-তত্ত্বাবধানে শিক্ষা
খ) তত্ত্বাবধানহীন শিক্ষা
গ) শক্তিবৃদ্ধি শিক্ষা
ঘ) গভীর শিক্ষা
20. _____ অ্যালগরিদমগুলি কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তাকে উল্লেখযোগ্য অর্জন করতে সক্ষম করেছে
মুখ শনাক্তকরণ, চিত্র প্রক্রিয়াকরণ এবং সহ বিভিন্ন ডোমেনে অগ্রগতি
বক্তৃতা স্বীকৃতি, অন্যদের মধ্যে।
ক) কনভোলিউশন নিউরাল নেটওয়ার্ক
খ) গভীর শিক্ষা
) পৌনঃপুনিক নিউরাল নেটওয়ার্ক
ঘ) ই-লার্নিং
ব্যায়াম
1.
গভীর শিক্ষা কী এবং শিক্ষার উপর এর প্রভাব কী?
2.
অনলাইন শিক্ষায় গভীর শিক্ষার অ্যাপ্লিকেশনগুলি কী কী?

3.
সারফসে এবং ডপি লার্নিং কি?
4.
কার্যকর প্রতিক্রিয়ার গুরুত্বপূর্ণ গুণাবলী কি কি?
5.
ই-লার্নিং এর ডপি লার্নিং ফ্রেমওয়ার্ক ব্যাখ্যা কর
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

6.
গভীর শিক্ষায় যোগাযোগ দক্ষতার গুরুত্ব কী?
7.
দীপ-এ ছাত্র প্রেরণা এবং ইতিবাচক সামাজিক সম্পর্কের ভূমিকা কী
শেখা?
শেখার কার্যক্রম
1.
গভীর সমর্থনকারী নিউরোসায়েন্টিফিক, সাইকোলজিক্যাল এবং শিক্ষাগত তত্ত্ব ব্যাখ্যা করুন
শেখা?
আপনার বোঝার পরীক্ষা করুন - উত্তর
1. ক)
2.
গ)
3. ক)
4.
গ)
5. খ)
6.
ক)
7. ঘ)
8.
ঘ)
9. খ)
10. গ)
11. গ)
12. গ)
13. খ)
14. খ)
15. ক)
16. ক)
17. ক)
18. ক)
19. ক)
20. খ)
আরও পড়া এবং গ্রন্থপঞ্জি
1. অ্যান্ড্রু ডব্লিউ ট্রাস্ক। (2019)। গ্রোকিং ডিপ লার্নিং। ম্যানিং পাবলিকেশন্স। 336
পৃষ্ঠাগুলি
2. চারু সি আগরওয়াল। (2018)। নিউরাল নেটওয়ার্ক এবং ডিপ লার্নিং। ১ম সংস্করণ।
স্প্রিংগার

3. নথিনি বুদুমা, নখিলি বুদুমা এবং জো পাপা। (2022)। গভীররে মৌলকি বষিয়
শখো: পরবর্তী প্রজন্মরে মশেনি লার্নংি অ্যালগরদিম ডজিাইন করা। ও'রলিি
মডিয়িা, .
4. , এবং . . . (2022)। গভীর শক্ষিা
আর. ম্যানংি পাবলকিশেন্সরে সাথে। 568 পৃষ্ঠা।
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

পৃষ্ঠা 180

গভীর শিক্ষা
175
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
মডিউল -: অ্যাপ্লাইড ডিপ লার্নিং ক্যাপস্টোন প্রকল্প
শেখার উদ্দেশ্য
এই মডিউলের শেষে, আপনি সক্ষম হবেন:

বিভিন্ন পরিস্থিতির জন্য উপযুক্ত গভীর শিক্ষা পদ্ধতি নির্বাচন নিয়ে আলোচনা করুন

বাস্তব বিশ্বের সমস্যা সমাধানের জন্য গভীর শিক্ষার মডেল নির্মাণের বর্ণনা করুন

একটি গভীর শিক্ষার পাইপলাইন তৈরির প্রক্রিয়া আয়ত্ত করা শিখুন

বাস্তব ডেটা সহ মডেলগুলি উন্নত করতে গভীর শিক্ষার জ্ঞান প্রয়োগ করা ব্যাখ্যা করুন

গভীর শিক্ষার প্রকল্প উপস্থাপন এবং যোগাযোগ করার ক্ষমতা প্রদর্শন করে অনুমান করুন
ফলাফল
ভূমিকা
গভীর শিক্ষা এমন একটি ক্ষেত্রের যা দ্রুত গতিতে প্রসারিত হচ্ছে যা উচ্চ-স্তরের মডেল
বিভিন্ন স্তর সহ জটিল নেটওয়ার্ক হিসাবে ডেটাতে নিদর্শন। গভীর শিক্ষার ক্ষমতা আছে
মেশিন লার্নিং এর ক্ষেত্রে সবচেয়ে কঠিন কিছু চ্যালেঞ্জের উত্তর প্রদান করে
এবং কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তা। এটি এই কারণে যে এটি সবচেয়ে বেশি সমস্যা তৈরি করে
সাধারণ উপায় সম্ভব। মাইক্রোসফ্টের মতো কোম্পানিগুলি দ্বারা গভীর শিক্ষা ব্যবহার করা হচ্ছে
স্পিচ রিকগনিশন সহ বিভিন্ন ক্ষেত্রে চ্যালেঞ্জিং সমস্যা মোকাবেলা করবে,
ছবি সনাক্তকরণ, ত্রিমাত্রিক বস্তুর স্বীকৃতি এবং প্রাকৃতিক ভাষা
প্রক্রিয়াকরণ
যাইহোক, একটি কার্যকরী মডেল তৈরি করার জন্য, গভীর শিক্ষা একটি গুরুত্বপূর্ণ লাগে
প্রক্রিয়াকরণ শক্তি পরিমাণ। বেশ সম্প্রতি পর্যন্ত, কম্পিউটারের খরচ হিসাবে ভাল
যেহেতু এর প্রাপ্যতা এর ব্যবহারিক প্রযোজ্যতাকে বাধাগ্রস্ত করেছে। উপরন্তু, গবেষক উভয় অভাব
বাস্তব জগতে গভীর শিক্ষা সফলভাবে প্রয়োগ করার জন্য প্রয়োজনীয় তত্ত্ব এবং দক্ষতা
পরিস্থিতি যখন সময় এবং সংস্থান সীমিত হয়, তখন এটি সাধারণত অন্য ব্যবহার করা আরও কার্যকর
পন্থা
5.1 বাস্তব বিশ্বের সমস্যা সমাধানের জন্য গভীর শিক্ষা এবং
যোগাযোগ
মুরের আইন প্রয়োগের ফলে খরচ উল্লেখযোগ্যভাবে কমে গেছে
আজ কম্পিউটিং। উপরন্তু, নতুন অ্যালগরিদম আছে যে পদ্ধতি দিয়ে যে উভয়
একটি মডেল প্রশিক্ষণের জন্য দ্রুত এবং আরো কার্যকর। ডেটা বিজ্ঞানীদের আরও অ্যাক্সেস আছে

তাত্ত্বিক এবং ব্যবহারিক দিকনির্দেশে গভীর শিক্ষা থেকে মূল্য প্রাপ্ত করার জন্য কারণ তারা আরও লাভ করে
দক্ষতা এবং সময়ের সাথে সাথে আরও তথ্য সংগ্রহ করুন।
ডেটা বিজ্ঞানীরা অত্যন্ত ব্যবহারিক মোকাবেলা করতে গভীর শিক্ষা ব্যবহার করছেন
ব্যবসার বিভিন্ন ক্ষেত্রে চ্যালেঞ্জ, কিন্তু মিডিয়া শিরোনাম সংখ্যাগরিষ্ঠ ঝোঁক
আরও ভবিষ্যত দৃষ্টিকোণ সহ অ্যাপ্লিকেশনগুলিতে মনোনিবেশ করুন, যেমন বক্তৃতা এবং
ছবি স্বীকৃতি। উদাহরণস্বরূপ নিন:

সম্ভাব্য শনাক্ত করার জন্য পেমেন্ট সিস্টেমের প্রদানকারীরা গভীর শিক্ষা ব্যবহার করে
বাস্তব সময়ে প্রতারণামূলক লেনদেন।

ডিপ লার্নিং কোম্পানিগুলি দ্বারা ব্যবহার করা হয় যাদের বিশাল ডেটা সেন্টার রয়েছে এবং।
লগ ফাইল খনি কম্পিউটার নেটওয়ার্ক এবং সম্ভাব্য নিরাপত্তা ঝুঁকি সনাক্ত.

গভীর শিক্ষা বড় এবং জটিল সরবরাহ চেইন পূর্বাভাস সহ সংস্থাগুলিকে সহায়তা করে
উত্পাদনে বিলম্ব এবং বাধা।
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 181

176
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

ডিপ লার্নিং গাড়ি নির্মাতারা এবং ফ্লিট অপারেটররা সেন্সর ডেটা মাইন করতে ব্যবহার করে
উপাদান এবং যানবাহনের ব্যর্থতার পূর্বাভাস এবং যানবাহন এবং অংশের ব্যর্থতার পূর্বাভাস দিতে ব্যবহৃত হয়।
আপনি বাণিজ্যিক অ্যাপ্লিকেশনের সংখ্যায় দ্রুত সম্প্রসারণের প্রত্যাশা করতে পারেন
গভীর শিক্ষার ক্রমবর্ধমান প্রাপ্যতার ফলে পরবর্তী কয়েক বছরের কোর্স
সফ্টওয়্যার এবং এটি কার্যকরভাবে ব্যবহার করার জন্য প্রয়োজনীয় দক্ষতা।
গভীর শিক্ষার শক্তি
মেশিন লার্নিং, গভীর শিক্ষার বিকল্প পদ্ধতির তুলনায়
নিম্নলিখিত চারটি প্রাথমিক সুবিধা রয়েছে:
1. স্বতন্ত্র বৈশিষ্ট্যের মধ্যে জটিল সম্পর্ক সনাক্ত করার এর ক্ষমতা
2. কাঁচা ডেটা থেকে নিম্ন-স্তরের বৈশিষ্ট্যগুলি শেখার ক্ষমতা যা সামান্য হয়েছে
পরিবর্তিত
3. একটি উচ্চ কার্ডিয়াসিটি আছে যে শ্রেণীর সদস্যপদ সঙ্গে কাজ করার ক্ষমতা
4. লেবেলযুক্ত নয় এমন ডেটা নিয়ে কাজ করার ক্ষমতা।
অন্যান্য পন্থা ব্যর্থ হলে গভীর শিক্ষা অর্থপূর্ণ ফলাফল প্রদান করতে সক্ষম
অন্যান্য পদ্ধতির তুলনায় আরো সঠিক মডেল তৈরি করতে সক্ষম এবং এটি হ্রাস করতে সক্ষম
একটি ব্যবহারযোগ্য মডেল বিকাশের জন্য প্রয়োজনীয় সময়ের পরিমাণ। এই চারটি গুণ একসাথে
"শক্তির চারটি স্তম্ভ" হিসাবে উল্লেখ করা হয়।
গভীর শিক্ষা ভেরিয়েবলের মধ্যে পারস্পরিক সম্পর্ক চিনতে সক্ষম, এমনকি যদি সিগ্নেলও হয়
সংযোগ অবিলম্বে সুস্পষ্ট হয় না. দুই বা ততোধিক কারণের কাজ করার ফলাফল
একসাথে একটি প্রভাব উত্পাদন একটি মিথস্ক্রিয়া হিসাবে উল্লেখ করা হয়. দৃষ্টান্তের খাতিরে, আসুন
বলুন যে একটি নির্দিষ্ট ওষুধ অল্পবয়সী মহিলাদের ক্ষেত্রে বিরূপ প্রভাব তৈরি করে কিন্তু বয়স্ক
মহিলাদের ক্ষেত্রে নয়।
নারী একটি ভবিষ্যদ্বাণীমূলক মডেল যা লিঙ্গ এবং বয়সের মিথস্ক্রিয়া বিবেচনা করে
শুধুমাত্র লিঙ্গের প্রভাবের উপর ভিত্তি করে এমন একটি মডেলের তুলনায় লক্ষণীয়ভাবে ভাল কাজ করে।
ভবিষ্যদ্বাণীমূলক মডেলিংয়ের ঐতিহ্যগত কৌশলগুলি এইগুলি পরিমাপ করতে সক্ষম
প্রভাব যাইহোক, এর জন্য একটি উল্লেখযোগ্য পরিমাণ ম্যানুয়াল হাইপোথিসিস টেস্টিং প্রয়োজন।
গভীর
শিক্ষা স্বয়ংক্রিয়ভাবে এই সম্পর্কগুলি খুঁজে পেতে পারে এবং দক্ষতার প্রয়োজন ছাড়াই তা করে
একজন বিশ্লেষকের বা পূর্ববর্তী অনুমানের প্রণয়ন। এটি ছাড়াও, এটি তৈরি করে
অর্থনৈতিক মিথস্ক্রিয়া নিজে থেকে এবং যে কোনও নির্বিচারী ফাংশন আনুমানিক করতে সক্ষম
পর্যাপ্ত সংখ্যক নিউরন সহ, বিশেষ করে গভীর নিউরাল নেটওয়ার্ক ব্যবহার করার সময়।
ভবিষ্যদ্বাণীমূলক বিশ্লেষণের ঐতিহ্যগত পদ্ধতি ব্যবহার করার সময়, সাফল্য দৃঢ় হয়
ফিচার ইঞ্জিনিয়ারিং প্রস্তুত করার জন্য ডেটা সায়েন্টিস্টের ক্ষমতার উপর নির্ভরশীল
ডেটা, এমন একটি পদক্ষেপ যা প্রাসঙ্গিক এলাকার মহান দক্ষতা এবং বোঝার প্রয়োজন।
বৈশিষ্ট্যের প্রকৌশলের জন্যও সময় প্রয়োজন। গভীর শিক্ষা আবিষ্কার করতে সক্ষম
সর্বোত্তম ভবিষ্যদ্বাণীমূলক বৈশিষ্ট্য স্বয়ংক্রিয়ভাবে এবং কাঁচা ডেটার সাথে কাজ করে যা হয়েছে

সামান্য পরবির্তিত। এটি সঠিক বিতরণ সম্পর্কে কোনো অনুমান না করেই এটি করে
তথ্য
গভীর শিক্ষার কার্যকারিতা নিম্নলিখিত পরিসংখ্যানে দেখা যায়। এই চারটি চার্ট
একটি জটিল প্যাটার্নের প্রতিনিধিত্ব করার জন্য কীভাবে বিভিন্ন পদ্ধতি ব্যবহার করা যেতে পারে তা
ব্যাখ্যা করুন। ক
সাধারণীকৃত লিনিয়ার মডেল ডেটা জুড়ে একটি সরল রেখা ফিট করতে ব্যবহৃত হয়, যেমনটি তে দেখা যায়
নীচের ডানদিকের কোণায় গ্রাফিক। একটি সাধারণ রৈখিক মডেল ভাল কাজ করে না
বৃক্ষ-ভিত্তিক পন্থা, যেমন র‍্যান্ডম ফরেস্ট এবং গ্রেডিয়েন্ট বুস্টেড মেশিন,
যা যথাক্রমে চিত্রের নীচে বাম এবং উপরের ডানদিকে পাওয়া যেতে পারে।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 182

গভীর শিক্ষা
177
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
এই পন্থাগুলি, ডেটার মাধ্যমে একটি একক সরলরেখা ফিট করার পরিবর্তে, উপযুক্ত
ডেটার মাধ্যমে অসংখ্য সরল রেখা, যা উল্লেখযোগ্যভাবে "ফিট" এর উন্নতি করে
মডেল ডিপ লার্নিং, যা চিত্রের উপরের বাম কোণে দেখা যায়, সেরোটি প্রদান করে।
ডেটাতে জটিল বক্ররেখা লাগিয়ে সঠিক মডেল।

চিত্র: গভীর শিক্ষার কার্যকারিতা
://..//3003315/------
--.

ডেটা সায়েন্টিস্টরা এমন একটি নির্দিষ্ট ধরণের তথ্যকে উল্লেখ করে যা অনেক বড় ধারণ করে
উচ্চ-কর্ডিনালিটি শ্রেণীর সদস্যপদ হিসাবে বিচ্ছিন্ন মানগুলির সংখ্যা। গভীর শিক্ষা
এই ধরনের ডেটা দিয়ে কার্যকর। এই ধরনের সমস্যার উদাহরণ যা দেখা যেতে পারে
অনুশীলনের মধ্যে ভয়েস স্বীকৃতি অন্তর্ভুক্ত রয়েছে, যেখানে একটি শব্দ অনেকগুলি সম্ভাব্য শব্দের
মধ্যে একটি হতে পারে;
ছবি স্বীকৃতি, যেখানে একটি নির্দিষ্ট চিত্র একটি বিশাল শ্রেণীর চিত্রের সদস্য; এবং
সুপারিশ ইঞ্জিন, যেখানে সেরা আইটেমে প্রস্তাবিত হতে পারে একাধিক.
গভীর শিক্ষার অনেক সুবিধার মধ্যে একটি হল এটি যে ডেটা আছে তা থেকে শিখতে পারে
লেবেল করা হয়নি। সঠিকভাবে লেবেল করা হয়নি এমন ডেটা কোনো নির্দিষ্ট "অর্থ" বর্জিত
যে হাতের সমস্যা প্রাসঙ্গিক. ছবি, সিনেমা, খবর, টুইট এবং কম্পিউটার
যে লগগুলিতে ট্যাগ সংযুক্ত নেই সেগুলি সাধারণ উদাহরণ। প্রকৃতপক্ষে,
আজকের তথ্য অর্থনীতিতে যে ডেটা তৈরি হয় তার বেশিরভাগই লেবেলেবিহীন।
গভীর শিক্ষা এই ধরনের তথ্যের অন্তর্নিহিত নিদর্শন চিনতে সক্ষম, বস্তুকে শ্রেণিবিদ্ধ করে
তাদের মিল অনুসারে এবং অসঙ্গতিগুলি নির্দেশ করে যা আরও পরীক্ষার প্রয়োজন।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 183

178
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
5.1.1 বিভিন্ন জন্য উপযুক্ত ডিপ লার্নিং পদ্ধতি নির্বাচন করা
পরিস্থিতি
কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক () গভীর শিক্ষা ব্যবস্থা দ্বারা ব্যবহৃত হয়। এগুলো
নেটওয়ার্কগুলি মানুষের মস্তিষ্ক কীভাবে তথ্য প্রক্রিয়া করে তার উপর ভিত্তি করে। স্ব-শিক্ষা
মডেলগুলি গভীর শিক্ষার পদ্ধতিতেও ব্যবহৃত হয়। প্রশিক্ষণ প্রক্রিয়ার সময়, অ্যালগরিদম
বৈশিষ্ট্য, গ্রুপ অবজেক্ট এবং খুঁজে বের করতে ইনপুট বিতরণে অজানা কারণগুলি ব্যবহার করুন
গুরুত্বপূর্ণ তথ্য প্রবণতা। এটি অনেকগুলি বিভিন্ন স্তরে ঘটে এবং সূত্রগুলি ব্যবহার করা হয়
মডেলগুলি তৈরি করুন। এটি একইভাবে রোবটগুলিকে নিজেরাই শিখতে শেখানো যেতে পারে।
গভীর শিক্ষা তার মডেলগুলিতে বিভিন্ন পদ্ধতি ব্যবহার করে। যদিও সেখানে
একটি নিখুঁত নেটওয়ার্কের মতো কিছু নয়, কিছু পদ্ধতি রয়েছে যা করতে আরও ভাল
নির্দিষ্ট কাজ। আপনি যদি সঠিক অ্যালগরিদম বাছাই করতে চান, তাহলে আপনাকে সব শিখতে হবে
গুরুত্বপূর্ণ ভাল.
গভীর শিক্ষায় ব্যবহৃত অ্যালগরিদমের ধরন
গভীর শিক্ষার অ্যালগরিদমগুলি নিম্নরূপ:
1. কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক ()

, নামেও পরিচিত, প্রাথমিকভাবে একাধিক স্তর নিয়ে গঠিত এবং এর জন্য ব্যবহৃত হয়
ইমেজ প্রসেসিং এবং অবজেক্ট ডিটেকশন। এটি 1998 সালে ইয়ান লেকুন দ্বারা তৈরি করা হয়েছিল
নাম . এটি মূলত নম্বর এবং পোস্টাল কোড সনাক্ত করার জন্য ডিজাইন করা হয়েছিল
অক্ষর স্যাটেলাইট ইমেজ স্বীকৃতি, চিকিৎসা ব্যাপক আবেদন খুঁজে
ছবি প্রক্রিয়াকরণ, সিরিজ পূর্বাভাস, এবং অসঙ্গতি সনাক্তকরণ।

সিএনএন একাধিক স্তরের মধ্য দিয়ে ডেটা প্রসেস করে এবং কনভোল্যুশনাল ড্রোইভ করে
অপারেশন-প্রদর্শনী বৈশিষ্ট্য। কনভোলিউশনাল লেয়ারটি রেকটিফাইড লিনিয়ার দিয়ে গঠিত
ইউনিট () যা বৈশিষ্ট্য মানচিত্র সংশোধন করে। এই স্তরটি এই বৈশিষ্ট্যগুলি সংশোধন করতে
ব্যবহৃত হয়
পরবর্তী ট্রান্সমিশনের জন্য মানচিত্র। পুলিং সাধারণত একটি নিমুনা অ্যালগরিদম যে
ডাউন-স্যাম্পল করা হয় এবং এটি বৈশিষ্ট্য মানচিত্রের মাত্রা হ্রাস করে। পরবর্তী
আউটপুট একক, দীর্ঘ, অবিচ্ছিন্ন, এবং রৈখিক ভেক্টরের 2-ডি অ্যারে নিয়ে গঠিত
মানচিত্রে সমতল করা হয়েছে। পরবর্তী স্তর, সম্পূর্ণ সংযুক্ত স্তর হিসাবে উল্লেখ করা হয়,
ইনপুট হিসাবে প্রাপ্ত 2-ডি অ্যারে বা সমতল ম্যাট্রিক্সকে শ্রেণিবিদ্ধ করে চিত্রটিকে সনাক্ত করে
পুলিং লেয়ার থেকে।

://../--
2. দীর্ঘ স্বল্পমেয়াদী মেমরি নেটওয়ার্ক ()

লং শর্ট-টার্ম মেমরি (এলএসটিএম) নেটওয়ার্কগুলি হল পুনরাবৃত্ত নিউরাল নেটওয়ার্ক (আরএনএন)
যেগুলি দীর্ঘমেয়াদী নির্ভরতা শিখতে এবং মনে রাখতে পারে
এবং একটি বর্ধিত সময়ের জন্য অতীত তথ্য প্রত্যাহার করুন, এবং এটি তার ডিফল্ট

আচরণ সময়রে সাথে সাথে মমেরি বা পূর্ববর্তী ইনপুটগুলি ধরে রাখার ক্ষমতার কারণে,
সময় সিরিজ ভবিষ্যদ্বাণী জন্য ব্যাপকভাবে নিযুক্ত করা হয়. এই সাদৃশ্য তাদরে চইেন-সদৃশ উপর ভিত্তি করে
(গ) অ্যামটিি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
179
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
গঠন, যা চারটি স্তর নিয়ে গঠিত যা একে অপরের সাথে যোগাযোগ এবং যোগাযোগ করে
বিভিন্ন উপায়ে। সময় সিরিজ ভবিষ্যদ্বাণী অ্যাপ্লিকেশন ছাড়াও, তারা ব্যবহার করা যেতে পারে
বক্তৃতা শনাক্তকারী তৈরি করুন, ফার্মাসিউটিক্যালস বিকাশ করুন এবং সঙ্গীত ক্রম রচনা করুন।

একটি ক্রমিক পদ্ধতিতে কাজ করে। প্রথমত, তারা অপ্রাসঙ্গিক মনে করার প্রবণতা রাখে না
বিশদ পূর্ববর্তী অবস্থায় প্রাপ্ত। তারপরে, তারা বেছে বেছে নির্দিষ্ট সেল-স্টেট পরিবর্তন করে
মান এবং আউটপুট হিসাবে সেল-স্টেটের নির্দিষ্ট অংশ তৈরি করে। অপারেশন ডায়াগ্রাম
নীচে দেখানো হয়.

