

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

تمارين درس مباحث ویژه

بخش اول

دانشجویان:

محمد مهدی شریفی نژاد

مدرس: مهندس احمدزاده

دانشکده ملی مهارت میناب

بهمن ۱۴۰۳

۱. تفاوت Supervised Learning و Unsupervised Learning چیست؟

• Supervised Learning یادگیری تحت نظارت:

- ✓ مدل روی داده‌های دارای برچسب (Labeled Data) آموزش می‌بیند.
- ✓ هدف: پیش‌بینی خروجی بر اساس ورودی‌های مشخص.
- ✓ مثال‌ها: طبقه‌بندی (Classification) و رگرسیون (Regression)
- ✓ نمونه‌ها: تشخیص ایمیل‌های اسپم، پیش‌بینی قیمت خانه، تشخیص بیماری از داده‌های پزشکی.

• Unsupervised Learning یادگیری بدون نظارت:

- ✓ داده‌ها برچسب ندارند و مدل باید الگوها و گروه‌ها را شناسایی کند.
- ✓ هدف: کشف ساختار پنهان داده‌ها بدون داشتن پاسخ مشخص.
- ✓ مثال‌ها: خوشه‌بندی (Clustering) و کاهش ابعاد (Dimensionality Reduction)
- ✓ نمونه‌ها: دسته‌بندی مشتریان در بازاریابی، فشرده‌سازی تصاویر، کشف ناهنجاری‌ها (Anomaly Detection).

Supervised ☒ برای پیش‌بینی و Unsupervised برای کشف الگوهای پنهان استفاده می‌شود.

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

(Feature Scaling مقیاس‌بندی ویژگی‌ها) برای همگن‌سازی مقادیر داده‌ها استفاده می‌شود، زیرا:

✓ برخی الگوریتم‌ها (مانند KNN، SVM، Logistic Regression، Neural Networks) به محدوده عددی ویژگی‌ها حساس هستند.

✓ شتاب بخشی به همگرایی مدل‌ها در الگوریتم‌های مبتنی بر گرادیان نزولی (Gradient Descent)

✓ جلوگیری از غلبه ویژگی‌های بزرگ‌تر بر ویژگی‌های کوچک‌تر در فاصله‌محورهای مانند K-Means و KNN

✓ بدون مقیاس‌بندی، برخی مدل‌ها به درستی کار نمی‌کنند یا یادگیری کند خواهد بود.

۳. تفاوت Standardization و Normalization چیست؟

روش	توضیح	فرمول
Normalization	مقدار داده‌ها را در بازه‌ی [۰,۱] یا [۱-،۱] نگه می‌دارد.	$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$
Standardization	داده‌ها را با میانگین صفر و انحراف معیار یک نرمال می‌کند.	$x' = \frac{x - \mu}{\sigma}$

✓ Normalization برای داده‌های محدود و Standardization برای داده‌های با توزیع نرمال مناسب‌تر است.

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

- ✓ تمام مقادیر را در یک بازه خاص (معمولاً [0,1]) قرار می‌دهد
- ✓ مناسب برای الگوریتم‌هایی که نیاز به مقدار دقیق و نسبی دارند (مانند شبکه‌های عصبی و KNN)
- ✓ مناسب برای تصاویر و داده‌های باینری
- ✓ فرمول:
$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$
- ✓ اگر بیشترین و کمترین مقدار مهم است (مانند پردازش تصویر)، از Min-Max Normalization استفاده کنید.

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

- ✓ داده‌ها را با میانگین صفر و انحراف معیار یک تغییر می‌دهد.
- ✓ مناسب برای الگوریتم‌های حساس به توزیع داده‌ها مانند SVM، KNN و PCA
- ✓ فرمول:
$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma}$$
- ✓ اگر داده‌ها توزیع گوسی (نرمال) داشته باشند، Z-Score بهترین گزینه است.
- ✓ Z-Score برای الگوریتم‌هایی که از توزیع نرمال بهره می‌برند، بهتر عمل می‌کند.

