

Date: / /

Sat. Sun. Mon. Tue. Thu. Wed. Fri.

Subject: -----

بِسْمِ اللّٰهِ الرَّحْمٰنِ الرَّحِيْمِ

تَعْرِيْفاتِ بَنْجُول

اسْتَادِ آخَائِي حَمْدَة اَحْمَدْ زَادَه

دُرْسِ صِبَاحَتِ وَبِرْهَه

اعْلَمُ بِكُوْنِي سَهْلَةِ بَارِقَه سَهْلَةِ بَارِقَه

أَرْضِ بَعْرَقَه ١٤٠٣

Subject: \_\_\_\_\_  
Year: \_\_\_\_\_ Month: \_\_\_\_\_ Date: \_\_\_\_\_

Sa Su Mo Tu We Th Fr

unsupervised Learning -  
نهاده دارند؟ نهاده این  
نهاده در این است که مدل و مسافت مدل است در حالی  
نهاده این است که مدل و مسافت مدل است در حالی  
نهاده این است که مدل و مسافت مدل است در این  
نهاده این است که مدل و مسافت مدل است در این

نهاده است که مدل یا خصیت ناطقوب در یادگیری مانیز است

نهاده : مدل بسیار ساده است که تواند (لئو) هایی معرفی نماید و داده های

نهاده : مدل رفعیت در داده های آمده رئی و تعیین (عن) میکند و داده های

نهاده : استفاده از داده های پیچیده از این فردن و پیچیده های پیش ری افزایش زمان اکثری

unsupervised Learning

نهاده : نویز در یادگیری مانیز است

نهاده : دسته (لئو) های مسافت از طریق روابط بین داده های برجسب طریق

نهاده : کاربردها بخوبی بندی (clustering) بعدی (dimensionality reduction)

نهاده : Underfitting مدل است که مدل از این داده نزدیک باشد مانیز از این  
نهاده : این داده های دو مشخصه خاص برای یادگیری از داده های است در حالی که نهاده  
نهاده : این مدل نسبتاً بزرگ است که مدل از این داده های

MEHR

Subject:  
Year. Month. Date.

Sa	Su	Mo	Tu	We	Th	Fr
----	----	----	----	----	----	----

## Featurescaling (الgoritم‌های Machine Learning)

از این ضروری است

### Featurescaling

ماشین‌آلات زید ضروری است! machine learning  
ساخت الگوریتم‌ها به مقایسه ای بیانی از الگوریتم‌های پادسیری (عائین) به خصوص الگوریتم

های اندازه‌گیری (distance) برای اندازه‌گیری تفاوت یا همایوی بین داده‌ها استفاده

می‌کنند. می‌دانند الگوریتم عایق (کامرسون خطی) (Linear)

سریع‌تر است:

الگوریتم‌های دارای روش‌های مبنی برگردابان (Gradient-Based) برای یافتن

سازی استفاده می‌کنند. می‌گویند کامرسون خطی و لجستیک باگردابان ناچیز (Gradient

کسبه‌های محاسبی در صورت عدم مقایسه بزرگ‌ترین عایق است. به سمعن هم‌سازند یا نه

زمان بیشتر برای همایوی نیاز داشته باشد.

مقایسه بزرگ و پیچیده‌تر همایوی می‌شود

Subject: \_\_\_\_\_  
Year. \_\_\_\_\_ Month. \_\_\_\_\_ Date. \_\_\_\_\_

Sa	Su	Mo	Tu	We	Th	Fr
----	----	----	----	----	----	----

## ۳- Normalization و Standardization

دسته بندی داده های دارای مقیاس بینی و برآورده می شوند.

مکانی (Features) در داده های خود روند اتفاق دارد که ساختار اولیه از مکانی تغییر می کند.

دارای داده های اساسی بین آنها وجود ندارد.

### ۴- جایگزین Min-Max-Normalization

جایگزین شود.