://../--
3. পুনরাবৃত্ত নিউরাল নেটওয়ার্ক ()

পুনরাবৃত্ত নিউরাল নেটওয়ার্ক, বা , কিছু নির্দেশিত সংযোগের সমন্বয়ে গঠিত
একটি চক্র গঠন করুন, যা থেকে ইনপুটকে বর্তমান পর্যায়ে ইনপুট হিসাবে ব্যবহার করার অনুমতি দিয়ে
এর এই ইনপুটগুলি গভীরভাবে ইনপুট হিসাবে এমবেড করা হয়, এবং মুখস্থ করা হয়
-এর ক্ষমতা এই ইনপুটগুলিকে অভ্যন্তরীণ মেমেরিতে একীভূত করার অনুমতি দিয়ে
সময়কাল অতএব, আরএনএনগুলি এবং এর সংরক্ষিত ইনপুটগুলির উপর নির্ভরশীল
এর সিঙ্ক্রোনাইজেশন প্রপঞ্চের অধীনে কাজ করে। প্রধানত হয়
ইমেজ ক্যাপশনিং, টাইম সিরিজ অ্যানালাইসিস, হস্তলিখিত ডেটা সনাক্তকরণ এবং
মেশিন অনুবাদ।

সময় সংজ্ঞায়িত করা হলে গুলি (-1) সময়ে আউটপুট খাওয়ানোর মাধ্যমে কাজের পদ্ধতি মেনে চলে
টি হিসাবে ইনপুট সময় +1, দ্বারা নির্ধারিত আউটপুট তারপর খাওয়ানো হয়। একটি অনুরূপ ফ্যাশন, এই
যেকোনো দৈর্ঘ্যের সমস্ত ইনপুটের জন্য পদ্ধতিগুলি পুনরাবৃত্তি করা হয়। উপরন্তু, স্টোর
ঐতিহাসিক
মডেলের আকার বাড়ানো হলে ডেটা এবং তাদের ইনপুট আকার বাড়ে না। আরএনএন
তারা উদ্ঘাটিত হয় যখন এই অনুরূপ.

://../--
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 185

180
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
4. জেনারেটিভ অ্যাডভারসারিয়াল নেটওয়ার্ক ()

হল গভীর শিক্ষার অ্যালগরিদম যা মিরর করে এমন নতুন ডেটা ইনস্ট্যান্স তৈরি করতে ব্যবহৃত হয় প্রশিক্ষণের তথ্য। সাধারণত দুটি উপাদান নিয়ে গঠিত: একটি জেনারেটর যা শিখে মিথ্যা তথ্য এবং একটি বৈষম্যকারী যা থেকে শিক্ষা নিয়ে এই মিথ্যা তথ্যের সাথে খাপ খাইয়ে নেয়। এটা সময়ের সাথে সাথে প্রচুর জনপ্রিয়তা অর্জন করেছে, কারণ তারা প্রায়শই অভ্যস্ত জ্যোতির্বিজ্ঞানের চিত্রগুলি ব্যাখ্যা করুন এবং মহাকর্ষীয় ডার্ক ম্যাটার লেন্সিং অনুকরণ করুন। এটাও হয়
ভিডিও গেমগুলিতে 2 টেক্সচারের গ্রাফিক্স উন্নত করতে ব্যবহৃত হয় এগুলি পুনরায় তৈরি করে উচ্চতর রেজোলিউশন, যেমন 4। বাস্তবসম্মত অ্যানিমেটেড সৃষ্টিতেও এগুলোকে কাজে লাগানো হয় চরিত্রের পাশাপাশি মানুষের বৈশিষ্ট্য এবং ত্রিমাত্রিক বস্তুর রেন্ডারিং।

কৃত্রিম এবং বাস্তব উভয়ই তৈরি এবং বোঝার মাধ্যমে সিমুলেশনে কাজ করে তথ্য এই ডেটা বোঝার প্রশিক্ষণের সময়, জেনারেটর বিভিন্ন তৈরি করে মিথ্যা তথ্যের প্রকার, যার সাথে বৈষম্যকারী দ্রুত মানিয়ে নেয় এবং মিথ্যা হিসাবে প্রতিক্রিয়া জানায় তথ্য গুলি তারপর আপডেট করার জন্য এই ফলাফলগুলি প্রেরণ করে। নিচের চিত্রটি বিবেচনা করুন অপারেশন কল্পনা করতে.

://../--
5. রেডিয়াল বেসিস ফাংশন নেটওয়ার্ক ()

হল নির্দিষ্ট ধরণের নিউরাল নেটওয়ার্ক যা রেডিয়াল ফাংশন হিসাবে নিয়োগ করে সক্রিয়করণ ফাংশন এবং একটি ফিড-ফরোয়ার্ড আর্কিটেকচার। এগুলি সাধারণত সময়ের জন্য ব্যবহৃত হয়-
সিরিজ ভবিষ্যদ্বাণী, রিগ্রেশন টেস্টিং, এবং শ্রেণীবিভাগ এবং তিনটি স্তর নিয়ে গঠিত:
ইনপুট স্তর, লুকানো স্তর, এবং আউটপুট স্তর।

গুলি প্রশিক্ষণের ডেটাতে উপস্থিত সাদৃশ্যগুলি বিশ্লেষণ করে এই দায়িত্বগুলি সম্পাদন করে সেট তাদের সাধারণত একটি ইনপুট ভেক্টর থাকে যা এই ডেটাগুলিকে ইনপুট স্তরে ফিড করে, এর ফলে শনাক্তকরণ নিশ্চিত করা এবং তুলনার মাধ্যমে ফলাফল প্রকাশ করা পূর্ববর্তী ডেটা সেটের। বিশেষত, ইনপুট স্তরে সংবেদনশীল নিউরন রয়েছে এই ডেটা, এবং স্তরের নোডগুলি ডেটা টাইপ শ্রেণীবদ্ধ করার ক্ষেত্রে কার্যকর। নিউরন ইনপুটের সাথে তাদের আঁটসাঁট একত্রীকরণ সত্ত্বেও প্রাথমিকভাবে গোপন স্তরে উপস্থিত থাকে স্তর লুকানো স্তর স্থানান্তর ফাংশন আউটপুট দূরত্ব বিপরীতভাবে সমানুপাতিক হয় নিউরন কেন্দ্র থেকে। আউটপুট স্তর রেডিয়াল-এর রৈখিক কনফিগারেশন নিয়ে গঠিত ভিত্তিক ডেটা, যেখানে গাউসিয়ান ফাংশনগুলি নিউরনে একটি প্যারামিটার হিসাবে প্রেরণ করা হয় এবং আউটপুট উত্পাদিত হয়। পদ্ধতিটি সম্পূর্ণরূপে বোঝার জন্য নীচের চিত্রটি বিবেচনা করুন।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
181
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

://../--
6. মাল্টিলেয়ার পারসেপ্ট্রন (এমএলপি)

গভীর শিক্ষার প্রযুক্তির ভিত্তি হিসাবে কাজ করে। এটি একটি বিভাগের অন্তর্গত একাধিক পারসেপ্ট্রন স্তর সহ ফিড-ফরোয়ার্ড নিউরাল নেটওয়ার্ক। এই বিভিন্ন অ্যাক্টিভেশন ফাংশন ধারণ করে। -রও আন্তঃসংযুক্ত ইনপুট রয়েছে এবং একই সংখ্যার আউটপুট স্তর। উপরন্তু, এইগুলির মধ্যে একটি লুকানো স্তর বিদ্যমান দুটি স্তর। এমএলপিগুলি সাধারণত চিত্র এবং বক্তৃতা বিকাশে নিযুক্ত হয় স্বীকৃতি সিস্টেমে এবং অনুবাদ সফ্টওয়্যার অন্যান্য ধরনের.

এমএলপি-এর কাজ শুরু হয় ইনপুট স্তরে ডেটা প্রদানের মাধ্যমে। স্তরটি নিউরনগুলি একটি সংযোগ স্থাপন করতে একটি গ্রাফ তৈরি করে যা একটি একক দিকে প্রবাহিত হয়। এই ইনপুট ডেটার ওজন লুকানো স্তর এবং ইনপুটের মধ্যে বিদ্যমান বলে আবিষ্কৃত হয় স্তর অ্যাক্টিভেশন ফাংশন ব্যবহার করে কোন নোডগুলি ডিসচার্জ করার জন্য প্রস্তুত করা হয়েছে তা গুলি সিনাক্ত করে।
এই সক্রিয়করণ ফাংশন , , এবং ফাংশন নিয়ে গঠিত। এমএলপি স্তরগুলি কী ধরণের পারস্পরিক সম্পর্ক রয়েছে তা বোঝার জন্য প্রাথমিকভাবে মডেলগুলিকে প্রশিক্ষণ দিতে ব্যবহৃত হয় একটি প্রদত্ত ডেটা সেট থেকে পছন্দসই আউটপুট তৈরি করার জন্য পরিবেশন করুন। ছবিটি দেখুন আরও ভাল বোঝার জন্য নীচে।

://../--
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

182
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
7. স্ব-সংগঠিত মানচিত্র (এসওএম)

টিউভো কোহেনের মাত্রাগুলি কল্পনা এবং বোঝার জন্য আবিষ্কার করেছিলেন
কৃত্রিম এবং স্ব-সংগঠিত নিউরাল নেটওয়ার্ক ব্যবহার করে ডেটা। অধিকাংশ চেষ্টা
মানুষ যা কল্পনা করতে পারে না তার উপর ফোকাস সমস্যা সমাধানের জন্য ডেটা ভিজ্যুয়ালাইজ করুন। এই তথ্য
সাধারণত উচ্চ মাত্রার হয়, যা মানুষের হস্তক্ষেপের সম্ভাবনা কমিয়ে দেয়
এবং, ফলস্বরূপ, ত্রুটি।

এসওএমগুলি বিভিন্ন নোডের ওজন শুরু করে ডেটা ভিজ্যুয়ালাইজেশনে সহায়তা করে এবং
তারপর প্রদত্ত প্রশিক্ষণ ডেটা থেকে র‍্যান্ডম ভেক্টর নির্বাচন করা। তারা প্রতিটি পরীক্ষা করে
নির্ভরতা বোঝার জন্য এর আপেক্ষিক ওজন নির্ধারণ করতে নোড। সেরা
ম্যাচিং ইউনিট (বিএমইউ) বিজয়ী নোডকে দেওয়া নাম। পরে, এসওএমগুলি সিনাক্ত করে
এই সফল নোড, কিন্তু নোড সংখ্যা আপেক্ষিক সময়ের সাথে কমে যায়
নমুনা ভেক্টর। অতএব, নোডটি বিএমইউ-এর কাছাকাছি, সম্ভাবনা তত বেশি
ওজন সনাক্ত করা এবং পরবর্তী কার্যক্রম পরিচালনা করা। একাধিক পুনরাবৃত্তি হয়
এর কাছাকাছি কোনো নোড উপেক্ষা করা না হয় তা নিশ্চিত করার জন্যও সঞ্চালিত হয়। একটি দৃষ্টান্ত হিসাবে,
আমরা দৈনন্দিন দায়িত্বের জন্য যে রঙের সমন্বয় ব্যবহার করি তা বিবেচনা করুন। চিত্রটি বিবেচনা করুন
তারা কিভাবে কাজ করে তা বোঝার জন্য নীচে।

://../--
8. গভীর বিশ্বাস নেটওয়ার্ক ()

ডিবিএনগুলিকে তাদের সুপ্ত এবং একাধিক স্তরের কারণে জেনারেটিভ মডেল হিসাবে উল্লেখ করা হয়
স্টোকাস্টিক ভেরিয়েবল। প্রচ্ছন্ন পরিবর্তনশীলটিকে একটি গোপন ইউনিট হিসাবে উল্লেখ করা হয় কারণ এটি
মান বাইনারি হয়। ডিবিএনগুলি বোল্টজম্যান মেশিন নামেও পরিচিত এই কারণে
যোগাযোগ স্থাপনের জন্য স্তরগুলি একে অপরের উপরে স্তরযুক্ত
পূর্ববর্তী এবং পরবর্তী স্তর। ভিডিওর মতো অ্যাপ্লিকেশনের জন্য ডিবিএন ব্যবহার করা হয়
এবং চিত্র স্বীকৃতি এবং চলমান বস্তুর ক্যাপচার।

ডিবিএনগুলি অপারেশনের জন্য লোভী অ্যালগরিদমের উপর নির্ভর করে। সবচেয়ে সাধারণ পদ্ধতি যে
-এর কাজ হল স্তর-দ্বারা-স্তর, টপ-ডাউন পদ্ধতি ব্যবহার করে ওজন তৈরি করা।
শীর্ষে লুকানো দ্বি-স্তরে, ডিবিএনগুলি গিবসের একটি ধাপে ধাপে পদ্ধতি ব্যবহার করে
নমুনা তারপরে, একটি মডেলের উপর ভিত্তি করে দৃশ্যমান ইউনিটগুলি থেকে একটি নমুনা আঁকা হয়
পৈতৃক নমুনা কৌশল। একটি বিটম-আপ পাস পদ্ধতি অনুসরণ করে,
প্রতিটি স্তরে উপস্থিত সুপ্ত মান থেকে জ্ঞান অর্জন করুন।

(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
183
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

://../--
9. সীমাবদ্ধ বোল্টজম্যান মেশিন ()

জিওফ্রে হিন্টন আরবিএম তৈরি করেছেন, যা স্টোকাস্টিক নিউরাল নেটওয়ার্কের মতো যা শেখে
ইনপুট সেটের সম্ভাব্যতা বন্টন থেকে। এই অ্যালগরিদম প্রাথমিকভাবে নিযুক্ত করা হয়
মাত্রা হ্রাস, রিগ্রেশন এবং শ্রেণীবিভাগ, বিষয় মডেলিং, এবং হয়
-এর একটি মৌলিক উপাদান হিসেবে বিবেচিত। দুটি স্তর -এর অন্তর্ভুক্ত: দৃশ্যমান
স্তর এবং গোপন স্তর। এই উভয় স্তর গোপন ইউনিট মাধ্যমে সংযুক্ত করা হয়,
এবং বায়াস ইউনিট নোডের সাথে সংযুক্ত থাকে যা আউটপুট তৈরি করে। সাধারণত,
দুটি পর্যায় নিয়ে গঠিত: ফরোয়ার্ড পাস এবং রিভার্স পাস।

ইনপুটগুলি গ্রহণ করা এবং সেগুলিকে সংখ্যায় অনুবাদ করা যাতে ইনপুটগুলি এনকোড করা হয়।
ফরওয়ার্ড পাস হল কিভাবে কাজ করে। প্রতিটি ইনপুটের ওজন বিবেচনা করে, এবং
ব্যাকওয়ার্ড পাস এই ওজনগুলিকে পুনর্গঠিত ইনপুটে অনুবাদ করে। পরে এই দুই
অনূদিত ইনপুটগুলি তাদের নিজ নিজ ওজনের সাথে মিলিত হয়। এই ইনপুট তারপর
দৃশ্যমান স্তরে সেরানো হয়েছে, যেখানে সক্রিয়করণ সঞ্চালিত হয় এবং আউটপুট যা সহজেই পাওয়া যায়
পুনর্গঠনযোগ্য উৎপন্ন হয়। এই প্রক্রিয়াটি বোঝার জন্য, চিত্রটি চিন্তা করুন
নীচে

://../--
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 189

184
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
10. অটোএনকোডার

অটোএনকোডার হল নিউরাল নেটওয়ার্কের একটি ফর্ম যেখানে ইনপুট এবং আউটপুটগুলি সাধারণত থাকে অভিন্ন এটি প্রাথমিকভাবে তত্ত্বাবধানের সাথে সম্পর্কিত সমস্যাগুলি মোকাবেলা করার জন্য ডিজাইন করা হয়েছিল
শেখার অটোএনকোডার হল নিউরাল নেটওয়ার্ক যার ব্যাপক প্রশিক্ষণ রয়েছে যা ডেটা প্রতিলিপি করে। এই কারণেই ইনপুট এবং আউটপুট সাধারণত অভিন্ন। তারা জন্য ব্যবহার করা হয়
কর্তব্য যেমন ড্রাগ আবিষ্কার, চিত্র প্রক্রিয়াকরণ, এবং জনসংখ্যা পূর্বাভাস।

এনকোডার, কোড এবং ডিকোডার হল অটোএনকোডারের তিনটি উপাদান।
অটোএনকোডারগুলি ইনপুটগুলি গ্রহণ করতে এবং সেগুলিকে বিভিন্ন ধরণের মধ্যে রূপান্তর করার জন্য ডিজাইন করা হয়েছে
উপস্থাপনা ইনপুটগুলিকে পুনর্গঠনের মাধ্যমে প্রতিলিপি করার প্রচেষ্টা
আরো সুনির্দিষ্ট ইমেজ বা ইনপুট এনকোডিং করে, তারা এর আকার কমিয়ে দেয়। ইমেজ না হলে
স্পষ্টভাবে দৃশ্যমান, এটি স্পষ্টীকরণের জন্য একটি নিউরাল নেটওয়ার্কে পাঠানো হয়। পরিষ্কার চিত্র তারপর
একটি পুনর্গঠিত চিত্র হিসাবে উল্লেখ করা হয়, যা আসল চিত্রের মতোই সঠিক। প্রতি
এই জটিল পদ্ধতিটি বুঝতে, অনুগ্রহ করে নীচে দেওয়া চিত্রটি পড়ুন।

://../--
একটি গভীর নির্বাচন করার সময় নিম্নলিখিত উপাদানগুলি বিবেচনা করা গুরুত্বপূর্ণ
একটি নির্দিষ্ট পরিস্থিতিতে শেখার পদ্ধতি:

তথ্যের ধরন: বিভিন্ন গভীর শিক্ষার কৌশল ভিন্ন ভিন্ন সাথে ভালো কাজ করে
তথ্য ধরনের. উদাহরণস্বরূপ, আরএনএনগুলি সিকোয়েন্স ডেটার জন্য আরও উপযুক্ত
সিএনএন ইমেজ ডেটার জন্য আরও উপযুক্ত।

সমস্যার অসুবিধা: বিভিন্ন গভীর শিক্ষার কৌশল বিভিন্ন রকম আছে
জটিলতার ডিগ্রী। গভীর শক্তিবৃদ্ধি শিক্ষা, উদাহরণস্বরূপ, একটি আরো
এর চেয়ে পরিশীলিত পদ্ধতি।

প্রয়োজনীয় নির্ভুলতা: পছন্দের গভীর শিক্ষা পদ্ধতি প্রভাবিত হবে
উদ্দেশ্য নির্ভুলতা দ্বারা. উদাহরণস্বরূপ, একটি আরও জটিল পদ্ধতি, যেমন গভীর
শক্তিবৃদ্ধি শেখার প্রয়োজন হতে পারে যদি মহান নির্ভুলতা প্রয়োজন হয়।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
185
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
একটি গভীর শিক্ষার কৌশল নির্বাচন করার সময়, এটি বিবেচনায় নেওয়া গুরুত্বপূর্ণ
প্রক্রিয়াকরণ ক্ষমতা এবং ডেটার মতো সংস্থানগুলির প্রাপ্যতা। অনেক কম্পিউটিং সম্পদ
এবং কিছু গভীর শিক্ষার কৌশলের জন্য ডেটা প্রয়োজন, যেমন গভীর শক্তিবৃদ্ধি
শেখার
শেষে পর্যন্ত, কোনটি সেরা পারফর্ম করে তা আবিষ্কার করার জন্য বিভিন্ন পদ্ধতির পরীক্ষা করা
একটি নির্দিষ্ট ক্ষেত্রে গভীর শিক্ষার পদ্ধতি বেছে নেওয়ার সেরা উপায়। একক সেরা নেই
পন্থা কারণ এটি হাতের নির্দিষ্ট সমস্যার উপর নির্ভর করে।
গবেষণা
মাঠ
কৃত্রিম
বুদ্ধিমান
পদ্ধতি
উদ্দেশ্য
ফলাফল
মডেলিং
সিএনএন
এর প্রকৃতি নির্ধারণ করুন
টিউমার, ফলাফলের প্রত্যাশা করুন
চিকিৎসা এবং রোগীর বৃদ্ধি
বেঁচে থাকা
যেহেতু গভীর শিক্ষা সম্ভাবনা দেখিয়েছে
মাথা এবং ঘাড়ের ব্যাধি সনাক্ত করতে,
মাথা এবং ঘাড় ক্যান্সার সহ, এটি হতে পারে
রোগীদের তাদের জন্য প্রাথমিক চিকিৎসা পেতে সাহায্য করুন
শর্তাবলী
প্রস্তুতকারক-

সিএনএন
প্যানেলের জন্য একটি অভিনব উপায় তৈরি করা হচ্ছে
একটি প্রযুক্তি ব্যবহার করে বিন্যাস
বক্রভাবে কেড়া বলা হয়
প্যানেল, যা গভীর উপর ভিত্তি করে
শেখার
ডিএল অ্যালগরিদম নির্ধারণ করে
সঠিক ক্রম যা মেশিনিং
অপারেশন সঞ্চালিত করা প্রয়োজন
একটি টুল তৈরি করার জন্য
বা আইটেম, সহায়তা প্রদান
অপারেটর যখন তারা চালান

