Aprendizaje de Máquina Supervisado

Algoritmos de Clasificación

Exploraremos cinco algoritmos fundamentales: regresión logística, K-Nearest Neighbors, árboles de decisión, bosques aleatorios y máquinas de soporte vectorial (SVM).

Cada algoritmo tiene características únicas, ventajas y desventajas que los hacen adecuados para diferentes tipos de problemas. Veremos sus fundamentos matemáticos, implementación en Python y aplicaciones prácticas.



Regresión Logística

¿En qué consiste?

La regresión logística es un algoritmo de aprendizaje supervisado para clasificación binaria. Utiliza la función sigmoidea para transformar la salida de un modelo lineal en una probabilidad entre 0 y 1.

Función Sigmoidea

Transforma cualquier valor real en un rango entre 0 y 1. Cuando z es grande y positivo, $\sigma(z)$ se acerca a 1; cuando z es grande y negativo, $\sigma(z)$ se acerca a 0; y cuando z = 0, $\sigma(z) = 0.5$.

Ventajas y Desventajas

Entre sus ventajas destacan su simplicidad, eficiencia computacional e interpretabilidad. Sus desventajas incluyen limitación a relaciones lineales, sensibilidad a outliers y posible overfitting con demasiadas variables independientes.

K Nearest Neighbors (K-NN)

Fundamentos

K-NN es un método de aprendizaje supervisado utilizado tanto para clasificación como regresión. Es un algoritmo basado en instancias que no aprende un modelo explícito, sino que utiliza los datos directamente para hacer predicciones, asignando la etiqueta más común entre los k vecinos más cercanos.

Escalamiento de Datos

Es crucial escalar los datos para K-NN, ya que se basa en medidas de distancia. Si las variables tienen escalas diferentes, la variable con valores más grandes dominará la distancia. Los métodos comunes son la normalización (Min-Max Scaling) y la estandarización (Z-score Scaling).

Selección del Valor K

El valor de k afecta directamente la precisión del modelo. Un k pequeño puede causar overfitting y sensibilidad al ruido, mientras que un k grande puede causar underfitting. La elección óptima suele determinarse mediante validación cruzada.

Distancia Euclidiana en K-NN

Concepto

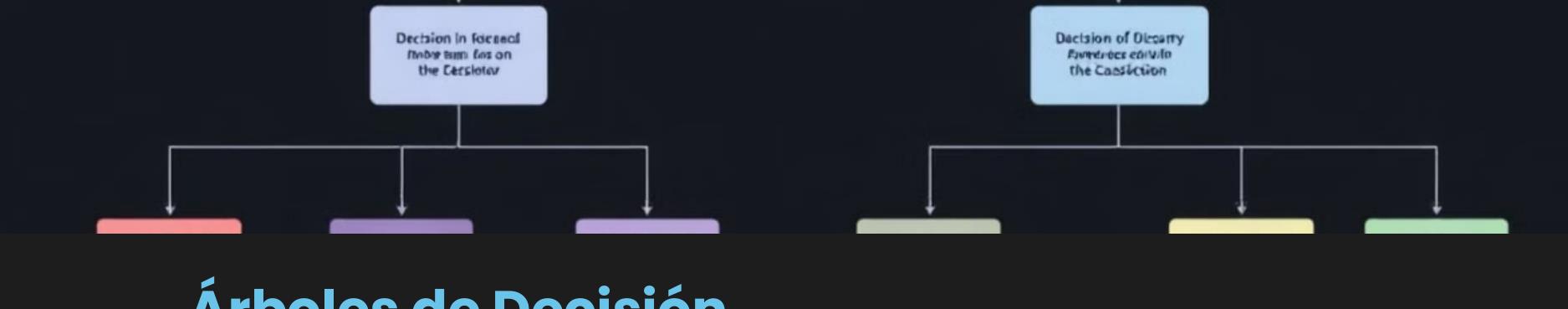
La distancia euclidiana es una medida entre dos puntos en un espacio multidimensional. Es la distancia "en línea recta" entre dos puntos y es fundamental para el algoritmo K-NN.

