

Regresión

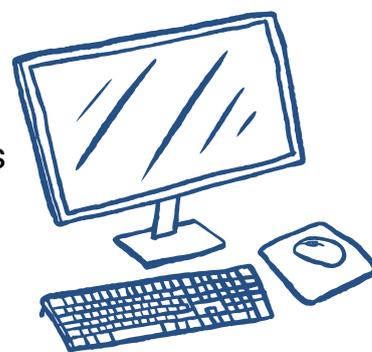
1 Regresión

La regresión es una técnica estadística utilizada para modelar la relación entre una variable dependiente (respuesta) y una o más variables independientes (predictores). Se busca entender cómo los cambios en las variables independientes afectan a la variable dependiente.



Importancia en el Aprendizaje Automático:

La regresión es una de las técnicas fundamentales en el aprendizaje automático, ya que permite predecir valores continuos basados en variables de entrada. Es ampliamente utilizada en áreas como la predicción de precios, análisis de riesgo crediticio, pronóstico de ventas y muchas otras aplicaciones.



Concepto de Variables Independientes y Dependientes:

Las variables independientes, también conocidas como variables predictoras o características, son aquellas que se utilizan para predecir o explicar el valor de la variable dependiente. Son las entradas del modelo.

La variable dependiente, también llamada variable de respuesta, es la variable que se está tratando de predecir o explicar a partir de las variables independientes. Es la salida del modelo.

Algoritmos de Regresión Comunes:

Algunos algoritmos de regresión comunes incluyen regresión lineal, regresión polinomial y regresión de vecinos más cercanos (KNN).

La elección del algoritmo depende de la naturaleza del problema y los datos disponibles.



- **Creación de un Conjunto de Datos con Variables Independientes y Dependientes:**

Una vez seleccionado el algoritmo inicial, es posible que sea necesario ajustar y optimizar sus parámetros para mejorar su rendimiento. Esto se puede hacer utilizando técnicas como la búsqueda de hiperparámetros o el ajuste fino del modelo.

```
import numpy as np

horas_estudio = np.array([2, 3, 4, 5, 6])

calificacion_examen = np.array([65, 70, 75, 80, 85])
```

- **Cálculo de la Correlación entre Variables Independientes y Dependientes:**

```
def calcular_correlacion(x, y):
    correlacion = np.corrcoef(x, y)[0, 1]
    return correlacion

correlacion = calcular_correlacion(horas_estudio, calificacion_examen)

print("La correlación entre horas de estudio y calificación del examen es:", correlacion)
```

- **Graficar un Gráfico de Dispersión de los Datos:**

```
import matplotlib.pyplot as plt

plt.scatter(horas_estudio, calificacion_examen)

plt.xlabel('Horas de Estudio')

plt.ylabel('Calificación del Examen')

plt.title('Relación entre Horas de Estudio y Calificación del Examen')

plt.show()
```

- **Ajustar un Modelo de Regresión Lineal y Visualizar la Línea de Regresión:**

```
from sklearn.linear_model import LinearRegression

modelo_regresion = LinearRegression()

modelo_regresion.fit(horas_estudio.reshape(-1, 1), calificacion_examen)

plt.scatter(horas_estudio, calificacion_examen)

plt.plot(horas_estudio,

modelo_regresion.predict(horas_estudio.reshape(-1, 1)), color='red')

plt.xlabel('Horas de Estudio')

plt.ylabel('Calificación del Examen')

plt.title('Regresión Lineal: Horas de Estudio vs. Calificación del

Examen')

plt.show()
```

El propósito de ofrecer estos ejercicios y explicaciones es proporcionar una comprensión fundamental de la regresión y su aplicación práctica en Python.

2 Regresión Lineal

En esta sección, exploraremos el concepto de Regresión Lineal en el contexto de la inteligencia artificial, comprendiendo su aplicación en la predicción de variables continuas, el método de mínimos cuadrados para estimar los parámetros del modelo, así como la interpretación de la pendiente y la intersección.

¿Qué es la regresión lineal?

