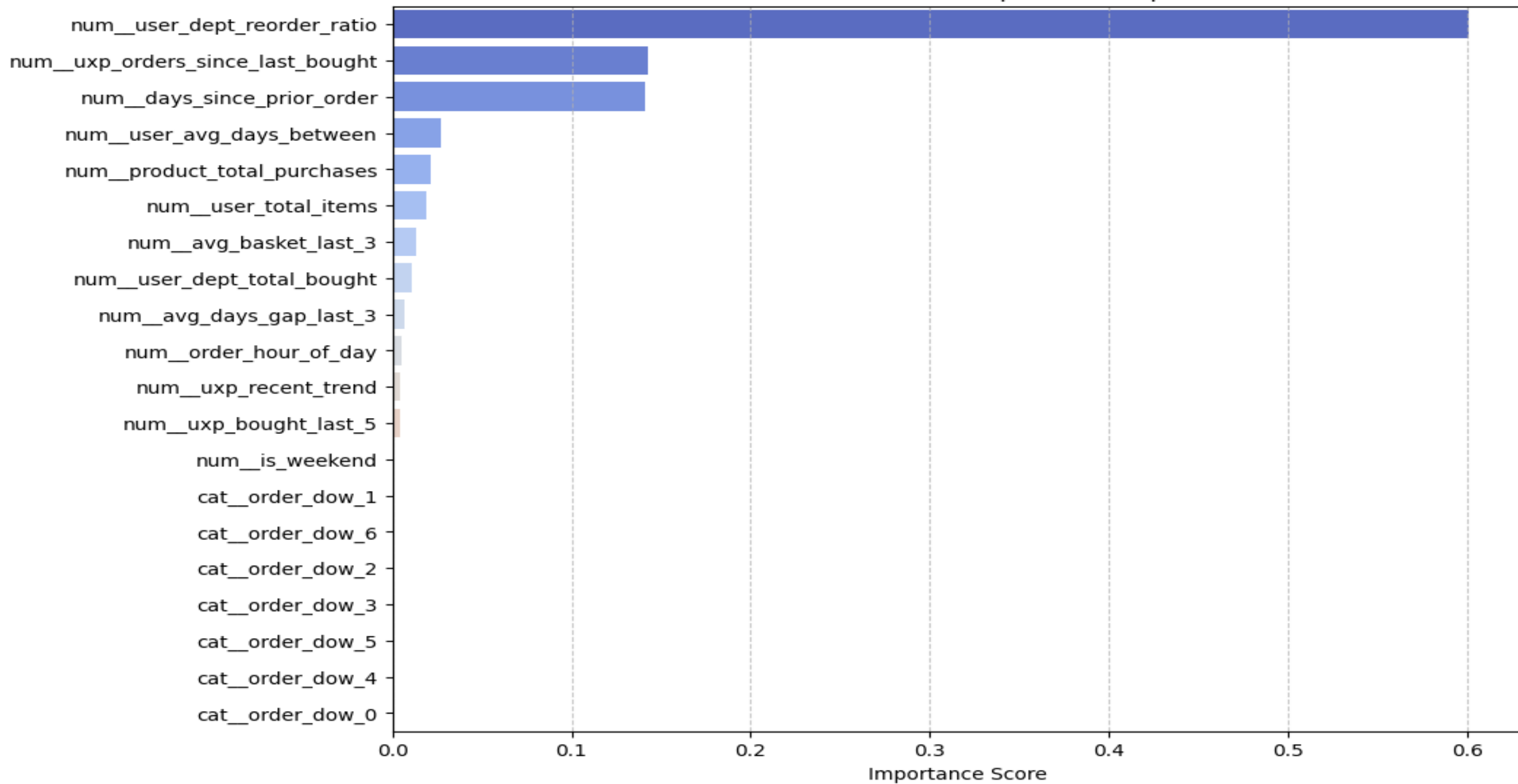




Classification Model Evaluation and Explainability

Decision Tree Feature Importance (Top 20)



Feature Importance (Decision Tree classifier)

بتوضيح الرسمة اي من features لها التأثير الاكبر على قرارات النموذج Decision Tree

من الرسم ملاحظ ان اكثر feature الاكثر تأثيرا num_user_dept_reorder_ratio وهذا يعني ان سلوك المستخدم في اعادة شراء منتجات من نفس القسم كان العامل الاهم في تصنيف النموذج .