۱- عدد دسته های داده ها - ۲- بیو دامنه الگوریتم های

۳- معنی داشتن داده های آنرا در داده های دارای داده های مخصوص

محمد لایلی و اسماح حمزه این طرزی تواند به مکانی آسیب نزدیکی الگوریتم های

یادگیری عالی سین به استاد بیرافر (Kulli)

۴- جایگزین دامنه الگوریتم های با مقیاس بینی داده های الگوریتم های یادگیری

عالی سین همچنان سریع تر و بسیار عملی است این برویه در الگوریتم های مخصوص

به مقیاس عالی (K-Nearest Neighbors) KNN

Subject:

Year. Month. Date.

Sa	Su	Mo	Tu	We	Th	Fr
----	----	----	----	----	----	----

## Z-score normalization $\frac{X - \mu}{\sigma}$

پارامتر Z-score، روشی است که داده‌ها به توزیع میانگین صفر و انحراف standart است درین روش هر مقدار داده با میانگین میانگین از آن تقسیم بر انحراف standart می‌شود و نتیجتاً آن باید صورت این نمود:

$$Z = \frac{(x - \mu)}{\sigma}$$

Z-score نرمال نمودن داده

و اخوات میانگین داده

M: میانگین داده

$\sigma$ : انحراف standart

$\mu$ : میانگین داده

Z-score normalization

مقادیر داده‌ها با میانگین متفاوتند: وقتی داده‌ها با میانگین متفاوتند (متالوژن) و قدر دارند نمی‌توانند به معنی مقایسه بین آنها کند (اعلاج)

حل جهت دفعه داده، این میانگین و انحراف است

بعضی عکلدر الگوریتم‌های پایه‌بری میانگین و میانگین (میانگین) میانگین (میانگین) میانگین

بعضی دیگر میانگین را برآورد می‌کنند و نتیجتاً نرم افزار میانگین را باعث می‌نمایند

حقیقت این است که افزایش پایه‌بری زیادی اعیان نمایند (اعلاج الگوریتم هاست) این اعیان میانگین را می‌نمایند

نمایانی داشته باشند

نمایانی صفات درجهات (Outliers): نمایانی برای این صفات درجهات

روشی است برای مقادیر بیانی Z-score (نمایانی ۱، ۳) یا پایین (نمایانی ۱، ۳) احتمال

مقادیر پرستند

استاندارد سازی داده‌ها: Z-score

نمایانی داده‌ها را به توزیع استاندارد نمود (با

میانگین ۰ و انحراف standart ۱) نزدیک شود و نیز کم قادر برای از تعیین میانگین میانگین است

تقسیم ساده نتایج: با نرمال سازی داده‌ها تقسیم نتایج آسان شود زیرا همه مقنیت دارند

که مقنیت خاردارند

Z-score normalization

آماری است که بعده دقت و این مدلها و همچنین تقسیم ساده نتایج سهی نمایند

MEHR

## Regularization و Machine Learning در آنچه است؟

نمک مسازی (Regularization) در برخوردی مدلینگ روشی است برای جلوگیری از بیش بارگذاری (Overfitting) مدل بین بزرگ زیانی خواهد شد که داده های آزاد را در نتیجه در پیش بینی داده های عجیب (Out-of-sample) دیده نشوند. عملکرد ضعیف از خود توانی دارد مدل در عکس مدل در داده های آزمودن را نیز نادلی نماید که در داده های واقعی وجود ندارد. نمک مسازی با اخذ دهن کردن یک جریمه (Penalty) به نتایج هزینه مدل از بین مدل هایی که داشته باشند این جریمه بزرگی از این مدل را نشان می کند که در زمانی بزرگتر نمایند. نتیجه این مدل پیش بینی های خوبی نداشته باشد. (بروشن) اصل نمک مسازی عبارت از:

L1 Regularization (Lasso): در این روش ضریبی اضافه شده به نتایج هزینه مدل برای مجموع قدر مخالف وزن های است این روش تفاضل داده های ارزش نهارا به صفر بررساند که منجر به انتخاب ویژگی (feature selection) می شود بهترین دسته ویژگی های کم استفاده را انتخاب کند.

L2 Regularization (Ridge): این روش جدیهای اضافه شده به نتایج هزینه با این معنی است این روش وزن های داده های این سمت صفر نموده باشد که نهاین نام نمک مسازی:

کاهش بین بزرگ شدن وزن های از بین مدل جلوگیری از از داشتن مدل هایی که داده های عجیب دارند. این روش بعده (عملاً در داده های دیده نشوند) مدل نمک مسازی عملکرد بخوبی دارد (روشن) بین داده های جدید دارد.

