

কতটা বাহ্যিক তদারকি (**External Supervision**) প্রয়োজন' তার ওপর ভিত্তি করে মেশিন লার্নিং অ্যালগরিদমগুলিকে প্রধানত চারটি ভাগে ভাগ করা যায়:

1. সুপারভাইজড মেশিন লার্নিং (**Supervised Machine Learning**)
2. আনসুপারভাইজড মেশিন লার্নিং (**Unsupervised Machine Learning**)
3. সেমি-সুপারভাইজড মেশিন লার্নিং (**Semi-Supervised Machine Learning**)
4. রিইনফোর্সমেন্ট লার্নিং (**Reinforcement Learning**)

এই চার প্রকারভেদকে ভিডিওতে "সবচেয়ে বিখ্যাত ক্যাটাগরাইজেশন" বলা হয়েছে।

১. সুপারভাইজড মেশিন লার্নিং (**Supervised Machine Learning**)

মেশিন লার্নিং-এর এই প্রকারভেদে অ্যালগরিদমকে এমন একটি ডেটাসেটের উপর প্রশিক্ষণ দেওয়া হয় যেখানে ইনপুট (**Input**) এবং আউটপুট (**Output**) উভয়ই বিদ্যমান থাকে।

মূল ধারণা:

- উপস্থিত ডেটা: ডেটাসেটে ইনপুট কলাম (যেমন: আইকিউ, সিজিপিএ) এবং একটি আউটপুট কলাম (যেমন: প্লেসমেন্ট হয়েছে কি হ্যানি) উভয়ই থাকে।
- লক্ষ্য: অ্যালগরিদমের কাজ হল এই ইনপুট ও আউটপুটের মধ্যেকার গাণিতিক সম্পর্ক (**Mathematical Relationship**) প্রতিষ্ঠা করা।
- ভবিষ্যতে ব্যবহার: একবার প্রশিক্ষণ সম্পূর্ণ হলে, ভবিষ্যতে যখন কোনো নতুন ইনপুট (যেমন: নতুন ছাত্রের আইকিউ ও সিজিপিএ) দেওয়া হবে, অ্যালগরিদম তখন সেই সম্পর্কের ভিত্তিতে নির্ভুলভাবে আউটপুট (যেমন: প্লেসমেন্ট হবে কি হবে না) বলে দিতে পারে।
- বেশিরভাগ মেশিন লার্নিং কাজ সুপারভাইজড লার্নিং-এর আওতাতেই পড়ে।

সুপারভাইজড লার্নিং-এর প্রকারভেদ (Subtypes)

সুপারভাইজড মেশিন লার্নিং-কে আউটপুট কলামের প্রকারভেদের উপর ভিত্তি করে দুটি ভাগে ভাগ করা যায়:

ক. রিগ্রেশন (Regression)

- আউটপুট ডেটা টাইপ: যখন সুপারভাইজড সমস্যার আউটপুট কলাম (বা টাগেট কলাম) একটি সংখ্যাসূচক ডেটা (**Numerical Data**) হয়, তখন তাকে রিগ্রেশন সমস্যা বলে।
- উদাহরণ: আইকিউ এবং সিজিপিএ ইনপুট হিসেবে ব্যবহার করে একজন শিক্ষার্থীর প্যাকেজ (**Package**) বা বেতনের পরিমাণ (যেমন ৪.৫ লাখ, ৩.০ লাখ) পূর্বভাস দেওয়া।
- অন্য উদাহরণ: ঘরের দাম (**House Price**) পূর্বভাস দেওয়া একটি রিগ্রেশন সমস্যা।

খ. ক্লাসিফিকেশন (Classification)

- আউটপুট ডেটা টাইপ: যখন সুপারভাইজড সমস্যার আউটপুট কলামটি শ্রেণিমূলক বা টেক্সচুয়াল ডেটা (**Categorical/Textual Data**) হয়, তখন তাকে ক্লাসিফিকেশন সমস্যা বলে।
- উদাহরণ: প্লেসমেন্ট হবে (Yes) কি হবে না (No), এটি একটি শ্রেণিমূলক ডেটা, তাই এই সমস্যাটি ক্লাসিফিকেশন।