প্রচলিত উপর উত্পাদন কাজ
মেশিন
আপনি সনাক্ত করতে সক্ষম হওয়া উচিত
 সমাবেশে পুনরাবৃত্ত অংশ
মডেল
জটিল বৈশিষ্ট্য শিখুন
ক্রম অনুযায়ী মডেলের উপর ভিত্তি করে
স্বয়ংক্রিয়ভাবে বৈশিষ্ট্য সনাক্ত করতে
ফর্ম
গবেষণায় উঠে এসেছে গভীর শিক্ষা-ভিত্তিক
সঞ্চালিত বিন্যাস অপ্টিমাইজেশন ফ্রেমওয়ার্ক
ঐতিহ্যগত বিন্যাসের তুলনায় উল্লেখযোগ্যভাবে ভাল
প্রতিস্থাপন পদ্ধতি। এটি বিশেষভাবে কাজ করে
স্ট্রাকচারাল লেআউট ধারণার জন্য ভাল যা পারে না
ঐতিহ্যগত মডেল দ্বারা পরিচালিত এবং আছে
স্টিফনেস স্তর স্থানান্তর করা। এর পারফরম্যান্স হল
এই বিষয়ে বিশেষ করে শক্তিশালী। উপরন্তু,
এর প্রভাব ওজন কমাতে সক্ষম
ইভেন্টে বেশ স্পষ্টভাবে লক্ষ্য করা যায় যে
ফাংশন অ্যালগরিদমের সংখ্যা একই থাকে।
 এর বৃহত্তর সাধারণীকরণ কর্মক্ষমতা
ঐতিহ্যগত মডেলের তুলনায় এটি
বেশিরভাগই প্রধান কারণের জন্য দায়ী, যা
একটি নিকশা হিসাবে ইমেজ তথ্য সরাসরি ব্যবহার
পরিবর্তনশীল হিসাব করার সাথে তুলনা করলে
ইতিমধ্যে প্যারামিটার ব্যবহার করে আউটপুট
বিদ্যমান, শেষ ফলাফল অনেক বেশি সঠিক এবং
সেট করা প্রত্যাশার সাথে মিলে যায়।
ডিএল অ্যালগরিদম, বিশেষ করে সিএনএন, আছে
বৈশিষ্ট্য সনাক্তকরণে কার্যকর হয়েছে
যে 3 ছবি ব্যবহার করে তৈরি করা হয়
ইনপুট হিসাবে। এই সাফল্য সক্রিয় করেছে
একটি ক্রম আকারে আউটপুট প্রস্তাব
মেশিনিং অপারেশন যা বহন করা প্রয়োজন
আউট মোট 400টি প্রশিক্ষণের ধাপ অনুসরণ করে,
প্রশিক্ষণ এবং বৈধতা নির্ভুলতা
প্রক্রিয়াগুলি কার্যত অভিন্ন, এ আসছে
98.44 শতাংশ প্রতিটি মডেল করতে সক্ষম
আরো দ্রুত একত্রিত হয় কারণ এটি সক্ষম
তথ্যের সুবিধা কাটাতে
উৎস মডেল অন্তর্ভুক্ত এবং না
একেবারে গোড়া থেকে শুরু করতে হবে। দ
শিক্ষিত মডেল একইভাবে ভাল পারফর্ম করেছে
পরীক্ষার তথ্য, 98.51 শতাংশের নির্ভুলতা সহ

সামগ্রকি
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

186
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
সিস্টেম টুল সমাবেশ মডেল
গভীর শিক্ষার ক্ষমতা থেকে উপকৃত
তাদের প্রক্রিয়া প্রমিতকরণ।
ফিচারনেট নামে পরিচিত একটি ব্যবসা, যা
একটি 3 সিএনএন-ভিত্তিক ফ্রেমওয়ার্ক বিকাশ করে যা
একটি 3 ভক্সেল গ্রিড ব্যবহার করে, দায়ী
সিএনএন পদ্ধতির সৃষ্টির জন্য যে ছিল
এই গবেষণায় ব্যবহৃত। ফিচারনেট সক্ষম
বড় ডেটাসেটে স্বয়ংক্রিয় প্রক্রিয়াকরণ করা হচ্ছে
3 মডেলের। এর অগ্রগতি
ফিচারনেট 3 প্রবর্তনের সাথে মিলিত হয়েছে
বৈশিষ্ট্যগুলি কেবলমাত্র নয় এমন ফলাফল দিয়েছে।
উল্লেখযোগ্য কিন্তু অসামান্য।
স্থপতি-

সিএনএন,

এবং
ডিএনএন
এর ব্যবহার মূল্যায়ন করা
প্রাথমিক বিল্ডিং ডিজাইনে
গণনার উদ্দেশ্যে
সংরক্ষণের বিভিন্ন পদ্ধতি
বিভিন্ন সম্মুখভাগের সাথে শক্তি।
অন্যান্য ডিএল অ্যালগরিদমের সাথে তুলনা করলে, ডিএনএন
একটি সামগ্রিক শক্তি সিঞ্চয় পূর্বাভাস
নির্ভুলতা সর্বোচ্চ ডিগ্রী সঙ্গে বিল্ডিং
এবং সর্বনিম্ন ত্রুটির হার, গড় সহ
1.59 এর ত্রুটি এবং একটি (মূল গড় বর্গক্ষেত্রে)
3.48 এর।
শুরুর জন্য সামনের পরিকল্পনা করতে
একটি কাঠামো প্রতিষ্ঠার পর্যায়গুলি
একটি ব্যাপক নিয়োগ দ্বারা
স্থাপত্য মডেল।
দ্রুত অনুমান করতে সক্ষম এবং
কার্যকর নকশা করতে অবিকল
বিচার উপরন্তু, ডিএল সাধারণীকরণ করতে সক্ষম
সমস্ত নকশা পরিস্থিতিতে, উভয় যে পারে
ঘটবে না এবং যারা ইতিমধ্যে হয়েছে

দেখেছি, যাতে প্রক্রিয়াটি নিশ্চিত করার জন্য
সিদ্ধান্ত গ্রহণ সম্পূর্ণ।
জন্য ধারণাগত মেঝে লেআউট ডিজাইন
বিভিন্ন ধরনের কাঠামো।
এই গবেষণাটি মডেল ব্যবহার করে
ছবি, গ্রাফিক্সের জন্য অ্যাপ্লিকেশন পরিচালনা করতে,
রচনা এবং নকশা সৃষ্টি যে আছে
আগে গভীরভাবে গবেষণা করা হয়নি।
মডেলের ফলে একটি উৎপাদন হয়
একেবারে নতুন ডিজাইন যা এক থেকে আলাদা
যেটা আগে প্রশিক্ষিত ছিল। ডিএল কৌশল
কিভাবে মূল্যায়ন ও বিশ্লেষণ করতে পারে তা ব্যাখ্যা করে
নকশা, তারপর গুরুত্বপূর্ণ মধ্যে ব্যবচ্ছেদ
উপাদান এবং একটি নতুন তাদের একত্রিত
এই উপাদানগুলি ব্যবহার করে রচনা।
কম্পিউটার
এবং কম-
মুনিকা-

সিএনএন
মেশিন লার্নিং কাজে লাগিয়ে
গণনাগতভাবে ত্বরান্বিত করতে
ব্যয়বহুল সিমুলেশন ফলাফল, আপনি
পারে এমন মডেল তৈরি করতে পারে
দ্রুত সম্ভাব্য স্থানিক উন্মোচন
এবং স্থানের চাক্ষুষ সংযোগ।
ত্বরান্বিত করতে মেশিন লার্নিং নিয়োগ করে
গণনাগতভাবে ব্যয়বহুল সিমুলেশন
ফলাফল, আপনি মডেল বিকাশ করতে পারেন যে
দ্রুত সম্ভাব্য স্থানিক এবং চাক্ষুষ উন্মোচন
স্থানের সংযোগ।
প্রকৌশলী-
ড্র-

,
ডিএনএন
বাউন্ডিং-বক্স সনাক্তকরণ ব্যবহার করে
অ্যালগরিদম, সনাক্ত করুন এবং সনাক্ত করুন
প্রকৌশল অঙ্কন মধ্যে প্রতীক.
এটি প্রমাণিত হয়েছে যে মডেল
উপর নির্ভরযোগ্যভাবে প্রতীক সনাক্ত করতে সক্ষম
প্রযুক্তিগত অঙ্কন। উপরন্তু, মডেল
সংখ্যালঘু শ্রেণীর দৃষ্টান্ত তৈরি করে যেগুলো
ডেটাসেটে উল্লেখযোগ্যভাবে উপস্থাপিত।

(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
187
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
মধ্যে 3 মডেল সাজান
উপযুক্ত শব্দার্থিক বিভাগ
প্রথম পদক্ষেপে হিসাবে।
এই গবেষণার পরীক্ষামূলক ফলাফল ডিএল-
ভিত্তিক 3 মডেলগুলি অত্যন্ত ইতিবাচক,
যা গবেষকদের জন্য সুখবর। কখন
নতুন বিশটি 3 মডেলে প্রয়োগ করা হয়েছে,
একটি প্রশিক্ষিত 3 এর শ্রেণিবিন্যাস নির্ভুলতা
মডেল ক্লাসিফায়ার বশে উচ্চ। অধিকাংশ ক্ষেত্রে,
শুধুমাত্র একটি খুব অল্প পরিমাণ প্রচেষ্টা ব্যয় করা হয়
মডেলের প্রবর্তন।
প্রকৌশলী-

সিএনএন
ডিএল এর আবেদন ইন
ভূপদার্থবিদ্যা আসন্ন পূর্বাভাস
প্রাকৃতিক দুর্যোগ এবং সাহায্য
জরুরী নির্মাণ
প্রতিক্রিয়া পরিকল্পনা।
এবং এর সাথে একীভূত করে, এটি হয়
যে ক্ষতি সঠিকভাবে অনুমান করা সম্ভব
ভবিষ্যতে প্রাকৃতিক দুর্যোগ দ্বারা সৃষ্ট হবে.
এই সিস্টেমটি একটি স্বয়ংক্রিয় মেশিন যা করতে পারে
একজন মানুষের ইনপুট ছাড়াই রিয়েল-টাইমে ভবিষ্যদ্বাণী করুন
হচ্ছে উপরন্তু, এটি কম ব্যয়বহুল, কম প্রয়োজন
ক্ষমতা এবং বিশ্বস্ত প্রদানের সুবিধা আছে
তথ্য
এই গবেষণার উদ্দেশ্য ছিল
গভীর কার্যকারিতা তদন্ত
সিএনএন পদ্ধতিতে শেখা
সম্ভাবনা ভবিষ্যদ্বাণী মধ্যে
ডিন্ডিং / ক্রাউন
থেকে নেওয়া 2 ছবি থেকে
একটি 3 স্টেরিওলিথোগ্রাফি মডেল
একটি ডাই স্ক্যান করা পণ্যের। দ
ফটোগ্রাফ একটি থেকে তৈরি করা হয়েছে
ডাই স্ক্যান করা বস্তু।
ভবিষ্যদ্বাণীর যথার্থতা, নির্ভুলতার মান,
প্রত্যাহার এবং - পরিমাপের জন্য গভীর শিক্ষা

ডবিন্ডিং সম্ভাবনার সএিনএন কৌশল
ভবষ্যিদ্বাণী যথাক্রমে, 98.5 শতাংশ,
97.0 শতাংশ, 100 শতাংশ এবং 0.985 শতাংশ।
এই তথ্যরে ভত্তিিতে সএিনএন পদ্ধতি
ডবিন্ডিং সম্ভাবনার পূর্বাভাস দয়ে। গড়
2160 পরীক্ষার ফটোগ্রাফরে জন্য গণনার সময়
প্রতি ধাপে 2 মলিসিকেন্ড। মান 0.998 মে
বক্ররখো অধীনে এলাকায় পাওয়া যাবে.
শক্ষিা
আরএনএন,
সএিনএন,
,

প্রাকৃতকি জন্য একটি মডলে নর্মিাণ
ভাষা প্রক্রয়িাকরণ () যে
 এর উপর ভত্তিি করে।
এর ফলস্বরূপ, মডলেটি সক্ষম
একটি শক্তিশালী সংযোগ তরৈি করুন ধন্যবাদ
বভিন্নি শব্দরে প্রতশিব্দরে উপস্থাপনা
ভক্টের মডলে দ্বারা প্রদত্ত।
উপর ভত্তিি করে সরঞ্জাম তরৈি
গভীর শক্ষিা, উদ্দশ্যে সহ
কতটা সফল তা নর্ধিারণ করে
বভিন্নি শক্ষিণ কৌশল, যমেন
আকারে উপস্থাপতি যারা
অডওি বা ভডিওি, সম্পর্কে আছে
এর অভ্যাস এবং আগ্রহরে জন্য
ছাত্রদরে
গভীর ব্যবহার করে নর্মিতি হয়ছেে যে মূল্যায়ন টুল
শখোর কনিা তা নর্ধিারণ করতে সক্ষম হয়
শক্ষিার্থীরা শক্ষিামূলক দখেতে আগ্রহী
ক্লাস চলাকালীন ভডিওি। এই ধরনরে মূল্যায়ন হয়
অভব্যিক্তি চনিতে এবং সনাক্ত করতে সক্ষম
এবং ছাত্র আচরণরে স্বীকৃতি। যখন এটা
ক্লাসরুম সটেংিস মূল্যায়ন করতে আসে
ছাত্রদরে, মূল্যায়ন প্রযুক্তি যে
গভীর শক্ষিা পদ্ধতি ব্যবহার করা হয়
সর্বোচ্চ এবং সবচয়েে সঠকি প্রদান করতে সক্ষম
যাচাইকরণ
উপর ভত্তিি করে সরঞ্জাম তরৈি
গভীর শক্ষিা, উদ্দশ্যে সহ
কতটা সফল তা নর্ধিারণ করে
বভিন্নি শক্ষিণ কৌশল, যমেন
আকারে উপস্থাপতি যারা

অডিও বা ভিডিও, সম্পর্কে আছে
এর অভ্যাস এবং আগ্রহের জন্য
ছাত্রদের
সমস্যা-ভিত্তিক নামক একটি শিখার পদ্ধতি
লার্নিং (), যা গভীর উপর ভিত্তি করে
শিখা এবং শিক্ষার্থীদের উন্নত করতে সাহায্য করতে পারে
তাদের বিশ্লেষণাত্মক এবং উদ্যোক্তা ক্ষমতা,
বিকশিত হয়েছে। বুস্ট করা সম্ভব
শিক্ষার্থীদের শিখার ক্ষমতা এবং তাদের ক্ষমতা
একজন উদ্যোক্তার চ্যালেঞ্জ মোকাবেলা করতে
এই বিশেষ শিখার শৈলী ব্যবহার করে সেটিং।
আরো ঐতিহ্যগত শিক্ষার তুলনায়
পন্থা, এই অনলাইন পিবিএল শিখার মডেল
যে গভীর শিক্ষার উপর ভিত্তি করে প্রদর্শন করা হয়
একটি উচ্চতর শিখার মডেল অ্যালগরিদম।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 193

188
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
একটি শিখোর মডেল বিকাশ করুন যে
সংখ্যা বাড়াতে সক্ষম
সামাজিক ক্ষেত্রে বিশেষজ্ঞ
নিরাপত্তা আইন এবং রাখা
তাদের, পাঠ্যক্রম উন্নত করা এবং
জন্য শিক্ষাগত প্রক্রিয়া
উদ্যোক্তা এবং সক্ষম হবেন
ছাত্রদের ইচ্ছা বাড়ায়
উদ্যোক্তা কার্যকলাপে নিযুক্ত করা
সেইসাথে তাদের তা করার ক্ষমতা।
গভীর শিক্ষায় সাহায্য করার সম্ভাবনা রয়েছে
ছাত্র কর্মক্ষমতা মূল্যায়ন
অনলাইন পাঠের সময় ফেসিয়াল বিশ্লেষণ করে
ছাত্রদের অভিব্যক্তি এবং ভঙ্গি।
এই মূল্যায়ন শিক্ষকদের জন্য সহায়ক হতে পারে
মধ্যে ছাত্রদের কর্মক্ষমতা তুলনা
শিক্ষার্থীদের পারফরম্যান্সের জন্য অনলাইন ক্লাস
ঐতিহ্যগত ক্লাসরুম সেটিংস। এই অনুমতি দিয়ে
শিক্ষকরা আরও কার্যকর কৌশল আবিষ্কার করতে
ছাত্রদের কর্মক্ষমতা বৃদ্ধি
শ্রেণীকক্ষ যাইহোক, বেশ কিছু সমস্যা আছে
এই সিস্টেমের মধ্যে নেওয়া দরকার
বিবেচনা এই সমস্যাগুলির মধ্যে কয়েকটি অন্তর্ভুক্ত
মাথার অবস্থানের সাথে সম্পর্কিত সমস্যা,
আলোকসজ্জা এবং পর্যবেক্ষণে ওঠানামা
স্বাস্থ্য হারের।

একটি চোখের আন্দোলন তৈরি করুন
ট্র্যাকিং অ্যাপ্লিকেশন যা ভিত্তি করে
গভীর শিক্ষার উপর। এর শিক্ষা
কোলনোস্কোপি ব্যবহারের মাধ্যমে
এই যন্ত্র চিকিৎসা জন্য বোঝানো হয়
শিক্ষার উদ্দেশ্য। কারণ
কোলনোস্কোপি করতে শেখো
চাহিদা ঘনীভূত এবং
সনাক্তকরণে মনোযোগী দৃষ্টি
অসুস্থতা, চোখের আন্দোলন প্রয়োজন
বিবেচনায় নেওয়া হবে।
গভীর শিক্ষা থেকে উদ্ভূত ফলাফল

চোখ শনাক্ত করার কাজটি সম্পন্ন করা
আন্দোলন বশে বিস্তারিত. গভীর শিক্ষা
একটি 1000-পয়েন্ট প্রদর্শন করার ক্ষমতা আছে
উল্লেখযোগ্য চোখের আন্দোলনের পার্থক্য, সঙ্গে
মনোযোগ চোখের দৃষ্টি নির্দেশন উপর স্থাপন করা হচ্ছে
এবং ছাত্র প্রতিক্রিয়া. একটি সংশ্লেষণ সঞ্চালিত হয়েছিল
প্রকৃতি নির্ধারণ করার জন্য এই তথ্য উপর
যখন ছাত্রদের সম্মুখীন যে চ্যালেঞ্জ
কোলনোস্কোপি সম্পর্কে শেখা।
শিশুদের শিক্ষাগত উন্নয়ন
আরো উপর ভিত্তি করে যে উপকরণ
গভীরভাবে শেখার ফর্ম।
মিডিয়া একটি ওয়েব আকারে তৈরি করা হয় এবং
এন্ট্রি পদ্ধতি হিল ছবি স্বীকৃতি। এই
ডিপ লার্নিং-ভিত্তিক ভিডিও দেখায় কিভাবে শেখা যায়
একটি ভার্চুয়াল গেমে পোস্ট করে এবং তৈরি করে কাজ করে
ছাত্ররা এটা খেলে। খেলা শিক্ষার্থীদের বলবে
কম্পিউটার স্ক্রিনে একটি ছবি দেখানোর জন্য।
ডিপ লার্নিং সিস্টেমে বের করবে যদি কি
শিক্ষার্থীর উত্তর বাস্তব সময়ে সঠিক বা ভুল।
30 জন শিক্ষার্থী যে নির্ভুলতা পরীক্ষা দিয়েছে তা দিয়েছে
সঠিকতার জন্য 0.95 স্কোর। এর মানে হল
মিডিয়া সঠিক মতামত দিতে পারে এবং শিখতে পারে
ঐতিহ্যগত উপায়ের তুলনায় 15 গুণ দ্রুত।
একটি শেখার মডেল তৈরি করুন যে
চটপটে এবং গভীর উপর ভিত্তি করে
শেখার এই শেখার পদ্ধতি
এর লক্ষ্য নিয়ে তৈরি করা হয়েছিল
শিক্ষার্থীদের সম্পৃক্ততা বৃদ্ধি করা
সফটওয়্যার ডেভেলপমেন্ট ক্লাস
পাশাপাশি তাদের সামগ্রিক গুণমান
শিক্ষা
এই শেখার মডেলটি একজন শিক্ষার্থীর বিচার করতে পারে
তাদের সাধারণ এবং তাদের উভয়ের উপর ভিত্তি করে দক্ষতা
নির্দিষ্ট দক্ষতা। উভয় সাধারণ এই পরিমাপ
এবং ব্যক্তিগত দক্ষতা কতটা ভাল তার উপর ভিত্তি করে
শিক্ষার্থীরা যে প্রকল্পে কাজ করেছিল সেগুলি করেছিল।
এই প্রকল্প-সমাপ্তির ক্ষেত্রে দেখতে পারে কিভাবে
দুই ধরনের দক্ষতা অন্তর্নিহিতভাবে সংযুক্ত। এই
গভীর শিক্ষার উপর ভিত্তি করে শেখার মডেল
স্বয়ংক্রিয়ভাবে এই মূল্যায়ন.
সংক্ষেপে, ডিএল পদ্ধতি বেছে নেওয়ার জন্য অনেকে পরামর্শ রয়েছে এবং সেগুলি হিল
সবই আমাদের সংগ্রহ করা কাগজপত্রের শ্রেণীকরণের ফলাফলের উপর ভিত্তি করে। শুরু করতে, আমাদের
উচিত

সএিনএন পদ্ধতি ব্যবহার করুন যখন আমাদরে কোনো সমস্যা হয় যার উত্তর ফর্মে দতিে হবে একটি নকশা বা অঙ্কন, একটি ভবিষ্যদ্বাণী, একটি মূল্যায়ন বা মূল্যায়ন সসি্টমে, নর্দিশেকি বা টউিটোরয়িাল, বা সঠকি এবং ভুল উত্তর সহ একটি সদ্ধিান্ত ব্যবস্থা। ছবি, সংখ্যা, শব্দ
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

পৃষ্ঠা 194

গভীর শিক্ষা
189
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
এমনকি ভিডিওগুলিও ব্যবহার করা ডেটার উৎস হিসাবে ব্যবহার করা যেতে পারে। এছাড়াও, এটা
, এবং সফ্টওয়্যার প্যাকেজগুলি ব্যবহার করার পরামর্শ দেওয়া হয়েছে।
দ্বিতীয়ত, পদ্ধতিটি এমন সমস্যার সমাধান করতে ব্যবহার করা যেতে পারে যা উভয় অনুসন্ধানকে
জড়িত করে
এবং জিনিসগুলিকে দলে ভাগ করা। এই প্রক্রিয়াটি ইমেজ ডেটা এবং ভিডিও ডেটা উভয়ই নিতে পারে
ইনপুট একটি অত্যন্ত প্রস্তাবিত প্রোগ্রাম লাইব্রেরি।
তৃতীয়ত, পদ্ধতিটি এমন ক্ষেত্রে সুপারিশ করা হয় যেখানে সমস্যা হওয়া দরকার
ছবি আকারে ডেটার সাহায্যে ডিজাইন করা, শ্রেণীবদ্ধ করা এবং ভবিষ্যদ্বাণী করা
সংখ্যা সফ্টওয়্যার সরঞ্জাম হিসাবে, এবং সমন্বিত উন্নয়ন পরিবেশ
() অত্যন্ত প্রস্তাবিত আসা.
চতুর্থ, পদ্ধতি ব্যবহার করা হয় যখনই একটি নিকশা, পর্যালোচনা সিস্টেমে, বা শেখার মডেল
তৈরি করা প্রয়োজন। প্রক্রিয়াকরণ পদক্ষেপের জন্য, আপনি সংখ্যাসূচক এবং লিখিত উভয় ডেটা
ব্যবহার করতে পারেন
এবং সফ্টওয়্যার লাইব্রেরি সুপারিশ করা হয়।
পঞ্চম, বিপি পিদ্ধতিটি একটি পর্যালোচনা বা মূল্যায়ন ব্যবস্থা তৈরি করতে ব্যবহৃত হয় যেখানে
তথ্য সংখ্যা আকারে দেওয়া হয়. এই ক্ষেত্রে, পরিস্থিতি ব্যবহারের জন্য কল
সংখ্যা তথ্য
ষষ্ঠ, পদ্ধতি ব্যবহার করা হয় যখন এটি একটি পর্যালোচনা বা রেটিং সিস্টেমে হিসাবে করা প্রয়োজন
পাশাপাশি পাঠ্য-ভিত্তিক ইনপুট ডেটার উপর ভিত্তি করে ভবিষ্যদ্বাণী। কারণ ইনপুট তথ্য প্রয়োজন
এই দুটি কাজের জন্য। যে সফ্টওয়্যার প্যাকেজটি ব্যবহার করার পরামর্শ দেওয়া হয় তাকে বলা
হয়
আইডিই। ডিএল পদ্ধতি ব্যবহার করে, আমরা এখন সহজেই মামলার উপর ভিত্তি করে সিদ্ধান্ত নিতে পারি
ইতিমধ্যে কাজ করা হয়েছে. গভীর শিক্ষার দ্রুত খ্যাতির বৃদ্ধিও ব্যাখ্যা করা যেতে পারে
এটি যে ফলাফল পেতে চান তা পেতে বিভিন্ন ধরণের ডেটা পরিবর্তন করতে পারে।
5.1.2 বাস্তব বিশ্বের সমস্যা সমাধানের জন্য গভীর শিক্ষার মডেল তৈরি করা
তিনটি গুরুত্বপূর্ণ পাঠ যা সমস্যা সমাধানের জন্য গভীর শিক্ষা ব্যবহার করা হলে সাহায্য করে
বাস্তব পৃথিবী:

আমি শিখি: প্রাক-প্রশিক্ষণের মূল্য

শিখি : বাস্তব-বিশ্বের লেবেলে বিতরণের সতর্কতা

শিখি : ব্ল্যাক বক্স মডেল বোঝা
আমি শিখি: প্রাক-প্রশিক্ষণের মূল্য
মেশিন লার্নিং এর একাডেমিক জগতে, তথ্য পাওয়া বড় ব্যাপার নয়।
পরিবর্তে, এটি বিপরীত উপায়। গভীর শিক্ষার কৌশল তুলনা করার স্বাভাবিক উপায়

অন্যান্য পদ্ধতিতে যান এবং নিশ্চিত করুন যে একটি পদ্ধতি অন্যের চেয়ে ভাল তা হল পরিমাপ করা
একই মূল্যায়ন পদ্ধতি ব্যবহার করে একটি আদর্শ নমুনায় তাদের কর্মক্ষমতা। কিন্তু মধ্যে
বাস্তব বিশ্ব, দেখায় যে আপনার নতুন পদ্ধতি জিনিসগুলিকে অন্যের চেয়ে 1% বেশি গতি দেয়।
উপায় কম গুরুত্বপূর্ণ। পরিবর্তে, এটি এমন একটি সিস্টেম তৈরি করার বিষয়ে যা করতে যথেষ্ট শক্তিশালী
যথেষ্ট ভাল কাজ। সমস্ত মেশিন লার্নিং সিস্টেমের মতো, এটিকে কীভাবে শেখানো দরকার
নাম দিয়ে শিখুন।
অনেক বাস্তব-বিশ্বের সমস্যার জন্য, এটা খুবই খারাপ যে প্রশিক্ষণের ডেটা পেতে অনেক খরচ হয়
ভাল-লেবেল করা হয় আসুন দুটি উদাহরণ দেখি:
1)
চিকিৎসা দৃষ্টি: আমরা যদি এমন একটি সিস্টেম তৈরি করতে চাই যা সিটি স্ক্যানে লিম্ফ নোডগুলি খুঁজে পেতে পারে
মানুষের শরীরের, আমাদের চিহ্নিত শট দরকার যা দেখায় লিম্ফ নোডগুলি কোথায়।
এই কাজটি অনেক সময় নেয় কারণ ছবিগুলি 3 তে রয়েছে এবং আপনাকে সক্ষম হতে হবে
খুব ছোট কাঠামো দেখতে। যদি একজন ডাক্তার প্রতি ঘন্টায় 100 করে এবং সাবধানে লেবেল দিতে পারেন
প্রতি ঘন্টায় 4টি ছবি, এটির জন্য আমাদের প্রতি ছবি 25 বা 250,000 10,000 ছবির জন্য খরচ হয়
শ্রেণীবদ্ধ করা হয়েছে। যেহেতু একই ছবির নাম দেওয়ার জন্য আমাদের অনেক ডাক্তারের প্রয়োজন
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 195

নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
নিশ্চিত করুন যে নির্ণয় প্রায় সবসময় সঠিক হয়, এর চেয়ে বেশি খরচ করা সহজ হবে
প্রদত্ত মডেলে কাজের জন্য একটি ডেটাসেট পেতে 250,000।
2)
ক্রেডিট স্কোরিং: আমরা যদি এমন একটি সিস্টেম তৈরি করতে চাই যা নির্ধারণ করে যে কে ক্রেডিট পাবে, আমাদের প্রয়োজন
কার ঋণ ফেরত না দেওয়ার সম্ভাবনা সবচেয়ে বেশি তা জানতে। সুতরাং, আমরা একটি সিস্টেমে যে শেখাতে পারেন
তারা দেখোনোর আগে সেই লোকেদের চিহ্নিত করতে নিজেই শিখে যায়। আপনি নিশ্চিত হতে পারবেন না কেউ কিনা
এটি আসলে ঘটতে না হওয়া পর্যন্ত ডিফল্ট। সুতরাং, সবাইকে ঘৃণা করা একটি খারাপ ধারণা হবে, বলুন,
10,000 কিন্তু এর মানে হল যে প্রত্যেকে ব্যক্তির জন্য আমাদের 10,000 খরচ হবে যারা অর্থ প্রদান করে না।
এর মানে হল যে প্রতিটি চিহ্নিত ডেটা পয়েন্টের একটি খুব উচ্চ মূল্য ট্যাগ আছে।
এই দাম কমানোর উপায় আছে, কিন্তু গুরুত্বপূর্ণ পয়েন্ট হল যে এটি হতে পারে
বাস্তব বিশ্বের সমস্যার জন্য লেবেলযুক্ত ডেটা পেতে ব্যয়বহুল। কিভাবে আমরা এই সমাধান করতে পারেন সমস্যা?
প্রাক-প্রশিক্ষণ
প্রাক-প্রশিক্ষণের পিছনে ধারণাটি হল যে আমরা প্রথমে একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক বা অন্যকে প্রশিক্ষণ দিই
একটি সম্পর্কিত ডোমেনে একটি সস্তা, বড় ডেটাসেটে বা কোলাহলপূর্ণ ডেটাতে মেশিন লার্নিং পদ্ধতি
একই ডোমেনে। যদিও এটি সরাসরি মূল সমস্যার সমাধান করবে না, এটি দেবে
নিউরাল নেটওয়ার্ক আপনার ভবিষ্যদ্বাণী সমস্যা কেমন দেখাচ্ছে তার একটি সাধারণ ধারণা। এক সেকেন্ডে
ধাপে, নিউরাল নেটওয়ার্কের পরামিতিগুলি আরও অনেক ছোট এবং ব্যবহার করে সামঞ্জস্য করা হয়
সমস্যাটির আরও ব্যয়বহুল নমুনা আপনি আসলে সমাধান করার চেষ্টা করছেন। দুই ধাপে, দ
নীচের ছবিটি কিভাবে এটি করতে দেখায়।

চিত্র: প্রি-ট্রেনে নিউরাল নেটওয়ার্ক
://../2017/06/-----.

যখন প্রশিক্ষণের ডেটা পাওয়া কঠিন হয়, তখন আপনাকে নিউরাল নেটওয়ার্ককে "প্রি-ট্রেনে" করা উচিত
একটি বৃহৎ ডেটাসেট ব্যবহার করা যা তুলনামূলকভাবে সস্তা এবং এটি বিষয়ের সাথে প্রাসঙ্গিক
হাত এর পরে, আপনার এটিকে একটি ব্যয়বহুল ডেটাসেটে "সূক্ষ্ম-টিউন" করা উচিত যা স্পষ্টভাবে চিহ্নিত করা হয়েছে।
এই কারণে, মডেলটি তার চেয়ে বেশি কার্যকরভাবে কাজ করবে যদি এটি ঠিক থাকে
সীমিত ডেটাসেটে প্রশিক্ষণ দেওয়া হয়েছে।
ফাইন-টিউনিং প্রক্রিয়া চলাকালীন, ক্লাসের সংখ্যা পরিবর্তন হতে পারে। মানুষ ঘন ঘন
একটি বৃহৎ সংখ্যক ক্লাস সহ একটি ডেটাসেটে ব্যবহার করে একটি নিউরাল নেটওয়ার্ককে প্রাক-প্রশিক্ষণ দিন, যেমন
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 196

গভীর শিক্ষা
191
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ইমেজেনেট এবং তারপরে তাদের নির্দিষ্ট পরিস্থিতিতে প্রয়োগ করতে এটিকে সূক্ষ্ম-টিউন করুন, যা সম্ভবত
বিভিন্ন সংখ্যক ক্লাস জড়িত। এটি নির্দেশ করে যে একেবারে শেষ স্তরটি হওয়া দরকার
মাটি থেকে আবার তৈরি করা হয়েছে। চূড়ান্ত স্তরের শেখার হার সাধারণত হয়
কিছুটা বৃহত্তর হওয়ার কারণে এটি অবশ্যই মাটি থেকে শিখতে হবে,
যেখানে এটির আগে আসা স্তরগুলির শেখার হার সাধারণত কম হতে সেট করা হয়।
কিছু ডেটাসেটে, যেমন ইমেজেনেট, বৈশিষ্ট্য ধারণ করে (শেষ সম্পূর্ণ সংযুক্ত স্তর) যা
যথেষ্ট বিস্তৃত যে সেগুলি সঞ্চয়স্থান থেকে সেরানো যেতে পারে এবং অবলিম্বে ব্যবহার করা যেতে পারে
একটি ভিন্ন কম্পিউটার দৃষ্টি সমস্যার জন্য।
কিভাবে আমরা প্রাক-প্রশিক্ষণের জন্য ডেটা পেতে পারি?
প্রাক-প্রশিক্ষণের জন্য তথ্যের উৎস
1. প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল: এটি প্রায়ই এমন মডেল হিসাবে পরিচিত যারা ইতিমধ্যেই আছে
প্রশিক্ষণের মধ্য দিয়ে: ইন্টারনেটে পোগতভাবে প্রশিক্ষিত মডেলের সাথে মিশছে।
"মডেল চিড়িয়াখানা" নামে পরিচিত প্রতিষ্ঠানগুলিকে প্রথম যে সাইটটি পরীক্ষা করা উচিত।
এগুলি এমন ওয়েবসাইট যা বিভিন্ন উত্স থেকে শেখা মডেলগুলি সংকলন করছে,
কর্পোরেশন, শিক্ষা প্রতিষ্ঠান এবং আগ্রহী ব্যক্তি সহ
গভীর শিক্ষা এখানে, এখানে বা সেখানে দেখুন।
2. পাবলিক ডেটাসেট: ইন্টারনেটে, আপনি প্রচুর পরিমাণে ডেটাসেট খুঁজে পেতে পারেন
ব্যবহার করতে অতএব, নিজেরাই ডেটা সংগ্রহ করে সময় নষ্ট না করে,
আগে থেকে এমন কিছু আছে কিনা তা দেখতে চেষ্টা করুন যা সম্ভবত আপনাকে খুঁজে পেতে সহায়তা করতে পারে
আপনি যে সমস্যার উপর কাজ করছেন তার সমাধান। এখানে, এখানে বা সেখানে দেখুন।
3. ডেটা ক্রলিং: যদি একটি পাবলিক প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল বা ডেটাসেট না থাকে, তাহলে হতে পারে
হাতে ব্যবহার করে লেবেল না লাগিয়ে একটি ডেটাসেট তৈরি করার জন্য একটি গোপন পদ্ধতি হতে হবে
ডেটা ক্রলিং নামে পরিচিত একটি প্রক্রিয়া। আপনি একটি "ক্রলার" তৈরি করতে পারেন যা অ্যাক্সেস করে
নির্দিষ্ট ওয়েবসাইট যাতে সরাসরি সেগুলি পুনরুদ্ধার করা যায়। একটি নতুন সংগ্রহ আছে
এই পদ্ধতি ব্যবহার করে একত্রিত।

চিত্র: প্রাক-প্রশিক্ষণের জন্য তথ্যের উৎস
://../2017/06/-----.

দুর্বলভাবে লেবেলযুক্ত ডেটা
আমরা "সুনির্দিষ্টভাবে লেবেলযুক্ত" ডেটাতে যাওয়ার আগে, আমরা "দুর্বলভাবে" ব্যবহার করে আমাদের বিয়ারিং পেতে পারি
লেবেলযুক্ত" ডেটা, যা "প্রাক-প্রশিক্ষণ" এর জন্য ব্যবহৃত হয়। এই সত্য যে লেবেল
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
সবসময় সঠিক হয় না। উদাহরণস্বরূপ, এটা সম্ভব যে 90% লেবেলে সঠিক
কিন্তু বাকি 10% ভুল। সুবিধা হল এই ধরনের তথ্য হতে পারে
প্রায়শই একটি মানুষের পরিবর্তে স্বয়ংক্রিয়ভাবে শ্রেণীবদ্ধ করা হয়, যা একটি উল্লেখযোগ্য
সময় সাশ্রয়কারী এ কারণে এই তথ্য সংগ্রহে খরচের তুলনায় অনেক কম খরচ হয়
তথ্য সংগ্রহের যেখানে প্রতিটি ফটো একজন ব্যক্তির দ্বারা শ্রেণীবদ্ধ করা প্রয়োজন। যাওয়ার সময়
উইকিপিডিয়া এবং আইএমডিবি থেকে অর্ধ মিলিয়ন মুখের ফটো সংগ্রহ এবং চেষ্টা করার মাধ্যমে
কখন একটি ছবি তোলা হয়েছিল তা নির্ধারণ করতে, আমরা একজন ব্যক্তির তালিকাভুক্ত জন্ম তারিখটি দেখি
প্রোফাইলের পাশাপাশি ছবির ক্যাপশনে দেওয়া যেকোনো ইঙ্গিত। অতএব, আমাদের হওয়া উচিত
প্রতিটি ফটো কত পুরানো একটি সাধারণ ধারণা পেতে সক্ষম. কিছু ক্ষেত্রে, যে বছর
চিত্রের নীচে অবস্থিত ক্যাপশনে প্রদর্শিত ভুল হতে পারে। উপরন্তু,
ছবিতে একাধিক ব্যক্তি থাকতে পারে এবং ফিসে ডিটেক্টর নির্বাচন করতে পারে
ভুল ব্যক্তির মুখ। ফলস্বরূপ, আমরা তালিকাভুক্ত বয়সের গ্যারান্টি দিতে পারি না
সঠিক তা সত্ত্বেও, আমরা এই ডেটাসেটের সাথে প্রাক-প্রশিক্ষণ প্রদর্শন করতে সক্ষম হয়েছি
ভুল লেবেলে কর্মক্ষমতা উন্নত করতে পারে শুধুমাত্র একটি ছোট উপর প্রশিক্ষণের বিপরীতে
আরও সঠিক লেবেলে সহ ডেটাসেট।
চিকিৎসা সংক্রান্ত সমস্যার সমাধান খুঁজতে একই ধরনের চিন্তাভাবনা কাজে লাগানো যেতে পারে
দৃষ্টি, যার জন্য অনেক চিকিৎসা পেশাদারদের একই ছবিকে ক্রমানুসারে শ্রেণীবদ্ধ করতে হবে
লেবেলে সঠিক যে উচ্চ স্তরের আস্থা আছে. এই সংগ্রহ
যে সূক্ষ্ম সমন্বয় সঙ্গে ডিলি. এটি একটি বৃহত্তর ডেটা একসাথে তৈরি করাও সম্ভব
সংগ্রহে দুর্বল লেবেলে আছে এবং শুধুমাত্র একজন ব্যক্তির দ্বারা টীকা করা হয়েছে। অতএব,
আমরা এখনও গ্যারান্টি দিয়ে লেবেলিংয়ের সামগ্রিক খরচ কমিয়ে আনতে সক্ষম
নিউরাল নেটওয়ার্ককে বিভিন্ন ধরনের ইমেজের উপর প্রশিক্ষণ দেওয়া হয়েছে। সারসংক্ষেপে, বৃদ্ধি
পারফরম্যান্সের অর্থ এই নয় যে আপনাকে প্রচুর অর্থ ব্যয় করতে হবে
মানুষের মন্তব্য। পরিবর্তে, আপনি বিনামূল্যে বা একটির জন্য একটি লিবেলেযুক্ত ডেটাসেট পেতে সক্ষম হতে পারেন
উল্লেখযোগ্যভাবে কম খরচ।
শেখা : বাস্তব-বিশ্বের লেবেলে বিতরণের সতর্কতা
এখন যেহেতু আমাদের কাছে প্রি-টিউনিং এবং ফাইন-টিউনিং ডেটা উভয়ই আছে, আমরা প্রশিক্ষণে যেতে পারি
আমাদের নিউরাল নেটওয়ার্ক। এখানে স্কুল এবং বাইরের জীবনের মধ্যে আরেকটি বড় পার্থক্য রয়েছে
এর গবেষণায় বেশিরভাগ পরিসংখ্যানই ভারসাম্যপূর্ণ। সুতরাং, নির্দিশেতি শ্রেণীবিভাগ সমস্যার জন্য,
সাধারণত প্রতিটি গ্রুপে একই সংখ্যক নমুনা থাকে। দুটি উদাহরণ দেওয়া হল
নীচে: হল প্রায় একই সংখ্যক সহ লিখিতি সংখ্যার একটি সুপরিচিতি সেট
প্রতিটি সংখ্যার উদাহরণ। খাদ্য 101 একটি একাডেমিক ডেটাসেটের আরেকটি উদাহরণ। এটা আছে
101 ধরনের খাবারের প্রতিটির 1000টি ছবি।

(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 198

গভীর শিক্ষা
193
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
 এবং 101 প্রতিনিধিত্বকারী চিত্র উভয়ই সুষম ডেটাসেট
://../2017/06/-----.

ভারসাম্যহীন লেবেল বিতরণ
বাস্তব জগতের আরও দুটি উদাহরণ ব্যবহার করে বোঝানোর জন্য কিভাবে এই সমস্যাটি হয়
পরিচালনা করে:
1.
চিকিৎসা দৃষ্টি: চিকিৎসা দৃষ্টির ক্ষেত্রে, চিকিৎসা চিত্র প্রশিক্ষণের জন্য ব্যবহৃত ডেটা
বেশ ভুল। বেশির ভাগ রোগীরই স্বাস্থ্য ভালো এবং মাত্র কয়েকজন
তাদের মধ্যে প্রশ্নবিদ্ধ অবস্থায় ভোগা.
2.
ক্রেডিট স্কোরিং: প্রকৃতপক্ষে, বেশিরভাগ গ্রাহক তাদের ঋণ পরিশোধ করে, যখন শতাংশ
যারা তাদের ঋণ পরিশোধ করেনি তাদের মধ্যে 1% থেকে 2% পর্যন্ত।

(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 199

194
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ভারসাম্যহীন বাস্তব-জগতের লেবেল-বন্টন প্রতিনিধিত্বকারী চিত্র।
://../2017/06/-----.

ঠিক যেমন উপরে আপনার জন্য প্রদর্শিত হয়েছিল, যে পদ্ধতিতে এই দুটি সেট
নাম বিতরণ করা হয় অত্যন্ত বেমানান. এভাবেই বেশিরভাগ ঘটনা ঘটে
প্রকৃত বিশ্ব খেলা আউট. প্রকৃতপক্ষে, একটি অভিন্ন হওয়ার জন্য এটি বেশ অস্বাভাবিক
প্রতিটি গ্রুপে মামলার সংখ্যা।
ভুল শ্রেণীবিভাগের ভারসাম্যহীন খরচ
এর চেয়েও দুর্ভাগ্যজনক বিষয় হলো একাডেমিক ক্ষেত্রে ভুল বোঝাবুঝির খরচ
ডেটাসেট প্রায়ই সব শ্রেণীর জন্য একই। আবার, এই সংখ্যাগরিষ্ঠ ক্ষেত্রে নয়
বাস্তব জগতে যে পরিস্থিতিগুলি ঘটে:
1.
চিকিৎসা দৃষ্টিভঙ্গি: চিকিৎসা দৃষ্টিকোণ থেকে, কাউকে অসুস্থ হিসেবে শ্রেণীবদ্ধ করা যখন ভিতরে থাকে
বাস্তবতা তারা সুস্থ আছে একটি বড় সমস্যা যতক্ষণ না ডাক্তার ডবল চেক হিসাবে
এবং নির্ধারণ করে যে ব্যক্তি সুস্থ। যাইহোক, এটি ব্যর্থ হওয়ার জন্য বিপদে পরিপূর্ণ
একজন অসুস্থ রোগীকে শনাক্ত করুন এবং তারপর সেই রোগীকে চিকিৎসা ছাড়াই ছেড়ে দেওয়ার অনুমতি দিন
মনোযোগ
2.
ক্রেডিট স্কোরিং: কারো কাছ থেকে লোন অফার প্রত্যাখ্যান করা কোন নেতিবাচক বিষয় নয়
এটা ফেরত দিতে হবে; আপনি হারাতে হবে শুধুমাত্র জিনিস ঋণ সুদ. কিন্তু
কারণ আপনাকে ঋণের পুরোটাই দিতে হবে, একজন ব্যক্তিকে টাকা ধার দিতে হবে
এটি ফিরে না দেওয়া একটি অত্যন্ত ব্যয়বহুল প্রচেষ্টা।
নিম্নলিখিত চিত্রটি কীভাবে এটি করতে হয় তা চিত্রিত করে।

(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 200

গভীর শিক্ষা
195
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
চিত্র: বাস্তব-বিশ্বের অ্যাপ্লিকেশনের জন্য ভুল শ্রেণীবিভাগের ভারসাম্যহীন খরচ।
://../2017/06/-----.