۶. Regularization در الگوریتم‌های Machine Learning چیست؟

Regularization (تنظیم‌سازی) (به جلوگیری از Overfitting بیش‌برازش (کمک می‌کند. دو نوع متداول:
L1 Regularization (Lasso Regression): ℓ_1 برخی از ضرایب را صفر کرده و ویژگی‌های غیر ضروری را حذف می‌کند.

L2 Regularization (Ridge Regression): ℓ_2 ضرایب را کوچک می‌کند ولی صفر نمی‌کند.

Regularization ☒ مدل را ساده‌تر و عمومی‌تر می‌کند تا روی داده‌های جدید بهتر عمل کند.

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

علائم	توضیح	مشکل
دقت بالا روی Train Set اما دقت پایین روی Test Set	مدل بیش از حد به داده‌های آموزشی وابسته شده و روی داده‌های جدید عملکرد ضعیفی دارد.	Overfitting (بیش‌برازش)
دقت پایین روی Train و Test Set	مدل نتوانسته الگوی داده‌ها را یاد بگیرد.	Underfitting (کم‌برازش)
<input checked="" type="checkbox"/> راه‌حل: Overfitting استفاده از Regularization، افزایش داده‌های آموزشی، Dropout در شبکه‌های عصبی		
<input checked="" type="checkbox"/> راه‌حل: Underfitting استفاده از مدل پیچیده‌تر، افزایش ویژگی‌ها (Feature Engineering)، کاهش میزان Regularization		

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

Cross-Validation \checkmark روش پیشرفته‌تر ارزیابی مدل است که داده‌ها را به چندین بخش تقسیم می‌کند تا مدل به شکل جامع‌تری ارزیابی شود.

\checkmark روش: K-Fold Cross Validation داده‌ها را به K قسمت تقسیم کرده و مدل را K بار روی قسمت‌های مختلف تست می‌کند.

☒ این روش از وابستگی بیش از حد به Train/Test جلوگیری می‌کند و ارزیابی مدل را دقیق‌تر می‌کند.

۹. Gradient Descent. چگونه کار می کند؟

گرایان نزولی یک روش بهینه سازی است که کمینه ی تابع هزینه (Loss Function) را پیدا می کند.

✓فرمول:

$$\theta = \theta - \alpha \frac{\partial J}{\partial \theta}$$

✓ a (Learning Rate): مشخص می کند که مدل با چه سرعتی یاد می گیرد.

✓انواع گرایان نزولی:

- Batch Gradient Descent: همه داده ها یک جا پردازش می شوند (کند ولی دقیق)
 - Stochastic Gradient Descent (SGD): داده ها یکی یکی پردازش می شوند (سریع ولی نوسان زیاد)
 - Mini-Batch Gradient Descent: ترکیبی از دو روش بالا
- ✓ Gradient Descent در شبکه های عصبی، رگرسیون و بسیاری از الگوریتم های یادگیری ماشین استفاده می شود.

۱۰. چرا Deep Learning برای پیچیده ترین مسائل استفاده می شود؟

✓شبکه های عصبی عمیق (Deep Neural Networks) قادرند ویژگی های پیچیده و الگوهای غیر خطی را یاد بگیرند.
✓دارای لایه های متعدد که هر کدام مسئول یادگیری بخش خاصی از داده ها هستند.
✓مناسب برای:

- پردازش تصویر (تشخیص چهره، تشخیص اشیا)
 - پردازش زبان طبیعی (ترجمه ماشینی، چت بات ها)
 - بازی های هوش مصنوعی (AlphaGo)، (Dota 2 AI)
- ✓چالش: نیاز به مقادیر زیادی داده و محاسبات سنگین
- ✓ Deep Learning زمانی مفید است که داده های زیادی داشته باشید و مدل های سنتی نتوانند الگوها را به درستی استخراج کنند.