Aplicación

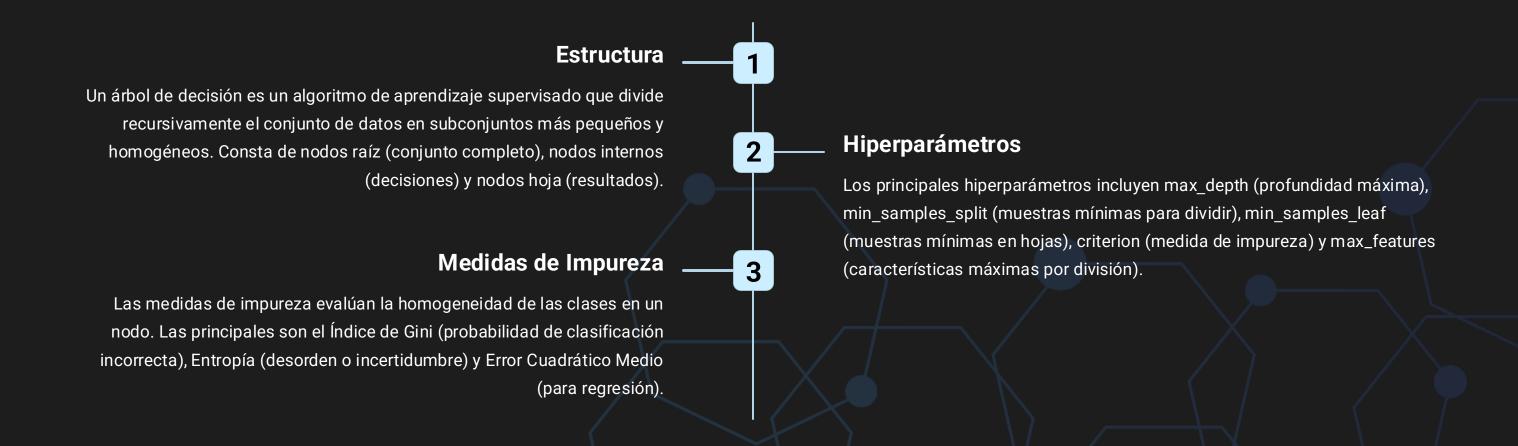
En K-NN, esta distancia determina cuáles son los k vecinos más cercanos a un punto de prueba, influyendo directamente en la clasificación o regresión final.

Fórmula

Para dos puntos $P=(p1,p2,...,p_n)$ y $Q=(q1,q2,...,q_n)$, la distancia euclidiana se calcula como la raíz cuadrada de la suma de los cuadrados de las diferencias entre las coordenadas correspondientes.



Árboles de Decisión



Ventajas y desventajas árboles de Decisión

Ventajas

- Interpretabilidad: fáciles de entender y visualizar
- No requieren escalamiento de caractérísticas
- Manejan datos mixtos (numéricos y categóricos)
- No paramétricos: no hacen suposiciones sobre la distribución

Desventajas

- Propensos a overfitting: pueden crear árboles muy complejos
- Inestabilidad: pequeños cambios generan árboles diferentes
- Sesgo hacia clases dominantes en problemas desbalanceados
- Limitados para capturar relaciones complejas no lineales



Bosques Aleatorios

1

Concepto de Bagging

Bosques aleatorios es un algoritmo de ensamblado que combina múltiples árboles de decisión. Utiliza Bootstrap Aggregating (Bagging), creando subconjuntos de datos mediante muestreo con reemplazo y entrenando un árbol en cada subconjunto.

2

Entrenamiento

Cada árbol se entrena con un subconjunto aleatorio de datos y características, añadiendo diversidad. Para clasificación, la predicción final es la clase más frecuente entre todos los árboles; para regresión, es el promedio de las predicciones.

3

Ventajas y Desventajas

Ventajas: reducción del overfitting, robustez ante ruido y outliers, y medición de importancia de características. Desventajas: menor interpretabilidad y mayor costo computacional que un solo árbol.

Support Vector Machine (SVM)

Concepto Básico

Una Máquina de Soporte de Vectores (SVM) es un algoritmo de aprendizaje supervisado que busca encontrar un hiperplano óptimo que separe las clases maximizando el margen entre ellas. Los puntos más cercanos al hiperplano se denominan vectores de soporte.

Funcionamiento

Para datos no linealmente separables, SVM utiliza kernels para transformar los datos a un espacio de mayor dimensión. Resuelve un problema de optimización para encontrar el hiperplano óptimo, formulado como minimización de una función objetivo con restricciones.

Aplicaciones

SVM es efectivo para clasificación binaria, puede extenderse a problemas multiclase mediante técnicas como One-vs-One o One-vs-Rest, y también puede usarse para regresión (SVR) para predecir valores continuos.