কিভাবে এই সমস্যা সঙ্গে মানিয়ে নিতে?
বোঝার পরে যে ক্লাসগুলি সর্বদা এক হয় না এবং সেই বিভ্রান্তি
খুব বেশি খরচ হয় না, আমাদের এটি মোকাবেলা করার উপায় নিয়ে আসতে হবে। অনেক কিছু নেই
এই বিষয় সম্পর্কে লেখা এবং যা আছে তার বেশিরভাগই ব্লগ পোস্ট এবং স্ট্যাক ওভারফ্লো
প্রশ্ন যা কিছু ধারণাকে স্পর্শ করে। মনে রাখবেন যে বিভিন্ন গ্রুপ এবং
ভুল বোঝাবুঝির খরচ হাতের মুঠোয় যায়। এটার মানে হল যে কিছু
নমুনাগুলিতে কম প্রশিক্ষণের ডেটা থাকে এবং সেই ভুলগুলির দাম আরও বেশি।
যেহেতু পদ্ধতিগুলিকে একত্রে গোষ্ঠীভুক্ত করা হয়েছে, আমাদের মডেলগুলি এগুলি রাখার ক্ষেত্রে খুব ভাল।
বিরল ঘটনাকে চারটি দলে ভাগ করে।
1. আরো তথ্য
সবচেয়ে সুস্পষ্ট জিনিসটি হল বিরল গোষ্ঠীগুলিকে আরও বিশদ বিবরণের জন্য জিজ্ঞাসা করা। ক্ষেত্রে
চিকিৎসা দৃষ্টিভঙ্গি, এর মানে হল যে আমরা এমন লোকদের শট নেওয়ার চেষ্টা করি যাদের আমরা অসুস্থ হয়ে পড়েছি
বের করার চেষ্টা করছে। যেমনটি গত পর্বে বলা হয়েছিল, যদি এটি সম্ভব না হয় কারণ
এটি অত্যন্ত ব্যয়বহুল, প্রশিক্ষণের ডেটা পাওয়ার অন্যান্য উপায় থাকতে পারে। যদি আপনি সচেতন হন
প্রশিক্ষণের লেবেলগুলি কীভাবে ছড়িয়ে দেওয়া হয় তা পরিবর্তন করুন, এটি মডেলটি কীভাবে অনুমান করে
তা পরিবর্তন করবে
অনুমানে উদাহরণস্বরূপ, আপনি যদি আপনার প্রশিক্ষণ সেটে আরও অসুস্থ লোক যুক্ত করেন, মডেলটি হবে
এছাড়াও অসুস্থতার পূর্বাভাস দেওয়ার সম্ভাবনা বেশি।

চিত্র প্রতিনিধিত্ব করছে - বিরল ক্লাস সম্পর্কে আরও তথ্য পাওয়া যাচ্ছে। সতর্কতা অবলম্বন যখন উপায় নাম
প্রশিক্ষণের সময় এবং যুক্তির সময় দেওয়া একই নয়।
://../2017/06/-----.

2. লেবেলিং পরিবর্তন করুন
আপনি যদি বিজোড় সম্পর্কে আরও জানতে না পারেন তবে আপনি গ্রুপ পরিবর্তন করার চেষ্টা করতে পারেন
ক্লাস বাস্তব জীবনে, আপনাকে রোগ এবং এর মধ্যে পার্থক্য জানতে হবে না
রোগ বি যতক্ষণ আপনি জানেন যে এটি দুটির মধ্যে একটি। তারপর আপনি সহজভাবে একত্রিত করতে পারেন
দুটি ক্লাস। হয় প্রশিক্ষণের সময় এটিকে সহজ করার জন্য বা অনুমানের সময় যাতে আপনি প্রবেশ করতে না পারেন
রোগ বা মিশে গেলে সমস্যা।

(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 201

196
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

প্রশিক্ষণ বা মূল্যায়নের সময় দুই বা ততোধিক ক্লাস একত্রিত করা সমস্যাটিকে সহজ করতে পারে।
://../2017/06/-----.

3. স্যাম্পলিং
আপনি যদি আরও তথ্য পেতে না পারেন বা কীভাবে পরিবর্তন করতে না পারেন তবে আপনাকে আসল ডেটা ব্যবহার করতে হবে
জিনিস চিহ্নিত করা হয়। কিভাবে আপনি এখনও নিশ্চিত করতে পারেন যে মডেল বিল এ সত্যই ভাল পায়
ক্লাস? প্রশিক্ষণের সময়, আপনি সিস্টেমটি কিসেগুলিকে কীভাবে দেখায় তা পরিবর্তন করেন। মামলা
সাধারণত সুযোগ এ বাছাই করা হয়. প্রশিক্ষণের সময়, এর মানে হল যে প্রতিটি ক্ষেত্রে ন্যায়সঙ্গত মনে হয়
অন্য যে কোনো হিসাবে প্রোগ্রামের জন্য সম্ভাব্য. নমুনা নেওয়ার কয়েকটি ভিন্ন উপায় রয়েছে
যা কিছু বিল শ্রেণীর জন্য লেবেলে কতটা ভালো কাজ করে তা উন্নত করতে সাহায্য করে।

উপেক্ষা করুন। আরও জনপ্রিয় কিছু ক্ষেত্রে উপেক্ষা করা সবচেয়ে সহজ হতে পারে। আপনি পারেন
প্রতিটি ক্লাসে প্রায় একই সংখ্যক নমুনা না হওয়া পর্যন্ত এটি করতে থাকুন।

://../2017/06/-----.

ওভার- বা কম নমুনা। ওভারস্যাম্পলিং মানে বিল শ্রেণী থেকে আরও বেশি নমুনা
প্রোগ্রামে দেওয়া হয়। অন্যদিকে, আন্ডারস্যাম্পলিং মানে হল যে
প্রোগ্রামটি আরও জনপ্রিয় ক্লাস থেকে কম নমুনা দেখে। দৃষ্টিকোণ থেকে
প্রোগ্রামের, উভয় পাথ একই ফলাফলের দিকে নিয়ে যায়। এর মধ্যে পার্থক্য
পদ্ধতি এবং শেষটি হল যে কোনও উদাহরণ বাদ দেওয়া হয় না।
://../2017/06/-----.

নেতিবাচক খনির. নমুনা পদ্ধতির তৃতীয় গ্রুপ বোঝা একটু কঠিন,
কিন্তু তারা সেরা কাজ. আমরা খুব নেওয়ার পরিবর্তে কোন নমুনা গ্রহণ করব তা বেছে নেই
অনেক বা খুব কম। যদিও আমাদের সাধারণ ক্লাস থেকে অনেক বেশি নমুনা আছে,
সবচেয়ে কঠিন নমুনা, যেগুলি ভুল হওয়ার সম্ভাবনা সবচেয়ে বেশি, সেগুলি হল।
আমরা সবচেয়ে বেশি যত্ন করি। প্রশিক্ষণের সময়, আমরা মডেলটি পরীক্ষা করে দেখতে পারি
নমুনাগুলি খুঁজে বের করার জন্য যেগুলি ভুল হওয়ার সম্ভাবনা বেশি। এটি আমাদের একটি স্মার্ট উপায় দেয়
টুলটি প্রায়শই দেখে এমন নমুনা বেছে নিতে।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 202

গভীর শিক্ষা
197
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

://../2017/06/-----.

4. ক্ষতি ওজন করা
আমরা ব্যবহার করে আমাদের ডেটার ক্লাস ডিস্ট্রিবিউশন উন্নত করার জন্য আমরা যা করতে পারি তা করেছি
এই বিভাগে প্রথম তিনটি পদ্ধতি। সুতরাং, আমরা নিজেই পদ্ধতি সম্পর্কে কথা বলতে যেতে পারি।
আমরা ভাগ্যবান যে প্রশিক্ষণের এমন উপায় রয়েছে যা বিরল ইভেন্টগুলিতে আরও মনোযোগ দেয়। এই সহজ
বিজোড় গোষ্ঠীর নমুনাগুলি হারিয়ে গেলে আরও ওজন দেওয়ার মাধ্যমে করতে হবে।

বিরল শ্রেণির ক্ষতি বেশি হয়।
://../2017/06/-----.

শেখা : ব্ল্যাক বক্স মডেল বোঝা
প্রাক-প্রশিক্ষণ সম্পর্কে বিভাগে যেমন বলা হয়েছিল, একাডেমিক ক্ষেত্রে সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ লক্ষ্য, পরিকল্পনা যাই হোক না কেন, অত্যাধুনিক পারফরম্যান্সে পৌঁছানো বা হারানো। কাজ করার সময় বাস্তব-বিশ্বের অ্যাপ্লিকেশনগুলিতে, প্রায়শই শুধুমাত্র একটি মডেল তৈরি করা যথেষ্ট নয় যা ভাল কাজ করে।
পরিবর্তে, আপনি ফোকাস করা উচিত

কেন এবং কীভাবে একটি পরিকল্পনা ভুল হতে পারে তা বুঝুন,

আমাদের বলুন কেন আপনি মনে করেন আমাদের পরিকল্পনা অন্য যেকোনো পছন্দের চেয়ে ভালো কাজ করবে।

নিশ্চিত করুন যে মডেলটি চালাকি করার কোন উপায় নেই।
গভীর নিউরাল নেটওয়ার্কের উত্থানের আগে, বেশিরভাগ মডেলগুলি খুঁজে বের করা বেশ সহজ ছিল।
এই বিষয়গুলি বিবেচনা করুন:

রৈখিক মডেল: রৈখিক মডেল দরকারী কারণ লিনিয়ার ক্লাসিফায়ার বা
প্রতিটি বৈশিষ্ট্য এবং পূর্বাভাস মধ্যে একটি স্পষ্ট লঙ্ক দেখান. কারণ
এটি, মেশিনটি কীভাবে সিদ্ধান্ত নেয় তা বের করা খুব কঠিন নয়।

সদ্ধিান্ত গাছ: সদ্ধিান্ত গাছ সম্পর্কে সবচয়ে ভাল জনিসি হল যে আপনি শুধু অনুসরণ করতে পারনে
পছন্দটি কীভাবে করা হয়ছেলি তা বরে করার জন্য শাখাগুলি। বশেরিভাগ সময়,
সবচয়ে গুরুত্বপূর্ণ জনিসি উপররে নোড দ্বারা আচ্ছাদতি করা হয়. এলোমলেো সদ্ধিান্ত বন
জনিসিগুলকিে একটু কৌশলী করুন, কন্তিু গাছরে গঠন এখনও আপনাকে বশে ভাল করতে দয়ে
সদ্ধিান্ত
গভীর নউিরাল নটেওয়ার্কগুলি কীভাবে তরৈি করে তা বোঝা অনকে কঠনি
সদ্ধিান্ত এগুলি খুব সোজা নয় এবং 100 মলিয়িনরেও বশেি কারণ থাকতে পারে
আরাম এই কারণে, সদ্ধিান্ত কমেন তা ব্যাখ্যা করার সহজ উপায় নয়িে আসা কঠনি
তরৈি
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

পৃষ্ঠা 203

198
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

ক্লাসিক্যাল মেশিন লার্নিং পদ্ধতি বনাম গভীর শিক্ষার তুলনা
://../2017/06/-----.

এটি বাস্তব জগতে একটি বড় সমস্যা, যেখানে গভীর নিউরাল নেটওয়ার্ক দ্রুত হয়
স্বয়ংক্রিয় ড্রাইভিং, চিকিৎসা নির্ণয়, তৈরির মতো অনেক ক্ষেত্রে তাদের পথ তৈরি করা
আর্থিক সিদ্ধান্ত এবং আরও অনেক কিছু। এই অ্যাপগুলির বেশিরভাগই সরাসরি ফলাফলের দিকে নিয়ে যায়
আমাদের জীবন, আমাদের সম্পদ, বা ব্যক্তিগত তথ্যের উপর একটি বড় প্রভাব। এই কারণে, খারাপ পছন্দ
কম্পিউটার দ্বারা তৈরি করা মানুষের ক্ষতি বা অর্থ অপচয় করতে পারে।
5.1.3 একটি গভীর শিক্ষার পাইপলাইন তৈরির প্রক্রিয়া আয়ত্ত করা
গভীর শিক্ষার পাইপলাইন ধাপ
প্রতিটি মেশিন লার্নিং চেইন কিছু উপায়ে ভিন্ন হতে পারে, কিভাবে তার উপর নির্ভর করে
মেশিন লার্নিং মডেল ব্যবহার করা হয় এবং সংস্থার কী প্রয়োজন। কিন্তু প্রতিটি পাইপলাইন
মেশিন লার্নিংয়ের সাধারণ প্রক্রিয়া অনুসরণ করে বা কাজ করে, অথবা প্রতিটি পাইপলাইন আছে
সাধারণ কিছু পর্যায়। পাইপলাইনের প্রতিটি পর্যায় আগে পর্যায় থেকে ফলাফল ব্যবহার করে
এটা যে পর্যায়ে জন্য তার খাদ্য হিসাবে. নিম্নলিখিত পদক্ষেপগুলি একটি আদর্শ এমএল পাইপলাইন তৈরি
করে:

চিত্র: এমএল পাইপলাইনের পর্যায়
://../--
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
199
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
1. ডেটা ইনজেশন
প্রতিটি এমএল প্রক্রিয়া এতে ডেটা রাখার ধাপ দিয়ে শুরু হয়। এই ধাপে, তথ্য আছে
একটি সুসংগঠিত ফাইলে রাখুন যা পরবর্তী ধাপে ব্যবহার করা যেতে পারে। এই পদক্ষেপে কোন কাজ করে না
বৈশিষ্ট্য প্রকৌশল। পরিবর্তে, এটি পাঠানো ডেটা আপডেট করতে পারে।
2. ডেটা যাচাইকরণ
পরবর্তী ধাপ হল ডেটা নিশ্চিতকরণ, যা একটি নতুন মডেল হওয়ার আগে অবশ্যই করা উচিত
প্রশিক্ষিত ডেটা নিশ্চিতকরণ নতুন ডেটার পরিসংখ্যান যেমন পরিসীমা,
ক্যাটাগরির সংখ্যা, কীভাবে ক্যাটাগরিগুলো ছড়িয়ে দেওয়া হয় ইত্যাদি। এই ধাপে ডাটা সায়েন্টিস্টরা
এতে কোন অদ্ভুত জিনিস আছে কিনা তা দেখতে ডেটা দেখুন। জন্য অনেক টুল আছে
তথ্য যাচাই করে যা আমাদেরকে আউটলায়ারদের খুঁজে বের করতে বিভিন্ন তথ্যের সেটের তুলনা করতে দেয়।
3. ডেটা প্রাক-প্রক্রিয়াকরণ
এমএল ওয়ার্কফ্লো এবং পাইপলাইন উভয় ক্ষেত্রেই সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ পদক্ষেপগুলির মধ্যে একটি হল প্রাক-
তথ্য প্রক্রিয়াকরণ। আমরা সংগৃহীত ডেটাকে পূর্ব-বিহীন মডেলে রাখতে পারি না
প্রথমে এটি প্রক্রিয়া করা হচ্ছে, কারণ এটি একটি আকস্মিক ফলাফল দিতে পারে।
প্রি-প্রসেসিং ধাপে, কাঁচা ডেটা পরিষ্কার করা হয় এবং এমএল-এর জন্য প্রস্তুত করা হয়
মডেল প্রক্রিয়াটির বিভিন্ন ধাপ রয়েছে, যেমন ডেটা পরিষ্কার করা, স্কেল করা
বৈশিষ্ট্য, ইত্যাদি। চূড়ান্ত নমুনা, যা প্রশিক্ষণ এবং মডেল পরীক্ষা করতে ব্যবহার করা যেতে পারে, ফলাফল
বা ডেটা প্রাক-প্রসেসিং ধাপের আউটপুট। প্রি-প্রসেসিং ডেটার জন্য, -এর বিভিন্ন ধরনের রয়েছে
টুল, সাধারণ পাইথন স্ক্রিপ্ট থেকে গ্রাফ মডেল পর্যন্ত।
4. মডেল প্রশিক্ষণ এবং টিউনিং
প্রতিটি এমএল ওয়ার্কফ্লো মডেল প্রশিক্ষণের ধাপের চারপাশে ঘোরে। এই ধাপে, দ
মডেলকে একটি প্রাক-প্রক্রিয়াজাত ডেটাসেটকে একটি ইনপুট হিসাবে নিতে এবং একটি আউটপুটের
পূর্বাভাস দিতে শেখানো হয়
যতটা সম্ভব নির্ভুলতা। কিন্তু বড় মডেল বা বড় সঙ্গে সমস্যা হতে পারে
প্রশিক্ষণ তথ্য সেট। তাই এর জন্য মডেল ট্রেনিং বা মডেল টিউনিং ছড়িয়ে দিতে হবে
ভাল আউট পাইপলাইন প্রশিক্ষণ মডেল পর্যায়ে এই সমস্যা সমাধান করতে পারেন কারণ তারা
মাপযোগ্য এবং একবারে অনেকগুলি মডেল পরিচালনা করতে পারে।
5. মডেল বিশ্লেষণ
মডেল প্রশিক্ষণের পর, আমরা খুঁজে বের করার জন্য সঠিকতা ব্যবস্থার ক্ষতি ব্যবহার করতে হবে
পরামিতি সিরো সেট। এটি ছাড়াও, মডেলটির শেষে সংস্করণটির গভীরতা প্রয়োজন
এটা কিভাবে ভাল কাজ করে অধ্যয়ন. গভীরভাবে অধ্যয়নের অংশ হিসাবে, অন্যান্য ব্যবস্থা যেমন নির্ভুলতা,
, , ইত্যাদিও গণনা করা হয়। এটি আমাদেরকে কতটা মডেল বের করতে সাহায্য করবে
প্রশিক্ষণ বৈশিষ্ট্যের উপর নির্ভর করে এবং দেখুন কিভাবে মডেলের অনুমান পরিবর্তন হবে যদি আমরা
শুধুমাত্র একটি ক্ষেত্রে প্রশিক্ষণ বৈশিষ্ট্য পরিবর্তন.
6. মডেল সংস্করণ
মডেল সংস্করণ ধাপ কোন মডেল, হাইপারপ্যারামিটার সেট ট্র্যাক রাখে

এবং ডটোসটেগুলকিে প্রকাশরে পরবর্তী সংস্করণ হসিাবে বছেে নওেয়া হয়ছে।ে একটি হতে পারে
একটি মডলে বভিন্নি ক্ষত্রেে কতটা ভালো কাজ করে তার মধ্যে বড় পার্থক্য
প্রশক্ষিণ তথ্য এবং কোনো মডলে পরামতিি পরবির্তন না. সুতরাং, এটি লখিতে গুরুত্বপূর্ণ
এবং মডলেরে একটি নতুন সংস্করণে যাওয়া সমস্ত কছিুর উপর নজর রাখুন।
7. মডলে স্থাপনা
মডলেটি প্রশক্ষিতি এবং বশ্লিষেণ করার পর,ে এটি ব্যবহার করার সময় এসছে।ে আছে
একটি মডলে ব্যবহার করার তনিটি উপায়, যা হল:
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

পৃষ্ঠা 205

200
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

মডেল সার্ভার ব্যবহার করে,

একটি ওয়েব ব্রাউজারে

প্রান্তে ডিভাইস
কিন্তু মডেলটিকে ব্যবহার করার জন্য সাধারণত একটি মডেল সার্ভার ব্যবহার করা হয়। মডেল সার্ভার আপনাকে অনুমতি দিয়ে
একই সময়ে একটি মডেলের একাধিক কপি পরিচালনা করুন। এটি আপনাকে মডেলগুলিতে / পরীক্ষা চালাতে দিয়ে
এবং সেগুলিকে কীভাবে উন্নত করা যায় সে সম্পর্কে দরকারী প্রতিক্রিয়া পান।
৪. ফিডব্যাকের লুপ
প্রতিটি প্রক্রিয়া একটি বন্ধ লুপ তৈরি করে যাতে ইনপুট দেওয়া যায়। এই বন্ধ লুপ দিয়ে,
ডেটা সায়েন্টিস্টরা খুঁজে বের করতে পারেন যে তারা যে মডেলগুলি স্থাপন করছে তা কতটা ভাল কাজ করে। নির্ভরশীল
যা প্রয়োজন, এই পদক্ষেপটি স্বয়ংক্রিয়ভাবে বা হাতে করা যেতে পারে। ধাপ সব
মডেল বিশ্লেষণ এবং প্রতিক্রিয়া পদক্ষেপ ব্যতীত প্রক্রিয়াটি স্বয়ংক্রিয় হতে পারে।
মেশিন লার্নিং পাইপলাইনের সুবিধা
এমএল ওয়ার্কফ্লোগুলির জন্য পাইপলাইন ব্যবহার করার কিছু সুবিধা এখানে রয়েছে:

অনুপস্থিতি রান

পাইপলাইন আপনাকে একই সময়ে এবং নির্ভরযোগ্যভাবে ছাড়া চালানোর জন্য বিভিন্ন পদক্ষেপে সেটে আপ করতে দিয়ে
আপনার সাহায্য এর মানে হল যে আপনি ডেটা হিসাবে একই সময়ে অন্যান্য জিনিসগুলিতে কাজ করতে পারেন মডেলিং এবং পরিকল্পনা।

সহজ ডিবাগিং

পাইপলাইনের সাথে, প্রতিটি কাজের নিজস্ব ফাংশন রয়েছে, যেমন একটি ডেটা পরিষ্কার করার জন্য এবং অন্যটি
মডেলিং ডেটার জন্য। সুতরাং, পুরো কোডটি ঠিক করা এবং সমস্যাটি কোথায় তা নির্ধারণ করা সহজ একটি নির্দিষ্ট ধাপে আছে।

ট্র্যাক রাখা এবং আপডেট করা সহজ

হাত দ্বারা প্রতিটি চক্রের জন্য ডেটা এবং আউটপুট ট্র্যাক রাখার পরিবর্তে, আমরা একটি ব্যবহার করতে পারি
ডেটা উত্স, ইনপুট এবং আউটপুটগুলির নাম এবং সংস্করণের জন্য পাইপলাইন।

দ্রুত মৃত্যুদন্ড

যেমনটি আমরা ইতিমধ্যেই বলেছি, প্রক্রিয়ায়, কর্মপ্রবাহের প্রতিটি অংশ কাজ করে
এটির নিজস্ব, যা সফ্টওয়্যারটিকে দ্রুত চলতে দেয় এবং আরও ভাল, আরও দক্ষ ফলাফল করতে দেয়।

সহযোগিতা

ডেটা বিজ্ঞানীরা এমএল ডিজাইন প্রক্রিয়ার প্রতিটি ধাপে একসাথে কাজ করতে পারেন
পাইপলাইন এবং তারা একই সময়ে বিভিন্ন পাইপলাইন ধাপে কাজ করতে পারে।

পুনর্ব্যবহারযোগ্যতা

আমরা নির্দিষ্ট পরিস্থিতিতে পাইপলাইন মডেল তৈরি করতে পারি এবং সেগুলিকে বারবার ব্যবহার করতে পারি
প্রয়োজন উদাহরণস্বরূপ, পুনরায় প্রশিক্ষণ এবং গ্রুপ স্কোরিংয়ের জন্য একটি স্ক্রিপ্ট তৈরি করা।

ভিন্নধর্মী গণনা

আমরা একাধিক প্রক্রিয়া ব্যবহার করতে পারি যেগুলি একসাথে ভাল কাজ করে যদিও তারা ভিন্ন ব্যবহার করে
কম্পিউটার টুলস এবং বিভিন্ন জায়গায় ডাটা সঞ্চয় করে। এটি আপনাকে আপনার থেকে সর্বাধিক পেতে দেয়।
বিভিন্ন ধরনের কম্পিউটারে বিভিন্ন প্রক্রিয়ার ধাপ চালানোর মাধ্যমে সম্পদ, যেমন
জিপিইউ, ডেটা সায়েন্স ভিএম, ইত্যাদি।
একটি মেশিন লার্নিং পাইপলাইন তৈরি করার সময় বিবেচ্য বিষয়

প্রতিটি ধাপকে পুনঃব্যবহারযোগ্য উপাদান হিসাবে তৈরি করুন: একটি মডেল তৈরি করার সময়, আমাদের উচিত
একটি প্রক্রিয়ার সমস্ত পদক্ষেপে সম্পর্কে চিন্তা করুন। কীভাবে ডেটা সংগ্রহ করা হয় তা দিয়ে শুরু করুন এবং প্রাক-
(গ) অ্যামটিই ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
201
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
প্রক্রিয়া করা এবং শেষে পর্যন্ত চলতে রাখা. এটি প্রতিটি অংশ একটি ছোট আছে সুপারিশ করা হয়
দায়িত্বের ক্ষেত্রে যাতে তারা বুঝতে এবং পরিবর্তন করা সহজ হয়।

পরীক্ষাগুলিকে সর্বদা উপাদানগুলিতে কোডিফাই করুন: পরীক্ষার একটি স্বাভাবিক অংশ হিসাবে দেখা উচিত
প্রক্রিয়া আপনি যদি একটি মানবিক প্রক্রিয়া ব্যবহার করেন তবে কীভাবে কাঁচা ডেটা এবং মডেলটি দেখুন
ভবিষ্যদ্বাণী দেখা উচিত, আপনি একটি শৃঙ্খল এটি করা উচিত.

