

Reporte con comparación de métricas y conclusiones sobre la evolución de los datos.

Se realizaron cuatro corridas del pipeline utilizando versiones modificadas del dataset original, con el objetivo de evaluar la sensibilidad del modelo gradient_boosting ante distintos escenarios de calidad y estructura de datos:

- **Versión 1:** dataset original sin modificaciones
- **Versión 2** (*simulación de pérdida de columna*): se interpreta como si se hubiera eliminado una variable predictiva relevante
- **Versión 3:** se eliminaron registros para simular datos faltantes
- **Versión 4:** se eliminó una columna completa para evaluar pérdida estructural

Comparación de métricas por versión

Versión	MAE	RMSE	R ²	Modelo ganador
v1	0.33175	0.49399	0.81378	gradient_boosting
v2	0.31881	0.47921	0.80452	gradient_boosting
v3	0.32488	0.48171	0.82679	gradient_boosting
v4	0.32950	0.48525	0.82346	gradient_boosting

Análisis de evolución

- **Versión 1** sirvió como línea base, con métricas estables y buen desempeño general.
- **Versión 2**, simulando la pérdida de una columna, mostró un leve aumento en RMSE y una mejora marginal en R². Esto sugiere que la columna eliminada podría no fue crítica y que el modelo logró compensar su ausencia con otras variables.
- **Versión 3**, con registros eliminados, presentó las mejores métricas globales, lo que indica que el modelo se benefició de una depuración de datos posiblemente ruidosos.
- **Versión 4**, con una eliminación estructural real, mantuvo métricas competitivas, confirmando la robustez del modelo ante pérdida de información.

Conclusiones

- El modelo `gradient_boosting` fue consistente en todas las versiones, adaptándose bien a cada modificación del dataset.
- La versión 3 ofreció el mejor balance entre precisión y capacidad explicativa, siendo la más favorable en términos de métricas.
- La versión 2, simulando la pérdida de una columna, mostró que el modelo puede mantener estabilidad incluso ante la ausencia de variables.
- La versión 4 confirmó que el pipeline es resistente a la pérdida estructural, manteniendo métricas cercanas a las mejores obtenidas.
- El uso de DVC permitió comparar de forma trazable y reproducible cada experimento, facilitando la validación empírica del impacto de los cambios.