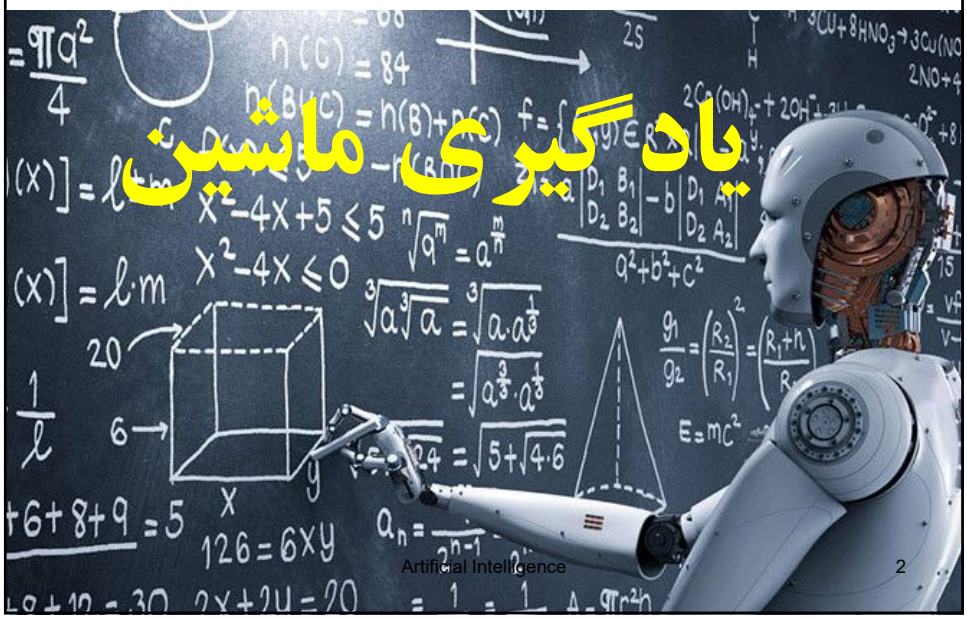
Artificiel Intelligence and Soft computing

K.N.TOOSI University of Technology

Hasan Ghasemzadeh
http://wp.kntu.ac.ir/ghasemzadeh

Artificiel Intelligence and Soft computing

K.N.TOOSI University of Technology



یادگیری ماشین

تعریف آرتور ساموئل ۱۹۵۹

- حوزه مطالعاتی که به رایانه قابلیت یادگیری می دهد بدون آنکه برنامه نویسی صریح شود

تعریف جدید تام میشل ۱۹۹۸

- یک برنامه رایانه ای از تجربه E نسبت به کلاس وظایف T و بازدهی P یاد می گیرد اگر بازدهی P وظایف T با تجربه E بهبود یابد

برای مثال در بازی شطرنج توسط رایانه

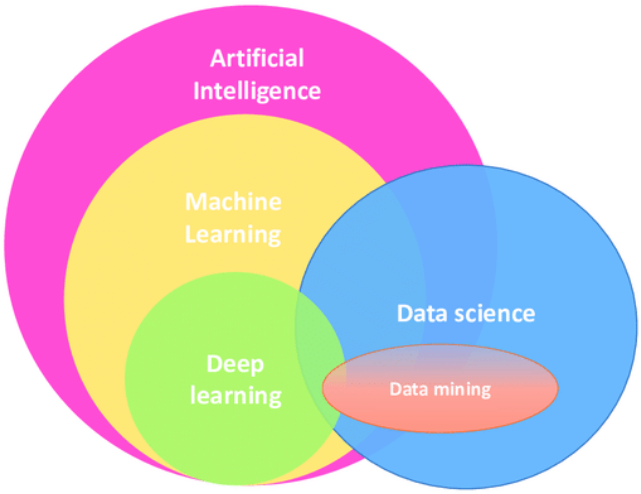
E: تجربه بازی های متعدد بازیکنان

T: وظیفه بازی بازیکنان

P: احتمال اینکه برنامه بازی بعدی را ببرد

Artificial Intelligence 3

یادگیری ماشین

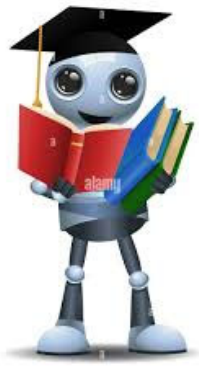


Artificial Intelligence 4

یادگیری ماشین

الگوریتمهای یادگیری ماشین به سه دسته تقسیم می شوند

- یادگیری نظارت شده
- یادگیری بدون نظارت
- یادگیری تقویتی



یادگیری نظارت شده: مجموعه ای از داده ها داریم و میدانیم نتیجه خروجی مناسب چگونه است (استاد برای تصحیح وجود دارد).