La Regresión Lineal es un modelo estadístico que busca establecer una relación lineal entre una variable dependiente y una o más variables independientes. Se representa mediante una ecuación de la forma:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \epsilon$$

Donde:

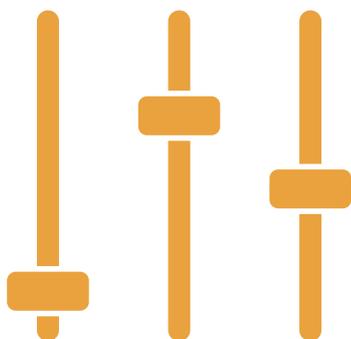
- y es la variable dependiente que queremos predecir.
- x_1, x_2, \dots, x_n son las variables independientes.
- $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ son los coeficientes que representan la pendiente de cada variable independiente.
- ϵ es el término de error.

Aplicación en la predicción de variables continuas

La Regresión Lineal se utiliza para predecir valores numéricos continuos. Por ejemplo, puede emplearse para predecir el precio de una casa en función de su tamaño, número de habitaciones, ubicación, etc. También se aplica en áreas como la economía, la medicina, la ingeniería y más, donde es necesario predecir valores numéricos basados en variables explicativas.



Método de mínimos cuadrados

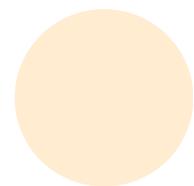
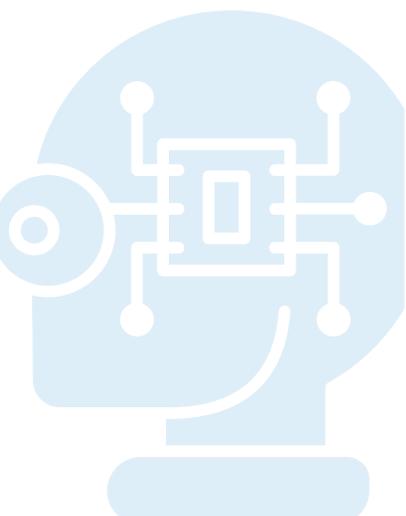


El método de mínimos cuadrados es una técnica utilizada para estimar los parámetros del modelo de Regresión Lineal. Consiste en minimizar la suma de los cuadrados de las diferencias entre los valores observados y los valores predichos por el modelo. Esto se logra ajustando los coeficientes del modelo para que la diferencia entre los valores reales y los valores predichos sea lo más pequeña posible.

Interpretación de la pendiente y la intersección

La pendiente ($\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$) representa el cambio en la variable dependiente y por unidad de cambio en la variable independiente correspondiente x_1, x_2, \dots, x_n . Por ejemplo, si la pendiente es 2, significa que por cada unidad adicional en la variable independiente, la variable dependiente aumenta en 2 unidades.

La intersección (β_0) representa el valor esperado de la variable dependiente cuando todas las variables independientes son iguales a cero. Es el punto en el que la línea de regresión cruza el eje vertical (eje y).



Modelo Lineal y Aplicación en la Predicción

```
import numpy as np
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error

# Generar datos ficticios
np.random.seed(0)
X = np.random.rand(100, 1) * 10
y = 3 * X.squeeze() + np.random.randn(100) * 3 # Generar y = 3X + ruido

# Dividir los datos en conjuntos de entrenamiento y prueba
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
random_state=42)

# Entrenar el modelo de Regresión Lineal
model = LinearRegression()
model.fit(X_train, y_train)

# Evaluar el modelo
y_pred = model.predict(X_test)
mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
print("Error cuadrático medio:", mse)
```

Método de Mínimos Cuadrados

```
# Definir la función para el método de mínimos cuadrados
def least_squares(X, y):
    X = np.c_[np.ones((X.shape[0], 1)), X] # Agregar columna de unos
    # para el término de intercepción
    coefficients = np.linalg.inv(X.T.dot(X)).dot(X.T).dot(y)
    return coefficients

# Usar la función para ajustar un modelo
coefficients = least_squares(X, y)
```

Interpretación de la Pendiente y la Intersección

```
# Extraer los coeficientes de la pendiente e intersección del modelo de
# Regresión Lineal
intercept = model.intercept_
coefficients = model.coef_
print("Intersección:", intercept)
print("Coeficientes de la pendiente:", coefficients)

# Graficar la línea de regresión
import matplotlib.pyplot as plt
plt.scatter(X, y, color='blue')
plt.plot(X, model.predict(X), color='red') # Línea de regresión
plt.xlabel('Características')
plt.ylabel('Variable Dependiente')
plt.title('Regresión Lineal')
plt.show()
```

3 Regresión Polinomial

La Regresión Polinomial amplía el modelo lineal para capturar relaciones más complejas y no lineales entre las variables. Se explora el uso de términos polinomiales para ajustar de manera más precisa los datos, permitiendo una mayor flexibilidad en la modelización. Además, se abordan consideraciones importantes sobre el sobreajuste y la selección adecuada del grado del polinomio para evitar problemas de sesgo y varianza en el modelo.



