

UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO  
FACULTAD INGENIERIA ESTADISTICA E INFORMATICA  
NOMBRE: JUAN CARLOS CAJICA HUMBERTO  
DIRECCION: JAVIER TORRES GUTIERREZ

## RESUMEN DEL ARTICULO

- 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 permiten 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 Matemáticas, 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 más costoso e instable.

Por otra parte, El descenso de gradientes 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 que 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 gradientes exige un control adecuado de los Pasos 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, dimensiones y condición para los datos, mientas se usaron los datasets California Housing (20.000) 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 gradientes, la cantidad de Iteraciones hasta la convergencia. Los procedimientos se desarrollaron en Python utilizando pinball para el pseudoinverso y un algoritmo de gradiente con  $\alpha = 0.1$  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 gradientes requiere más actualizaciones de parámetros y se desempeña dependiendo fuertemente del preajusteamiento y de la elección de la tasa de aprendizaje. Sin Embargo, su principal ventaja aparece con datos de alto dimensionalidad donde resulta más Eficiente y Escalable.

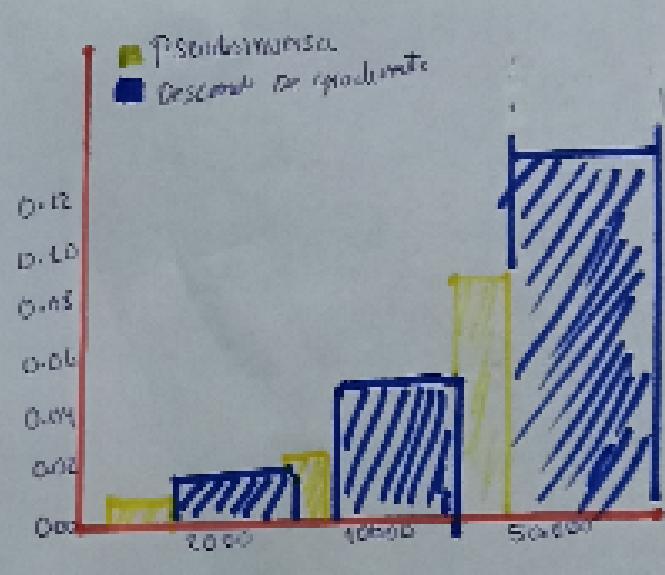
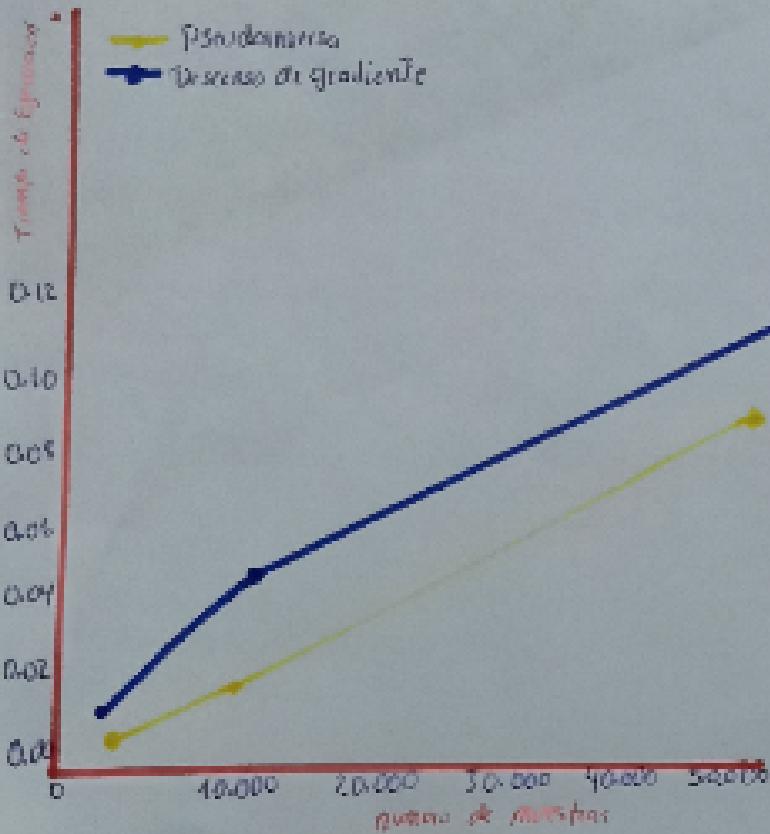
En síntesis, La Pseudoinversa de Moore-Penrose es más adecuada para bases de datos mal condicionadas o bien condicionadas, mientras que el descenso de gradientes se adapta mejor a problemas de gran Escala. Ambos enfoques son complementarios y su éxito o fracaso depende del Equilibrio entre Eficiencia y Estabilidad y Recursos computacionales Disponibles.

## COMPARACIÓN DE MÉTODOS

En Esta Comparación se evaluará el rendimiento de la Pseudoinversa de Horn Pensando 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 es especialmente evidente en el tiempo de ejecución cuando el tamaño del problema crece.

### Resultados Experimentales

Nº De muestras	% Pseudoinversa	Tiempo Promedio Gradiente
2.000	0.007	0.010
10.000	0.015	0.045
50.000	0.030	0.120



### ANÁLISIS 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 conforme el volumen de datos continua aumentando el descenso de gradiente comienza a resultar más competitivo debido a su naturaleza iterativa que evita el alto costo de invención matricial que requiere la Pseudoinversa.