F5 AIRLINES

Elevando la satisfacción con IA

Informe de clasificación

Índice de contenido

Introducción

En el presente informe, se analizará el rendimiento de varios modelos de machine learning desarrollados para predecir la satisfacción de los pasajeros del cliente en función de las respuestas ingresadas en el test de satisfacción proporcionado por F5 Airlines y escoger el que mejor desempeño presente.

- Se entrenan y validan los siguientes modelos con validación cruzada donde previamente se han buscado los hiperparámetros para ajustar la ejecución de los modelos: Random Forest, KNN, Logistic Regressión, SVM.
- En los casos de Random Forest, SVM y Logistic Regression, para agilizar la búsqueda de los hiperparámetros, se realiza dicha búsqueda con una muestra de 10000 casos. Luego se entrena y valida el modelo con el sistema de validación cruzada con el 100% de los datos. La parte de validación se hace con el 20% de dicha muestra.
- En todos los casos se aplica la validación cruzada con cinco "vueltas" (fold) excepto en el caso del modelo de SVM donde se realizan sólo tres para agilizar su ejecución.
- También se entrena y valida un modelo que ensambla los modelos random forest, logistic regression y KNN y que llamamos (EM)

Curva ROC-AUC de los modelos

Curva ROC

La curva ROC es un gráfico que muestra el desempeño de un modelo de clasificación binaria a medida que se varía el umbral de decisión. En el eje X, se grafica la **Tasa de Falsos Positivos (FPR)**, y en el eje Y, la **Tasa de Verdaderos Positivos (TPR)** o sensibilidad.

- **Tasa de Falsos Positivos (FPR)**: Es el cociente entre el número de falsos positivos y el total de verdaderos negativos. Es decir, la proporción de casos negativos que el modelo clasifica incorrectamente como positivos.
- **Tasa de Verdaderos Positivos (TPR)** (Sensibilidad o Recall): Es el cociente entre el número de verdaderos positivos y el total de verdaderos positivos más falsos negativos. Representa la proporción de casos positivos que el modelo clasifica correctamente.
- La curva ROC traza el TPR contra el FPR para diferentes umbrales de clasificación, lo que permite visualizar cómo cambia el rendimiento del modelo según el umbral.

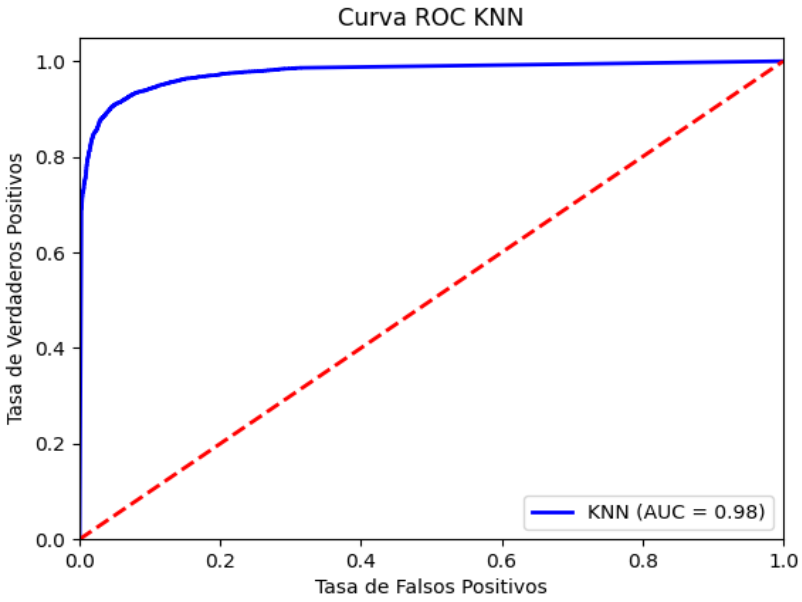
AUC (Área Bajo la Curva)

