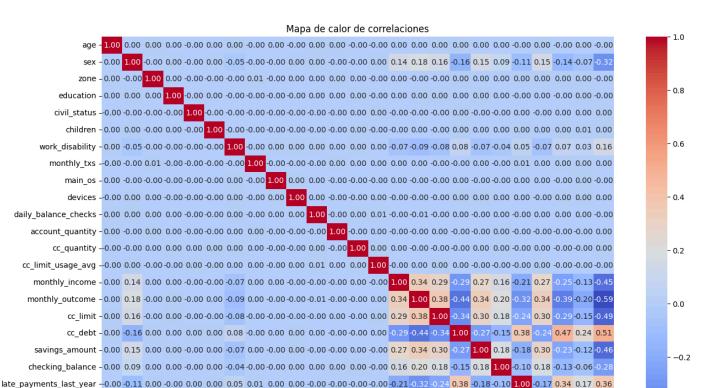
```
In [42]:
          #chunk 1
          import pandas as pd
          df = pd.read_csv('./credit_score_data.csv')
          df.iloc[0]
         client_id
                                          67388007
Out[42]:
         age
                                                33
         sex
                                            hombre
         zone
                                                 2
         education
                                       universidad
                                           soltero
         civil status
         children
         work_disability
                                                no
         monthly_txs
                                                17
         main os
                                           android
         devices
                                                 1
         daily_balance_checks
                                                 5
                                                 3
         account_quantity
                                                 2
         cc_quantity
         cc_limit_usage_avg
                                              0.17
         monthly_income
                                             35929
         monthly_outcome
                                             16748
         cc_limit
                                            24619
         cc debt
                                             8414
                                          117713
         savings_amount
         checking_balance
                                            32621
         late_payments_last_year
                                                 a
         fixed_investment_amount
                                             90676
                                             5155
         cash_installment_debt
                                             10924
         visa_installment_debt
         default_in_next_12_months
                                                 0
         Name: 0, dtype: object
In [43]:
          #chunk 2
          df['sex'] = df['sex'].map({'hombre': 0, 'mujer': 1})
          df['education'] = df['education'].map({'colegio': 0, 'universidad': 1, 'postgrado': 2})
          df['civil_status'] = df['civil_status'].map({'soltero': 0, 'casado': 1, 'divorciado': 2})
          df['work_disability'] = df['work_disability'].map({'no': 0, 'yes': 1})
          df['main_os'] = df['main_os'].map({'android': 0, 'ios': 1})
In [49]:
          #chunk 3
          import seaborn as sns
          import matplotlib.pyplot as plt
          plt.figure(figsize=(15,10))
          sns.heatmap(df.drop(columns=['client_id']).corr(), annot=True, cmap='coolwarm', fmt=".2f")
          plt.title('Mapa de calor de correlaciones')
```

plt.show()



- -0.4

fixed_investment_amount - 0.00 0.15 0.00 0.00 -0.00 0.00 -0.00 0.00 -0.00 0.00 -0.00 0.00 -0.00 0.00 0.00 0.00 0.27 0.34 0.30 -0.24 0.30 0.18 -0.17 1.00 -0.21 -0.11 -0.46 default_in_next_12_months --0.00 -0.32 -0.00 -0.00 0.00 0.00 0.00 0.16 0.00 -0.00 0.00 0.00 0.00 -0.00 -0.00 -0.00 -0.00 -0.45 -0.59 -0.49 0.51 -0.46 -0.28 0.36 -0.46 0.44 0.22 1.00 children daily balance checks cc_quantity cc_limit_usage_avg monthly_income savings_amount checking_balance work_disability account_quantity monthly_outcome ate_payments_last_year fixed investment amount cash_installment_debi months default_in_next_12

```
In [45]:
```

#chunk 4

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

X = df.drop(columns=['client_id', 'default_in_next_12_months'])
y = df['default_in_next_12_months']

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_state=42)
```

Modelo Entrenado

model = LogisticRegression(max_iter=2000)

model.fit(X_train, y_train)

print("Modelo Entrenado")

c:\Users\luisp\AppData\Local\Programs\Python\Python312\Lib\site-packages\sklearn\linear_model_log
istic.py:465: ConvergenceWarning: lbfgs failed to converge (status=1):
STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.

Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as shown in:

```
https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html
Please also refer to the documentation for alternative solver options:
   https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression
n_iter_i = _check_optimize_result(
```