Tipos de Kernel en SVM



Kernel Lineal

No realiza transformación, asumiendo que los datos son linealmente separables en el espacio original. Su fórmula es $K(x,y) = x \cdot y$. Se utiliza cuando los datos ya presentan separabilidad lineal.



Kernel Polinómico

Transforma los datos usando una función polinómica: K(x,y) = (x·y + c)^d, donde c es una constante y d el grado del polinomio. Útil para datos con relaciones no lineales moderadamente complejas.



Kernel Radial (RBF)

Utiliza una función gaussiana: $K(x,y) = \exp(-y||x-y||^2)$, donde y controla el alcance de influencia de cada punto. Es el kernel más utilizado para relaciones no lineales complejas.



Kernel Sigmoide

Similar a la función de activación de una red neuronal: $K(x,y) = \tanh(\gamma x \cdot y + c)$. Menos común pero útil en ciertos casos específicos.

Ejercicio Guiado: Preparación de datos

Importamos Librerías

Cargamos Datos

Dividimos datos

```
from sklearn.datasets import load iris
     import pandas as pd
     from sklearn.model_selection import train_test_split
     from sklearn.linear model import LogisticRegression
     from sklearn.metrics import accuracy score
     from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
     from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
     from sklearn.svm import SVC
     # Cargar el conjunto de datos Iris
     data = load_iris()
     X = pd.DataFrame(data.data, columns=data.feature names) # Características
     y = pd.Series(data.target) # Etiquetas
14
     # Mostrar las primeras filas de los datos
     print("Características (X):")
     print(X.head())
18
     print("\nEtiquetas (y):")
     print(y.head())
21
     # Información sobre el conjunto de datos
     # print("\nInformación del conjunto de datos:")
     # print(data.DESCR)
25
     # Dividir los datos en entrenamiento y prueba
     X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
27
         X, y, test size=0.25, random state=42
28
29
30
     print(f"\nTamaño del conjunto de entrenamiento: {X_train.shape}")
     print(f"Tamaño del conjunto de prueba: {X_test.shape}")
```

Ejercicio Guiado: Entrenar y Evaluar

Regresión Logística

Árbol de decisión

Bosque Aleatorio

```
# Crear y entrenar el modelo de regresión logística
35
     modelo lr = LogisticRegression(max iter=200, random state=42)
36
     modelo_lr.fit(X_train, y_train)
37
     # Predecir y evaluar
38
     y_pred_lr = modelo_lr.predict(X test)
39
     print("\nExactitud de Regresión Logística:", accuracy score(y test, y pred lr))
40
41
     # Crear y entrenar el modelo de árbol de decisión
42
     modelo dt = DecisionTreeClassifier(max depth=3, random state=42)
43
     modelo dt.fit(X train, y train)
44
     # Predecir y evaluar
45
     y pred dt = modelo dt.predict(X test)
46
     print("Exactitud de Árbol de Decisión:", accuracy_score(y_test, y_pred_dt))
47
48
     # Crear y entrenar el modelo de bosque aleatorio
49
     modelo_rf = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)
50
51
     modelo_rf.fit(X_train, y_train)
     # Predecir y evaluar
52
     y pred rf = modelo rf.predict(X test)
53
     print("Exactitud de Bosque Aleatorio:", accuracy_score(y_test, y_pred_rf))
54
55
     # Crear y entrenar el modelo SVM
56
     modelo svm = SVC(kernel="rbf", gamma="scale", random state=42)
57
     modelo svm.fit(X train, y train)
58
     # Predecir y evaluar
59
     y_pred_svm = modelo_svm.predict(X_test)
60
61
     print("Exactitud de SVM:", accuracy_score(y_test, y_pred_svm))
62
```

SVM

Ejercicio Guiado: Comparación de modelos

Comparación

```
print("\nComparación de Exactitud:")
print(f"- Regresión Logística: {accuracy_score(y_test, y_pred_lr):.4f}")
print(f"- Árbol de Decisión: {accuracy_score(y_test, y_pred_dt):.4f}")
print(f"- Bosque Aleatorio: {accuracy_score(y_test, y_pred_rf):.4f}")
print(f"- SVM: {accuracy_score(y_test, y_pred_svm):.4f}")
```

Salida

Comparación de Exactitud:

- Regresión Logística: 1.0000
- Árbol de Decisión: 1.0000
- Bosque Aleatorio: 1.0000
- SVM: 1.0000

Preguntas

Sección de preguntas





Aprendizaje de Máquina Supervisado

Continúe con las actividades