



دانشکده ملی مهارت

شهرستان میناب

تمرین های درس مباحث ویژه(بخش اول)

مرتبط به درس:

مباحث ویژه

گردآورنده:

محمدحسین خبیری

استاد:

محمد احمدزاده

سال تحصیلی ۱۴۰۳-۱۴۰۴

1. Supervised Learning و Unsupervised Learning چه تفاوتی دارند؟

Supervised Learning(یادگیری با نظارت): یادگیری بانظارت در یادگیری ماشین روشی است که مدل را برای پیشبینی نتیجه بر اساس داده های برچسب گذاری شده ایجاد می کند . وجود داده های برچسب دار به این معنا است که برای هر نمونهای از مجموعه داده، یک پاسخ یا راه حل داده شده است. برای مثال معلمی است که پاسخ صحیح را به شما می‌دهد و شما را راهنمایی می‌کند.

Unsupervised Learning (یادگیری بدون نظارت): یادگیری غیرنظارتی در یادگیری ماشین زمانی است که نمونه ها را بدون هیچ راهنمایی به الگوریتم ارائه می کنیم و ایجاد برچسب را به الگوریتم واگذار می کنیم. به عبارت دیگر، یادگیری غیرنظارتی، به یافتن الگوهای پنهان از داده های بدون برچسب و ایجاد گروه ها و خوشه ها می پردازد. مثل یادگیری خودآموز است که در آن شما باید خودتان الگوها را پیدا کنید

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ویژگی | یادگیری نظارت‌شده | یادگیری بدون نظارت |
| نوع داده‌ها | دارای برچسب (Labeled) | بدون برچسب (Unlabeled) |
| هدف | پیش‌بینی یا طبقه‌بندی | کشف الگوها و خوشه‌بندی |
| کاربردها | پیش‌بینی قیمت، تشخیص چهره، تشخیص بیماری | تحلیل بازار، فشرده‌سازی داده، دسته‌بندی مشتریان |
| مثال الگوریتم‌ها | رگرسیون خطی، SVM، شبکه‌های عصبی | K-Means، PCA، Autoencoders |

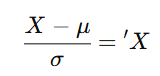
1. چرا Feature Scaling در الگوریتم‌های Machine Learning ضروری است؟

امروزه یادگیری ماشین تمام توجهی که به آن نیاز دارد را دارد. یادگیری ماشین می تواند بسیاری از وظایف را به طور خودکار انجام دهد، به خصوص آنهایی که تنها انسان ها میتوانند با هوش ذاتی خود انجام دهند. تکثیر این هوش در ماشین ها تنها با کمک یادگری ماشین قابل دستیابی است. با کمک یادگیری ماشین،کسب وکارها می توانند کارهای روتین را خودکار کنند. همچنین به خودکارسازی و ایجاد مدل هایی برای تجزیه و تحلیل دادهها کمک می کند. صنایع مختلف برای بهینه سازی عملکرد خود و اتخاذ تصمیمات هوشمندانه به مقادیر زیادی از دادهها وابسته هستندیادگیری ماشین به ایجاد مدلهایی کمک میکند تا بتوانند مقادیر زیادی از دادههای پیچیده را پردازش و تجزیه و تحلیل کنند و نتایج دقیقی را ارائه کنند. این مدل ها، دقیق مقیاس پذیر هستند و با تابع زمانی کمتری کار می کنند. با ساخت چنین مدل هایِ دقیق یادگیری ماشین، کسب وکارها می توانند از فرصت های سودآور استفاده کنند و از ریسک های ناشناخته اجتناب کنند.

تشخیص تصو یر، تولید متن، طبقهبندی متن، تشخیص بیماری ها و بسیاری از موارد گر ید در دن یای واقعی کاربرد دارند. از اینرو، نیا امر زم نه ی را برای درخشش کارشناسان ادگی ی ر ی ماش نی به عنوان یک متخصص حرفه یا شیافزا می دهد. عالوه بر این، با توجه به سرعت سر عی ی که در جهش های فناوری انجام شده است، بسی اری از شرکت ها از فناوری عقب مانده اند. تحول تالیجید صنعت بزرگی است و حقیقت موضوع ا نی است که به اندازه کافی متخصص ریادگی ی ماش نی برای پاسخگویی یبه ن ازهای صنعت جد دی وجود ندارد.