- অন্য উদাহরণ: একটি ইমেল স্প্যাম (Spam) কি না, বা আজকের আবহাওয়ার ভিত্তিতে বৃষ্টি হবে কি হবে না—এগুলো ক্লাসিফিকেশন সমস্যা।

২. আনসুপারভাইজড মেশিন লার্নিং (Unsupervised Machine Learning)

এই ক্ষেত্রে সুপারভাইজড লার্নিং-এর সম্পূর্ণ বিপরীত হয়।

মূল ধারণা:

- উপস্থিত ডেটা: আনসুপারভাইজড লার্নিং-এ অ্যালগরিদমের কাছে শুধুমাত্র ইনপুট ডেটা থাকে, কোনো আউটপুট বা লেবেল (**Output/Label**) থাকে না।
- লক্ষ্য: যেহেতু কোনো আউটপুট নেই, তাই এখানে ভবিষ্যদ্বাণী (Prediction) করা সম্ভব নয়। অ্যালগরিদমের কাজ হলো ইনপুট ডেটার মধ্যেকার লুকানো প্যাটার্ন (**Hidden Patterns**) এবং কাঠামো (**Structure**) আবিষ্কার করা।
- উদাহরণ: আইকিট এবং সিজিপিএ কলাম আছে, কিন্তু প্লেসমেন্ট সম্পর্কে কোনো তথ্য নেই।

আনসুপারভাইজড লার্নিং-এর প্রকারভেদ (**Subtypes**)

আনসুপারভাইজড লার্নিং সাধারণত চার ধরনের কাজে ব্যবহৃত হয়:

ক. ক্লাস্টারিং (Clustering)

- উদ্দেশ্য: ডেটাকে তাদের বৈশিষ্ট্যের ভিত্তিতে স্বাভাবিকভাবে দল বা গ্রুপে (**Clusters**) বিভক্ত করা।
- কাজের পদ্ধতি: অ্যালগরিদম ডেটা পয়েন্টগুলিকে গ্রাফে প্লট করে এবং দেখতে পায় যে কিছু পয়েন্ট একে অপরের কাছাকাছি রয়েছে, যা একটি গ্রুপ তৈরি করছে।
- সুবিধা: ই-কমার্স ওয়েবসাইটে গ্রাহকদের আচরণ বা একটি কলেজে ছাত্রদের বিভিন্ন ধরনের ক্যাটাগরি বোঝার জন্য এটি খুব গুরুত্বপূর্ণ। এমনকি অনেক উচ্চ মাত্রার (High Dimensional) ডেটাতেও ক্লাস্টারিং গ্রুপ তৈরি করতে পারে।

খ. ডাইমেনশনলাইটি রিডাকশন (Dimensionality Reduction)

- উদ্দেশ্য: ইনপুট কলামের সংখ্যা (Dimensions) অনেক বেশি হলে, অপ্রয়োজনীয় বা সম্পর্কিত কলামগুলি বাদ দিয়ে বা সেগুলিকে একত্রিত করে কলামের সংখ্যা হ্রাস করা।
- সমস্যা: ইনপুট কলাম খুব বেশি হলে অ্যালগরিদম ধীরে চলে এবং অতিরিক্ত কলাম যোগ করলে ফলাফলের উন্নতি হয় না।
- কাজের পদ্ধতি (**Feature Extraction**): এটি সম্পর্কিত একাধিক কলামকে (যেমন: 'নাম্বার অফ রুমস' এবং 'নাম্বার অফ ওয়াশরুমস') একত্রিত করে একটি নতুন একক কলাম (যেমন: 'স্ক্র্যান ফুটেজ') তৈরি করতে পারে।
- ভিজুয়ালাইজেশন: ডেটাকে (যেমন হাজার হাজার ডাইমেনশন) ২ডি বা ৩ডি স্পেসে আলা সম্ভব না হলে, এই পদ্ধতি ব্যবহার করে ডাইমেনশন কমিয়ে আনা হয়, যাতে সেগুলিকে প্লট করে ভিজুয়ালাইজ (**Study**) করা যায়।