یادگیری نظارت شده به دو دسته اصلی تقسیم می‌شود

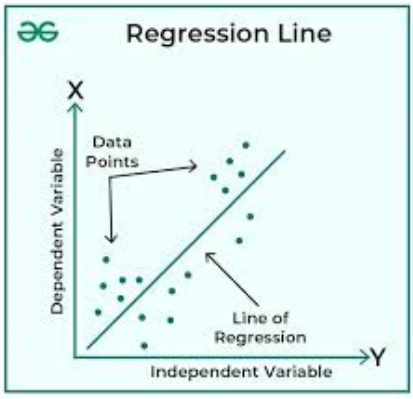
- رگرسیون
- طبقه بندی

Artificial Intelligence 5

یادگیری نظارت شده – رگرسیون

رگرسیون

رگرسیون یک نوع از یادگیری نظارت شده است که در آن الگوریتم یاد می گیرد بر اساس ویژگی‌های ورودی، مقادیری پیوسته را پیش‌بینی کند. مثال‌هایی از مسائل رگرسیون شامل پیش‌بینی قیمت سهام و قیمت مسکن می‌شوند.



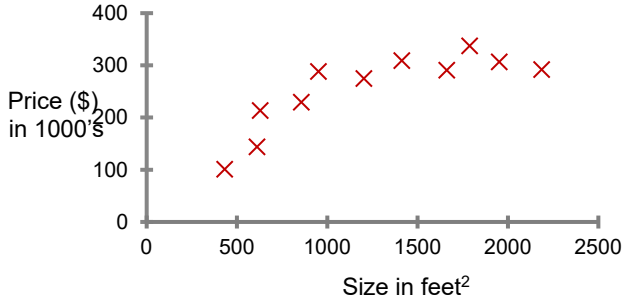
الگوریتم‌های معروف:

- رگرسیون خطی
- رگرسیون چندجمله‌ای
- رگرسیون ریج
- رگرسیون درخت تصمیم
- رگرسیون جنگل تصادفی
- رگرسیون ماشین بردار پشتیبان

Artificial Intelligence 6

یادگیری نظارت شده – رگرسیون

Housing price prediction.



Supervised Learning
"right answers" given

Regression: Predict continuous valued output (price)

یادگیری نظارت شده– نمونه عمرانی رگرسیون

- **پیش‌بینی مقاومت بتن:**
با استفاده از ویژگی‌های مختلف مخلوط بتن، مانند درصد سیمان، سنگدانه، آب، و افزودنی‌ها

- **پیش‌بینی نشست زمین در پی‌های عمیق و تونل‌ها:**
با داشتن داده‌های مختلف از ویژگی‌های خاک، عمق تونل یا پی، و نوع ساختار

- **تخمین بار ترافیک بر پل‌ها:**
با تحلیل داده‌های مربوط به وزن وسایل نقلیه، تعداد وسایل نقلیه عبوری، و وضعیت آب و هوا

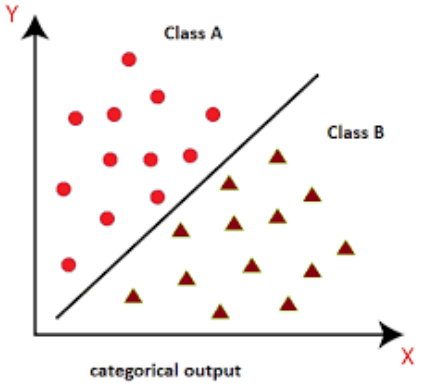
- **پیش‌بینی میزان آب جاری در رودخانه‌ها:**
با داشتن داده‌های هواشناسی (بارش، دما) و ویژگی‌های هیدرولوژیکی حوزه آبخیز

- **پیش‌بینی عمر مفید سازه‌ها:**
با تحلیل پارامترهای مختلف مانند نوع مصالح، شرایط محیطی و بارهای وارده

یادگیری نظارت شده – طبقه بندی

طبقه بندی

الگوریتم یاد می‌گیرد داده‌های ورودی را بر اساس ویژگی‌های ورودی به یک دسته یا کلاس خاص تخصیص دهد. در طبقه‌بندی، برچسب‌های خروجی مقادیر گسسته هستند.