انتخاب بین L1 و L2: انتخاب بین L1 و L2 بین داده های این مدل هایی انجام می شود که داده هایی دارند که بسیاری از معرفاً در آنی انتخاب ویژگی L2 برای کاهش بین بزرگ شدن وزن های از بین داده های این مدل هایی دارند. این دویچی و L2 برای کاهش بین بزرگ شدن وزن های از بین داده های این مدل هایی دارند. ترجیح داده هایی که داده های از بین داده های این مدل هایی دارند (L1) از این داده هایی که داده های از بین داده های این مدل هایی دارند (L2).

Subject:

Year.

Month.

Date.

Sa	Su	Mo	Tu	We	Th	Fr
----	----	----	----	----	----	----

## Underfitting, Overfitting

Model-building مدل سازی می تواند محدود باشد:

(Underfitting) اور فیتینگ (Overfitting) در مدل سازی اور فیتینگ (Overfitting) مدل را بسیار خوب نمایند که می توانید فقط داده ها را بهتر نمایند تا نکرهنگار (Overfitting) می شوند.

او فیتینگ زمانی اتفاق می افتد که مدل بین از جدید داده های آزمودنی جسمی و ملکوتهای خصوصی و غیر مخصوصی موجود در داده های آزمودنی را به عنوان آلتوهای کمی در مقابل کمی می بیند (برای مثال بین این داده های آزمودنی بسیار خوب عمل می کند اما در صورت جسمی داده های جدید این مدل این داده های آزمودنی محدود ندارد از عملکرد فیضی (Overfitting) که در آن داده های آزمودنی مجموعه داده های آزمودنی محدود ندارد از عملکرد فیضی (Overfitting) که در آن داده های آزمودنی مجموعه داده های آزمودنی محدود ندارد.

مسئله ای اور فیتینگ: عملکرد فیضی در داده های جدید: این اصلی ترین مسئلہ اور فیتینگ است مدل در طبقه های این فیضی عملکرد عالی در داده های داده های دیگر نشود وقتی بسیار بایستی نتایجی (Test Data)

بیشتر کمی بین از حد مدل:

مدل های اور فیت نیز اغلب بسیار پیچیده هستند و تنها عدد زیادی بار اتصالات بین این پیچیدگی باشند که مدل به جذب نیست بی اهمیت داده های آزمودنی نموده که این مدل هایی و ملکوتهای واقعی فقط داده های آزمودنی را حفظ کرده اند

عدم تعمیم پذیری:

مدل قادر به تعمیم با فناوری خود بر داده های جدید نیست و در واقع فقط داده های کمتر را حفظ کرده است

هزینه محاسباتی زیاد:

مدل های پیچیده اور فیت نیز اغلب نیاز به محاسبات بیشتر دارند که می توانند زمان و مصروفیت بسیاری را صرف کنند

Subject:

Date:

## Train / Test split, Holdout, و Cross-validation.

1) ارزیابی Cross-validation (العکس، سنجی مستقل) می تواند برای ارزیابی عملکرد مدل باشد که می تواند این ارزیابی را با استفاده از نمونه های داده، روشنگری (نقشیداده) Cross-validation آن را در اینجا در این ارزیابی ایجاد کرده ایم.

2) ارزیابی Train / Test split: این ارزیابی داده هایی را که فقط برای این ارزیابی می توانند ایجاد شوند، از داده هایی که می توانند برای ارزیابی مدل باشند جدا می کنند. این داده هایی که جدا شده اند، مجموعه داده هایی هستند که می توانند برای ارزیابی عملکرد مدل مفید باشند. این داده هایی که جدا شده اند، مجموعه داده هایی هستند که می توانند برای ارزیابی عملکرد مدل مفید باشند.

## Cross-validation

3) K-fold cross-validation: این ارزیابی داده هایی را که فقط برای ارزیابی Cross-validation می توانند ایجاد شوند، از داده هایی که می توانند برای ارزیابی عملکرد مدل باشند جدا می کنند. این داده هایی که جدا شده اند، مجموعه داده هایی هستند که می توانند برای ارزیابی عملکرد مدل مفید باشند.

