Detalle del modelo de Aprendizaje Automático que se ha desarrollado

Si bien se opta por un modelo, a continuación se explica el estudio que se hizo, los modelos intentados y el modelo final elegido:

Modelos Utilizados

- 1. Modelo de Regresión Lineal:
 - Descripción: La regresión lineal ajusta una línea recta que minimiza la suma de los errores cuadráticos entre las predicciones y los valores reales.
 - Resultados:

Mean Squared Error: 5.405034592019282e-25
 Mean Absolute Error: 5.445911920654406e-13

■ **R2 Score**: 1.0

- Conclusión: Aunque el R² es perfecto, lo que sugiere un ajuste excelente, esto podría ser un indicativo de sobreajuste, especialmente si los datos de prueba son muy similares a los de entrenamiento.
- 2. Modelo de Ridge con Hiperparámetros Ajustados:
 - Descripción: La regresión de Ridge añade regularización L2 a la regresión lineal, ayudando a prevenir el sobreajuste al penalizar grandes coeficientes.
 - Hiperparámetros Ajustados:

alpha: 0.1solver: auto

Resultados:

Mean Squared Error: 9.108228739648518e-08
 Mean Absolute Error: 0.00023938539023037582

R2 Score: 0.9999999999997289

- Conclusión: Este modelo ofrece un equilibrio entre precisión y prevención del sobreajuste gracias a su componente de regularización, lo que lo hace una excelente opción.
- 3. Modelo de Random Forest con Hiperparámetros Ajustados:
 - Descripción: Random Forest es un algoritmo de ensamble que construye múltiples árboles de decisión y fusiona sus resultados para mejorar la precisión y controlar el sobreajuste.
 - Hiperparámetros Ajustados:

max_depth: 20
max_features: 'sqrt'
min_samples_leaf: 1
min_samples_split: 2

■ n estimators: 200

Resultados:

Mean Squared Error: 1547.5628260718418
 Mean Absolute Error: 30.87690448275861

R2 Score: 0.9953933198246926

 Conclusión: Aunque este modelo también tiene un rendimiento excelente, su implementación mostró problemas con algunos ajustes de hiperparámetros.

Decisión Final

Se opta por el **Modelo de Ridge con Hiperparámetros Ajustados** debido a su rendimiento balanceado y su capacidad de regularización, lo que reduce el riesgo de sobreajuste. Este modelo ofrece una predicción precisa y es más robusto frente a la variabilidad en los datos.

Modelo de Ridge con Hiperparámetros Ajustados

1. Arquitectura del Modelo:

 Ridge Regression: La regresión de Ridge es una técnica de regularización que mejora la precisión del modelo de regresión lineal al reducir el problema de sobreajuste. Se añade un término de penalización a la función de coste, que está controlado por el hiperparámetro alpha.

2. Algoritmos Utilizados:

- Regresión Lineal: Utilizada como base, ajusta una línea recta que minimiza la suma de los errores cuadráticos.
- Ridge Regression: Añade regularización L2 a la regresión lineal para prevenir el sobreajuste.

3. Ajuste de Hiperparámetros:

- GridSearchCV: Herramienta utilizada para buscar de forma exhaustiva a través de un rango de hiperparámetros especificados. En este caso, se realizó la búsqueda para el hiperparámetro alpha.
- Hiperparámetros Ajustados:

alpha: 0.1solver: auto

4. Proceso de Entrenamiento y Evaluación:

- División de Datos: Los datos fueron divididos en conjuntos de entrenamiento y prueba, con una proporción de 80% para entrenamiento y 20% para prueba.
- Imputación de Valores Faltantes: Se utilizó la estrategia de la mediana para imputar los valores faltantes, asegurando que no haya datos nulos en los conjuntos de entrenamiento y prueba.

- Entrenamiento del Modelo: El modelo de Ridge fue entrenado utilizando los datos de entrenamiento con los hiperparámetros ajustados.
- Evaluación del Modelo: Las métricas de evaluación incluyen el Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE) y el R2 Score.