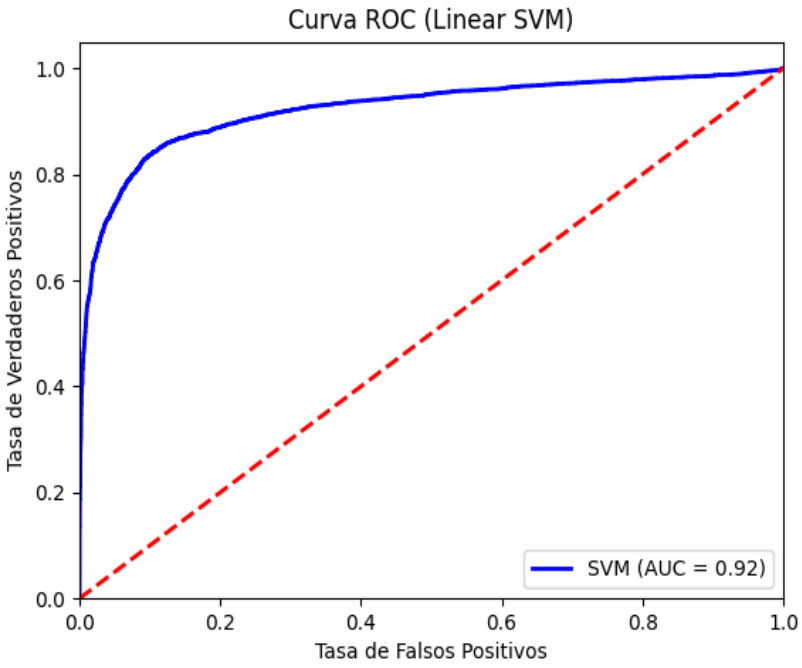
El **AUC (Area Under the Curve)** es un valor numérico que mide el área bajo la curva ROC. Este valor oscila entre 0 y 1, y refleja la capacidad general del modelo para separar las clases positivas y negativas. Interpretación del AUC:

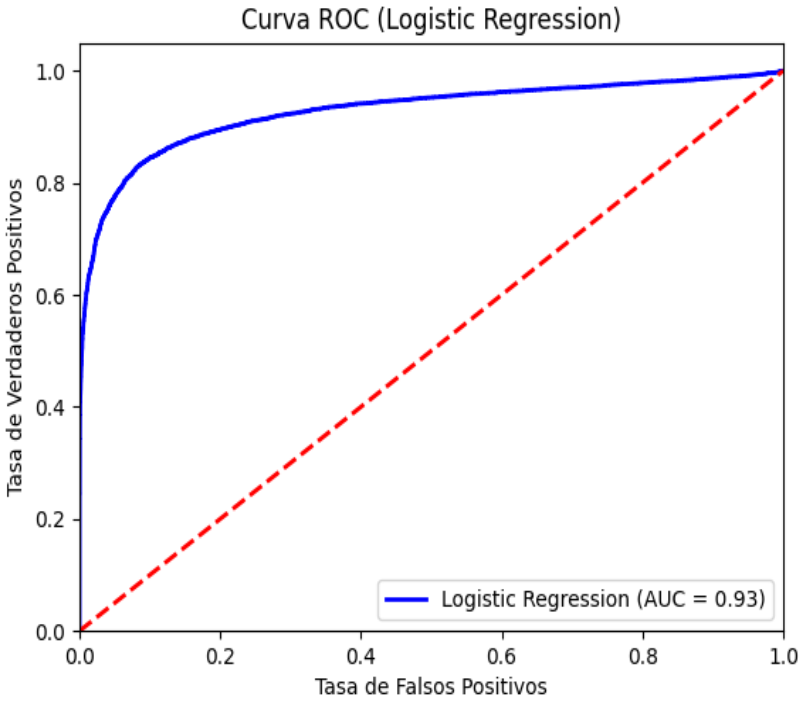
- **AUC = 1**: El modelo tiene una capacidad perfecta para clasificar correctamente todas las clases.