كمان في خصائص ثانية لها تأثير واضح مثل عدد الايام منذ اخر طلب وعدد الطلبات منذ اخر شراء هاد الاشياء بدل ان تاريخ الشراء وتكراره الهام دور كبير في فهم سلوك المستخدم .

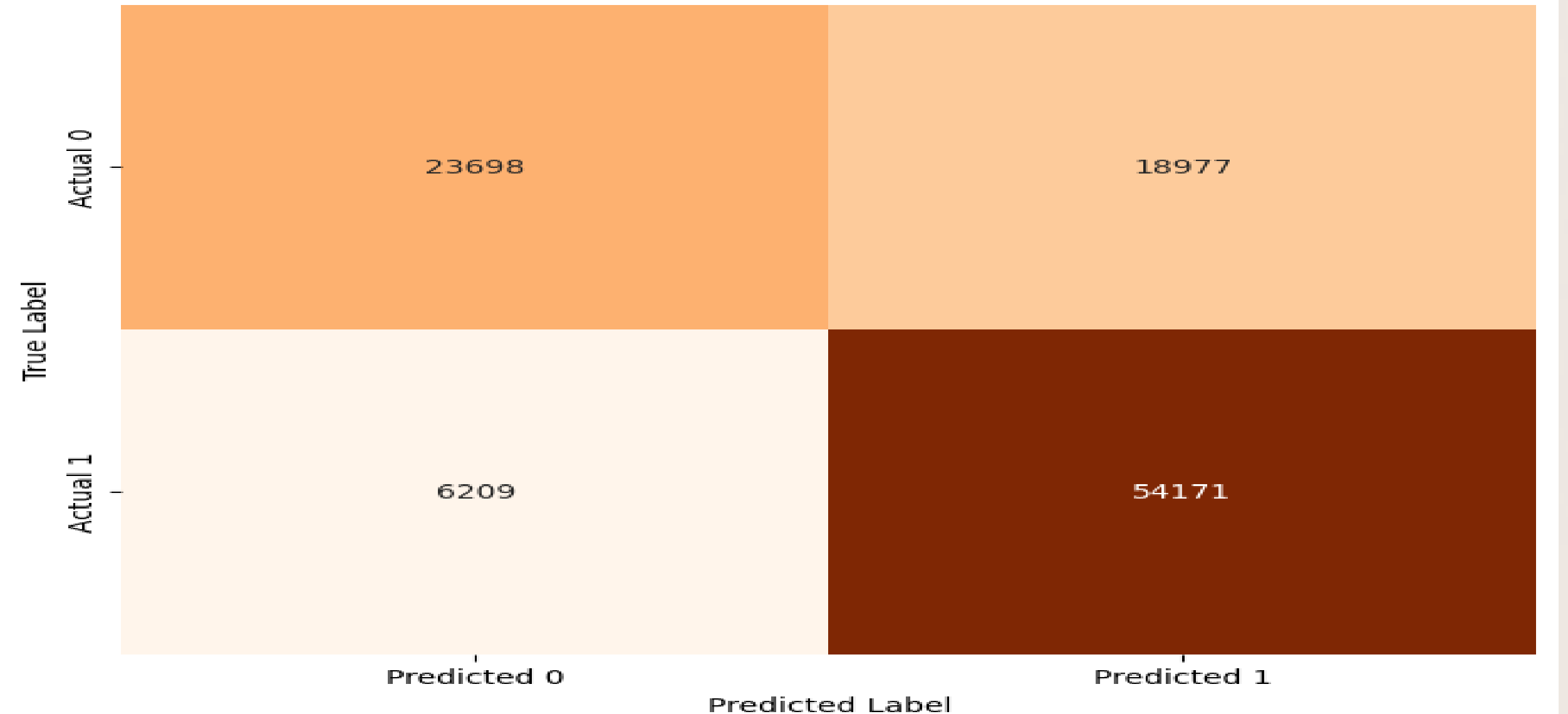
بالمقابل في خصائص تأثيرها ضعيف جدا, مثل بعض المتغيرات الزمنية او الفئوية وهاد الاشياء بدل انها ما بتأثر كثير على قرار النموذج