Explicación de Regresión Polinomial

La Regresión Polinomial es una extensión del modelo lineal que permite capturar relaciones no lineales entre las variables. En lugar de ajustarse a una línea recta, este método se ajusta a una curva polinómica que puede ser de grado mayor que 1. Esto se logra mediante el uso de términos polinomiales, donde cada término representa una potencia de la variable independiente. Por ejemplo, un modelo de regresión polinomial de grado 2 tendría términos como x^2 , x^3 , etc.

```

10      .box{
11        position: absolute;
12        top: 50%;
13        left: 50%;
14        transform: translate(-50%,
15        width: 400px;
16        padding: 40px;
17        background: rgba(0, 0, 0,
18        box-sizing: border-box;
19        box-shadow: 0 15px 25px
20        border-radius: 10px;
21      }
22      .box h2{
23        margin: 0 0 30px;
24        padding: 0;
25        color: #fff;
26        text-align: center;
27      }
28      .box h3{
29        margin: 0 0 10px;
30        padding: 0;
31        color: #fff;
32        text-align: center;
33      }
34      .box .inputBox{
35        position: relative;

```

El uso de términos polinomiales permite ajustar mejor los datos cuando la relación entre las variables es más compleja que una simple línea recta. Esto puede ser útil en situaciones donde los datos muestran tendencias no lineales o patrones más intrincados.

Sin embargo, es importante tener en cuenta consideraciones sobre el sobreajuste y la selección del grado del polinomio.

El sobreajuste ocurre cuando el modelo se adapta demasiado a los datos de entrenamiento, capturando incluso el ruido aleatorio, lo que puede llevar a una mala generalización a nuevos datos. Para evitar esto, es crucial encontrar un equilibrio entre la flexibilidad del modelo (grado del polinomio) y su capacidad para generalizar a datos no vistos. Esto se logra mediante técnicas como la validación cruzada o la curva de validación para seleccionar el grado del polinomio óptimo que minimice el error de predicción en datos no vistos.



Regresión Polinomial

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error

# Generar datos ficticios
np.random.seed(0)
X = np.sort(10 * np.random.rand(100, 1), axis=0)
y = np.sin(X).ravel() + np.random.normal(0, 0.1, X.shape[0]) # Generar
una función sinusoidal con ruido

# Dividir los datos en conjuntos de entrenamiento y prueba
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
random_state=42)
```

```
# Ajustar diferentes grados de polinomios y calcular el error cuadrático  
medio en el conjunto de prueba
```