সমস্ত পদক্ষেপ একসাথে রাখুন: আমাদের সমস্ত পদক্ষেপগুলিকে সংযুক্ত করতে হবে এবং কীভাবে তা বের করতে হবে
ইনপুট এবং আউটপুট চেইন মাধ্যমে সেরানো.

প্রয়োজন অনুযায়ী স্বয়ংক্রিয় করুন: যখন আমরা একটি পাইপলাইন তৈরি করি, ওয়ার্কফ্লো ইতিমধ্যেই থাকে
স্বয়ংক্রিয় কারণ এটি কোনও ছাড়াই প্রক্রিয়াটির বিভিন্ন পদক্ষেপের যত্ন নেয়
একজন ব্যক্তির কাছ থেকে সাহায্য। কিন্তু কিছু লোক পুরো প্রক্রিয়াটি ঘটতে চায়
কিছু শর্ত পূরণ হলে স্বয়ংক্রিয়ভাবে। উদাহরণস্বরূপ, আপনি দেখতে পারেন
একটি পুনঃপ্রশিক্ষণ দৌড় ট্রিগার করতে উত্পাদনে মডেল ড্রিফ্ট, অথবা আপনি এটি আরও করতে পারেন
প্রায়ই, যেমন দিনে একবার।
গভীর শিক্ষা নিয়ে আসার চ্যালেঞ্জগুলি কিসেগুলিকে উত্পাদনে ব্যবহার করে
সাধারণত, নিম্নলিখিত ধাপগুলি গভীর শিক্ষার ক্রিয়াকলাপ তৈরি করে:

ডেটা ইনজেশন: ইনজেশন প্রায়ই প্রান্তে ঘটে, যেমন যখন গাড়ি পয়েন্ট-অফ-সেলে
ডিভাইস, বা ক্যামেরা ক্লাউডে ডেটা পাঠায়। ব্যবহারের ক্ষেত্রে উপর নির্ভর করে, তথ্য করতে পারেন
হয় একটি অবিচ্ছিন্ন প্রবাহে পাঠানো হবে বা প্রান্তে সংরক্ষণ করা হবে এবং এ ব্যাচে পাঠানো হবে
নিয়মিত বিরতি।

ডেটা প্রস্তুত করা: বেশিরভাগ সময়, আপনাকে কিছু ধরণের প্রিপ্রসেসিং করতে হবে
আপনি উপসংহার আঁকতে মডেল ব্যবহার করার আগে.

প্রশিক্ষণ: একটি ডিপ লার্নিং মডেলের ডিজাইন অনেক বড় হতে পারে, অনেক ফ্যাক্টর সহ
প্রশিক্ষণের জন্য ওজন। যেহেতু প্রচুর প্রশিক্ষণের ডেটা রয়েছে, দক্ষতা খুবই গুরুত্বপূর্ণ।
জিপিইউ এবং স্প্রেড ট্রেনিং পদ্ধতি এতে সাহায্য করে।

বৈধকরণ: প্রশিক্ষণের সময়, মডেলটি নিশ্চিত করার জন্য সাধারণত একটি বৈধতা সেট থাকে
প্রশিক্ষণের ডেটার সাথে ওভারফিট করা হয়নি এবং এটি আগে দেখেনি এমন ডেটার সাথে কাজ করতে পারে।

পর্যালোচনা পদ্ধতিটি মডেলটিকে অনেক ডেটার উপর পরীক্ষা করতে ব্যবহৃত হয় যা এটি আগে কখনও দেখেনি
এটি কতটা ভাল কাজ করে তা দেখতে। মূল্যায়ন করা হয় (বা অন্তত করা উচিত) উপর
এবং আমরা দেখতে চাই যে মডেলটি এখনও সেইভাবে কাজ করছে কিনা যা আমরা চাই বা এটি হওয়া দরকার
পুনরায় প্রশিক্ষিত আরেকটি সমস্যা হল পর্যালোচনার জন্য ডেটা সংগ্রহ করা, যা ট্যাগ করা দরকার।

স্থাপনা: মডেলটি সফ্টওয়্যার বিশেষজ্ঞদের কাছে পাঠানো হয়, যেখানে অ্যাপ্লিকেশনটি তৈরি করা হয়
এবং তারপর উৎপাদনে। মডেলের উপর নজর রাখতে হবে, নিয়মিত পর্যালোচনা করতে হবে
এবং প্রয়োজনে পুনরায় প্রশিক্ষণ দেওয়া হয়। বেশিরভাগ ব্যবসায়িক মেশিন লার্নিং দল মনে করে যে সেরা
গভীর শিক্ষার পাইপলাইন নির্মাণ শুরু করার উপায় হল একটি গবেষণা সেটিং। তথ্য বিজ্ঞানীরা
একটি বিস্তৃত ডেটা লেক থেকে ডেটা (যা ছবি, ভিডিও, পাঠ্য ইত্যাদি হতে পারে) নেবে,
বা গুদাম, এটি প্রস্তুত করুন, মডেল শেখান এবং এটি পরীক্ষা করুন। কিন্তু যখন তথ্য বিজ্ঞানীরা
"নিক্ষেপ করেন
প্রাচীরের উপরে" মডেলটি ইঞ্জিনিয়ারদের কাছে, এই প্রক্রিয়াটি দ্রুত একটি জটিলতায় পরিণত হয়
মেশে
গভীর শিক্ষা পাইপলাইন সমীপবর্তী যখন, প্রচলিত মানসিকতা সবচেয়ে এন্টারপ্রাইজ
এমএল দল আজ গবেষণা পরিবেশে উন্নয়নশীল দ্বারা শুরু হয়. ডেটা
বিজ্ঞানীরা একটি বিস্তৃত থেকে ডেটা (যা ছবি, ভিডিও, পাঠ্য ইত্যাদি হতে পারে) নেবেন,
ডেটা লেক বা গুদাম, এটি প্রস্তুত করুন, মডেলটি প্রশিক্ষণ দিন এবং এটি যাচাই করুন। যাইহোক, যখন তথ্য
বিজ্ঞানীরা মডেলটিকে "প্রাচীরের উপরে" ইঞ্জিনিয়ারদের কাছে নিক্ষেপ করেন, এই প্রক্রিয়াটি দ্রুত হয়ে যায়
জটিল জগাখিচুড়ি
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

202
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
5.1.4 মডেলগুলি উন্নত করতে গভীর শিক্ষার জ্ঞান প্রয়োগ করা
বাস্তব তথ্য
গভীর শিক্ষার তথ্য মডেলগুলিকে উন্নত করার জন্য বিভিন্ন উপায়ে ব্যবহার করা যেতে পারে
বাস্তব তথ্য ব্যবহার করুন। এখানে কিছু উদাহরণ আছে:

বৈশিষ্ট্যগুলি বেছে নিতে বিষয় জ্ঞান ব্যবহার করা: গভীর শিক্ষার মডেলগুলি খুব হতে পারে
শক্তিশালী, কিন্তু তারা তাদের প্রশিক্ষণের জন্য ব্যবহৃত বৈশিষ্ট্যগুলির প্রতিও সংবেদনশীল হতে পারে।
ডোমেনে জ্ঞানের সাথে, আপনি এমন বৈশিষ্ট্যগুলি বেছে নিতে পারেন যা সম্ভবত এর জন্য দরকারী
হাতে কাজ। উদাহরণস্বরূপ, যদি আপনি বিড়ালের ছবি শ্রেণীবদ্ধ করার জন্য একটি মডেল তৈরি করছেন
এবং
কুকুর, আপনি বিড়াল এবং কুকুরের জন্য অনন্য বৈশিষ্ট্য অন্তর্ভুক্ত করতে চান, যেমন
তাদের কানের আকৃতি বা তাদের লেজের দৈর্ঘ্য।

ওভারফিটিং বন্ধ করতে নিয়মিতকরণ পদ্ধতি ব্যবহার করা: গভীর শিক্ষার মডেলগুলি প্রায়শই
অতিরিক্ত ফিটিং প্রবণ, যার মানে তারা প্রশিক্ষণের ডেটা খুব ভালভাবে শিখে এবং শিখে না
নতুন ডেটাতে ভালভাবে সাধারণীকরণ করুন। মডেলে সীমা যোগ করে, যেমন সংখ্যা সীমিত করা
প্যারামিটার বা ডেটাতে শব্দ যোগ করা, নিয়মিতকরণের পদ্ধতিগুলি বন্ধ করতে ব্যবহার করা যেতে পারে
ওভারফিটিং

প্রশিক্ষণ সংগ্রহকে আরও বড় করতে ডেটা অগমেন্টেশন পদ্ধতি ব্যবহার করা। গভীর জন্য
শেখার মডেলগুলি ভালভাবে শিখতে, তাদের সাধারণত প্রচুর প্রশিক্ষণ ডেটার প্রয়োজন হয়। কিন্তু এটা
হতে পারে
এক জায়গায় অনেকে বাস্তব তথ্য পাওয়া কঠিন এবং ব্যয়বহুল। থেকে নতুন ডেটা তৈরি করে
পুরানো তথ্য, তথ্য বৃদ্ধি পদ্ধতি প্রশিক্ষণ নমুনা করতে ব্যবহার করা যেতে পারে
বড় উদাহরণস্বরূপ, আপনি নতুন তৈরি করতে "ইমেজ ফ্লিপিং" নামে একটি পদ্ধতি ব্যবহার করতে পারেন
বিড়াল এবং কুকুরের ছবি অনুভূমিকভাবে বা উল্লম্বভাবে বাঁকিয়ে।

নতুন মডেলের কর্মক্ষমতা উন্নত করতে ট্রান্সফার লার্নিং ব্যবহার করা: স্থানান্তর
শেখার একটি পদ্ধতি যা দ্বারা নতুন মডেলের কর্মক্ষমতা উন্নত করতে ব্যবহার করা যেতে পারে
পূর্ববর্তী মডেল থেকে শেখা জ্ঞান ব্যবহার করে। এই দ্বারা করা যেতে পারে
ইতিমধ্যে প্রশিক্ষিত একটি মডেলের ওজন থেকে একটি নতুন মডেল তৈরি করা।
ডিপ লার্নিং মডেলগুলি কীভাবে তৈরি এবং প্রশিক্ষণ দেওয়া যায়
বেশিরভাগ সময়, ডিপ লার্নিং জিনিসগুলিকে তিনটি গ্রুপে বাছাই করতে ব্যবহৃত হয়:
স্ক্র্যাচ থেকে প্রশিক্ষণ
স্ক্র্যাচ থেকে একটি গভীর নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণের জন্য, আপনাকে চিহ্নিত ডেটার একটি খুব বড় সেট

প্রয়োজন এবং
একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক ডিজাইন তৈরি করতে যা বৈশিষ্ট্য এবং মডেল শিখবে। এই নতুন জন্য ভাল কাজ করে
অ্যাপ বা অ্যাপে অনেক রকমের ডেটা থাকে। এটি একটি কম জনপ্রিয় উপায় কারণ
এই নেটওয়ার্কগুলির প্রচুর ডেটার প্রয়োজন হয় এবং দ্রুত শিখতে হয়, তাই তাদের প্রশিক্ষণের জন্য দিন
বা সপ্তাহ লাগে।
ট্রান্সফার লার্নিং
বেশিরভাগ ডিপ লার্নিং অ্যাপ ট্রান্সফার লার্নিং পদ্ধতি ব্যবহার করে, যার মধ্যে তৈরি করা জড়িত
একটি মডেলের ছোট পরিবর্তন যা ইতিমধ্যে শেখানো হয়েছে। আপনি যে একটি নিউরাল দিয়ে শুরু
ইতিমধ্যেই তৈরি করা হয়েছে, যেমন বা এবং এটিকে ক্লাস সহ নতুন ডেটা দিন
আগে কখনো দেখেনি। নেটওয়ার্কে কিছু পরিবর্তন করার পর, আপনি এখন করতে পারেন
নতুন কিছু, যেমন হাজার ভিন্ন জিনিসের পরিবর্তে শুধুমাত্র কুকুর বা বিড়ালের দল। এই
এছাড়াও শুধুমাত্র অল্প পরিমাণ ডেটা থাকার সুবিধা রয়েছে (এর পরিবর্তে হাজার হাজার ছবি
লক্ষ লক্ষ), তাই গণিত করতে যে সময় লাগে তা কেটে মিনিট বা ঘন্টা করা হয়।
ট্রান্সফার লার্নিং নেটওয়ার্কের অভ্যন্তরীণ কাজের সাথে সংযোগ করার একটি উপায় প্রয়োজন
ইতিমধ্যেই রয়েছে যাতে এটি সাবধানে পরিবর্তন করা যায় এবং নতুন কাজের জন্য উন্নত করা যায়। সেখানে
-এর টুলস এবং পদ্ধতি যা ট্রান্সফার শেখার জন্য সাহায্য করার জন্য।
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
203
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
বৈশিষ্ট্য নিষ্কাশন
গভীর শিক্ষার একটি কম ঘন ঘন এবং আরও নির্দিষ্ট উপায় হল নেটওয়ার্ক ব্যবহার করা
বৈশিষ্ট্যগুলি টানতে। যেহেতু লয়েরের সবগুলো থেকে কিছু ফিচার শেখার কথা
ছবি, আমরা প্রশিক্ষণ চলাকালীন যে কোনো সময় নেটওয়ার্ক থেকে এই বৈশিষ্ট্যগুলি টেনে আনতে পারি
প্রক্রিয়া তারপরে, এই বৈশিষ্ট্যগুলিকে সমর্থন ভেক্টরের মতো একটি মেশিন লার্নিং মডেলে যুক্ত করা যেতে পারে
এটি শিখতে সাহায্য করার জন্য মেশিন ()।
5.1.5 গভীরভাবে উপস্থাপন এবং যোগাযোগ করার ক্ষমতা প্রদর্শন করা
শেখার প্রকল্প ফলাফল
এখানে কিছু টিপস কিভাবে দেখাবেন যে আপনি ব্যাখ্যা করতে পারেন এবং এর ফলাফল সম্পর্কে কথা বলতে পারেন
একটি গভীর শিক্ষার প্রকল্প:

পরিষ্কার এবং সংক্ষিপ্ত হোন: আপনি যখন আপনার প্রকল্পের ফলাফল সম্পর্কে কথা বলেন, তখন আপনার উচিত
পরিষ্কার এবং সংক্ষিপ্ত। সহজবোধ্য শব্দ ব্যবহার করুন। শব্দবাক্য ব্যবহার করবেন না বা
বৈজ্ঞানিক শব্দ যা আপনার পাঠকরা বুঝতে পারে না।

সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ ফলাফলের উপর জোর দিন: আপনি যখন আপনার ফলাফল সম্পর্কে কথা বলেন
প্রকল্প, এটি সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ ফলাফল জোর দেওয়া গুরুত্বপূর্ণ. আপনার প্রকল্প কি
তোমাকে শেখান? কোনটি সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ ছিল? আপনি আপনার ফলাফল কি মনে করেন
মানে?

ছবি ব্যবহার করুন: ছবিগুলি আপনার প্রকল্পটি কীভাবে পরিণত হয়েছে তা দেখানোর একটি দুর্দান্ত উপায়।
ব্যবহার করুন
আপনি কি বলতে চাচ্ছেন তা দেখানোর জন্য ছবি, গ্রাফ এবং চার্ট। এটি জন্য এটি সহজ হবে
আপনি কি পেয়েছেন তা বুঝতে মানুষ।

প্রশ্নের উত্তর দিতে প্রস্তুত থাকুন: জনগণের প্রশ্নের উত্তর দিতে প্রস্তুত থাকুন
তোমার কথা শুনছি। এটি দেখায় যে আপনি আপনার কাজ সম্পর্কে অনেক কিছু জানেন এবং এটি কীভাবে
পরিণত হবে
আউট

আপনার উপস্থাপনা অনুশীলন করুন: আপনি এটি দেওয়ার আগে, আপনার অনুশীলন করা উচিত

উপস্থাপনা এটি আপনাকে নিজের সম্পর্কে আরও নিশ্চিত এবং প্রস্তুত বোধ করবে।
এখানে আরও কিছু টিপস রয়েছে যা আপনার কাজে লাগতে পারে:

একটি যৌক্তিক কাঠামো ব্যবহার করুন: আপনি যখন দেখাবেন তখন একটি যৌক্তিক কাঠামো ব্যবহার করা গুরুত্বপূর্ণ
আপনার প্রকল্পের ফলাফল। এটি আপনার দর্শকদের অনুসরণ করা সহজ করে তুলবে
আপনার কথা এবং আপনি কি বলছেন বুঝতে.

নিষ্ক্রিয় ভয়েস ব্যবহার করবেন না। পরিবর্তে, আক্রমণাত্মক ভয়েস ব্যবহার করুন। এতে আপনার কথা হবে
লোকেদের অনুসরণ করা আরও আকর্ষণীয় এবং সহজ।

আপনার টোন পরিবর্তন করুন: আপনার কথা জুড়ে, আপনার স্বর পরিবর্তন করুন। এই রাখবে
মানুষ আগ্রহী এবং শুনতে.

একটি কল টু অ্যাকশন দিয়ে শেষ করুন: আপনার বক্তৃতার শেষে অ্যাকশনে কল দিন। এই পারে
একটি সাহস, একটি প্রশ্ন, বা একটি অনুরোধ. এটি আপনার শ্রোতাদের কি মনে রাখতে সাহায্য করবে
আপনি বলছেন এবং তারা এটা থেকে কি শিখছে।
এই টিপস অনুসরণ করে, আপনি উপস্থাপন এবং আপনার ক্ষমতা প্রদর্শন করতে পারেন
একটি পরিষ্কার, সংক্ষিপ্ত এবং আকর্ষক উপায়ে গভীর শিক্ষার প্রকল্পের ফলাফলগুলিকে যোগাযোগ করুন।
এখানে আপনি আপনার প্রকল্পের ফলাফল সম্পর্কে কথা বলতে পারেন একটি উপায়:

ভূমিকা: আপনার ধারণা এবং এটির লক্ষ্য কী তা লোকদের বলুন।

পদ্ধতি: আপনি কীভাবে আপনার কাজ করতে গিয়েছিলেন তা ব্যাখ্যা করুন।

ফলাফল: আপনি আপনার প্রকল্প থেকে শিখেছেন প্রধান জিনিস সম্পর্কে কথা বলুন.

আলোচনা: আপনার ফলাফলের অর্থ কী তা নিয়ে কথা বলুন।
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 209

204
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

আপনার প্রধান পয়েন্টগুলি সংক্ষিপ্ত করুন এবং আপনি শিখেছেন সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ জিনিসগুলি দেখান আপনার প্রকল্প থেকে।
আপনি কি বোঝাতে চান তা দেখানোর জন্য আপনি ছবি বা ভিডিও ব্যবহার করতে পারেন। উদাহরণস্বরূপ, আপনি
আপনার পরীক্ষা কিভাবে পরিণত হয়েছে তা দেখানোর জন্য চার্ট বা গ্রাফ তৈরি করতে পারে। আপনিও ব্যবহার করতে পারেন
আপনার ব্যবহৃত বা তৈরি করা ডেটা বা মডেলের উদাহরণ দেখানোর জন্য ছবি।
রুমের লোকদের প্রশ্নের জন্য প্রস্তুত থাকা গুরুত্বপূর্ণ। এই যে দেখায়
আপনি আপনার কাজ সম্পর্কে অনেক কিছু জানেন এবং এটি কিভাবে চালু হবে। আপনি আগে আপনার বক্তৃতা অনুশীলন করা উচিত
সময় যাতে আপনি শক্তিশালী বোধ করেন এবং প্রশ্নের উত্তর দিতে প্রস্তুত হন। একটি সিফল গভীর জন্য শেখার প্রকল্প, আপনার অনেক পুনরাবৃত্তি, অনেক সময় এবং অনেক প্রচেষ্টা প্রয়োজন। এটা করতে প্রক্রিয়া কম বেদনাদায়ক, আপনি সর্বোচ্চ আপনার সম্পদ ব্যবহার করার চেষ্টা করা উচিত. একটি ভাল ধাপে ধাপে-
ধাপ ওয়ার্কফ্লো আপনাকে এটি করতে সাহায্য করবে। এটির সাথে, আপনার প্রকল্পগুলি উত্পাদনশীল, পুনরুত্পাদনযোগ্য হয়ে ওঠে
এবং বোধগম্য।
জীবনচক্র
যেহেতু ডিপ লার্নিং প্রজেক্টগুলি এতই চলমান, সেগুলি সেট করার জন্য আমাদের খুব সতর্ক থাকতে হবে স্ট্রেসে এবং জটিলতা হ্রাস করে এটি করতে, এটি বুঝতে সাহায্য করে কিভাবে একটি
ডিএল কাজ শেষ। এখানে যা ঘটছে:

চিত্র: গভীর শিক্ষার প্রকল্পের জীবনচক্র
://.//-------
টাস্ক সংজ্ঞায়িত করুন
একটি চাকরি নিওয়ার আগে আপনাকে জানতে হবে আপনি কী চান। এটা জানা জরুরী
একটি নির্দিষ্ট সমস্যা সমাধানের জন্য একটি মেশিন লার্নিং সিস্টেমে থেকে উত্তর কীভাবে ব্যবহার করা হবে।
এমনকি আপনার কাজ পরিষ্কার না হলেও, এটি মূল্যায়নের মানদণ্ড, অপ্টিমাইজেশনের জন্য আপনার ধারনা দেবে
ফাংশন, ক্ষতি ফাংশন, তথ্য সংগ্রহ/প্রজন্ম পদ্ধতি এবং তাই। আপনি যদি চান
আপনার কাজ ভালোভাবে পরিকল্পনা করুন, এটি একটি অত্যন্ত গুরুত্বপূর্ণ পদক্ষেপ। আপনি যদি ভাল পরিকল্পনা না করেন তবে এটি পাওয়া কঠিন হবে
কিছু ভুল হলে ট্র্যাকে ফিরে.
প্রকল্প এমনকি সম্ভব?
আপনার কাছে সম্ভবত অন্তহীন পরিমাণ অর্থ বা সময় নেই, তাই আপনাকে চিন্তা করতে হবে
আপনার কাছে যা আছে তা নিয়ে আপনার প্রকল্পে কাজ চালিয়ে যাওয়া অর্থপূর্ণ কিনা। চিন্তা করুন