5. Resultados del Modelo:

Mejores Hiperparámetros: {'alpha': 0.1, 'solver': 'auto'}

Mean Squared Error: 9.108228739648518e-08

Mean Absolute Error: 0.00023938539023037582

o **R2 Score**: 0.9999999999997289

Proceso del Código

```
# Ajuste de hiperparámetros usando GridSearchCV con Ridge
param grid = {
  'alpha': [0.1, 1, 10, 100],
  'solver': ['auto', 'svd', 'cholesky', 'lsqr', 'sag']
}
grid search = GridSearchCV(estimator=Ridge(), param grid=param grid, cv=5, scoring='r2',
grid_search.fit(X_train_imputed, y_train)
# Mejor modelo
best_model = grid_search.best_estimator_
best model.fit(X train imputed, y train)
# Predicciones y evaluación
y pred = best model.predict(X test imputed)
mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
r2 = r2_score(y_test, y_pred)
print("Modelo de Ridge con Hiperparámetros Ajustados")
print("Mejores Hiperparámetros:", grid search.best params )
print("Mean Squared Error:", mse)
print("Mean Absolute Error:", mae)
print("R2 Score:", r2)
```

El modelo de Ridge ha demostrado ser altamente preciso y eficaz, lo que lo convierte en una excelente opción para predecir la demanda de personal en los establecimientos industriales en Tierra del Fuego.

Métricas de Evaluación del Modelo

Para el **Modelo de Ridge con Hiperparámetros Ajustados**, presentaremos varias métricas de evaluación para medir su rendimiento. Estas métricas nos ayudarán a entender mejor cómo de bien el modelo está funcionando y a identificar posibles áreas de mejora.

Métricas Utilizadas:

- Mean Squared Error (MSE):
 - Descripción: El error cuadrático medio es la media de los cuadrados de los errores, es decir, la diferencia entre los valores predichos y los valores reales. Un valor más bajo indica un mejor ajuste del modelo.
 - o Resultado: 9.108228739648518e-08
- Mean Absolute Error (MAE):
 - Descripción: El error absoluto medio es la media de las diferencias absolutas entre las predicciones y los valores reales. También un valor más bajo indica un mejor rendimiento del modelo.
 - o Resultado: 0.00023938539023037582

R2 Score:

- Descripción: El R2 Score, también conocido como coeficiente de determinación, es una medida que indica la proporción de la varianza en la variable dependiente que es predecible a partir de las variables independientes. Un valor más cercano a 1 indica un mejor ajuste.
- o Resultado: 0.99999999999997289
- Mean Absolute Percentage Error (MAPE):
 - Descripción: El error porcentual absoluto medio expresa la precisión como un porcentaje. Proporciona una interpretación fácil de entender de la precisión del modelo.
 - Resultado: (Este resultado se puede calcular de la siguiente manera):

```
mape = np.mean(np.abs((y_test - y_pred) / y_test)) * 100
print("Mean Absolute Percentage Error:", mape)
```

- Root Mean Squared Error (RMSE):
 - **Descripción**: La raíz del error cuadrático medio es la raíz cuadrada del MSE. Es útil para interpretar la magnitud del error en la misma escala que los valores originales.
 - Resultado: (Este resultado se puede calcular de la siguiente manera):

```
rmse = np.sqrt(mse)
print("Root Mean Squared Error:", rmse)
```

Interpretación de los Resultados:

- **Precision del Modelo**: El Modelo de Ridge con Hiperparámetros Ajustados ha mostrado una precisión excepcional con un R² prácticamente perfecto, lo que significa que el modelo puede explicar casi toda la variabilidad de la variable objetivo.
- Errores Bajos: Tanto el MSE, MAE, como el RMSE son extremadamente bajos, indicando que las predicciones del modelo están muy cerca de los valores reales.
- **Generalización**: El uso de Ridge Regression ayuda a prevenir el sobreajuste al incluir un término de regularización, lo cual se refleja en la robustez de las predicciones del modelo.