الگوریتم‌های معروف:

رگرسیون لجستیک

نایو بیز

درخت تصمیم

ماشین بردار پشتیبان (SVM)

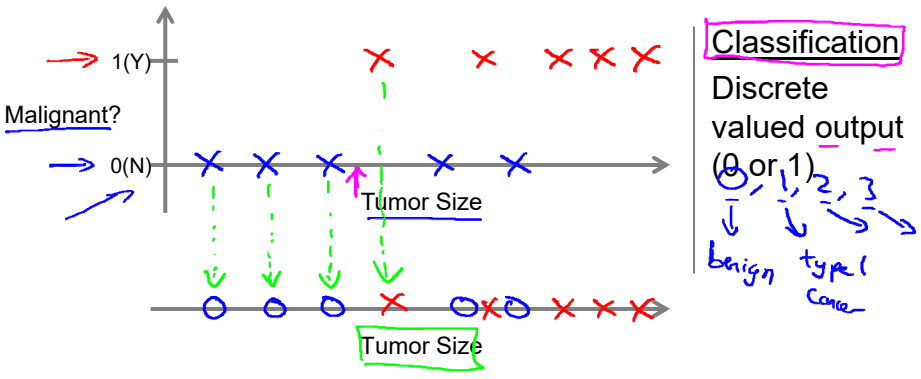
همسایگان نزدیک (KNN)

Artificial Intelligence 9

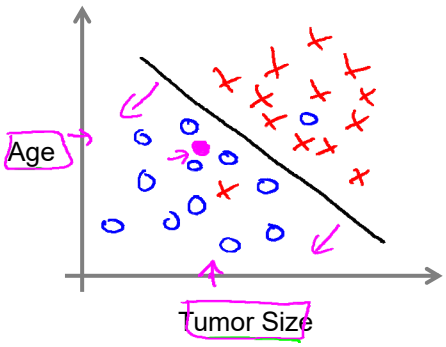
یادگیری نظارت شده – طبقه بندی

طبقه بندی فرایندی است که در آن مدل یا تابعی کشف می‌شود که به جدا کردن داده‌ها به چندین کلاس دسته‌بندی، یعنی مقادیر گسسته، کمک می‌کند.

Breast cancer (malignant, benign)



یادگیری نظارت شده – طبقه بندی



- Clump Thickness
- Uniformity of Cell Size
- Uniformity of Cell Shape

…

یادگیری نظارت شده – مثال

You're running a company, and you want to develop learning algorithms to address each of two problems.

Problem 1: You have a large inventory of identical items. You want to predict how many of these items will sell over the next 3 months.
Problem 2: You'd like software to examine individual customer accounts, and for each account decide if it has been hacked/compromised.

Should you treat these as classification or as regression problems?

Treat both as classification problems.

Treat problem 1 as a classification problem, problem 2 as a regression problem.

Treat problem 1 as a regression problem, problem 2 as a classification problem.

Treat both as regression problems.

یادگیری نظارت شده- نمونه عمرانی طبقه بندی

- **طبقه‌بندی انواع خرابی در روسازی جاده‌ها:**
با تحلیل داده‌های تصویری یا توصیفی از سطح جاده، مدل‌های طبقه‌بندی می‌توانند خرابی‌های مختلف روسازی مانند ترک خوردگی، چاله، و پوسته‌شدن را شناسایی و دسته‌بندی کنند.
- **پیش‌بینی پایداری شیب‌ها و طبقه‌بندی آنها:**
با استفاده از پارامترهایی مثل زاویه شیب، نوع خاک، سطح آب زیرزمینی و شرایط بارگذاری، مدل‌های طبقه‌بندی می‌توانند شیب‌ها را به دسته‌های پایدار، نیمه‌پایدار و ناپایدار طبقه‌بندی کنند.
- **طبقه‌بندی سازه‌ها بر اساس خطر زلزله‌پذیری:**
با استفاده از اطلاعات سازه‌ای مثل نوع ساختمان، سال ساخت، مصالح به کار رفته و موقعیت جغرافیایی، مدل‌های طبقه‌بندی می‌توانند سازه‌ها را بر اساس سطح خطر زلزله (کم، متوسط، زیاد) دسته‌بندی کنند.
- **تشخیص طبقات سنگ‌های معدنی در حفاری‌های عمیق:**
با استفاده از داده‌های حاصل از دستگاه‌های حفاری و اطلاعات ژئوفیزیکی، مدل‌های طبقه‌بندی می‌توانند طبقات سنگ‌های مختلف (مانند سنگ‌های آذرین، رسوبی و دگرگونی) را شناسایی و دسته‌بندی کنند.