ডাটাবসে, লখিতি কাজ, কে·াড ফাইল এবং কম্পউিটার পাওয়ার যা আপনার ইতমিধ্যইে আছে বা আছে
ওপনে সে·ার্স এবং পাওয়া সহজ।
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

পৃষ্ঠা 210

গভীর শিক্ষা
205
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন

ডেটা অধিগ্রহণ

আপনি তথ্যের একটি ভাল উৎস ছাড়া একটি প্রকল্প শুরু করতে পারবেন না। এই সাধারণত আপ লাগে বেশিরভাগ প্রকল্প, যেহেতু এটি একটি চলমান প্রক্রিয়া এবং আপনার ডিএল মডেলে চলতে থাকবে এটি স্থাপন করার পরেও নতুন ডেটা পান।

প্রকাশিত কাজ

আপনি যখন কিছু করছেন তখন দেখার মতো কিছু থাকা সবসময় সহায়ক। অধিকাংশ
সময়, আপনি আরো জানতে এবং ধারনা পেতে পড়তে পারেন বই থাকবে. অধ্যয়ন ব্যবহার করে যা ইতিমধ্যে করা হয়েছে আপনার পদ্ধতি উন্নত করার একটি দুর্দান্ত উপায়।

কোড ভান্ডার

আপনি কোড এবং পদ্ধতি ব্যবহার করে সময় বাঁচাতে পারেন যা আপনি বারবার ব্যবহার করতে পারেন।

কম্পিউটিং পাওয়ার

এখানেই ভাল অপ্টিমাইজেশন আপনাকে সবচেয়ে বেশি অর্থ বাঁচাতে পারে। আপনি যেকোনো একটি ব্যবহার করতে পারেন
নিম্নলিখিত পছন্দগুলি, বা একটি সংমিশ্রণ যা তাদের একত্রিত করে, ডেটার উপর নির্ভর করে আপনার মডেলে ব্যবহার করে:

বিনামূল্যে, এবং সহ।

কাগল

প্রতি সপ্তাহে 40 ঘন্টা পর্যন্ত এবং বিনামূল্যে। সময়কাল বাড়ানোর জন্য, বা
একটি উচ্চ প্রসেসিং গতি পান, আপনি ক্লাউডের সাথে আপনার প্রকল্পের সাথে সংযোগ করতে পারেন
এবং একটু কনফিগার করুন।

কোন বিনামূল্যের বিকল্প নেই, আপনি প্রচুর প্রক্রিয়াকরণ শক্তি পেতে পারেন এবং সুবিধাগুলি ব্যবহার করতে পারেন
বিশেষ করে মেশিন লার্নিং প্রশিক্ষণ প্রদান করে।

আকাশী

এর মতই।
সঠিকভাবে আপনার প্রকল্প গঠন
একইভাবে আপনি আপনার কাজের সংজ্ঞায়িত করা উচিত, আপনি আপনার প্রকল্প সেট আপ করা উচিত সঠিক উপায়ে এটি আপনাকে ভবিষ্যতে সমস্যা থেকে দূরে থাকতে সাহায্য করবে। আপনার তৈরি ডিরেক্টরি এবং ফাইল কাঠামো একটি প্রকল্প শুরু করার সহজ উপায়গুলির মধ্যে একটি এবং আপনাকে এটি করতে হবে
এটি প্রতিটি কাজের জন্য। একটি পরিষ্কার, সুসংগঠিত কাঠামো দলকে একসাথে আরও ভালভাবে কাজ করতে সহায়তা করে
এবং প্রতিটি সদস্যের জন্য তাদের নিজস্ব কাজগুলিতে ফোকাস করা সহজ করে তোলে। আপনি যখন কাজ করছেন
একটি পূর্ণাঙ্গ অ্যাপে, আপনাকে প্রকল্পটির কী প্রয়োজন সে সম্পর্কে আরও পরিষ্কার হতে হবে। কিছু প্রয়োজনীয়তার মধ্যে থাকবে প্যারামিটার এবং মডেল, কাগজপত্র, লাইসেন্সের সংস্করণ সংরক্ষণ করা, জুপিটার নোটবুক এবং তাই। আপনি কীভাবে আপনার প্রকল্প সেট আপ করতে পারেন তার একটি উদাহরণ এখানে
কোডিং বা আপনার প্রকল্প সংগঠিত যাতে এটি আরও ভাল কাজ করে:
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 211

206
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
সাধারণ মডেলে ট্রেডঅফ আলোচনা করুন
ট্রেডঅফ গুরুত্বপূর্ণ সিদ্ধান্ত। আপনাকে যুক্তি দিয়ে সমস্যার সমাধান করতে হবে এবং
সম্ভবত প্রকল্পের লক্ষ্য পুনরায় কাজ. "সিদ্ধান্ত বুদ্ধি হল বাঁক নেওয়ার শৃঙ্খলা
যে কোনো স্কেলে ভালো করার জন্য তথ্য"। - ক্যাসি কোজরিকভ, প্রধান সিদ্ধান্ত বিজ্ঞানী
এ

চিত্র: এবং যথার্থতার মধ্যে ট্রেডে-অফ
://.//-------
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
207
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
যখন গভীর শিক্ষার কথা আসে, তখন গতি এবং নির্ভুলতার মধ্যে ট্রেড-অফ হওয়া উচিত
বিবেচনায় নেওয়া হবে। উদাহরণস্বরূপ, গভীর নিউরাল মডেল যা অ্যাপলের সিরিতে ব্যবহৃত হয়,
বিপুল পরিমাণ ডেটা থেকে ভবিষ্যদ্বাণী করার জন্য অ্যামাজনের অ্যালেক্সা, গ্রামারলি ইত্যাদি
দ্রুত এবং নির্ভুল হতে ডিজাইন করা হয়. এই ধরনের অ্যাপ্লিকেশনগুলিতে, এটি ব্যবহার করা গুরুত্বপূর্ণ
আর্কিটেকচার যা এই ধরনের বৈশিষ্ট্য প্রদর্শন করে। এর মানে হল যে, এই ধরনের ডিজাইন করার সময়
সিস্টেম, আমরা যৌথভাবে দুটি ছোট করার জন্য বিভিন্ন নিউরাল নেটওয়ার্ক পরামিতি টিউন করতে চাই
উদ্দেশ্য: কিছু বৈধতা ডেটা এবং ভবিষ্যদ্বাণীর গতিতে ভবিষ্যদ্বাণী ত্রুটি।
সাধারণভাবে, এই ধরনের সমস্যাগুলির মধ্যে বহু-উদ্দেশ্য অপ্টিমাইজেশন সমাধান করা জড়িত
সমস্যা দুই বা ততোধিক উদ্দেশ্য থাকার সমস্যা। যেহেতু মডেলের সাইজ হতে পারে
ডেটার জটিলতা বাড়ার সাথে সাথে, আপনাকে জানতে যথেষ্ট সতর্ক হতে হবে
এবং মডেল থেকে আপনি কি চান তা বুঝুন। এটা সবসময় একটি ভাল অভ্যাস
ব্যবহারকারীর দৃষ্টিকোণ থেকে সমস্যাটিকে পুঙ্খানুপুঙ্খভাবে বুঝুন যাতে আপনি পুনরায় পুনরাবৃত্তি করতে পারেন
এবং সংজ্ঞায়িত লক্ষ্য এবং উদ্দেশ্য পুনরায় দেখুন। আপনার গভীর শিক্ষার মডেলকে উপহাস করুন এবং পুনরাবৃত্তি করুন
(যদি প্রয়োজন হয়) ব্যবহারকারীর অভিজ্ঞতার উপর, লক্ষ্যযুক্ত শ্রোতা এবং প্রকারের কথা মাথায় রেখে
মডেল তাদের পাঠানো.
://.//-------
মনে রাখবেন যে একটি দ্রুত মডেল ভবিষ্যদ্বাণী করার সময় ভুল করতে পারে এবং ক
সঠিক মডেলটি ধীর হতে পারে। আমরা ইতিমধ্যে যে বিষয়গুলি নিয়ে কথা বলেছি তা বোঝা
দ্রুত এবং নির্ভুল উভয় ধরনের মডেল তৈরি করতে আমাদের সাহায্য করতে পারে। যে অংশগুলি অনুসরণ করে, আমরা করব
আমরা আমাদের চাহিদা মাপসই মডেল করতে পারেন কিভাবে তাকান
তথ্য সংগ্রহ করার অনেক উপায় আছে। আপনি কোন কাজ করার আগে, আপনি একটি সংরক্ষণ করতে পারেন
আপনার দলের সাথে এই বিষয়ে কথা বলে অনেক সময়। উদাহরণস্বরূপ, আপনি যদি থিকে ডেটা কিনতে চান
একজন বিক্রেতা, আপনাকে নিম্নলিখিত প্রশ্নের উত্তর দিতে হবে:

আপনার কত ডেটা দরকার?

আপনি কত তথ্য কিনতে পারেন?

তথ্য পেতে একটি সস্তা উপায় বা একটি বিকল্প যা ওপেন সোর্স সফ্টওয়্যার ব্যবহার করে?
একটি ভাল উৎস থেকে আপনার ডেটা পাওয়া গভীর শিক্ষার কাজগুলিকে সহজ করে তুলতে পারে। যদি
আপনার সরঞ্জামগুলিতে খুব বেশি পক্ষপাতদুষ্ট বা ভুলভাবে লেবেলযুক্ত তথ্য রয়েছে, আপনাকে একটি

উপায় খুঁজে বের করতে হবে
এই সমস্যাগুলো ঘিরে। যেহেতু ডেটা গভীর শিক্ষার জ্বালানী, তাই ডেটা পাওয়া গুরুত্বপূর্ণ একটি নির্ভরযোগ্য সূত্র থেকে। এনএইচএস ডেটা এবং কোকো ডেটাসেট দুটি ভাল উদাহরণ ভালভাবে রক্ষণাবেক্ষণ করা ডেটা সহ এই ধরণের সরঞ্জামগুলি:

এনএইচএস ডেটা

কোকো ডেটাসেট।
(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
স্থল সত্যের সংজ্ঞা দাও
বেশিরভাগ সময়, নির্দেশিত শিক্ষার জন্য লেবেলিং (গ্রাউন্ড ট্রুথ ডিফাইনিং) করা হয়। যদি ডেটা উৎস নির্ভরযোগ্য নয়, এমন সমস্যা হতে পারে যা একটি ভুল মডেলের দিকে নিয়ে যায় পরে, যা অনেক আর্থিক চাপের কারণ হতে পারে। "এআই আপনার জন্য লক্ষ্য নির্ধারণ করতে পারে না; সেটাই মানুষের কাছে।" গ্রাউন্ড ট্রুথ বা লেবেলিং মানে মেশিনকে একটা লক্ষ্য দেওয়া। কি যে লক্ষ্য এটি সম্পূর্ণরূপে আপনার দেওয়া কাজের উপর নির্ভর করে, যেমন "শ্রেণীবদ্ধ করার জন্য একটি গভীর শিক্ষার ব্যবস্থা তৈরি করুন। একটি ফুলের উপর ছত্রাকের ছবি" আমাদের শেষ উদাহরণ থেকে। আপনি ডিএল পদ্ধতি কিনা সিদ্ধান্ত নিতে হবে ছত্রাকের ছবিগুলিতে কঠোর বা সহজ হওয়া উচিত। এখানে, আমরা সাধারণত নির্ভুলতার জন্য নির্ভুলতা বাণিজ্য করি বা অন্য উপায় কাছাকাছি। কাজের উপর ভিত্তি করে একটি প্রোগ্রাম তৈরি করা সর্বদা ভাল এবং আপনি যে প্রোতাদের কাছে পৌঁছাতে চান, যাতে আপনার কম্পিউটার সংস্থান এবং আপনার অর্থ উভয়ই না হয় নষ্ট সক্রিয় শিক্ষা ডেটাতে নাম রাখার আরেকটি উপায়। এটি সাধারণত লেবেল করতে ব্যবহৃত হয় অনেক তথ্য। লেবেল করা দামী হতে পারে, তাই আপনি যত তাড়াতাড়ি সম্ভব এটি করতে চান।
ডেটার গুণমান যাচাই করুন
গ্রাউন্ড ট্রুথ কী তা খুঁজে বের করার পর, পরবর্তী ধাপ হল ডেটা নিশ্চিত করা ভাল চাকরির উপর ভিত্তি করে আপনার পছন্দ পরিবর্তন হতে পারে। আপনি যদি একটি ছবি বিশ্লেষক তৈরি করেন, আপনি নিম্নলিখিত সম্পর্কে চিন্তা করা উচিত:

আপনি খুব স্পষ্ট যে ছবি প্রয়োজন?

আপনি কি আকারের ছবি প্রয়োজন?

এটি রঙ বা কালো এবং সাদা হওয়া উচিত?

ছবি কত পুরানো হতে হবে?
একইভাবে, একটি এনএলপি মডেল তৈরি করার সময় সবচেয়ে গুরুত্বপূর্ণ প্রশ্নগুলি হল:

আপনার প্রকল্পের কি টুইট, পোল, বা মন্তব্যের মতো ছোট পাঠ্যের প্রয়োজন, বা এটি করে একটি চ্যাটবটের জন্য প্রবন্ধ, গল্প বা এমনকি একটি আলোচনার মতো অনুচ্ছেদে প্রয়োজন?

অপভাষা বা ব্যাকরণ প্রয়োজন?
এটা কি সাধারণ মানুষের জন্য নাকি ক্ষেত্রের পেশাদারদের জন্য, যেমন গল্প লেখক বা গবেষকদের জন্য?
আমরা যখন এই প্রশ্নগুলোর উত্তর দেখি, তখন আমরা যেকোন অংশ বা বহিঃপ্রকাশ থেকে মুক্তি পেতে পারি
যে অন্তর্গত নয়। মেশিন লার্নিং মডেলে রাখার আগে ডেটা প্রস্তুত করা
আমরা কিভাবে ডেটার মান পরীক্ষা করি। গোলমাল বের হয়ে গেলে ডেটা পরিষ্কার হয়
এটা অদ্ভুত জিনিসগুলি থেকে পরিত্রাণ পাওয়ার পাশাপাশি, এর অর্থ ক্রপিং এবং উত্তর কী
প্রশ্ন, উপরের দুটি ক্ষেত্রে যেমন। একবার ডেটার গুণমান পরীক্ষা করা হলে, আপনি করতে পারেন
একটি ইনপুট ওয়ার্কফ্লো তৈরি করুন।
ডেটা ইনজেশন পাইপলাইন তৈরি করুন
আপনি যে প্রভাব চান তা পেতে আপনাকে পুরো প্রক্রিয়াটি বারবার শুরু করতে হতে পারে।
এটি পরিচালনা করার একটি ভাল উপায় হল পাইপলাইন নামে কিছু তৈরি করা, যা একটি প্রক্রিয়া
যে চলতে থাকে একটি পাইপলাইন প্রোগ্রামের একটি সেট যা একসাথে কাজ করার জন্য একটি সেট
কাজ যখন আমরা ডেটা এবং পাইপলাইনগুলির সাথে কাজ করি, তখন আমরা প্রায়শই "ডেটা ইনজেশন"
শব্দটি ব্যবহার করি
পাইপলাইন" একই প্রক্রিয়া সম্পর্কে কথা বলতে। তথ্য গ্রহণ পাইপলাইন ধাপের একটি সিরিজ যে
বিভিন্ন উত্স থেকে তথ্য নেন এবং লক্ষ্যগুলির উপর ভিত্তি করে এটি পরিবর্তন করুন।
(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
209
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
চিত্র: ডেটা ইনজেশন পাইপলাইন
:///.//-------
ডেটা এন্ট্রি পাইপলাইনে বিভিন্ন পদ্ধতি ব্যবহার করা যেতে পারে:

বিভিন্ন জায়গা থেকে তথ্য নিচ্ছি। এটি একটি, একটি ডেটা সেন্টার হতে পারে,
ক্লাউড স্টোরেজ, বা ডাটাবেসে পরিচালনার জন্য একটি পদ্ধতি।

ডেটাতে করা পরিবর্তনগুলি:

অনুপস্থিতি মান পূরণ করতে পরিসংখ্যানগত পদ্ধতি ব্যবহার করে

যদি সেগুলি ছবি হয়, সেগুলিকে বর্গাকার ম্যাট্রিসে আকার দিন, সেগুলিকে স্বাভাবিক করুন, ইত্যাদি।

ডেটা বিশ্লেষণ বা ডেটা প্রদর্শন

গভীর শিক্ষার মডেলে খাওয়ানোর জন্য ডেটার গ্রুপ তৈরি করা
একটি ডেটা ইনজেশন ওয়ার্কফ্লো সহ, ডেটা সংগ্রহ করা, পরিবর্তন করা এবং লোড করা হয়
সব স্বয়ংক্রিয়ভাবে সম্পন্ন. এটি দুর্দান্ত কারণ আপনি একই প্রক্রিয়াটি বিভিন্ন ক্ষেত্রে ব্যবহার করতে পারেন
প্রকল্প এবং প্রতিটি প্রকল্পের প্রয়োজনের সাথে মানানসই করার জন্য এখানে এবং সেখানে কয়েকটি বৈশিষ্ট্য পরিবর্তন করুন।
এর মানে হল যে পাইপগুলি বারবার ব্যবহার করা যেতে পারে।
মডেল প্রশিক্ষণ এবং অনুসন্ধান
এখন আমরা দরকারী মডেলগুলি দেখতে শুরু করতে পারি। এটি একটি প্রক্রিয়া যা যায়
অনেক ধাপের মাধ্যমে। মডেল গবেষণার মধ্যে একটি মডেল তৈরি করা, কীভাবে তা শেখানো যায়
কাজ করে এবং পরিমাপ করে যে এটি আপনার পরীক্ষার ডেটাতে কতটা ভাল কাজ করে তা বের করতে পারে
সাধারণীকরণ একবার আপনি কয়েকটি মডেলের সাথে একই প্ল্যান চেষ্টা করে দেখুন যেগুলি ভিন্নভাবে সেট আপ করা হয়েছে,
আপনি সেরা মডেল চয়ন করতে পারেন এবং এগিয়ে যেতে পারেন।
মডেল কর্মক্ষমতা জন্য বেসলাইন স্থাপন
আপনার কাজ করা প্রতিটি সমস্যার দুটি সূচনা পয়েন্ট থাকতে হবে:

সহজ মডলে বসেলাইন,

মানব-স্তরের ভিত্তিরেখা।
বসেলাইন দখোয় আমরা কি ভবেছেলিাম মডলেটি করবে। আমরা মডলে চাই
জটলি এবং বভিন্নি ধরণরে ডটোর সাথে খাপ খাইয়ে নতিে সক্ষম হবনে, নাকি আমরা এটি কঠোর হতে চাই?
দ্বতিীয় ক্ষত্রে, আমরা প্রশক্ষিণরে ডটোতে ভাল করতে পারি কিন্তু পরীক্ষার ডটোতে খারাপভাবে করতে পারি
(গ) অ্যামটি ইউনভিার্সটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
মডেল কম সঠিক। প্রথম ক্ষেত্রে, মডেলটি এমন ডেটার সাথেও ভাল কাজ করতে পারে যা এটি কখনও করেনি
আগে দেখা
দুটি লুকানো স্তর সহ গভীর শিক্ষার মডেলগুলি একটি সাধারণ মডেলের ভিত্তি হতে পারে। যদি মডেলটি একটি নিম্ন প্রান্তিকে পৌঁছেছে, বলুন 70% নির্ভুলতা, আমরা অবশ্যই এটি আরও বেশি করতে পারি
স্তর যোগ করে জটিলতা, নিয়মিতকরণ, পুলিং স্তর এবং তাই, ধাপে ধাপে, পর্যন্ত
এটি মানুষের স্তরের আদর্শ অর্জন করে। আপনার সমস্যাটি গভীরভাবে অধ্যয়ন করা একটি ভাল উপায় কোথায় শুরু করতে হবে। জিনিষ তৈরি করতে আপনার বেসলাইন কাছাকাছি যে অধ্যয়ন কাগজপত্র খুঁজুন পরিষ্কার আপনার চারপাশের বিশ্বে কী ঘটছে সে সম্পর্কে অন্ধকারে থাকবেন না। সম্পর্কে জানা একই ক্ষেত্রে অন্য লোকের কাজ আপনার নিজের কাজকে আরও ভাল করে তুলতে পারে এবং নেতৃত্ব দিতে পারে
মডেল তৈরির নতুন উপায় যা আরও দক্ষ এবং ভাল কাজ করে।
সারাংশ

গভীর শিক্ষা এমন একটি ক্ষেত্রে যা দ্রুত গতিতে প্রসারিত হচ্ছে যা উচ্চ-স্তরের মডেল বিভিন্ন স্তর সহ জটিল নেটওয়ার্ক হিসাবে ডেটাতে নিদর্শন।

গভীর শিক্ষার মধ্যে সবচেয়ে কঠিন কিছুর উত্তর দেওয়ার ক্ষমতা রয়েছে মেশিন লার্নিং এবং কৃত্রিম বুদ্ধিমত্তার ক্ষেত্রে চ্যালেঞ্জ। এই কারণে সত্য যে এটি সম্ভাব্য সবচেয়ে সাধারণ উপায়ে একটি সমস্যা মডেল করে।

মাইক্রোসফ্ট এবং গুগলের মতো সংস্থাগুলি ডিপি লার্নিং ব্যবহার করছে বক্তৃতা স্বীকৃতি সহ বিভিন্ন ক্ষেত্রে চ্যালেঞ্জিং সমস্যাগুলির সমাধান করুন, ছবি সনাক্তকরণ, ত্রিমাত্রিক বস্তুর স্বীকৃতি এবং প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণ

মুরের আইন প্রয়োগের ফলে খরচ উল্লেখযোগ্যভাবে কমে গেছে আজ কম্পিউটিং। উপরন্তু, নতুন অ্যালগরিদম আছে যে পদ্ধতি দিতে একটি মডেল প্রশিক্ষণের জন্য দ্রুত এবং আরও কার্যকর উভয়ই।

ডেটা বিজ্ঞানীদের আরও তাত্ত্বিক এবং ব্যবহারিক দিক প্রাপ্তির অ্যাক্সেস রয়েছে গভীর শিক্ষা থেকে মূল্যবান কারণ তারা আরও দক্ষতা অর্জন করে এবং আরও তথ্য সংগ্রহ করে সময়ের সাথে সাথে

সম্ভাব্য শনাক্ত করার জন্য পেমেন্ট সিস্টেমের প্রদানকারীরা গভীর শিক্ষা ব্যবহার করে
বাস্তব সময়ে প্রতারণামূলক লেনদেন।

ডিপ লার্নিং কোম্পানিগুলি দ্বারা ব্যবহার করা হয় যাদের বিশাল ডেটা সেন্টার রয়েছে এবং।
লগ ফাইল খনি কম্পিউটার নেটওয়ার্ক এবং সম্ভাব্য নিরাপত্তা ঝুঁকি সনাক্ত.