```
degrees = [1, 2, 3, 5, 10]
```

```
mse_list = []
```

```
for degree in degrees:
```

```
    poly_features = PolynomialFeatures(degree=degree)
```

```
    X_train_poly = poly_features.fit_transform(X_train)
```

```
    X_test_poly = poly_features.transform(X_test)
```

```
    model = LinearRegression()
```

```
    model.fit(X_train_poly, y_train)
```

```
    y_pred = model.predict(X_test_poly)
```

```
    mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
```

```
    mse_list.append(mse)
```

```
# Graficar el error cuadrático medio en función del grado del polinomio
```

```
plt.figure(figsize=(10, 6))
```

```
plt.plot(degrees, mse_list, marker='o')
```

```
plt.title('Error cuadrático medio vs Grado del polinomio')
```

```
plt.xlabel('Grado del polinomio')
```

```
plt.ylabel('Error cuadrático medio')
```

```
plt.xticks(degrees)
```

```
plt.grid(True)
```

```
plt.show()
```

4 Regresión Logarítmica

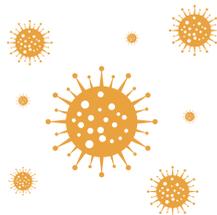


La Regresión Logarítmica explora el uso de este modelo para modelar relaciones no lineales que exhiben un crecimiento o decrecimiento logarítmico. Se profundiza en la aplicación de la regresión logarítmica para capturar patrones de datos que no pueden ser capturados eficazmente por modelos lineales tradicionales. Además, se analiza la interpretación de los coeficientes en el contexto logarítmico, lo que permite comprender cómo afectan el crecimiento o decrecimiento de la variable dependiente.

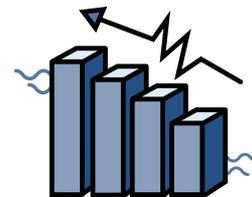
Se presentan ejemplos de aplicación en áreas como la economía y la biología, donde la regresión logarítmica se utiliza para modelar fenómenos como:



El crecimiento poblacional



La difusión de enfermedades



El comportamiento de los mercados financieros

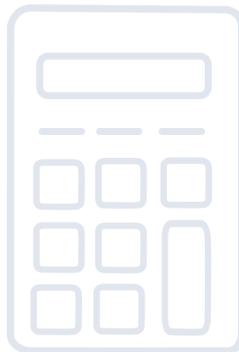
Explicación de Regresión Logarítmica

La Regresión Logarítmica es una técnica utilizada para modelar relaciones no lineales que exhiben un crecimiento o decrecimiento logarítmico en lugar de un crecimiento lineal. Este modelo es especialmente útil cuando los datos muestran un patrón de crecimiento o decrecimiento que no puede ser capturado adecuadamente por modelos lineales tradicionales.

La aplicación de la regresión logarítmica implica ajustar una curva logarítmica a los datos, lo que permite una mejor representación de la relación entre las variables.

La interpretación de los coeficientes en el contexto logarítmico es crucial para comprender cómo afectan al crecimiento o decrecimiento de la variable dependiente.

Por ejemplo, un coeficiente positivo indica un crecimiento logarítmico en la variable dependiente cuando la variable independiente aumenta, mientras que un coeficiente negativo indica un decrecimiento logarítmico.



Ejemplos de aplicación de la regresión logarítmica se encuentran en áreas como:

Se puede utilizar para modelar el crecimiento de la población, el producto interno bruto (PIB) o el ingreso per cápita, ya que estos suelen seguir patrones de crecimiento logarítmico.

Economía

Biología

Se puede aplicar para modelar el crecimiento de poblaciones de organismos, la propagación de enfermedades o el decaimiento de sustancias radiactivas, donde las tasas de crecimiento o decrecimiento pueden ser no lineales y seguir un patrón logarítmico.

Generación de datos artificiales

```
import numpy as np

# Generar datos ficticios con una relación logarítmica creciente
np.random.seed(0)
X = np.linspace(1, 10, 100)
y = 2 * np.log(X) + np.random.normal(0, 0.2, 100) # Función logarítmica
con ruido gaussiano
```

Aplicación de Regresión Logarítmica

```
from scipy.optimize import curve_fit

def logarithmic_function(x, a, b):
    return a * np.log(x) + b

# Ajustar la curva logarítmica a los datos
params, _ = curve_fit(logarithmic_function, X, y)
a, b = params
```

Interpretación de los coeficientes

```
print("Coeficiente 'a':", a)
print("Coeficiente 'b':", b)
print("Interpretación:")
print("El coeficiente 'a' representa el crecimiento o decrecimiento
logarítmico de la variable dependiente por cada unidad de cambio en la
variable independiente.")
print("El coeficiente 'b' representa el intercepto de la curva
logarítmica.")
```

Ejemplo de aplicación en economía

```
# Generar datos ficticios para el crecimiento del PIB en función del
tiempo
X_economy = np.linspace(1, 10, 100)
y_economy = 3 * np.log(X_economy) + np.random.normal(0, 0.2, 100) #
Función logarítmica con ruido gaussiano
# Aplicar el mismo procedimiento de ajuste de curva logarítmica
params_economy, _ = curve_fit(logarithmic_function, X_economy, y_economy)
```



Ejemplo de aplicación en biología