یادگیری بدون نظارت

یادگیری بدون نظارت : ایده ای از نتیجه خروجی نداریم. در این روش ساختار یا توزیع مخفی داده‌ها بدون آنکه تاثیر متغیرها را بدانیم بدست می‌آید. در این حالت بازخوردی برای نتایج صحیح وجود ندارد (استاد برایَ تصحیح وجود ندارد).

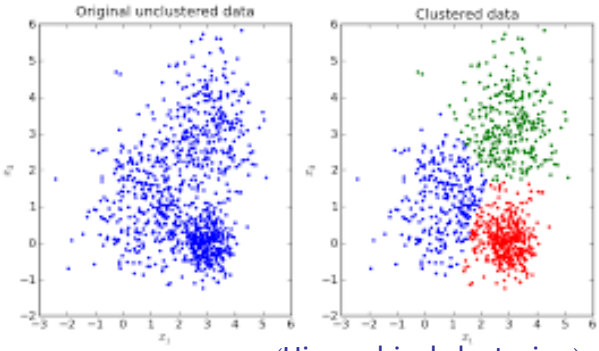
در یادگیری بدون نظارت دو دسته اصلی وجود دارد:

- خوشه‌بندی (Clustering)
- کاهش ابعاد (Dimensionality Reduction)

Artificial Intelligence 14

یادگیری بدون نظارت

- خوشه‌بندی (Clustering): الگوریتم‌های خوشه‌بندی، داده‌های مشابه را بر اساس ویژگی‌های آنها در گروه‌هایی متفاوت تقسیم می‌کنند. هدف اینجا شناسایی گروه‌ها یا خوشه‌های داده‌های مشابه است که از یکدیگر متمایز هستند.



الگوریتم‌های معروف:

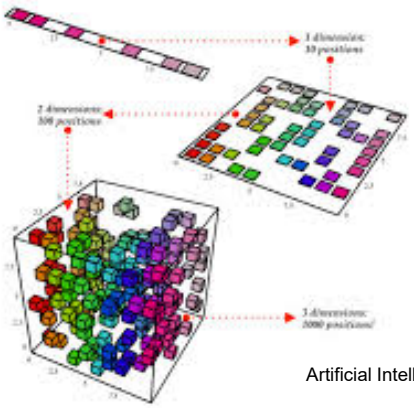
- K-means
- خوشه‌بندی سلسله مراتبی (Hierarchical clustering)
- DBSCAN

یادگیری بدون نظارت

- **خوشه‌بندی خاک‌ها بر اساس ویژگی‌های ژئوتکنیکی**:
  - با استفاده از داده‌های آزمایش‌های ژئوتکنیکی مانند درصد دانه‌بندی، تراکم، چسبندگی، و ضریب نفوذپذیری، می‌توان انواع مختلف خاک‌ها را در خوشه‌های متفاوت دسته‌بندی کرد.
- **تحلیل الگوهای ترک‌ها در سازه‌ها**:
  - با جمع‌آوری داده‌های مربوط به ترک‌های سازه‌ای (مثل عرض ترک، طول ترک، و مکان آن) می‌توان ترک‌ها را به گروه‌های مختلف خوشه‌بندی کرد
- **خوشه‌بندی ترافیک در معابر شهری**:
  - با تحلیل داده‌های مربوط به حجم ترافیک، سرعت متوسط، و تعداد تصادفات در معابر مختلف، می‌توان معابر را بر اساس الگوهای ترافیکی خوشه‌بندی کرد.
- **خوشه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای برای تحلیل تغییرات کاربری زمین**:
  - با استفاده از داده‌های تصاویر ماهواره‌ای و خصوصیات طیفی، می‌توان الگوهای کاربری زمین (مانند مناطق مسکونی، تجاری، صنعتی و کشاورزی) را به صورت خودکار خوشه‌بندی کرد.
- **خوشه‌بندی داده‌های مربوط به فرسایش سواحل**:
  - با جمع‌آوری داده‌های مربوط به سرعت باد، ارتفاع موج، و جنس خاک ساحلی، می‌توان مناطق مختلف ساحلی را بر اساس الگوهای فرسایش خوشه‌بندی کرد.