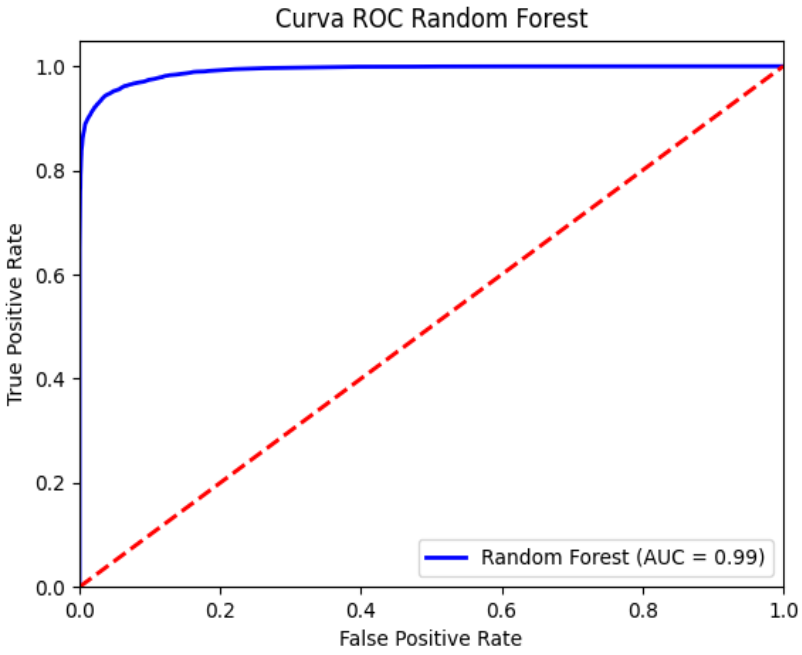
- AUC = 0.5: El modelo no tiene capacidad de discriminación; es equivalente a hacer una clasificación aleatoria.
- AUC < 0.5: El modelo tiene un rendimiento peor que la clasificación aleatoria, lo que indica que está clasificando las clases al revés (las negativas como positivas y viceversa).