## 4) Hyperparameter Tuning

5) ترتیب پارامترها: این ارزیابی داده هایی را که فقط برای ارزیابی Cross-validation می توانند ایجاد شوند، از داده هایی که می توانند برای ارزیابی عملکرد مدل باشند جدا می کنند. این داده هایی که جدا شده اند، مجموعه داده هایی هستند که می توانند برای ارزیابی عملکرد مدل مفید باشند.

## Hyperparameter Tuning

6) نتیجه: این ارزیابی داده هایی را که فقط برای ارزیابی Cross-validation می توانند ایجاد شوند، از داده هایی که می توانند برای ارزیابی عملکرد مدل باشند جدا می کنند. این داده هایی که جدا شده اند، مجموعه داده هایی هستند که می توانند برای ارزیابی عملکرد مدل مفید باشند.

Subject:

Date:

### Cross-validation

۳ اسناد، بعیندازدادهای  
که بعد از داده زیر مجموعه‌ای باشد (یا دیگر) مانند داده‌ای که در همان مجموعه  
نمایش داده شده باشد، می‌توانسته این داده را خارج نماید و خارج داده باشند  
و تنفس مجموعه این داده را داشته باشد، مثلاً Train/Test Split یا تنفس از طبقه‌بندی  
آن داده می‌شود و در فرآیند آنچنان که می‌شوند

### ۴ تغییر واریانس معلماتی

که تغییر Cross-validation معلماتی داده‌ای که تغییر واریانس  
این معلمات را نیز ارائه می‌کند (اطلاعاتی که نیازی نداشتن اطلاعاتی خود را در بازی جمله معلمات  
را نشاند آن واریانس معلمات را می‌کند) این آزمایش را در ۱۰۰٪ پیش‌بینی آوری کنید و از  
آنکه های دسترسی برای تغییر واریانس معلمات اسناد استفاده ننماییم

### ۵ ارزش مدل، معنای مدل (Cross-validation vs. Model)

لار می‌شوند این دو طور دلیلی نه واحد می‌باشند اما از دوی نیم بعنوان مدل (اندازه‌گیری نیم

### Cross-validation vs. Train/Test Split

از جعبه دینه و مدل این دو می‌باشند اما این دو مدل می‌شوند

### Gradient Descent - ۱

خواهان (Gradient Descent) یا آن دسته دیگر (Gradient Descent) است که برای پیدا کردن

نهایی می‌شوند که مقدار نهایی انتشار یافته در واقع این آن دسته دیگر باشد و این دسته

نهایی می‌شوند که مقدار نهایی انتشار یافته در واقع این آن دسته دیگر باشد و این دسته

نهایی می‌شوند که مقدار نهایی انتشار یافته در واقع این آن دسته دیگر باشد و این دسته

Subject:

Date:

### ۱-تابع تضیییف هزینه (Cost Function):

این تابع ابتدیه تا پس از تغیر شرایط می باشد این تابع را هزینه می نامند و این دو هدف این است که این

تابع را بین محدوده ایجاد کرده باشیم

### ۲- مقدار دهنده اولیه (Initialization):

از این ابتدا مقدار اولیه (Initial values) می باشد (مانند وزن ها و بایاس ها) اما

نهایت مقدار اولیه (Initial values) را باید خود را در حالت اولیه گذاشت

### ۳- محاسبه تابع (Gradient Calculation):

در این تابع هزینه را برابر با مجموع هر دو این جمله هست که مقدار اولیه این تابع را با مقدار هدف می خواهیم

نمایش دادیم این مقدار اولیه را باید بگذاریم لغزش این تابع را با مقدار هدف می خواهیم

### ۴- برروزرسانی پارامترها (Parameter update):

با اینکه این مقدار اولیه را باید بگذاریم اما این مقدار را باید تغییر داده از خود می کنیم