یادگیری بدون نظارت

- کاهش ابعاد (Dimensionality Reduction): الگوریتم‌های کاهش ابعاد با حفظ حداکثر اطلاعات اصلی از داده‌ها تعداد متغیرهای ورودی در مجموعه داده را کاهش می‌دهند. این کار برای کاهش پیچیدگی مجموعه داده و تسهیل در تصویرسازی و تجزیه و تحلیل آن است.



الگوریتم‌های معروف:

- تجزیه اصلی مؤلفه‌ها (PCA)
- t-SNE
- Autoencoders

Artificial Intelligence 17

یادگیری بدون نظارت– نمونه عمرانی کاهش ابعاد

- **تحلیل داده‌های سنسورهای لرزه‌نگاری:**
  - داده‌های سنسورهای لرزه‌نگاری بسیار حجیم و با ابعاد بالا هستند. با استفاده از کاهش ابعاد، می‌توان این داده‌ها را به مولفه‌های اصلی تقسیم کرد تا تنها اطلاعات مهم برای تحلیل و پیش‌بینی رفتار زمین‌لرزه‌ها استخراج شود.
- **کاهش ابعاد در تصاویر ماهواره‌ای برای تحلیل تغییرات کاربری زمین:**
  - داده‌های تصاویر ماهواره‌ای معمولاً شامل تعداد زیادی از باندهای طیفی است. با استفاده از کاهش ابعاد، این باندها به چند مولفه اصلی خلاصه می‌شوند که تغییرات اصلی کاربری زمین (مانند مناطق شهری، کشاورزی، یا منابع آبی) را نشان می‌دهند.
- **تحلیل داده‌های ترافیک شهری برای بهینه‌سازی حمل و نقل:**
  - داده‌های ترافیکی شامل پارامترهای مختلفی مانند حجم ترافیک، سرعت متوسط و تعداد تصادفات است. با کاهش ابعاد، می‌توان ویژگی‌های مهم را استخراج کرد و برای پیش‌بینی و مدیریت ترافیک در شبکه‌های حمل و نقل از آنها استفاده کرد.
- **تحلیل داده‌های جوی برای پیش‌بینی فرسایش خاک:**
  - داده‌های هواشناسی، مانند بارش، دما و باد، برای ارزیابی فرسایش خاک مهم هستند. با کاهش ابعاد، می‌توان متغیرهای مهم را شناسایی کرد و از آن‌ها برای پیش‌بینی فرسایش خاک در مناطق مستعد استفاده کرد.

Artificial Intelligence 18

یادگیری بدون نظارت – مثال

Of the following examples, which would you address using an unsupervised learning algorithm? (Check all that apply.)

- Given email labeled as spam/not spam, learn a spam filter.
- Given a set of news articles found on the web, group them into set of articles about the same story.
- Given a database of customer data, automatically discover market segments and group customers into different market segments.
- Given a dataset of patients diagnosed as either having diabetes or not, learn to classify new patients as having diabetes or not.

Artificial Intelligence 19

یادگیری تقویتی

یادگیری تقویتی: در آن یک عامل، با انجام اعمالی در سیستم مشخص شده، و دریافت پاداش یا مجازات بر اساس اعمال خود، یاد می‌گیرد که چگونه با محیط تعامل کند. هدف اصلی یادگیری ماشین تقویتی این است که یک سیاست (که یک نگاشت از وضعیت‌ها به اعمال است) را یاد بگیرد و میزان پاداش تجمعی انتظاری را در طول زمان به حداکثر برساند.

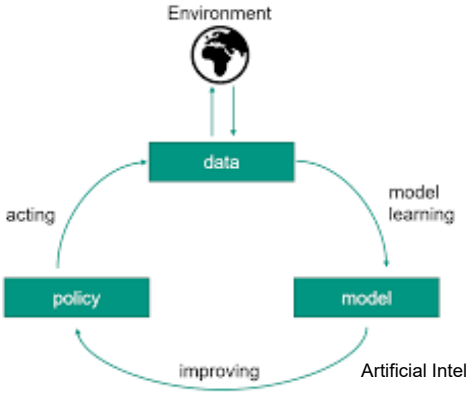
یادگیری تقویت شده به دو دسته اصلی تقسیم می‌شود:

- یادگیری تقویتی مبتنی بر مدل
- یادگیری تقویتی بدون مدل

Artificial Intelligence 20

یادگیری تقویتی

- یادگیری تقویتی مبتنی بر مدل: عامل یک مدل از محیط را یاد می‌گیرد که شامل احتمالات انتقال بین وضعیت‌ها و پاداش‌های مرتبط با هر جفت وضعیت–عمل است. سپس عامل از این مدل برای برنامه‌ریزی اعمال خود به منظور به حداکثر رساندن پاداش انتظاری استفاده می‌کند.