```
# Generar datos ficticios para el crecimiento de una población de
organismos en función del tiempo
X_biology = np.linspace(1, 10, 100)
y_biology = 2 * np.log(X_biology) + np.random.normal(0, 0.2, 100) #
Función logarítmica con ruido gaussiano
# Aplicar el mismo procedimiento de ajuste de curva logarítmica
params_biology, _ = curve_fit(logarithmic_function, X_biology, y_biology)
```

5 Regresión Logística

La Regresión Logística, explora en profundidad el uso de este modelo para la clasificación binaria. Este tema proporciona una base sólida para comprender y aplicar la regresión logística en una variedad de problemas de clasificación.

Este es un algoritmo de aprendizaje supervisado utilizado para la clasificación binaria, es decir, cuando el objetivo es predecir una variable categórica que puede tomar dos valores, como "sí" o "no", "positivo" o "negativo", "enfermo" o "sano", entre otros. A pesar de su nombre, la Regresión Logística se utiliza para problemas de clasificación, no de regresión.



Modelo Logístico para Clasificación Binaria

En la Regresión Logística, modelamos la probabilidad de que una observación pertenezca a una de las dos clases, utilizando una función logística. Dado un conjunto de características X , queremos predecir la probabilidad de que la variable dependiente y pertenezca a una clase específica (por ejemplo, $y=1$). Formalmente, la función logística se define como:

$$p(y=1 | X) = \frac{e^{\theta X}}{1 + e^{\theta X}}$$

Donde θ son los parámetros del modelo que queremos aprender y X es el vector de características de la observación. Esta función toma como entrada el producto punto entre θ y X y produce una probabilidad entre 0 y 1. La función logística transforma la regresión lineal (θX) a una escala de 0 a 1, lo que la hace adecuada para modelar probabilidades.

Función Logística y Transformación de la Regresión Lineal

La función logística (también conocida como sigmoide) es una curva en forma de 'S' que se utiliza para modelar la probabilidad de que una variable binaria dependiente esté presente en función de una o más variables independientes. Esta función tiene la forma:

$$g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Donde $z = \theta^T X$ es la combinación lineal de las características X y los parámetros del modelo θ . La función logística mapea cualquier valor de entrada a un valor en el rango de 0 a 1, lo que la hace adecuada para representar probabilidades.

Interpretación de las Probabilidades Predichas y la Frontera de Decisión



Una vez que hemos ajustado nuestros parámetros θ utilizando algún algoritmo de optimización (como la maximización de la verosimilitud), podemos utilizar el modelo entrenado para predecir la probabilidad de que una observación pertenezca a la clase positiva. Si la probabilidad predicha es superior a un umbral (generalmente 0.5), clasificamos la observación como perteneciente a la clase positiva; de lo contrario, la clasificamos como perteneciente a la clase negativa.

La frontera de decisión es el límite que separa las regiones donde se clasifican las observaciones como pertenecientes a una clase o a otra. En el caso de la Regresión Logística, la frontera de decisión es una función de las características y los parámetros del modelo que determina el límite entre las clases.

Implementación de Regresión Logística desde Cero

```
import numpy as np

class LogisticRegression:
    def __init__(self, learning_rate=0.01, num_iterations=1000):
        self.learning_rate = learning_rate
        self.num_iterations = num_iterations
        self.weights = None
        self.bias = None

    def sigmoid(self, z):
        return 1 / (1 + np.exp(-z))

    def fit(self, X, y):
        m, n = X.shape
        self.weights = np.zeros(n)
        self.bias = 0

        # Gradiente descendente
        for _ in range(self.num_iterations):
            z = np.dot(X, self.weights) + self.bias
            y_pred = self.sigmoid(z)

            # Cálculo del gradiente
            dw = (1 / m) * np.dot(X.T, (y_pred - y))
            db = (1 / m) * np.sum(y_pred - y)

            # Actualización de parámetros
            self.weights -= self.learning_rate * dw
            self.bias -= self.learning_rate * db

    def predict(self, X):
        z = np.dot(X, self.weights) + self.bias
        y_pred = self.sigmoid(z)
        return np.round(y_pred)
```

Prueba de la Implementación de Regresión Logística

```
from sklearn.datasets import make_classification
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score

# Generar datos de ejemplo
X, y = make_classification(n_samples=1000, n_features=5, n_classes=2,
random_state=42)

# Dividir datos en conjunto de entrenamiento y prueba
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
random_state=42)

# Crear y entrenar modelo de regresión logística
model = LogisticRegression()
model.fit(X_train, y_train)

# Predecir en conjunto de prueba
y_pred = model.predict(X_test)

# Calcular precisión
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Precisión del modelo de regresión logística:", accuracy)
```

Comparación con Sklearn

```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression as
SklearnLogisticRegression

# Crear y entrenar modelo de regresión logística de sklearn
sklearn_model = SklearnLogisticRegression()
sklearn_model.fit(X_train, y_train)

# Predecir en conjunto de prueba
sklearn_y_pred = sklearn_model.predict(X_test)

# Calcular precisión
sklearn_accuracy = accuracy_score(y_test, sklearn_y_pred)
print("Precisión del modelo de regresión logística de sklearn:",
sklearn_accuracy)
```