

Evidencia M2.2

Rafael Mercado Garduño

A01746991

ITESM CEM

Grupo: 101

Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey

1. Rendimiento del modelo antes del ajuste:

- El modelo original muestra un rendimiento moderado en los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba, con métricas de precisión, recall y F1 Score alrededor de 0.74.
- En el conjunto de entrenamiento, el modelo comete algunos errores significativos con 73 falsos positivos (clase "No" predicha como "Si") y 29 falsos negativos (clase "Si" predicha como "No"), lo que indica un equilibrio entre errores en ambas clases, pero sugiere que el modelo podría mejorar en ambas.
- En el conjunto de prueba, aunque el rendimiento es similar con métricas cercanas a las del entrenamiento, la cantidad de falsos positivos (26) es bastante alta, lo que reduce su capacidad predictiva en ejemplos nuevos.

2. Mejoras tras ajustar los hiperparámetros:

- Después de ajustar los hiperparámetros con `GridSearchCV` (ajustes en `alpha`, `hidden_layer_sizes`, y `learning_rate_init`), el rendimiento del modelo mejora significativamente en los conjuntos de validación y prueba.
- En el conjunto de validación, la precisión aumenta a 0.81, mientras que el recall y el F1 Score alcanzan valores de 0.78. Esto indica que el modelo ajustado es más efectivo en capturar los patrones correctos en los datos no vistos durante el entrenamiento.
- En el conjunto de prueba, las mejoras son aún más notables. La precisión y el recall suben a 0.83, al igual que el F1 Score, lo que muestra una reducción en los errores de predicción, especialmente en la clase "No", donde los falsos positivos se reducen significativamente a 8 comparado con los 26 del modelo original.

3. Impacto del ajuste de hiperparámetros:

- El ajuste de hiperparámetros ha sido clave para mejorar la generalización del modelo, como se puede ver en las métricas de validación y prueba. Esto es especialmente evidente en la disminución de errores de clasificación en ambas clases ("Si" y "No").
- La red neuronal con 100 neuronas en la capa oculta y una tasa de aprendizaje más alta (0.1) ha permitido que el modelo se ajuste mejor a los patrones presentes en los datos, mientras que la regularización L2 ha ayudado a evitar el sobreajuste, logrando que el modelo funcione bien tanto en validación como en prueba.

4. Comparación antes y después del ajuste:

- Antes del ajuste, el modelo mostraba un rendimiento promedio, sin destacar en la clasificación de ambas clases. Tras el ajuste, el rendimiento es más consistente, con métricas más altas y una clara reducción en los errores.

- El incremento en precisión y recall en los conjuntos de validación y prueba confirma que el modelo ajustado ha aprendido mejor los patrones de los datos y es capaz de hacer predicciones más precisas en datos no vistos.

Conclusión final:

El modelo ajustado ha mejorado notablemente su capacidad de generalización y ha reducido significativamente los errores en los conjuntos de validación y prueba. Los cambios en los hiperparámetros no solo han permitido un mejor ajuste, sino que también han mejorado el equilibrio entre precisión y recall, lo que hace al modelo más robusto y adecuado para realizar predicciones sobre nuevos datos.