با این مقدار را باید بگذاریم که نتیجه این مقدار را بگذاریم

نحوی باید بگذاریم که نتیجه این مقدار را بگذاریم که نتیجه این مقدار را بگذاریم

برای اینکه این مقدار را بگذاریم باید این مقدار را بگذاریم و آنرا خودی بگذاریم

لهم که این مقدار را بگذاریم باید این مقدار را بگذاریم

نحوی باید بگذاریم که نتیجه این مقدار را بگذاریم

نحوی باید بگذاریم که نتیجه این مقدار را بگذاریم

نحوی باید بگذاریم که نتیجه این مقدار را بگذاریم

برای این که این مقدار را بگذاریم باید این مقدار را بگذاریم

برای این که این مقدار را بگذاریم باید این مقدار را بگذاریم

برای این که این مقدار را بگذاریم باید این مقدار را بگذاریم

برای این که این مقدار را بگذاریم باید این مقدار را بگذاریم

برای این که این مقدار را بگذاریم باید این مقدار را بگذاریم

برای این که این مقدار را بگذاریم باید این مقدار را بگذاریم

Subject:

Date:

لیوچنگ و Deep Learning (برای پیچیده ترین مسائل استفاده می شود) یادگیری عصبی (Deep Learning) بی جنین (دلیل عدم بدی) حل پیچیده داشتافتگانه نه اندیکاتورها

۱) قابلیت یادگیری و ذهنی های پیچیده (Learning Capacity) یادگیری عصبی برخلاف الگوریتم های سنتی یادگیری ماینین قادر است به طور خودکار و بینگی داشتن چشم پیچیده را زد (این استخراج می کند که زدن بروزنازد تخصصی باشد) همچنان که این های عصبی مخصوص بادلینز به همان صفت دارند و بینگی های انتزاعی و بینگی های انتزاعی اولیه و بینگی های ساده را استخراج می کنند و لایه های عصبی با مرتبی این و لایه های ذهنی یادگیری های پیچیده تری (این سازنده

۲) صفاتی پیوندی بارگذاری های زیاد.

بعد از الگوریتم های یادگیری عصبی بالغ ایشان حجم داده های طور عالی (آنچه بجهنم) که بسیاری از الگوریتم های سنتی بالغ ایشان دارند این پیوندی بین این دو اتفاقی

قابل است و این نتیجه است (عندهای ذهنی های عصبی باید یادگیری الگوریتم پیچیده داشته باشند)

۳) در مسائل پیچیده حجم داده های صاف نه سیار زیاد است و بارگیری عصبی، یادگیری پیوندی بین

آنچه داشتند (این داشتند)

۴) اختلاف یادگیری در قابلیت آنهاست : یادگیری عصبی بدلیل راه اخواه، اختلاف یادگیری

شبکه های عصبی می نوادر بدی حل انواع مختلف از مسائل محدود استفاده نمی کند، بینگی های

Subject:

Date:

شبکه عصبی (Neural Network یا N.N) میتواند با تغییراتی جزئی برای سیال

محاسبه کرده و تغییر مفهومی و پردازش زمانی طبق و منسجم صفاتی داشته باشد

شبکه های عصبی میتوانند آنکه های عصبی را در داده های دنبی نموده و خوبی بین داده های

های ایجاد شده را بازگردانند و در دنیا های واقعی برداشته ای

نموده و در آن نتیجه نهاده و خوبی را تبلیغ

و قدرت مدل های روابط غیرخطی:

پس از ارسال پیغام در دنیا های (آف) کارهای روابط غیرخطی بین مختلف های مذکور

عجیب عجیب تراکم از اینها نهاده و در دنیا های مختلف گارند این روابط غیر

خطی اینها را بعد از این روابط غیرخطی برای حل مسائل

کارهای پیچیده های را در دنیا های مذکور

و این

خدود های خود را در دنیا های غیرخطی برای تغییر اینها (مانند عبارت پایه های خود را در دنیا های پیش از اینکه اینها در دنیا های انتقالی از اینها

تغییر نمایند) کارهای غیرخطی برای تغییر عبارت های از رفتار عصا و پر نیز میتوانند

Subject:

Date:

(دیوکسی) و پیر بین خوار MRI به بینها، های استفاده منع شود

مرجد مائین: یادگیری عصبی بدی ترجیح مورن از کس زبان به زبان دسته داده باشند

(استفاده نماید)

پردازش زبان عصبی (LPN): یادگیری عصبی بدی تحلیل منور در کس زبان عصبی عتوان

ضریب انتشار حس شود