

DE LA TELEMETRÍA A LA ESTRATEGIA:
PREDICCIÓN DE TIEMPOS DE VUELTA Y SIMULACIÓN DE ESTRATEGIAS EN

Lucas Pini y Francisco Carruthers
pinil@udesa.edu.ar, fcarruthers@udesa.edu.ar

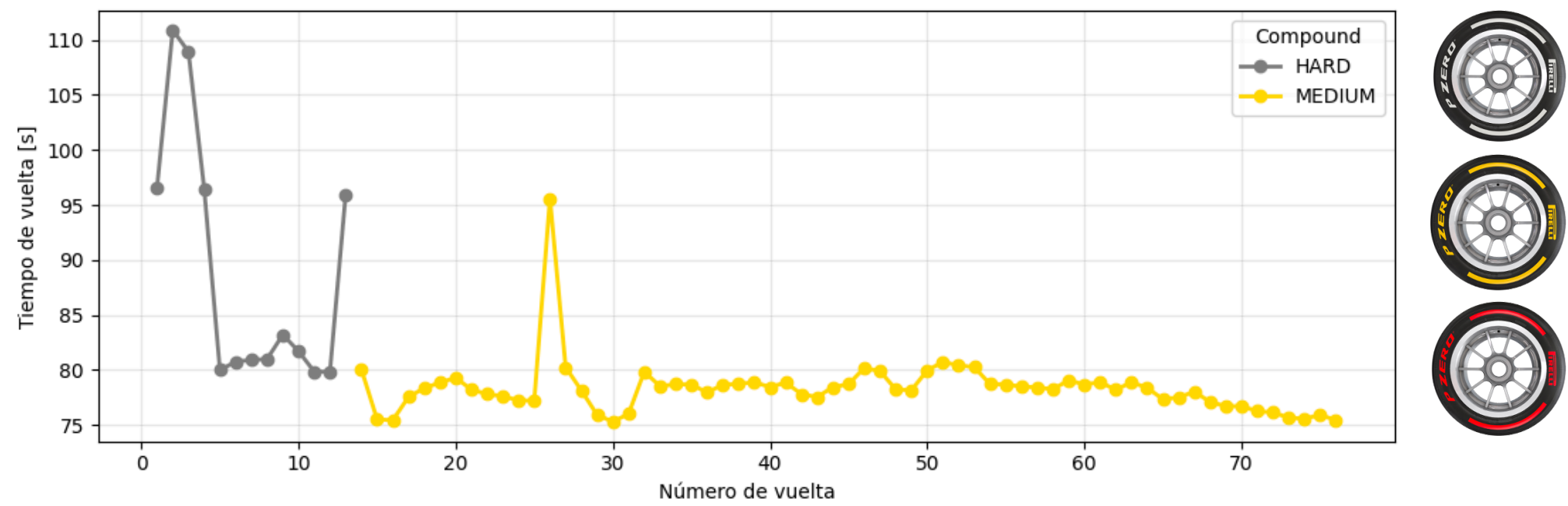
Ingeniería en Inteligencia Artificial, Universidad de San Andrés
I302 - Aprendizaje Automático y Aprendizaje Profundo

MOTIVACIÓN

La estrategias en Fórmula 1 dependen críticamente del tiempo de vuelta. Por ende, pequeñas diferencias acumuladas pueden definir posiciones finales. Este trabajo propone una **Predicción de tiempos de vuelta**, un **Aprendizaje de espacios latentes** y **Simulación de Carrera** para comparación de estrategias de carrera. En este caso, la predicción se hizo exclusivamente para **Franco Colapinto**, intentando mejorar su rendimiento en el **Gran Premio de Mónaco**. 🇲🇪

CONTEXTO DE CARRERA

Cada carrera se corre a un número fijo de vueltas y la estrategia gira en torno a los neumáticos. Hay tres compuestos para piso seco principales: **SOFT**, **MEDIUM** y **HARD**. El blando es el más rápido pero se degrada rápido; el duro es más lento pero dura más, y el medio es una mezcla de los otros dos. La carrera se divide en **Stints**, separados por paradas en boxes para cambiar neumáticos.



OBTENCIÓN Y LIMPIEZA DE DATOS

Se utilizó la librería **FastF1** como fuente de datos. A través de la API se extrajo **Telemetría** correspondiente a vueltas de:

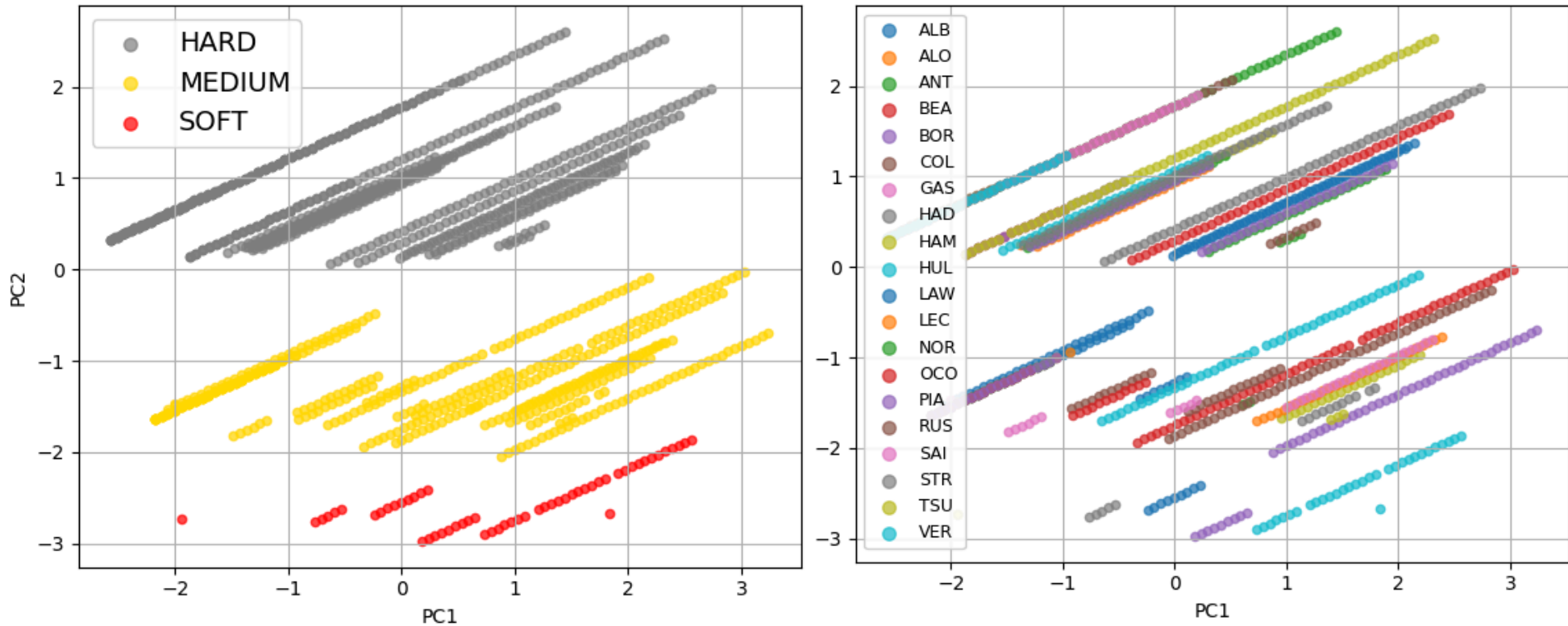
- **Colapinto** (Para entrenamiento y simulación)
- **Todos los pilotos** (Para análisis latente)

- Tras una exploración inicial de los datos se realizó:
- Filtrado de vueltas sucias (NaNs y faltantes)
 - K-Means (K=2) sobre LapTime_s para dividir FAST vs SLOW.
 - Exclusión de vueltas bajo banderas no verdes (pista no limpia)
 - Conversión de tiempos a segundos y
 - Derivación de features de alto nivel

REPRESENTACIONES DE BAJA DIMENSIÓN

Para visualizar el espacio de estados y analizar si las vueltas se agrupan naturalmente por compuesto, piloto o ritmo, aprendimos representaciones de baja dimensión utilizando los métodos de **PCA** y **Autoencoder**.

Tanto PCA como el Autoencoder proyectan las vueltas a un espacio latente 2D donde se ve una clara separación por compuesto de neumático ocupando regiones distintas. En cambio, al colorear por piloto no aparecen clústeres bien definidos, sino trayectorias mezcladas dentro de cada compuesto. Esto indica que la estructura dominante del espacio latente está dada por el tipo de neumático y la fase del stint, mientras que las diferencias entre pilotos son más sutiles.



MODELADO

Los modelos propuestos y sus respectivos resultados fueron los siguientes:

Modelo	MAE	RMSE	R²
Ridge	0.99	1.32	0.60
Random Forest	0.78	1.09	0.69
MLP	2.81	3.40	-1.74
Gradient Boosting	0.75	1.04	0.74
XGBoost	0.76	1.04	0.69
LightGBM	1.21	1.48	0.43

Todos los modelos se entrenaron sobre las mismas features de alto nivel (número de vuelta, stint, compuesto, vida del neumático, tipo de sesión) para predecir el tiempo de vuelta en segundos. Luego se seleccionó el mejor modelo en base a las métricas **MAE**, **RMSE** y **R2**.