الگوریتم‌های معروف:

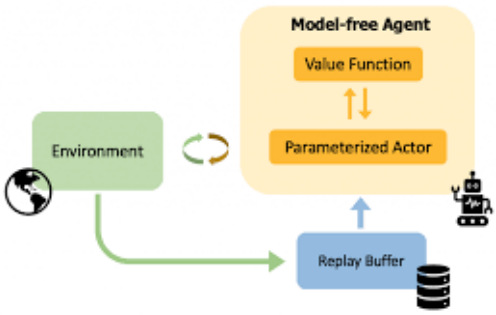
- Value Iteration
- Policy Iteration

یادگیری تقویتی – نمونه عمرانی

- **مدیریت هوشمند مصرف انرژی در ساختمان‌ها**:
در ساختمان‌های هوشمند، یادگیری تقویتی می‌تواند بهینه‌سازی مصرف انرژی را از طریق تنظیم سیستم‌های گرمایش، سرمایش و نورپردازی انجام دهد
- **بهینه‌سازی زمان‌بندی و توالی ساخت در پروژه‌های ساختمانی**:
در پروژه‌های پیچیده ساختمانی، مدیریت زمان و توالی کارها از اهمیت بالایی برخوردار است. یادگیری تقویتی می‌تواند برای پیدا کردن بهینه‌ترین زمان‌بندی کارها با توجه به محدودیت‌های منابع، هزینه‌ها و زمان اجرا به کار رود، به طوری که بتواند تأخیرها و هزینه‌های اضافی را به حداقل برساند.
- **طراحی سیستم‌های مدیریت آب و کنترل سیلاب**:
برای پیش‌بینی و کنترل سیلاب‌ها، یادگیری تقویتی می‌تواند در طراحی و مدیریت بهینه سیستم‌های تخلیه و مدیریت آب به کار رود. مدل می‌تواند بر اساس داده‌های بارش و سطح آب رودخانه‌ها، تصمیم‌گیری‌های بهینه‌ای برای تخلیه آب و جلوگیری از سیلاب انجام دهد.
- **بهینه‌سازی الگوهای بهره‌برداری از منابع طبیعی (مانند معادن)**:
در مدیریت و بهره‌برداری از معادن، یادگیری تقویتی می‌تواند بهینه‌سازی برداشت منابع را انجام دهد. مدل با توجه به اطلاعات مربوط به منابع، هزینه‌ها، و شرایط بازار، بهترین تصمیمات را برای استخراج بهینه منابع ارائه می‌دهد و از هدررفت منابع جلوگیری می‌کند.

یادگیری تقویتی بدون مدل

- یادگیری تقویتی بدون مدل: عامل بدون ایجاد مدل دقیقی از محیط به صورت مستقیم از تجربیات خود سیاست خود را یاد می‌گیرد. عامل با تعامل با محیط و دریافت پاداش‌ها سیاست خود را به‌روزرسانی می‌کند.



الگوریتم‌های معروف:

- Q-Learnin
- SARSA
- یادگیری تقویتی عمیق (Deep Reinforcement Learning)

Artificial Intelligence 23

یادگیری تقویتی بدون مدل نمونه عمرانی

•کنترل و هدایت ماشین‌آلات سنگین در سایت‌های ساخت‌وساز:
یادگیری تقویتی بدون مدل می‌تواند برای هدایت ماشین‌آلات خودکار (مانند بولدوزرها یا بیل مکانیکی) استفاده شود. این مدل‌ها به مرور زمان از تعاملات خود با محیط یاد می‌گیرند که چگونه با بهره‌وری بیشتری عمل کنند و مسیرها یا الگوهای بهینه برای حرکت و حفاری را پیدا کنند. مثلاً یک بیل مکانیکی می‌تواند یاد بگیرد که با کمترین انرژی و در سریع‌ترین زمان، خاک را بردارد.

•بهینه‌سازی روش‌های حفاری در پروژه‌های ژئوتکنیکی:
در حفاری‌های پیچیده و عمیق، یادگیری تقویتی بدون مدل می‌تواند روش‌های بهینه حفاری را بر اساس داده‌های فوری از شرایط زمین و رفتار دستگاه یاد بگیرد. این روش به دستگاه کمک می‌کند که با بهره‌وری بالاتری کار کند و با توجه به تجربیات خود، بهترین پارامترهای حفاری مانند سرعت و زاویه را تنظیم کند..