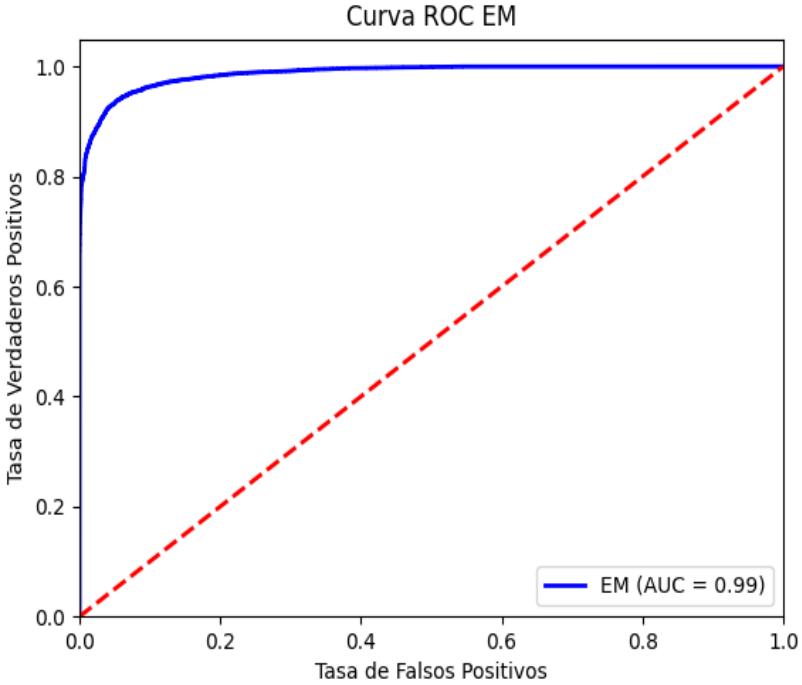
Gráficas



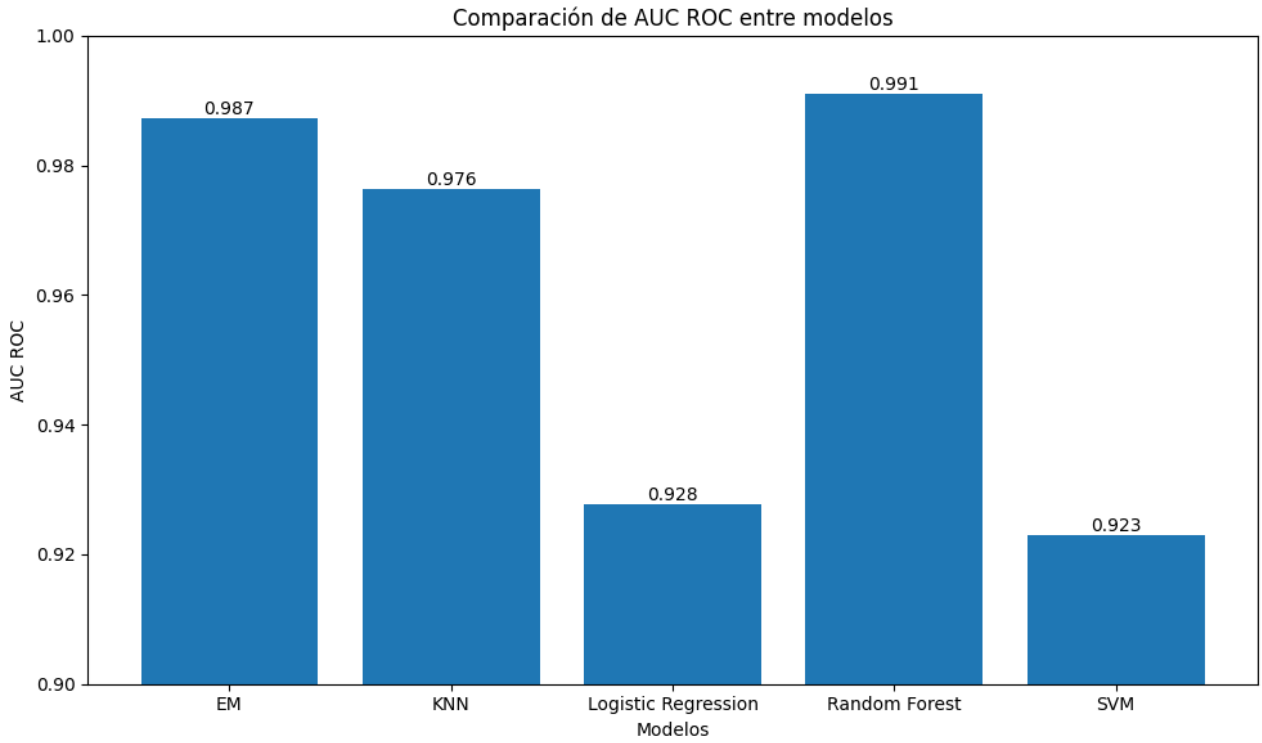

Curva ROC (Linear SVM)
Tasa de Verdaderos Positivos
Tasa de Falsos Positivos
SVM (AUC = 0.92)
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0


Curva ROC (Logistic Regression)
Tasa de Verdaderos Positivos
Tasa de Falsos Positivos
Logistic Regression (AUC = 0.93)
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0