গ. অ্যানোমালি ডিটেকশন (Anomaly Detection)

- উদ্দেশ্য: ডেটাসেটের মধ্যে অস্বাভাবিক বা ব্যতিক্রমী পয়েন্ট (Outliers) চিহ্নিত করা।
- ব্যবহার: ক্রেডিট কার্ড জালিয়াতি (Credit Card Processing Fraud), ম্যানুফ্যাকচারিং ক্রটি বা ধৰ্ম অনুমোদনে (Loan Approval) জালিয়াতি শনাক্ত করতে এটি ব্যবহৃত হয়।
- পদ্ধতি: অ্যালগরিদম প্রথমে ডেটাসেটের স্বাভাবিক বা 'নরমাল' পয়েন্টগুলিকে (Normal Points) চিহ্নিত করে প্রশিক্ষণ নেয়। পরে যখন কোনো নতুন পয়েন্ট স্বাভাবিক পয়েন্টগুলির থেকে খুব দূরে চলে যায়, তখন সেটিকে ব্যতিক্রমী হিসেবে ফ্লাগ (Flag) করা হয়।

ঘ. অ্যাসোসিয়েশন রুল লার্নিং (Association Rule Learning)

- উদ্দেশ্য: ডেটাসেটের মধ্যেকার আইটেমগুলির মধ্যেকার গোপন সম্পর্ক (Hidden Relationship) বা প্রবণতা খুঁজে বের করা।
- ব্যবহার: সুপারমার্কেটে বা গ্রোসারি স্টোরে কোন জিনিসগুলি একে অপরের পাশে রাখা উচিত, তা নির্ধারণ করতে এটি খুব কার্যকর।
- উদাহরণ: যদি দেখা যায় যে ১০০টি বিলের মধ্যে ৮ বার দুধ (Milk) কেনা হলে ৬ বার ডিমও (Egg) কেনা হয়েছে, তবে দুধ ও ডিমের মধ্যে একটি শক্তিশালী অ্যাসোসিয়েশন রয়েছে। সেই কারণে এই পণ্যগুলিকে কাছাকাছি রাখা হয়।

৩. সেমি-সুপারভাইজড মেশিন লার্নিং (Semi-Supervised Machine Learning)

- মূল ধারণা: এটি সুপারভাইজড এবং আনসুপারভাইজড লার্নিং-এর একটি সংমিশ্রণ।
- প্রয়োজনীয়তা: আউটপুট ডেটা বা লেবেল তৈরি করা অত্যন্ত কঠিন, সময়সাপেক্ষ বা ব্যবহৃত (যেমন: মানুষের শর্ম ও অর্থ প্রয়োজন)।
- কাজের পদ্ধতি: এই পদ্ধতিতে ব্যবহারকারী ডেটাসেটের খুব অল্প সংখ্যক পয়েন্টকে লেবেল করে (অর্থাৎ আউটপুট নির্ধারণ করে) এবং বাকি ডেটাগুলি লেবেলবিহীন বা আনলেবেলড (Unlabeled) রাখা হয়। অ্যালগরিদম এই সামান্য লেবেলড ডেটা এবং প্রচুর পরিমাণে আনলেবেলড ডেটা ব্যবহার করে স্বয়ংক্রিয়ভাবে লেবেলিং প্রক্রিয়া সম্পন্ন করে।
- উদাহরণ: গুগল ফটোজ (Google Photos) সার্ভিস। এটি স্বয়ংক্রিয়ভাবে একই ব্যক্তির ছবিগুলিকে একত্র ক্লাস্টার করে (আনসুপারভাইজড ধাপ)। এরপর ব্যবহারকারীকে কেবল একটি ছবিতে ব্যক্তিকে চিহ্নিত করতে বলা হয় ('এই ব্যক্তি কে?')। ব্যবহারকারী সেই একবারের লেবেলিং করার পর, সিস্টেম বাকি সব ক্লাস্টার করা ছবিগুলিতেও সেই লেবেলটি প্রয়োগ করে (সুপারভাইজড ধাপ)।