•کنترل عملیات رباتیک در محیط‌های ساخت‌وساز خطرناک:
•یادگیری تقویتی بدون مدل می‌تواند برای کنترل ربات‌های خودکار در محیط‌های ساخت‌وساز خطرناک (مانند مناطق با خطر ریزش یا گودبرداری عمیق) استفاده شود. این ربات‌ها از تعاملات خود با محیط یاد می‌گیرند که چگونه به صورت ایمن و بهینه کار کنند و به تدریج استراتژی‌های خود را برای اجرای بهتر عملیات تنظیم می‌کنند.

Artificial Intelligence 24

چالش‌ها و محدودیت‌های یادگیری ماشین

- ✔ چالش اصلی در یادگیری ماشین، کمبود داده یا تنوع کم در مجموعه داده ها است.
- ✔ اگر داده‌های کافی در دسترس نباشد یک ماشین نمی‌تواند یاد بگیرد. علاوه بر این، یک مجموعه داده با تنوع کم، باعث ایجاد مشکل برای ماشین می‌شود.
- ✔ برای یادگیری معنادار، یک ماشین نیاز به تنوع در داده‌ها دارد.
- ✔ وقتی تنوع در داده‌ها کم باشد یا اصلا وجود نداشته باشد، بسیار نادر است که یک الگوریتم بتواند اطلاعات معنی‌داری استخراج کند.
- ✔ توصیه می‌شود حداقل ۲۰ مشاهده در هر گروه وجود داشته باشد تا به ماشین در یادگیری کمک کند. این محدودیت منجر به ارزیابی و پیش‌بینی نادرست می‌شود.

Artificial Intelligence 25

توزیع نرمال

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

- f(x) مقدار تابع توزیع نرمال برای مقدار x است.
- μ میانگین (mean) توزیع است.
- σ انحراف معیار (standard deviation) توزیع است .

```
# Normal Distribution

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.stats import chisquare, norm

class norm1:
    def __init__(self, mean, sd, x):
        self.mean = mean
        self.sd = sd
        self.x = x

    def dist_curve(self):
        plt.plot(self.x, 1/(self.sd * np.sqrt(2 * np.pi)) *
            np.exp( - (self.x - self.mean)**2 / (2 * self.sd**2) ),
linewidth=2, color='y')
```

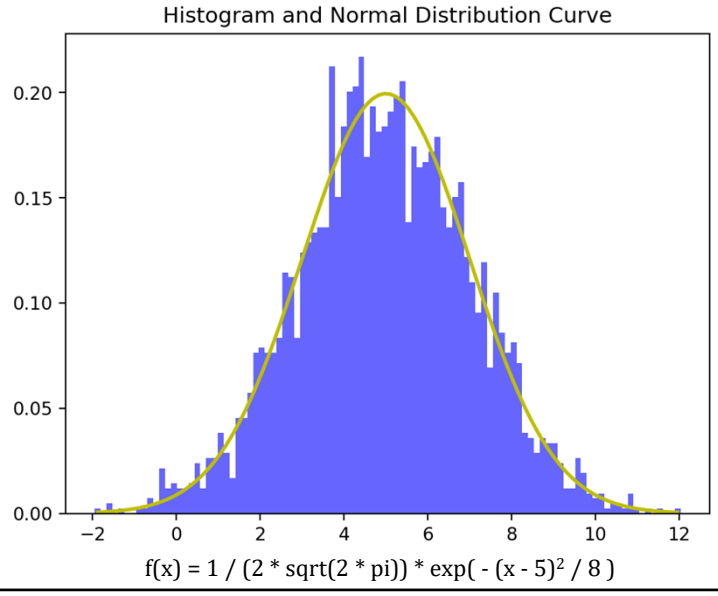
Artificial Intelligence 26

توزیع نرمال

```
# پارامترهای مربوط به میانگین و انحراف معیار
mean1 = 5
sd1 = 2

# تولید داده‌های تصادفی نرمال
c = np.random.normal(mean1, sd1, 3000)

# رسم هیستوگرام
count, bins, _ = plt.hist(c, bins=100, density=True, alpha=0.5,
color='b')  # هیستوگرام با نرمال‌سازی و شفافیت

#bins محاسبه نقاط میانی بین  برای رسم منحنی نرمال
bin_centers = 0.5 * (bins[1:] + bins[:-1])

# رسم منحنی نرمال
hist1 = norm1(mean1, sd1, bin_centers)
hist1.dist_curve()

# نمایش نمودار
plt.title('Histogram and Normal Distribution Curve')
plt.show()
```

$$f(x) = \frac{1}{2\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-5)^2}{2 \times 2^2}\right)$$