الفكرة: عند تحليل النتائج نركز على الخصائص الاكثر تأثيرا لانه يعتمد عليها الموديل بشكل اساسي والخصائص ذات التأثير الضعيف لا نستخدمها حتى لا تؤثر بشكل سلبي او غير مهم على القرار النهائي

بشكل عام هاي الرسمة بتساعدنا نفهم ليش النموذج اخذ قراراته وبتعطينا فكرة اوضح عن العوامل اللي بيعتمد عليها في التصنيف وهذا جزء مهم من Explainability للموديل

Decision Tree Confusion Matrix

Decision Tree Confusion Matrix



Decision Tree Confusion Matrix

استخدمنا Confusion Matrix عشان نفهم اداء الموديل بشكل اوضح مش بس رقم رقم الاكيورسي .
بتورجينا كم تنبؤ كان صح وكم كان غلط لكل فئة (0 و 1)

الموديل توقع إعادة شراء، وبالفعل صار إعادة شراء: True Positive ($1 \rightarrow 1$)

الموديل توقع عدم إعادة شراء، وبالفعل ما صار: True Negative ($0 \rightarrow 0$)

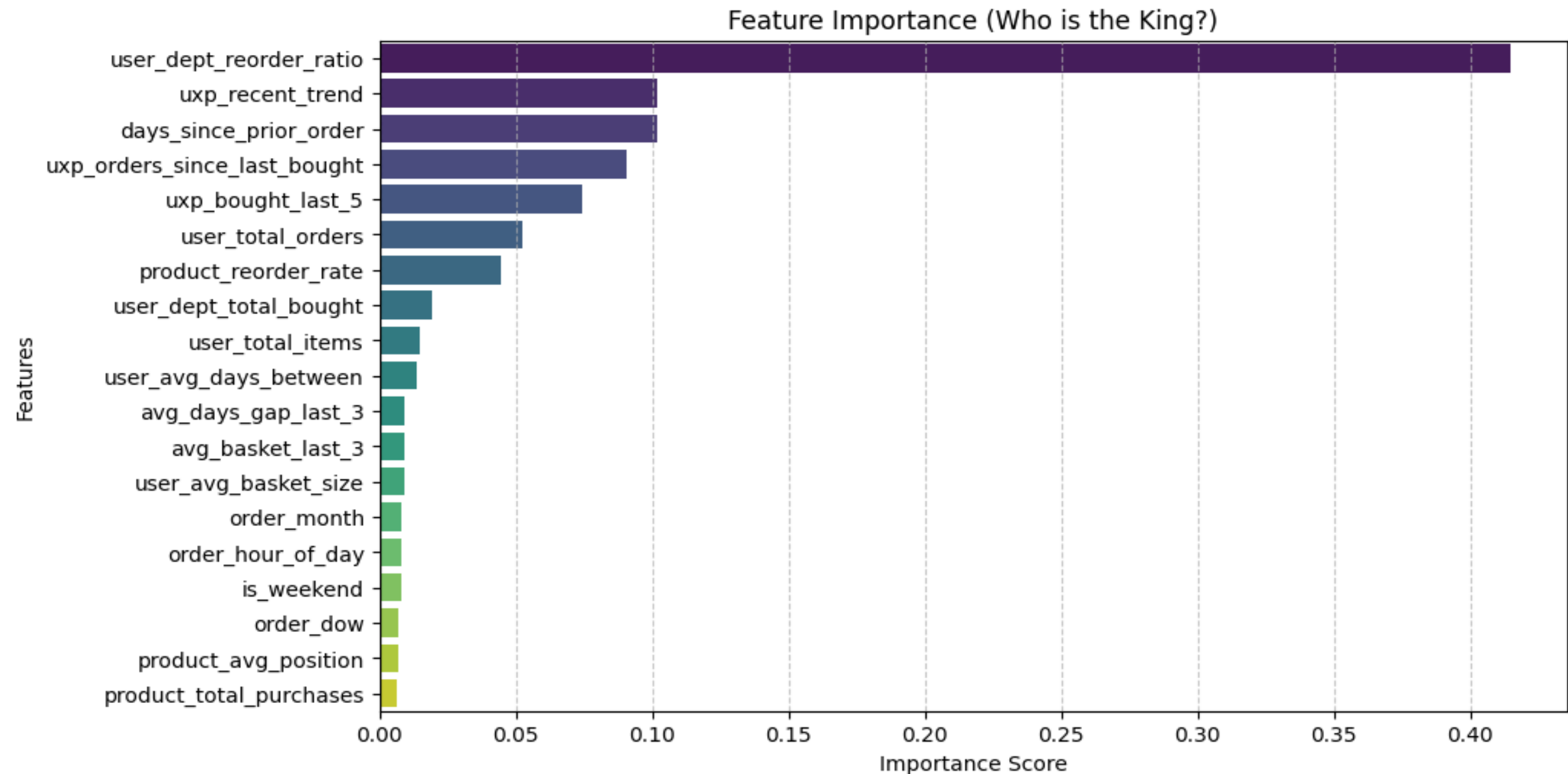
الموديل توقع إعادة شراء، لكن فعلياً ما صار: False Positive ($1 \rightarrow 0$)