1. Standardization و Normalization چه تفاوتی دارند؟

Standardization(استاندارسازی) و Normalization (نرمال سازی) دو روش اصلی برای Feature Scaling هستند که در شرایط مختلف استفاده می‌شوند. هرکدام اهداف و مزایای خاص خود را دارند.

****1. Standardization(استاندارسازی)

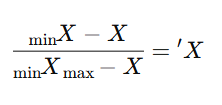
📌 **فرمول:**

🔹 مقدار جدید (**X′**) از تفریق میانگین (μ) از مقدار اصلی (**x**) و تقسیم آن بر انحراف معیار (σ) محاسبه می‌شود.  
🔹 داده‌ها را به توزیعی با **میانگین صفر (0)** و **انحراف معیار 1** تبدیل می‌کند.

✅ **مزایا:**  
✔ مناسب برای داده‌هایی که توزیع نرمال (Gaussian) دارند.  
✔ در بسیاری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (مانند **SVM، PCA، Logistic Regression، Neural Networks**) کارایی بهتری دارد.  
✔ داده‌ها را متقارن‌تر کرده و مدل را در برابر ویژگی‌های با مقیاس‌های مختلف مقاوم‌تر می‌کند.

📌 **مثال:**  
اگر ویژگی‌هایی مثل قد (170 cm) و وزن (70 kg) داشته باشیم، مقدار استاندارد شده‌ی آن‌ها معمولاً بین **(-3, +3)** خواهد بود.

Normalization .2 (نرمال سازی)

****📌 **فرمول:**

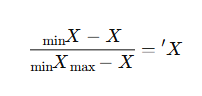
🔹 مقدار جدید بین **0 و 1** قرار می‌گیرد.  
🔹 حداقل مقدار ویژگی به **0** و حداکثر مقدار به **1** تبدیل می‌شود.

✅ **مزایا:**  
✔ مناسب برای **الگوریتم‌های حساس به مقیاس فاصله‌ای** مانند **KNN، K-Means، شبکه‌های عصبی**.  
✔ برای داده‌هایی که توزیع نرمال ندارند یا دارای **حداکثر و حداقل ثابت** هستند، بهتر عمل می‌کند.  
✔ تأثیر نویز را کمتر می‌کند و مدل را پایدارتر می‌سازد.

📌 **مثال:**  
اگر ویژگی‌هایی مثل قد (170 cm) و وزن (70 kg) داشته باشیم، مقدار نرمال شده‌ی آن‌ها بین **0 و 1** خواهد بود.

1. چرا Min-Max Normalization برای مقیاس‌بندی داده‌ها استفاده می‌شود؟

Min-Max Normalization یک روش رایج برای مقیاس‌بندی داده‌ها است که مقدار ویژگی‌ها را در یک بازه مشخص (معمولاً بین 0 و 1) قرار می‌دهد

.

فرمول: ​​

مزایا:

مقدار تمامی ویژگی‌ها را در یک محدوده مشخص قرار می‌دهد.

مناسب برای الگوریتم‌های مبتنی بر فاصله مانند KNN و K-Means.

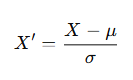
باعث می‌شود همه ویژگی‌ها تأثیر یکسانی در مدل داشته باشند.

به دلیل سادگی و سرعت بالا، در شبکه‌های عصبی و پردازش تصویر پرکاربرد است.

در صورتی که حداکثر و حداقل مقادیر داده‌ها ثابت باشند، عملکرد پایدارتری دارد.

1. Z-Score Normalization چیست و چرا کاربرد دارد؟

Z-Score Normalization یک روش مقیاس‌بندی داده‌ها است که مقدار ویژگی‌ها را بر اساس میانگین و انحراف معیار استاندارد می‌کند. این روش داده‌ها را به توزیعی با میانگین 0 و انحراف معیار 1 تبدیل می‌کند.

