

RESUMEN DEL ARTÍCULO

• El artículo analiza y contrasta dos enfoques ampliamente utilizados para resolver modelos de regresión lineal: La Pseudoinversa de Moore-Penrose y El método de descenso de gradiente. En este tipo de problema se busca estimar los coeficientes que permitan predecir una variable respuesta a partir de un conjunto de variables independientes, reduciendo al mínimo el error cuadrático.

La Pseudoinversa de Moore-Penrose obtiene una solución exacta a través de operaciones matriciales, ofreciendo el error mínimo posible. No obstante su desventaja aparece cuando se trabaja con matrices de gran tamaño o mal condicionadas ya que el cálculo puede resultar muy costoso e inestable.

Por otra parte, el descenso de gradiente se basa en un procedimiento iterativo que ajusta los parámetros paso a paso siguiendo la dirección opuesta al gradiente del error y controlado por una tasa de aprendizaje aunque no asegura llegar con precisión a la mejor solución teórica, es más flexible y escalable para bases de datos grandes.

Desde el punto de vista teórico se señala que la eficiencia y la robustez numérica de cada método dependen del número de observaciones (n), la cantidad de variables (d) y la condición de la matriz X mientras que la Pseudoinversa suele calcularse mediante descomposición SVD, el descenso de gradiente exige un control adecuado de la tasa y es sensible a la escala de los datos.

En el estudio experimental se probaron ambos métodos con datos sintéticos y reales. Los conjuntos sintéticos se generaron para modificar variables como tamaño de muestra, dimensión y condición para los datos, mientras se usaron los datasets California Housing (20,463 observaciones y 8 variables) y Diabetes (442 observaciones y 10 variables). Se evaluaron el tiempo de ejecución, el error medio cuadrático (MSE) y en el caso del descenso de gradiente, la cantidad de iteraciones hasta la convergencia. Las pruebas se desarrollaron en Python utilizando NumPy para la Pseudoinversa y un algoritmo de gradiente con $\alpha = 0.01$ y tolerancia 10^{-6} .

Los resultados indicaron que la Pseudoinversa ofrece mayor rapidez y precisión en conjuntos pequeños o medianos, conservando buena estabilidad numérica. En cambio, el descenso de gradiente requirió más actualizaciones de parámetros y su desempeño dependió fuertemente del preprocesamiento y de la elección de la tasa de aprendizaje. Sin embargo, su principal ventaja aparece con datos de alta dimensionalidad donde resultó más eficiente y escalable.

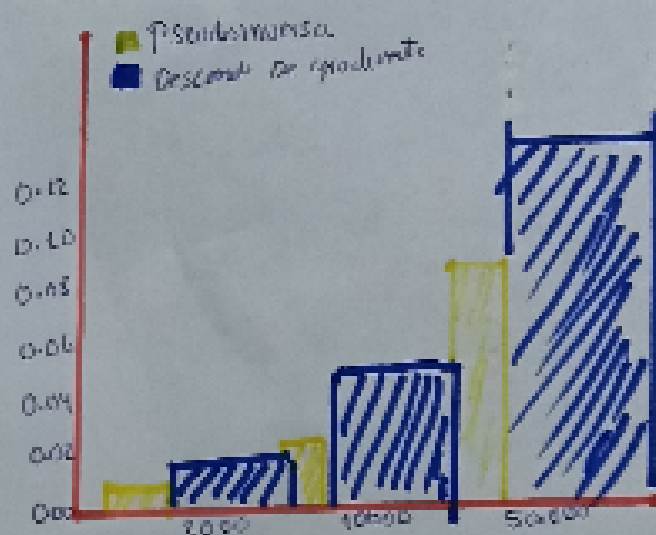
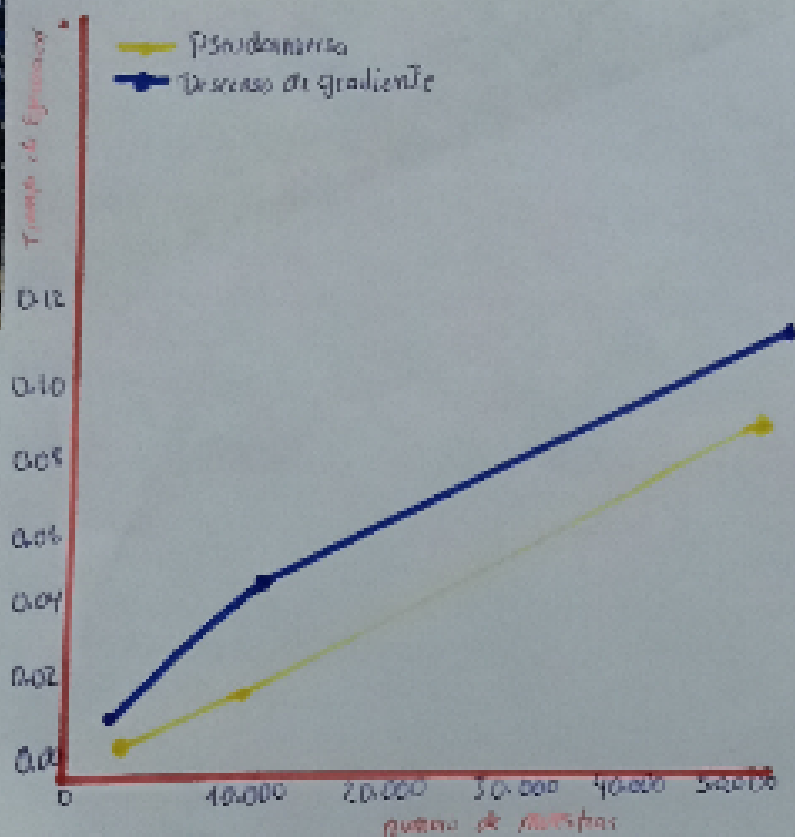
En síntesis, la Pseudoinversa de Moore-Penrose es más adecuada para bases de datos moderadamente bien condicionadas, mientras que el descenso de gradiente se adapta mejor a problemas de gran escala. Ambos enfoques son complementarios y la elección correcta depende del equilibrio entre exactitud, estabilidad y recursos computacionales disponibles.

COMPARACION DE METODOS

En esta comparación se evalúa el rendimiento de la pseudoinversa de Moore Penrose frente al descenso de gradiente tres tamaños distintos de conjunto de datos. El objetivo fue analizar el comportamiento de ambos métodos a medida que aumenta el número de muestras. La pseudoinversa entrega una solución directa y exacta mediante operaciones matriciales, mientras que el descenso de gradiente ajusta los coeficientes de forma iterativa. Esta diferencia metodológica refleja especialmente en el tiempo de ejecución cuando el tamaño del problema crece.

Resultados Experimentales

Nº De muestras	Tiempo Pseudoinversa	tiempo Descenso Gradiente
2.000	0.007	0.010
10.000	0.015	0.045
50.000	0.080	0.120



ANALISIS DE RESULTADOS

Los datos muestran que, en el primer escenario (2.000 muestras) la pseudoinversa es considerablemente más rápida que el descenso de gradiente, ya que obtiene la solución en una sola operación matricial a medida que se incrementa el número de muestras (10.000) ambos métodos tardan más tiempo pero la pseudoinversa mantiene su superioridad computacional.

No obstante cuando el conjunto crece a 50.000 muestras la diferencia entre ambos tiempos disminuye notablemente. Esto indica que conforme el volumen de datos continúa aumentando el descenso de gradiente comienza a resultar más competitivo debido a su naturaleza iterativa que evita el alto costo de inversión matricial que requiere la pseudoinversa.