توزیع نرمال



آزمون توزیع

$$\chi^2 = \sum \frac{(Fo-Fe)2}{Fe}$$

χ^2 : شاخص کای اسکویر

F_O : فراوانی مشاهده شده

F_e : فراوانی مورد انتظار می باشد

```
# محاسبه مقادیر پیش‌بینی شده برای توزیع نرمال
from scipy.stats import chisquare
expected_counts = np.array([
    3000 * (norm.cdf(bins[i + 1], mean1, sd1) - norm.cdf(bins[i], mean1, sd1))
    for i in range(len(bins) - 1) ])
#نرمال‌سازی مقادیر پیش‌بینی‌شده برای تطابق با مجموع مقادیر مشاهده‌شده
expected_counts *= count.sum() / expected_counts.sum()
#آزمون کای-دو برای بررسی تطابق داده‌ها با توزیع نرمال
chi_statistic, p_value = chisquare(f_obs=count, f_exp=expected_counts)
#نمایش نتایج آزمون کای-دو
print("Chi square test:", chi_statistic)
print("p value:", p_value)
#نتیجه‌گیری
alpha = 0.05  # سطح معناداری
if p_value > alpha:
    print("The data fit a normal distribution. P value>.05")
else:    print("The data  does not fit a normal distribution. P value<.05 ")
```

```
Chi square test: 0.23046991808461853
p value: 1.0
The data fit a normal distribution. P value>.05
```

29

آزمون توزیع

```
# لیست توزیع‌های مختلف برای برازش
from scipy.stats import chisquare, norm, expon, lognorm, gamma, beta, chi2
distributions = [norm, expon, lognorm, gamma, beta, chi2]
#تابع برای محاسبه معیار برازش (کای-دو) برای هر توزیع
def fit_distribution(data, bins):
    best_p_value = 0
    best_distribution = None
    best_params = None

    for distribution in distributions:
        params = distribution.fit(data)
        expected_counts = np.array([
            3000 * (distribution.cdf(bins[i + 1], *params) -
distribution.cdf(bins[i], *params))
            for i in range(len(bins) - 1)       ])
        expected_counts *= count.sum() / expected_counts.sum()  # نرمال‌سازی
    chi_stat, p_value = chisquare(f_obs=count, f_exp=expected_counts)
chi_stat, p_value = chisquare(f_obs=count, f_exp=expected_counts)
            print(f"{distribution.name} - p_value: {p_value}")
        if p_value > best_p_value:
            best_p_value = p_value
            best_distribution = distribution
            best_params = params

    return best_distribution, best_params, best_p_value
```

30

آزمون توزیع

```
#برازش توزیع‌های مختلف و انتخاب بهترین توزیع
best_distribution, best_params, best_p_value = fit_distribution(c, bins)


#نمایش بهترین توزیع
print(f"\nBest fitting distribution: {best_distribution.name}")
print(f"Best parameters: {best_params}")
print(f"Best p-value: {best_p_value}")
```

```
norm - p_value: 1.0
expon - p_value: 1.0
C:\Users\ASUS\AppData\Local\Packages\PythonSoftwareFoundation.Python.3.12_qbz5n
istns.py:6617: RuntimeWarning: invalid value encountered in log
  lndata = np.log(data - loc)
lognorm - p_value: 1.0
gamma - p_value: 1.0
beta - p_value: 1.0
chi2 - p_value: 1.0

Best fitting distribution: norm
Best parameters: (np.float64(4.960499899240569), np.float64(2.018605804698402))
Best p-value: 1.0
```

تمرین برنامه نویسی

تمرین چهارم : یک برنامه به زبان پایتون بنویسید که n داده را بگیرد و توزیع آنها را تعیین کند

۱- خواندن داده ها از فایل اکسل

۲- تعیین پارامترهای تابع توزیع احتمال داده ها به روشهای ذیل

- نرمال
- نمایی
- لگاریتم نرمال
- گاما
- بتا
- کای دو

۳- با رسم هیستوگرام داده ها و توابع توزیع، تابع مناسبتر کدام است.

۴- با استفاده از کتابخانه scipy در برنامه، بهترین تابع توزیع احتمال را تعیین کنید

Artificial Intelligence 32