فرمول:

مزایا:

مقیاس داده‌ها را تغییر می‌دهد، اما توزیع نسبی آن‌ها را حفظ می‌کند.

در برابر مقادیر پرت (Outliers) مقاوم‌تر از Min-Max Normalization است.

مناسب برای الگوریتم‌هایی که فرض می‌کنند داده‌ها توزیع نرمال دارند، مانند SVM، PCA، Logistic Regression، Neural Networks.

باعث بهبود سرعت همگرایی در الگوریتم‌های مبتنی بر گرادیان نزولی می‌شود.

این روش در مواقعی که داده‌ها دارای دامنه مقادیر نامشخص و توزیع نرمال هستند، عملکرد بهتری دارد.

1. Regularization در الگوریتم‌های Machine Learning چیست؟

Regularization تکنیکی در یادگیری ماشین است که برای کاهش بیش‌برازش (Overfitting) و بهبود عمومی‌سازی (Generalization) مدل استفاده می‌شود. این روش با اضافه کردن یک جریمه (Penalty) به تابع هزینه، از پیچیدگی بیش‌ازحد مدل جلوگیری می‌کند.

انواع Regularization:

L1. Regularization (Lasso Regression)

مقدار مجموع قدرمطلق ضرایب را به تابع هزینه اضافه می‌کند.

برخی از ویژگی‌های غیرمهم را کاملاً صفر می‌کند و باعث انتخاب ویژگی (Feature Selection) می‌شود.

فرمول جریمه:

L2. Regularization (Ridge Regression)

مقدار مجموع مربع ضرایب را به تابع هزینه اضافه می‌کند.

همه ضرایب را کاهش می‌دهد، اما هیچ‌کدام را صفر نمی‌کند.

****فرمول جریمه:

1. Overfitting و Underfitting چه مشکلاتی را در Model-building به وجود می‌آورند؟

1.Overfitting (بیش برازش)

تعریف: زمانی اتفاق می‌افتد که مدل بیش از حد به داده‌های آموزش وابسته شده و الگوهای پیچیده‌ای را یاد می‌گیرد که ممکن است در داده‌های جدید وجود نداشته باشند.

🔹 مشکلات:

عملکرد عالی روی داده‌های آموزش، اما ضعیف روی داده‌های تست

کاهش قابلیت تعمیم‌پذیری (Generalization) مدل

حساسیت زیاد به نویز و مقادیر پرت

🔹 راهکارها:  
✅ استفاده از Regularization (مانند L1 و L2)  
✅ افزایش حجم داده‌های آموزش (Data Augmentation)  
✅ استفاده از Cross-Validation  
✅ کاهش پیچیدگی مدل (Feature Selection، Pruning)

2. Underfitting(کم برازش)

تعریف: زمانی رخ می‌دهد که مدل بیش از حد ساده است و الگوهای کافی را از داده‌ها یاد نمی‌گیرد.

🔹 مشکلات:

دقت پایین در داده‌های آموزش و تست

ناتوانی در تشخیص روابط مهم بین ویژگی‌ها و خروجی

یادگیری ضعیف که منجر به پیش‌بینی‌های نادرست می‌شود

🔹 راهکارها:  
✅ افزایش پیچیدگی مدل (استفاده از مدل‌های قوی‌تر)  
✅ افزودن ویژگی‌های بیشتر (Feature Engineering)  
✅ کاهش مقدار Regularization  
✅ جمع‌آوری داده‌های بیشتر

📌 نتیجه:  
هدف یادگیری ماشین، یافتن تعادل بین Overfitting و Underfitting برای داشتن یک مدل بهینه است که روی داده‌های جدید به خوبی عمل کند.