৪. রিইনফোর্সমেন্ট লার্নিং (Reinforcement Learning - RL)

- মূল ধারণা: RL একটি সম্পূর্ণ ভিন্ন পদ্ধতি, কারণ এখানে অ্যালগরিদমের কাছে শুরুর দিকে কোনো ডেটা থাকে না।
- কাজের পদ্ধতি:

- এজেন্ট (**Agent**): অ্যালগরিদমকে একটি 'এজেন্ট' বলা হয়।
- এনভায়রনমেন্ট (**Environment**): এজেন্ট একটি নির্দিষ্ট পরিবেশে (যেমন: দাবা খেলা, রোবট চালনা, বা স্ব-চালিত গাড়ির রাস্তা) তার জীবন শুরু করে।
- শিখন প্রক্রিয়া: এজেন্ট ভুল করার মাধ্যমে বা চেষ্টা ও ক্ষেত্র (Trial and Error) মাধ্যমে শেখে।
প্রতিটি পদক্ষেপের পর এজেন্ট হয় একটি রিওয়ার্ড (**Reward** / পুরস্কার) পায় (যদি কাজটি ভালো হয়) অথবা একটি পানিশমেন্ট (**Punishment** / শাস্তি) পায় (যদি কাজটি ভুল হয়)।
- লক্ষ্য: এজেন্টের লক্ষ্য হলো এনভায়রনমেন্টে থাকতে থাকতে নিজের প্রাপ্ত মোট রিওয়ার্ড বৃদ্ধি করা এবং পানিশমেন্ট হ্রাস করা।
- এজেন্ট তার প্রাপ্ত রিওয়ার্ড/পানিশমেন্টের ভিত্তিতে তার কাজের নিয়মাবলি বা পলিসি (**Policy**) তৈরি করে।
- উদাহরণ: মানুষের শিশুরা যেমন ভুল করে শেখে, অথবা যখন কুকুরকে প্রশিক্ষিত করা হয় (ভালো কাজ করলে চকোলেট দেওয়া বা খারাপ কাজ করলে বকা দেওয়া)। স্ব-চালিত গাড়ি এই প্রযুক্তিতে প্রশিক্ষণ নেয়। Google-এর DeepMind কোম্পানি এই পদ্ধতিতে তৈরি 'আলফাগো' (AlphaGo) নামক এজেন্ট দিয়ে গো (Go) খেলার বিশ্ব চ্যাম্পিয়নকে পরাজিত করেছিল।

এই চারটি প্রকারভেদ মেশিন লার্নিং এর সমস্যার প্রকৃতি বোঝার জন্য অত্যন্ত গুরুত্বপূর্ণ।

এই ধারণাগুলিকে এভাবে ভাবা যেতে পারে:

- সুপারভাইজড লার্নিং একজন অভিজ্ঞ শিক্ষক বা সুপারভাইজারের মতো, যিনি ইনপুট এবং আউটপুট উভয়ই দিয়ে দেন এবং ছাত্রকে কেবল তাদের সম্পর্ক বুঝাতে হয়।
- আনসুপারভাইজড লার্নিং একজন প্রল্লতস্বিদের মতো, যিনি কেবল ডেটা বা ফসিল পান, যার কোনো লেবেল নেই। তাকে নিজে থেকেই ডেটার মধ্যেকার প্যাটার্ন খুঁজে বের করে ফ্রপ তৈরি করতে হয়।
- রিইনফোর্সমেন্ট লার্নিং একটি সদ্য জন্মানো শিশুর মতো, যার হাতে কোনো ডেটা নেই, সে কেবল পরিবেশের সঙ্গে মিথস্ট্রিয়া করে (ইন্টারঅ্যাক্ট) ভুল ও পুরস্কারের মাধ্যমে শেখে।