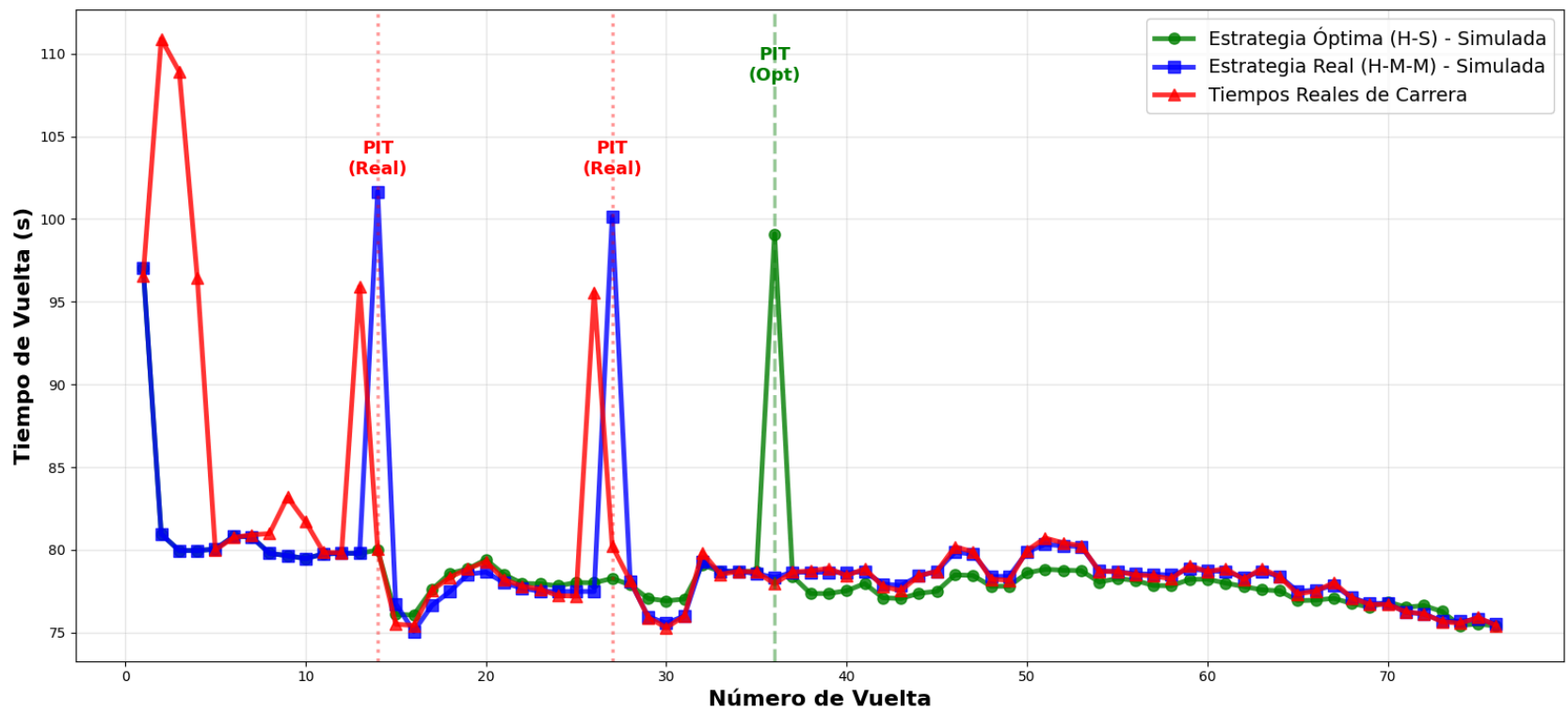
En base a los resultados de los modelos se aplicó para GB **Feature Engineering** y **Tuning de Hiperparametros** usando Cross-Validation :

Métrica	Media	Desvío
MAE [s]	0.66	0.16
RMSE [s]	0.94	0.26
R²	0.76	0.11

SIMULACIÓN DE CARRERA

Dada una carrera y distintas estrategias posibles, simula las vueltas usando el predictor de tiempo de vuelta y, comparando tiempos finales de carrera para cada estrategia, devuelve la óptima (menor tiempo final de carrera).

La estrategia óptima identificada es **HARD-SOFT**, con un tiempo total de 5974 s. En contraste, la simulación con la estrategia real utilizada por Colapinto (**HARD-MEDIUM-MEDIUM**) arroja un tiempo simulado de 6014 s, resultando en una diferencia de aproximadamente 40,4 s. El tiempo final de carrera real de Colapinto fue de 6090,957 s, mostrando una diferencia de 76,566 s entre la real y la simulación. De esta manera, terminando la carrera cinco puestos adelante (de P14 a P9), y sumando dos puntos en el campeonato mundial.



CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

Los resultados muestran que el modelo es lo suficientemente preciso como para comparar estrategias de parada de forma robusta (diferencias de varios segundos en el tiempo total de carrera), y que el espacio latente aprendido organiza las vueltas principalmente por compuesto de neumático, con variaciones sutiles por piloto.

Si tuviésemos acceso a los datos, seria interesante integrar al simulador condiciones dinámicas como cambios climáticos, degradación diferencial de neumáticos según temperatura de pista, cantidad de combustible y extender el modelo a mas pilotos y circuitos para mejorar la generalización del modelo.

