

Comparación de Métodos

- ▶ QDA
- ▶ TensorizedQDA
- ▶ fasterQDA (matriz $n \times n$)

Método	_predict_one	predict
QDA	for por clase	for por obs.
TensorizedQDA	una pasada por obs.	for por obs.
fasterQDA	una pasada	una pasada

Table 1: Resumen de las diferencias entre QDA, TensorizedQDA y fasterQDA.

Comparación de Dimensiones

X_unbiased ($\mathbf{x} - \mu_j$): Vector de observaciones sin promedios.

Cov_inv (Σ_j^{-1}): Matriz de covarianza invertida.

Prod_int: $(\mathbf{x} - \mu_j)^T \Sigma_j^{-1} (\mathbf{x} - \mu_j)$.

Log_vero: $\frac{1}{2} \log |\Sigma_j^{-1}| - \frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mu_j)^T \Sigma_j^{-1} (\mathbf{x} - \mu_j)$.

Método	X_unbiased	Cov_inv	Prod_int	Log_vero
QDA	4×1	4×4	1	1
TensorizedQDA	$3 \times 4 \times 1$	$3 \times 4 \times 4$	3×1	3×1
fasterQDA	$3 \times 4 \times n$	$3 \times 4 \times 4$	$3 \times n \times n$	$3 \times n$

Table 2: Dimensiones de las variables principales por método.

- `np.diagonal()` convierte Prod_int de $3 \times n \times n$ a $3 \times n$ en Log_vero.

Comparación de Tiempos: QDA, TensorizedQDA y FasterQDA

- Set Test, split de 0.3 ($n = 45$).

Método	Tiempo (ms)	Desviación estándar (ms)
QDA	2.42	0.55
TensorizedQDA	0.62	0.51
fasterQDA	0.10	0.30

Table 3: Tiempos de ejecución de los métodos QDA, TensorizedQDA y FasterQDA.

- TensorizedQDA speedup x4 sobre QDA
- fasterQDA speedup x6 sobre TensorizedQDA

Comparación de Tiempos: fasterQDA vs. FasterQDA

- ▶ fasterQDA (matriz $n \times n$) vs. FasterQDA
- ▶ Usando $\text{diag}(A \cdot B) = \sum_{\text{col}}(A \odot B^T) = \text{np.sum}(A \odot B^T, \text{axis} = 1)$ es posible acelerar el método fasterQDA, evitando pasar por la matrices de $n \times n$.
- ▶ Set Test, split de 0.3 ($n = 45$).

Método	Tiempo (ms)	Desviación estándar (ms)
fasterQDA	0.10	0.30
FasterQDA	0.08	0.27

Table 4: Tiempos de ejecución de los fasterQDA y FasterQDA.

- ▶ No se ve un speedup considerable!

Diferencias en el código: fasterQDA vs. FasterQDA

► Diferencias en los códigos:

fasterQDA

```
unbiased_X_transposed = unbiased_X.transpose(0,2,1) # Forma (classes, n, p)
inner_prod_mat = unbiased_X_transposed @ self.tensor_inv_cov @ unbiased_X # Forma
(classes, n, n)
```

Costo matemático: $classes \times (n \times p^2 + n^2 \times p)$

FasterQDA

```
unbiased_X_transposed = unbiased_X.transpose(0,2,1) # Forma (classes, n, p)
A = unbiased_X_transposed @ self.tensor_inv_cov # Forma (classes, n, p)
inner_prod = (A * unbiased_X_transposed).sum(axis=-1) # Forma (classes, n)
```

Costo matemático: $classes \times (n \times p^2 + n \times p)$

Relación en costos matemáticos entre fasterQDA y FasterQDA

- Relación de costos matemático fasterQDA y FasterQDA para el producto interno:

$$\frac{\text{classes} \times (n \times p^2 + n^2 \times p)}{\text{classes} \times (n \times p^2 + n \times p)}$$

- Aumentando el n obtengo un speedup mayor.
- Full Set ($n = 150$).

Método	Tiempo (s)	Desviación estándar (s)
fasterQDA	0.00019	0.00039
FasterQDA	0.00011	0.00032

Table 5: Tiempos de ejecución de los fasterQDA y FasterQDA.

- Relación de costos: 30.8
- Speedup_Tiempo: 1.7

Speedup de FasterQDA

- Aumentando el n , FasterQDA podría lograr un **speedup teórico** de?

$$\frac{\text{classes} \times (n \times p^2 + n^2 \times p)}{\text{classes} \times (n \times p^2 + n \times p)} = \frac{n}{p} \quad \text{para } n \gg p$$

- En la práctica, las **operaciones adicionales reducen** el speedup, aunque sigue siendo considerable.

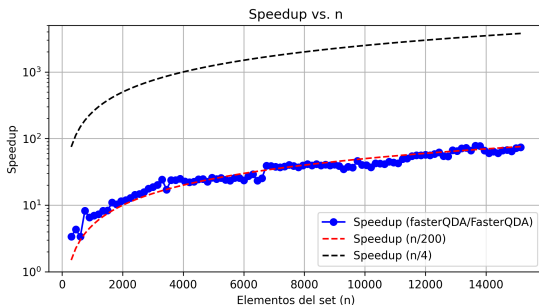


Figure 1: Gráfico de Speedup vs. n

- ▶ Se compararon las diferentes implementaciones de QDA y los tiempos de ejecución.
- ▶ Se analizó el costo matemático de las implementaciones **de una sola pasada** y su relación con el tiempo de ejecución.
- ▶ Se analizó brevemente el speedup al evitar pasar por matrices $n \times n$.