الموديل ما توقع إعادة شراء، لكن فعلياً صار: False Negative ($0 \rightarrow 1$)

من خلال matrix لاحظنا ان عدد التنبؤات الصحيحة لل class 1 كان أعلى من عدد الأخطاء وهذا يدل ان الموديل قادر يكتشف المنتجات التي ممكن يعاد شراؤها بشكل جيد

كما ان المصفوفة ساعدتنا نفهم التوازن بين Precision & Rrcall خاصة لأنه الداتا عندنا Imbalance

Feature Importance XGBOOST



Feature Importance XGBOOST

من خلال رسم الـ Feature Importance، بنقدر نشوف أي الخصائص كان إلها التأثير الأكبر على قرار الموديل في التنبؤ بإعادة الشراء

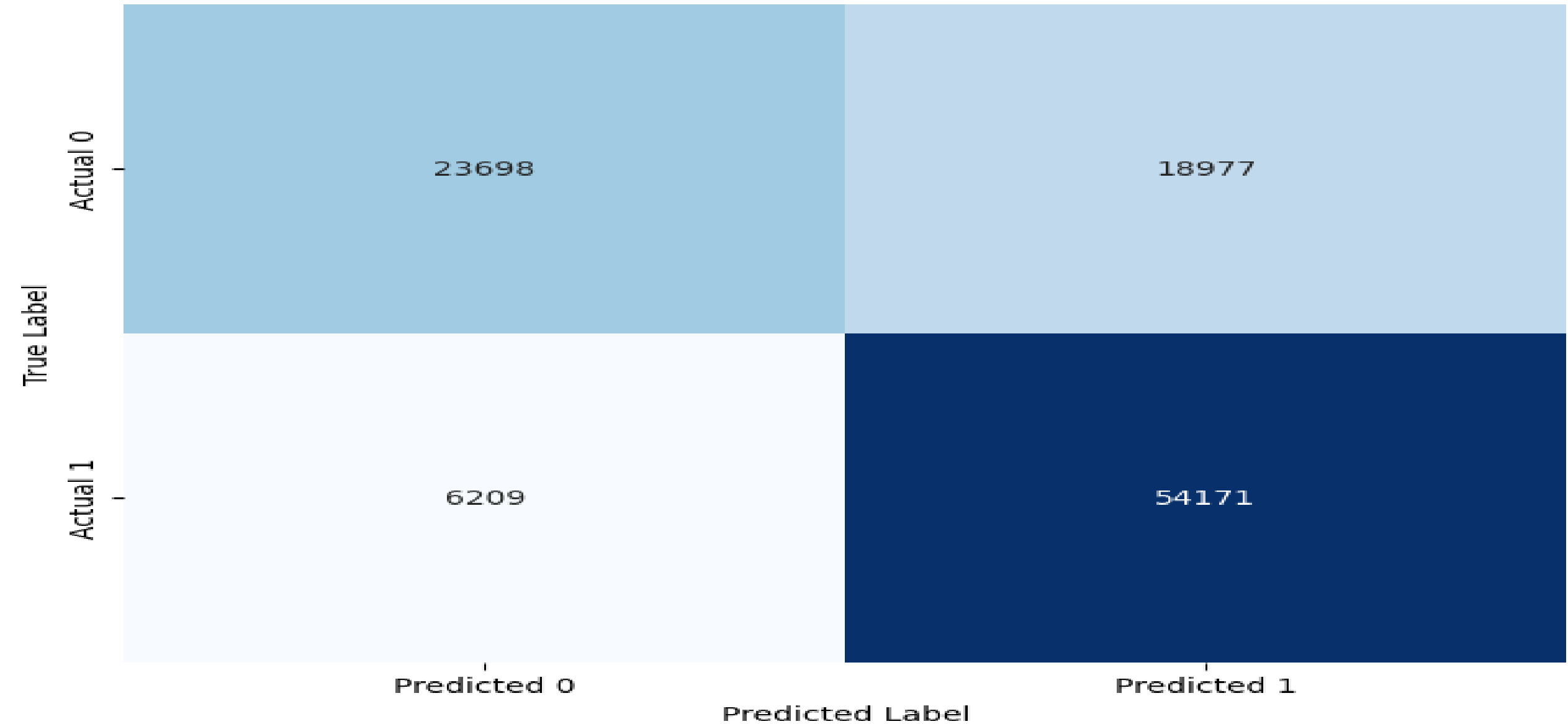
واضح إن بعض الخصائص مثل user_dept_reorder_ratio و uxp_recent_trend و days_since_prior_order كان تأثيرها أعلى بكثير من غيرها، وهذا يعني إن الموديل يعتمد عليها بشكل أساسي عند اتخاذ القرار.

بالمقابل، الخصائص ذات التأثير الضعيف كان دورها محدود، وبالتالي تجاهلها أو تقليل وزنها ما بعمل فرق كبير على أداء الموديل

بشكل عام، هذا الرسم ساعدنا نفهم كيف الموديل يفكر وعلى أي معلومات يركّز أكثر أثناء التنبؤ.