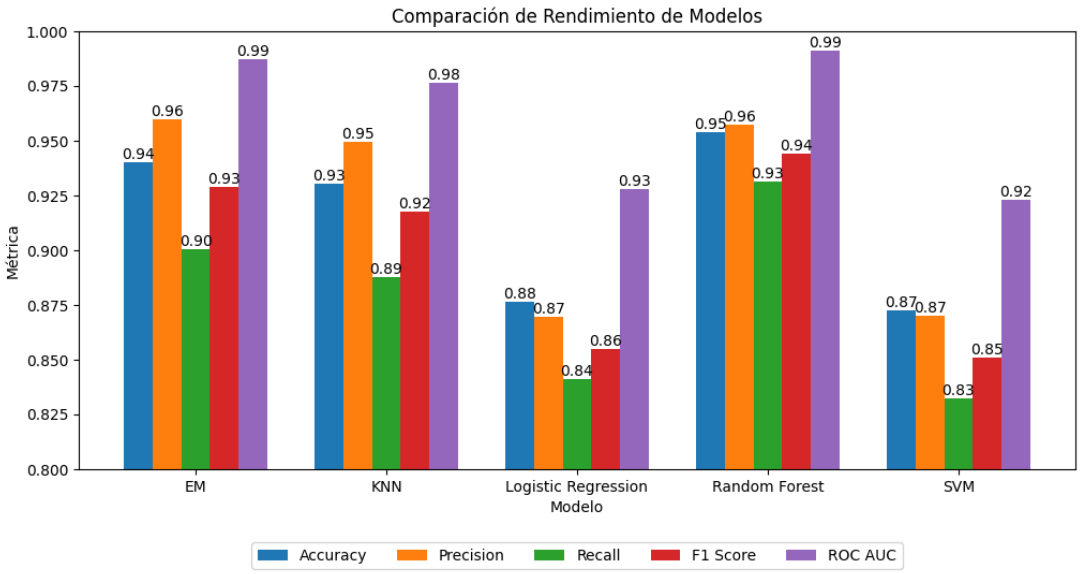

Curva ROC Random Forest
True Positive Rate
False Positive Rate
Random Forest (AUC = 0.99)
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0


Curva ROC EM
Tasa de Verdaderos Positivos
Tasa de Falsos Positivos
EM (AUC = 0.99)
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0

En todos los casos los valores de la curva roc-auc son muy altos. Especialmente en el modelo Random Forest.



Elección del modelo



Nos inclinamos por utilizar el modelo de Random Forest para una aplicación predictiva, por los siguientes motivos:

1. **Rendimiento superior:**
   - El Random Forest tiene el valor más alto de **Accuracy (0.9537),** lo que significa que clasifica correctamente el 95.37% de todas las instancias.
   - Tiene el mejor ROC AUC (0.9909), indicando una excelente capacidad para distinguir entre las clases.
   - Muestra el F1 Score más alto (0.9451), lo que refleja un buen equilibrio entre precisión y exhaustividad.

2. **Equilibrio entre Precision y Recall:**
   - El Random Forest tiene la **Precision más alta (0.9573)** y el **segundo Recall más alto (0.9311)**, lo que indica un buen equilibrio entre falsos positivos y falsos

negativos.

3. Robustez y generalización:
    - Los Random Forests son conocidos por su capacidad de manejar datos complejos y no lineales, así como por su resistencia al sobreajuste.
    - Los hiperparámetros seleccionados (300 árboles, profundidad ilimitada) sugieren un modelo complejo pero bien ajustado.

4. Comparación con otros modelos:
    - Supera consistentemente a los otros modelos en todas las métricas, excepto en Precision, donde está muy cerca del mejor (EM).
    - Aunque el modelo EM tiene una Precision ligeramente superior, el Random Forest lo supera en todas las demás métricas, especialmente en Recall y F1 Score.

5. Interpretabilidad y flexibilidad:
    - Aunque no es tan interpretable como un árbol de decisión simple, los Random Forests ofrecen medidas de importancia de características que pueden ser útiles para entender el modelo.
    - Son flexibles y pueden manejar tanto variables numéricas como categóricas sin necesidad de escalado.

6. Consideraciones prácticas:
    - Los Random Forests suelen ser más rápidos en la predicción que modelos como SVM, lo cual es importante para aplicaciones en tiempo real.
    - Son relativamente fáciles de implementar y mantener en producción.