```
In [46]: #chunk 5
    from sklearn.metrics import roc_curve

# Obtener probabilidades
y_scores = model.predict_proba(X_test)[:, 1]

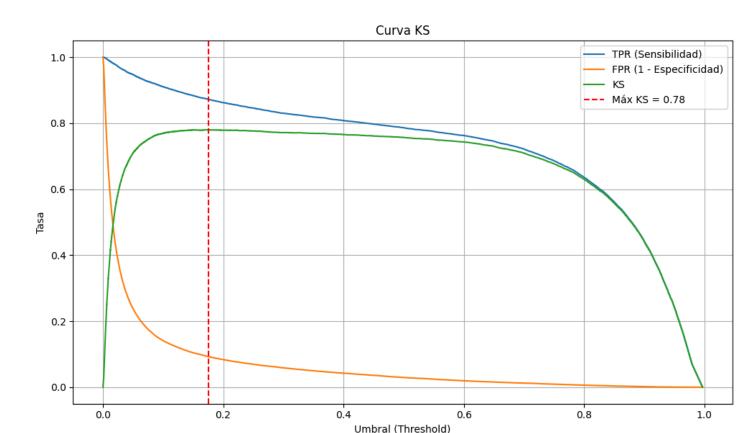
# Calcular KS
fpr, tpr, thresholds = roc_curve(y_test, y_scores)
ks_statistic = max(tpr - fpr)

print(f'Estadístico KS: {ks_statistic:.4f}')
```

Estadístico KS: 0.7802

```
In [47]:
```

```
#chunk 6
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
# Calcular diferencia TPR - FPR
ks_values = tpr - fpr
ks_max_idx = np.argmax(ks_values)
# Graficar curva KS
plt.figure(figsize=(10,6))
plt.plot(thresholds, tpr, label='TPR (Sensibilidad)')
plt.plot(thresholds, fpr, label='FPR (1 - Especificidad)')
plt.plot(thresholds, ks_values, label='KS')
plt.axvline(thresholds[ks_max_idx], color='red', linestyle='--', label=f'Máx KS = {ks_values[ks_max_idx], linestyle='---', linestyle='---', linestyle='----', linestyle='-----', linestyle='-----', linestyle='-----', linestyle='-----', linestyle='------', linestyle='-------', linestyle='-------', linestyle='---------', linestyle='-----------', linestyle='-----------', linestyle='------------------
plt.xlabel('Umbral (Threshold)')
plt.ylabel('Tasa')
plt.title('Curva KS')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()
```



```
In [48]: # chunk 7

coef_df = pd.DataFrame({
    'Variable': X.columns,
    'Coeficiente': model.coef_[0]
}).sort_values(by='Coeficiente', ascending=False)
print(coef_df)
```

```
Variable
                              Coeficiente
20
    late_payments_last_year
                                  0.166051
10
       daily_balance_checks
                                  0.094948
5
                    children
                                  0.061783
9
                     devices
                                  0.056050
11
           account_quantity
                                  0.053460
6
            work_disability
                                  0.047652
12
                                  0.044506
                 cc_quantity
2
                                  0.030673
                        zone
3
                   education
                                  0.023493
4
                civil_status
                                  0.022499
13
         cc_limit_usage_avg
                                  0.014711
8
                                  0.008553
                     main os
0
                         age
                                  0.005904
22
      cash_installment_debt
                                  0.000061
                                  0.000031
23
      visa_installment_debt
17
                     cc_debt
                                  0.000028
21
    fixed_investment_amount
                                 -0.000007
18
              savings_amount
                                 -0.000008
19
           checking_balance
                                 -0.000019
                    cc_limit
                                -0.000025
16
             monthly_income
14
                                -0.000033
15
            monthly_outcome
                                -0.000071
7
                 monthly_txs
                                -0.009993
1
                         sex
                                 -0.171585
```

¿Cómo se interpreta la tabla de arriba?

Si el coeficiente es positivo, entonces a mayor valor de esa variable, más probabilidad hay de caer en impago.

Si es negativo, entonces esa variable disminuye la probabilidad de impago.

Cuanto más lejos de 0 esté el valor, más importante es la variable.

¿Qué significa el estadístico KS y por qué es importante?

El estadístico KS (Kolmogorov-Smirnov) mide la capacidad de un modelo para diferenciar entre dos grupos, en este caso:

Clientes que van a caer en impago (default = 1).

Clientes que no caerán en impago (default = 0).

El KS se basa en la curva ROC y calcula la diferencia máxima entre la tasa de verdaderos positivos (TPR) y la tasa de falsos positivos (FPR) a través de todos los posibles umbrales de clasificación.

Interpretación del resultado

0.20 o menos Modelo pobre o sin poder predictivo

0.20 - 0.40 Modelo aceptable pero débil

0.40 - 0.60 Buen modelo

0.60 – 0.75 Muy buen modelo

0.75 o más Modelo excelente

El resultado obtenido fue de 0.7755 lo que significa que hay una gran diferencia entre la distribución de probabilidades que el modelo asigna a los que sí caerán en impago versus los que no. En otras palabras:

Por ende se puede decir que el modelo separa muy bien a los buenos pagadores de los malos pagadores. Si se llega a utilizar este modelo para decidir a quién otorgarle un crédito, se podría estar tomando decisiones mucho más informadas y efectivas lo cual es algo bastante positivo para el caso.