1. Cross-Validation چرا در Train/Test Split کاربرد دارد؟

**Cross-Validation** (اعتبارسنجی متقابل) یک تکنیک برای ارزیابی عملکرد مدل است که به بهبود **پایداری (Stability)** و **قابلیت تعمیم (Generalization)** کمک می‌کند. این روش نسبت به **Train/Test Split ساده** دقت بیشتری دارد، زیرا از **تمامی داده‌ها برای آموزش و ارزیابی** استفاده می‌کند.

**چرا Cross-Validation مفید است؟**

✅ **کاهش وابستگی به یک تقسیم خاص از داده‌ها** (Train/Test معمولی ممکن است وابسته به یک نمونه خاص باشد)  
✅ **بهبود تخمین دقت مدل** و کاهش **نوسان در ارزیابی**  
✅ **استفاده بهینه از داده‌های محدود** بدون هدر دادن اطلاعات

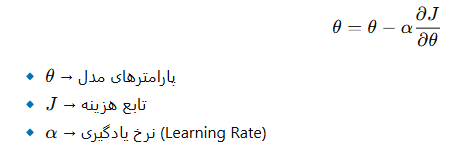
1. Gradient Descent چگونه کار می‌کند؟

Gradient Descent (گرادیان نزولی ) یک الگوریتم بهینه‌سازی است که برای کمینه کردن تابع هزینه (Loss Function) در مدل‌های یادگیری ماشین استفاده می‌شود. این روش پارامترهای مدل را به‌گونه‌ای به‌روزرسانی می‌کند که مقدار خطا کاهش یابد

مراحل کار Gradient Descent:

1.محاسبه گرادیان (مشتق جزئی) تابع هزینه نسبت به پارامترها  
2.به‌روزرسانی پارامترها در جهت مخالف گرادیان برای کاهش خطا  
3.تکرار فرآیند تا رسیدن به مقدار حداقل محلی یا سراسری تابع هزینه

**فرمول به‌روزرسانی:**



1. چرا Deep Learning برای پیچیده‌ترین مسائل استفاده می‌شود؟

**Deep Learning (یادگیری عمیق) به دلیل معماری شبکه‌های عصبی عمیق (Deep Neural Networks) قادر به یادگیری ویژگی‌های پیچیده و سطح بالا از داده‌های خام است. این ویژگی باعث می‌شود که در حل مسائل پیچیده و غیرخطی مانند پردازش تصویر، پردازش زبان طبیعی و تشخیص الگو بسیار موفق باشد.**

**دلایل اصلی برتری Deep Learning:**

**1) یادگیری خودکار ویژگی‌ها (Feature Learning)**

* **برخلاف الگوریتم‌های سنتی، نیازی به مهندسی ویژگی دستی (Feature Engineering) ندارد.**
* **لایه‌های عمیق شبکه می‌توانند ویژگی‌های انتزاعی را به‌صورت خودکار استخراج کنند.**

**2) توانایی پردازش داده‌های حجیم و پیچیده**

* **با استفاده از GPU و TPU، امکان پردازش حجم عظیمی از داده‌ها را فراهم می‌کند.**
* **مناسب برای تصاویر، ویدیوها، صوت، متن و داده‌های چندبعدی.**

**3) مدل‌سازی روابط غیرخطی**

* **شبکه‌های عصبی عمیق می‌توانند الگوهای پیچیده و غیرخطی را بهتر از مدل‌های سنتی شناسایی کنند.**
* **الگوریتم‌های سنتی مانند Logistic Regression یا SVM برای داده‌های پیچیده عملکرد ضعیفی دارند.**

**4) قابلیت تعمیم و بهینه‌سازی با داده‌های بیشتر**

* **بر خلاف روش‌های سنتی که پس از یک حد مشخص دچار 饱和 (Saturation) می‌شوند، مدل‌های یادگیری عمیق با افزایش داده‌ها بهتر می‌شوند.**

**5) استفاده از تکنیک‌های پیشرفته یادگیری**

* **Transfer Learning: استفاده از مدل‌های آموزش‌دیده برای مسائل جدید**
* **Self-Supervised Learning: کاهش نیاز به داده‌های برچسب‌دار**
* **Reinforcement Learning: حل مسائل پیچیده در محیط‌های متغیر**