গভীর শিক্ষা বড় এবং জটিল সরবরাহ চেইন পূর্বাভাস সহ সংস্থাগুলিকে সহায়তা করে
উত্পাদনে বিলম্ব এবং বাধা।

ডিপ লার্নিং গাড়ি নির্মাতারা এবং ফ্লিট অপারেটররা সেন্সর ডেটা মাইন করতে ব্যবহার করে
উপাদান এবং যানবাহনের ব্যর্থতার পূর্বাভাস এবং যানবাহন এবং অংশের ব্যর্থতার পূর্বাভাস দিতে ব্যবহৃত
হয়।

ডেটা সায়েন্টিস্টরা এমন একটি নির্দিষ্ট ধরণের তথ্যকে উল্লেখ করে যা অনেকে বড় ধারণ করে
উচ্চ-কর্ডিনালিটি শ্রেণীর সদস্যপদ হিসাবে বিচ্ছিন্ন মানগুলির সংখ্যা।

সহ পুনরাবৃত্ত নিউরাল নেটওয়ার্ক () এর শেখার ক্ষমতা রয়েছে এবং
দীর্ঘমেয়াদী নির্ভরতা মনে রাখবেন। ডিফল্ট আচরণ অতীত স্মরণ করা হয়
বর্ধিত সময়ের জন্য জ্ঞান।

হল স্টোকাস্টিক নিউরাল নেটওয়ার্ক যা সম্ভাব্যতা বন্টন থেকে শিখতে পারে
ইনপুট একটি সংগ্রহ জুড়ে; এগুলি জিওফ্রে হিন্টন দ্বারা তৈরি করা হয়েছিল।

প্রাক-প্রশিক্ষণের পিছনে মূল ধারণা হল যে আমরা প্রথমে একটি নিউরাল নেটওয়ার্ক (বা অন্য)
প্রশিক্ষণ দিই
মেশিন লার্নিং পদ্ধতি) একটি সিস্তা, বড় ডেটাসেটে সম্পর্কিত ডোমেনে বা কোলাহলপূর্ণ
একই ডোমেনে ডেটা।

প্রতিটি এমএল ওয়ার্কফ্লো মডেলে প্রশিক্ষণের ধাপের চারপাশে ঘোরে। এই ধাপে, দ
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
211
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসিটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
মডেলটিকে একটি ইনপুট হিসাবে একটি প্রাক-প্রক্রিয়াজাত ডেটাসেট দিতে এবং একটি আউটপুটের পূর্বাভাস দিতে শেখানো হয়
যতটা সম্ভব নির্ভুলতার সাথে।

মডেল প্রশিক্ষণের পর, আমরা খুঁজে বের করার জন্য সঠিকতা ব্যবস্থার ক্ষতি ব্যবহার করতে হবে পরামিতি সেরা সেট। এটি ছাড়াও, মডেলটির শেষ সংস্করণের একটি ইন-
এটা কিভাবে ভাল কাজ করে গভীরতা অধ্যয়ন.

মডেল সংস্করণ ধাপ কোন মডেল, হাইপারপ্যারামিটারের সেট এবং ট্র্যাক রাখে
ডেটাসেটগুলিকে রিলিজ করার পরবর্তী সংস্করণ হিসাবে বেছে নেওয়া হয়েছে।

প্রশিক্ষণের সময়, মডেলটি হয়নি তা নিশ্চিত করার জন্য সাধারণত একটি বৈধতা সেট থাকে
প্রশিক্ষণ ডেটার সাথে ওভারফিট করে এবং এমন ডেটা নিয়ে কাজ করতে পারে যা এটি আগে দেখেনি।

স্ক্র্যাচ থেকে একটি গভীর নেটওয়ার্ক প্রশিক্ষণের জন্য, আপনার লেবেলযুক্ত ডেটার একটি খুব বড় সেট প্রয়োজন
একটি নেটওয়ার্ক আর্কিটেকচার তৈরি করুন যা বৈশিষ্ট্য এবং মডেল শিখবে।

আপনি যখন আপনার প্রকল্পের ফলাফলগুলি দেখান তখন একটি যৌক্তিক কাঠামো ব্যবহার করা গুরুত্বপূর্ণ।
এটি আপনার শ্রোতাদের জন্য আপনার বক্তৃতা অনুসরণ করা এবং কী বুঝতে সহজ করে তুলবে আপনি বলছেন।

নিষ্ক্রিয় ভয়েস ব্যবহার করবেন না। পরিবর্তে, আক্রমণাত্মক ভয়েস ব্যবহার করুন। এতে আপনার কথা হবে
লোকেদের অনুসরণ করা আরও আকর্ষণীয় এবং সহজ।

আপনার টোন পরিবর্তন করুন: আপনার কথা জুড়ে, আপনার স্বর পরিবর্তন করুন। এটা মানুষকে রাখবে আগ্রহী এবং শোনা।

একটি কল টু অ্যাকশন দিয়ে শেষ করুন: আপনার বক্তৃতার শেষে অ্যাকশনে কল দিন। এই একটি হতে পারে

সাহস, একটি প্রশ্ন, বা একটি অনুরোধ. এটি আপনার শ্রোতাদের আপনি যা বলছেন তা মনে রাখতে সাহায্য করবে
এবং তারা এটা থেকে কি শিখেছে।

প্রতিটি ইনপুটকে তার নিজস্ব ওজন এবং একটি একক বৈশ্বিক পক্ষপাতের সাথে একত্রিত করে। লুকানো
স্তর অ্যালগরিদম থেকে আউটপুট গ্রহণ করে।

গুলি পিশ্চাদপদ পাসে সংখ্যার সেই সংগ্রহটি ব্যবহার করে সেগুলিকে রূপান্তরিত করে।
পুনর্গঠিত ইনপুট।

গুলি প্রতিটিকে একত্রিত করার পরে পুনর্গঠনের জন্য দৃশ্যমান স্তরে আউটপুট স্থানান্তর করে
এর অনন্য ওজন এবং সামগ্রিক পক্ষপাত সহ সক্রিয়করণ।

দৃশ্যমান স্তরে ফলাফলের গুণমান মূল্যায়ন করতে, তুলনা করে
মূল ইনপুট দিয়ে পুনর্গঠন।
শব্দকোষ

প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল: মডেল যারা ইতিমধ্যে প্রশিক্ষণপ্রাপ্ত: ইন্টারনেটে পূর্ণ
প্রশিক্ষিত মডেল। প্রথমে যেতে হবে "মডেল চিড়িয়াখানা"। এগুলো হল
যে ওয়েবসাইটগুলিতে বিশ্ববিদ্যালয়, ব্যবসা এবং থেকে শেখা মডেলের সংগ্রহ রয়েছে
যারা গভীর শিক্ষায় আগ্রহী। এখানে, এখানে বা এখানে দেখুন।

পাবলিক ডেটাসেট: আপনি ওয়েবে প্রচুর ডেটাসেট খুঁজে পেতে পারেন। তাই, সময় নষ্ট করবেন না
নিজেই ডেটা সংগ্রহ করা; পরিবর্তে, কিছু ইতিমধ্যে বিদ্যমান আছে কিনা তা দেখুন
আপনি যে সমস্যাটিতে কাজ করছেন তা সমাধান করতে আপনাকে সাহায্য করতে পারে। এখানে, এখানে বা
এখানে দেখুন।

ডেটা ক্রলিং: যদি একটি পাবলিক প্রাক-প্রশিক্ষিত মডেল বা ডেটাসেট না থাকে, তাহলে একটি হতে পারে
হাত দিয়ে লেবেল না করেই একটি ডেটাসেট তৈরি করার গোপন উপায়। আপনি একটি "ক্রলার" তৈরি করতে পারেন
যা সরাসরি নির্দিষ্ট ওয়েবসাইট থেকে পায়। এইভাবে, একটি নতুন সংগ্রহ তৈরি করা হয়

চিকিৎসা দৃষ্টি: চিকিৎসা দৃষ্টিকোণ থেকে, কাউকে অসুস্থ হিসেবে চিহ্নিত করা
আসলে সুস্থ আছে এমনটা খারাপ নয় যদি ডাক্তার ডবল চেক করে জানতে পারে যে
ব্যক্তি সুস্থ। কিন্তু অসুস্থ রোগী খুঁজে না পেয়ে তাকে ছেড়ে দেওয়া খুবই বিপজ্জনক

যত্ন ছাড়াই যান।

ক্রেডিট স্কোরিং: এমন একজনের কাছ থেকে লোন প্রত্যাখ্যান করা যা তা ফেরত দিতে পারে
(গ) অ্যামেরিকান ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 217

212
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
একটি খারাপ জিনিস নয়, যেহেতু আপনি সমস্ত আগ্রহ হারাবেন। কিন্তু কাউকে ঋণ দেওয়া যে এটি ফিরে দেয় না তা খুব ব্যয়বহুল কারণ আপনাকে পুরোটাই দিতে হবে
ঋণ

রৈখিক মডেল: রৈখিক মডেলগুলি দরকারী কারণ লিনিয়ার ক্লাসিফায়ার বা রিগ্রেসের প্রতিটি বৈশিষ্ট্য এবং পূর্বাভাসের মধ্যে একটি স্পষ্ট লিঙ্ক দেখান। এই কারণে, এটা খুব না মেশিন কিভাবে সিদ্ধান্ত নেয় তা বের করা কঠিন।

সিদ্ধান্ত গাছ: সিদ্ধান্ত গাছ সম্পর্কে সবচেয়ে ভাল জিনিস হল যে আপনি শুধু অনুসরণ করতে পারেন পছন্দটি কীভাবে করা হয়েছিল তা বের করার জন্য শাখাগুলি। বেশির ভাগ সময়, সবচেয়ে বেশি গুরুত্বপূর্ণ জিনিস উপরের নোড দ্বারা আচ্ছাদিত করা হয়. এলোমেলো সিদ্ধান্ত বন জিনিসগুলি একটু জটিল, কিন্তু গাছের গঠন এখনও আপনাকে বেশ ভাল সিদ্ধান্ত নিতে দেয়।

সীমাবদ্ধ বোল্টজম্যান মেশিনগুলি হল স্টোকাস্টিক নিউরাল নেটওয়ার্ক যা থেকে শিখতে পারে ইনপুটগুলির একটি সংগ্রহ জুড়ে একটি সম্ভাব্যতা বিতরণ; তারা জিওফ্রে দ্বারা তৈরি করা হয়েছিল হিন্টন।

ডিপ বিলিফ নেটওয়ার্ক হল বেশ কয়েকটি স্তরের তৈরি জিনোরেটিভ মডেল
সুপ্ত, স্টোকাস্টিক ভেরিয়েবল। সুপ্ত ভেরিয়েবল, প্রায়ই লুকানো একক হিসাবে পরিচিত, আছে বাইনারি মান।

স্ব-সংগঠিত মানচিত্র, অধ্যাপক টিউভো কোহোনেন দ্বারা তৈরি, ডেটা প্রদান করে ঘনীভূত করার জন্য স্ব-সংগঠিত কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক ব্যবহার করে ভিজ্যুয়ালাইজেশন ডেটার মাত্রা।

মাল্টিলেয়ার পারসেপ্টরন হল এক ধরনের ফিডফরোয়ার্ড নিউরাল নেটওয়ার্ক যাতে অনেকগুলি থাকে অ্যাক্টিভেশন-ফাংশন-সজ্জিত পারসেপ্টরনের স্তর।

রেডিয়াল বেসিস ফাংশন হল ফিডফরোয়ার্ড নিউরাল নেটওয়ার্কের () একটি অনন্য শ্রেণী যেগুলি সক্রিয়করণ ফাংশন হিসাবে ব্যবহৃত হয়। এগুলি সাধারণত শ্রেণিবিন্যাসের জন্য ব্যবহৃত হয়, রিগ্রেশন এবং সময়-সিরিজের পূর্বাভাস এবং একটি ইনপুট স্তর, একটি লুকানো স্তর এবং একটি আউটপুট স্তর।

আপনার বোঝার পরীক্ষা করুন

1.

_____ প্রায়শই প্রান্তে ঘটে, যেমন যখন গাড়ি, পয়েন্ট-অফ-সেল ডিভাইস, অথবা ক্যামেরা ক্লাউডে ডেটা পাঠায়।

ক) ইনজেশন

খ) প্রশিক্ষণ

গ) ভবিষ্যদ্বাণী

ঘ) ক্লাস্টার

2.

_____ এর সময়, মডেলটি নিশ্চিত করার জন্য সাধারণত একটি বৈধতা সেট থাকে প্রশিক্ষণের ডেটার সাথে ওভারফিট করা হয়নি এবং এটি আগে দেখেনি এমন ডেটার সাথে কাজ করতে পারে।

ক) প্রশিক্ষণ

খ) ক্রম

গ) শক্তিবৃদ্ধি শিক্ষা

ঘ) কর্মক্ষমতা সূচক

3.

_____ সম্পর্কে সবচেয়ে ভালো জিনিস হল আপনি শুধু শাখাগুলো অনুসরণ করতে পারেন নির্বাচন কিভাবে করা হয়েছে তা বের করতে।

ক) ই-লার্নিং

খ) লিনিয়ার মডেল

গ) সিদ্ধান্ত গাছ

(গ) অ্যামেটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

গভীর শিক্ষা
213
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ঘ) শ্রেণিবিন্যাসকারী
4.
_____ দরকারী কারণ লিনিয়ার ক্লাসিফায়ার বা রিগ্রেসর একটি পরিষ্কার দেখায়
প্রতিটি বৈশিষ্ট্য এবং পূর্বাভাসের মধ্যে লিঙ্ক।
ক) রিগ্রেশন
খ) টেনসর
গ) লিনিয়ার মডেল
ঘ) চ্যাটবট
5.
ইতিমধ্যে প্রশিক্ষণপ্রাপ্ত মডেল: ইন্টারনেট প্রশিক্ষিত মডেলে পরিপূর্ণ। প্রথম
যাওয়ার জায়গা হল যাকে _____ বলা হয়।
ক) শেখার প্রযুক্তি
খ) মডেল চিড়িয়াখানা
গ) বহিরাগত প্রেরণা
ঘ) অন্তর্নিহিত প্রেরণা
6.
এর পূর্ণরূপ কি?
ক) নতুন ভাষা প্রক্রিয়াকরণ
খ) নিরপেক্ষ ভাষা প্রক্রিয়াকরণ
গ) প্রাকৃতিক ভাষা প্রক্রিয়াকরণ
ঘ) নিউরাল ল্যাঙ্গুয়েজ প্রসেসিং
7.
এর পূর্ণরূপ কি?
ক) সংশোধিত বোল্টজম্যান মেশিন
খ) রিইনফোর্সড বোল্টজম্যান মেশিন
গ) সীমাবদ্ধ বোল্টজম্যান মেশিন
ঘ) বারবার বোল্টজম্যান মেশিন
8.
_____ হল উৎপাদক মডেল যা অনেকগুলি স্তর দিয়ে গঠিত
সুপ্ত, স্টোকাস্টিক ভেরিয়েবল। সুপ্ত ভেরিয়েবল, প্রায়ই লুকানো একক হিসাবে পরিচিত, বাইনারি আছে
মান
ক) গভীর বিশ্বাস নেটওয়ার্ক
খ) বহুস্তর পারসেপ্ট্রন
গ) সীমাবদ্ধ বোল্টজম্যান মেশিন
ঘ) অটোএনকোডার
9.
_____ অধ্যাপক টিভো কোহোনেন দ্বারা তৈরি, তথ্য প্রদান
ঘনীভূত করার জন্য স্ব-সংগঠিত কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্ক ব্যবহার করে ভিজ্যুয়ালাইজেশন
ডেটার মাত্রা।

ক) জনোরটেভি অ্যাডভারসারিয়াল নটেওয়ার্ক
খ) স্ব-সংগঠিত মানচিত্র
) বারবার নউিরাল নটেওয়ার্ক
ঘ) কনভ·োল্যুশনাল নউিরাল নটেওয়ার্ক
10. এর পূর্ণরূপ কি?
ক) দীর্ঘ স্বল্পময়োদী মমেরি নটেওয়ার্ক
(গ) অ্যামটিি ইউনভিার্সটিি অনলাইন

214
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিসটেন্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
খ) কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক
গ) সীমাবদ্ধ বোল্টজম্যান মেশিন
ঘ) মাল্টিলেয়ার পারসেপ্ট্রন
11. _____ ফাংশন হল ফিডফরোয়ার্ড নিউরাল নেটওয়ার্কের একটি অনন্য শ্রেণী
() যেগুলি সিক্রয়িকরণ ফাংশন হিসাবে ব্যবহৃত হয়।
ক) অটোএনকোডার
) পুলিং লেয়ার
গ) কনভোল্যুশন লেয়ার
ঘ) রেডিয়াল ভিত্তি
12. _____ নামক জনোরেটিভ অ্যালগরিদমগুলি নিতুন ডেটা দৃষ্টান্ত তৈরি করে
যে প্রশিক্ষণ তথ্য অনুকরণ.
ক) নিউরাল নেটওয়ার্ক
খ) গভীর শিক্ষা
গ) মেমরি নেটওয়ার্ক
ঘ) পুনরাবৃত্ত নেটওয়ার্ক
13. এর পূর্ণরূপ কি?
ক) লাইভ শর্ট-টার্ম মেমরি নেটওয়ার্ক
খ) লং স্টার্ট-টার্ম মেমরি নেটওয়ার্ক
গ) দীর্ঘ স্বল্পমেয়াদী মেমরি নেটওয়ার্ক
ঘ) দীর্ঘ স্বল্প-মেয়াদী মাঝারি নেটওয়ার্ক
14. _____ অ্যালগরিদম কৃত্রিম নিউরাল নেটওয়ার্কের () উপর নির্ভরশীল,
যে পদ্ধতিতে মানব মস্তিষ্ক তথ্য গণনা করে তার মডেল। গভীর
শেখার কৌশলগুলিও স্ব-শিক্ষার উপস্থাপনাকে অন্তর্ভুক্ত করে।
ক) গভীর শিক্ষা
খ) কর্মক্ষমতা সূচক
গ) তত্ত্বাবধানহীন শিক্ষা
ঘ) ই-লার্নিং
15. ডিপি লার্নিং কোম্পানীর দ্বারা ব্যবহার করা হয় যাদের বিশাল ডেটা সেন্টার এবং কম্পিউটার আছে
আমার লগ ফাইল এবং সম্ভাব্য _____ সনাক্ত করার নেটওয়ার্ক.
ক) ঝুঁকি আপডেট করা
খ) নেটওয়ার্ক ঝুঁকি
গ) নিরাপত্তা ঝুঁকি
ঘ) কার্যকরী ঝুঁকি
16. এর পূর্ণরূপ কি?
ক) রিনিউয়াল বেসিস ফাংশন নেটওয়ার্ক
খ) রেডিয়াল বিলিফ ফাংশন নেটওয়ার্ক
গ) রেডিয়াল বেসিস ফাংশন নেটওয়ার্ক
ঘ) রেডিয়াল বেসিস ফিউশন নেটওয়ার্ক
17. এর পূর্ণরূপ কি?

(গ) অ্যামটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 220

গভীর শিক্ষা
215
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
ক) ডিফল্ট বিশ্বাস নেটওয়ার্ক
খ) বিভাগ বিশ্বাস নেটওয়ার্ক
গ) গভীর বিশ্বাস নেটওয়ার্ক
) ডেটা বিশ্বাস নেটওয়ার্ক
18. 1980-এর দশকে জিওফ্রে হিন্টন দ্বারা সমাধানের জন্য _____ তৈরি করা হয়েছিল
তত্ত্বাবধানহীন শিক্ষার সমস্যা। তথ্য ইনপুট স্তর থেকে প্রতিলিপি করা হয়
এই প্রশিক্ষিত নিউরাল নেটওয়ার্ক দ্বারা আউটপুট স্তর.
ক) রেডিয়াল বেসিস ফাংশন নেটওয়ার্ক
খ) অটোএনকোডার
গ) জেনারেটিভ অ্যাডভারসারিয়াল নেটওয়ার্ক
ঘ) মাল্টিলায়ার পারসেপ্ট্রন
19. চিকিৎসা ক্ষেত্রে, _____ টিউমারের প্রকৃতি নির্ধারণ করে, অনুমান করুন
চিকিৎসার ফলাফল এবং রোগীর বেঁচে থাকার উন্নতি।
ক) সীমাবদ্ধ বোল্টজম্যান মেশিন
খ) বহুস্তর পারসেপ্ট্রন
গ) কনভোল্যুশনাল নিউরাল নেটওয়ার্ক
ঘ) জেনারেটিভ অ্যাডভারসারিয়াল নেটওয়ার্ক
20. দুটি স্তর নিয়ে গঠিত: দৃশ্যমান একক এবং _____।
ক) লুকানো একক
খ) ইনপুট ইউনিট
গ) আউটপুট ইউনিট
ঘ) অভ্যন্তরীণ ইউনিট
ব্যায়াম
1.
মেশিন লার্নিং পাইপলাইন এর সুবিধা কি কি?
2.
ডিপ লার্নিং ইউজ কেসে উৎপাদনে আনার চ্যালেঞ্জগুলো কি কি?
3.
কিভাবে আমরা প্রাক-প্রশিক্ষণের জন্য ডেটা পেতে পারি?
4.
ডিপ লার্নিং পাইপলাইন তৈরির প্রক্রিয়া ব্যাখ্যা কর।
শেখার কার্যক্রম
1.
বিভিন্ন পরিস্থিতিতে উপযুক্ত গভীর শিক্ষার পদ্ধতি উল্লেখ করুন।
আপনার বোঝার পরীক্ষা করুন - উত্তর
1. ক)
2.
ক)
3. গ)

4.
গ)
5. খ)
6.
গ)
7. গ)
8.
ক)
9. খ)
10. ঘ)
11. ঘ)
12. খ)
13. গ)
14. ক)
15. গ)
16. গ)
(গ) অ্যামটি ইউনভার্সটি অনলাইন

পৃষ্ঠা 221

216
গভীর শিক্ষা
নোট
অ্যামিটি ডিরেক্টরেট অফ ডিস্টান্স অ্যান্ড অনলাইন এডুকেশন
17. গ)
18. খ)
19. গ)
20. ক)
আরও পড়া এবং গ্রন্থপঞ্জি
1. অ্যান্ড্রু ডব্লিউ ট্রাস্ক। (2019)। গ্রোকিং ডিপ লার্নিং। ম্যানিং পাবলিকেশন্স। 336 পৃষ্ঠাগুলি
2. চারু সিআগরওয়াল। (2018)। নিউরাল নেটওয়ার্ক এবং ডিপ লার্নিং। ১ম সংস্করণ। স্প্রিংগার
3. নিথিনি বুদুমা, নিথিলি বুদুমা এবং জো পাপা। (2022)। গভীরের মৌলিক বিষয় শেখা: পরবর্তী প্রজন্মের মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদম ডিজাইন করা। ও'রিলি মিডিয়া, .
4. , এবং . . . (2022)। গভীর শিক্ষা আর. ম্যানিং পাবলিকেশন্সের সাথে। 568 পৃষ্ঠা।
(গ) অ্যামিটি ইউনিভার্সিটি অনলাইন