Una consideración sobre el overfitting

Para asegurarnos de que no existe overfiting solicitamos al modelo métricas tanto de entrenamiento como de prueba:

Métricas en Entrenamiento vs. Prueba

- Entrenamiento:
  - Accuracy: 0.95
  - Precision: 0.96
  - Recall: 0.93
  - F1 Score: 0.95
- Prueba:
  - Accuracy: 0.95
  - Precision: 0.96
  - Recall: 0.93
  - F1 Score: 0.94

  La comparación entre las métricas de entrenamiento y prueba muestra que son muy similares. Esto es una buena señal, ya que si hubiera overfitting, tendríamos métricas mucho más altas en el conjunto de entrenamiento y significativamente más bajas en el conjunto de prueba.

  Dado que los valores son casi idénticos (accuracy de 0.95 en ambos), esto indica que el modelo está generalizando bien a nuevos datos y no está sobreajustando.

Cross-Validation Scores

- **Random Forest Cross-Validation Accuracy Scores:**
  - [0.9622, 0.9632, 0.9596, 0.9626, 0.9624]
- **Mean Accuracy:** 0.962
- **Standard Deviation:** 0.0012

  Los resultados de la validación cruzada muestran una alta consistencia en los puntajes de accuracy con una desviación estándar muy baja (0.0012). Esto indica que el modelo es estable y se comporta de manera similar en cada fold de validación cruzada. Si hubiera overfitting, podríamos ver una variación mucho mayor en los resultados de la validación cruzada.

Conclusión

Las métricas son consistentes entre los conjuntos de entrenamiento y prueba, y los resultados de la validación cruzada refuerzan la estabilidad del modelo.

En resumen, **no hay indicios de overfitting** en este modelo de Random Forest, ya que:

- **Las métricas son similares entre entrenamiento y prueba.**
- **Los puntajes de validación cruzada son muy consistentes**.

El modelo parece estar generalizando bien a los datos nuevos, lo cual es lo que se busca en un buen modelo de clasificación.

Conclusiones

El análisis comparativo de los modelos de **machine learning** revela que el **Random Forest** es el modelo que ofrece el mejor rendimiento general para predecir la satisfacción de los pasajeros. Este modelo ha superado a otros como **KNN**, **Logistic Regression**, y **SVM** en la mayoría de las métricas clave:

1. **Rendimiento superior**: El modelo **Random Forest** tiene el mayor **Accuracy** (95.37%), el mejor **ROC AUC** (0.9909), y el más alto **F1 Score** (0.9451), demostrando su capacidad para clasificar con precisión tanto las clases positivas como negativas.

2. **Equilibrio entre Precision y Recall**: Con una **Precision** de 0.9573 y un **Recall** de 0.9311, el Random Forest mantiene un buen balance entre falsos positivos y negativos, lo que lo hace efectivo en escenarios donde ambas métricas son importantes.

3. **Robustez y Generalización**: Random Forest es conocido por manejar datos complejos y no lineales, mostrando resistencia al sobreajuste y adaptándose bien a diferentes tipos de datos sin necesidad de un preprocesamiento extenso.

4. **Comparación con otros modelos**: Aunque el modelo **EM (Ensamblado)** tiene una **Precision** ligeramente mayor, el **Random Forest** supera al EM en otras métricas como **Recall** y **F1 Score**, lo que lo convierte en una mejor opción general para predicción.

5. **Consideraciones prácticas**: **Random Forest** es más rápido en predicción en comparación con **SVM**, lo que lo hace adecuado para aplicaciones en tiempo real y escenarios donde el tiempo de respuesta es crucial.

Conclusión General

El modelo **Random Forest** es la mejor opción para una aplicación predictiva debido a su excelente rendimiento en todas las métricas evaluadas, su capacidad de generalización, y su facilidad de implementación. A pesar de que otros modelos pueden ofrecer ventajas menores en áreas específicas, **Random Forest** se destaca por su robustez y versatilidad, lo que lo convierte en la opción preferida para esta tarea.