XGBOOST Confusion Matrix

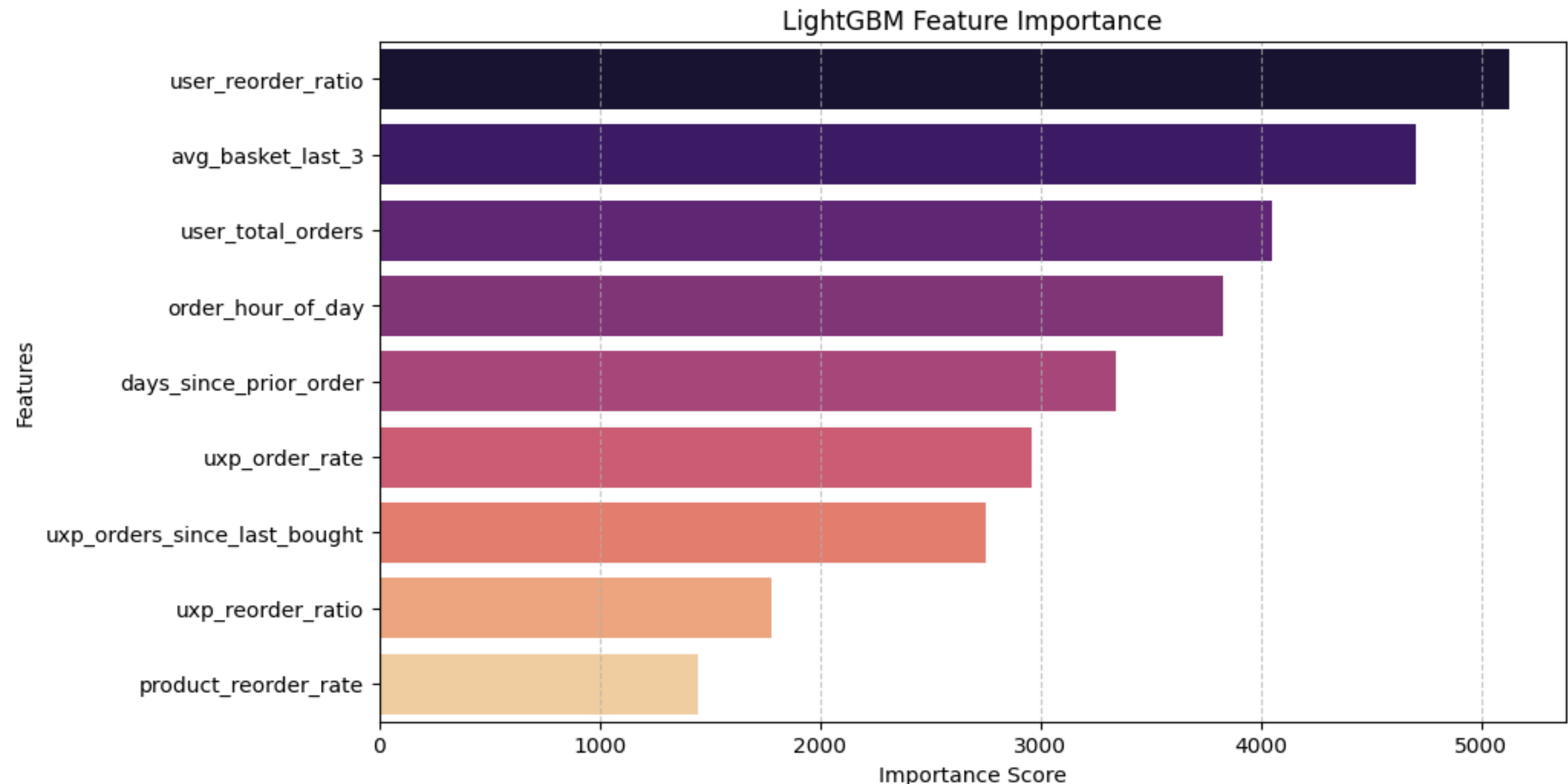
Confusion Matrix



XGBOOST Confusion Matrix

- من خلال Confusion Matrix ، قدرنا نفهم أداء نموذج XGBoost بشكل أوضح.
- نلاحظ أن النموذج تنبأ بشكل صحيح بعدد كبير من الحالات، خصوصاً عندما كانت هناك إعادة شراء فعلية.
- كما أن النموذج استطاع التمييز بين إعادة الشراء وعدمها بشكل جيد، رغم وجود بعض الأخطاء في التوقع.
- بشكل عام، النتائج تبين أن أداء النموذج جيد ومناسب لمهمة التصنيف.

Feature Importance LIGHT GBM



Feature Importance LIGHT GBM

من خلال رسم Feature Importance الخاص بنموذج LightGBM، نلاحظ أي الخصائص كان لها التأثير الأكبر على قرار النموذج في التنبؤ بإعادة الشراء.

واضح إن خاصية user_reorder_ratio كانت الأعلى تأثيراً، وهذا يدل إن سلوك المستخدم السابق في إعادة الشراء هو عامل أساسي عند النموذج.

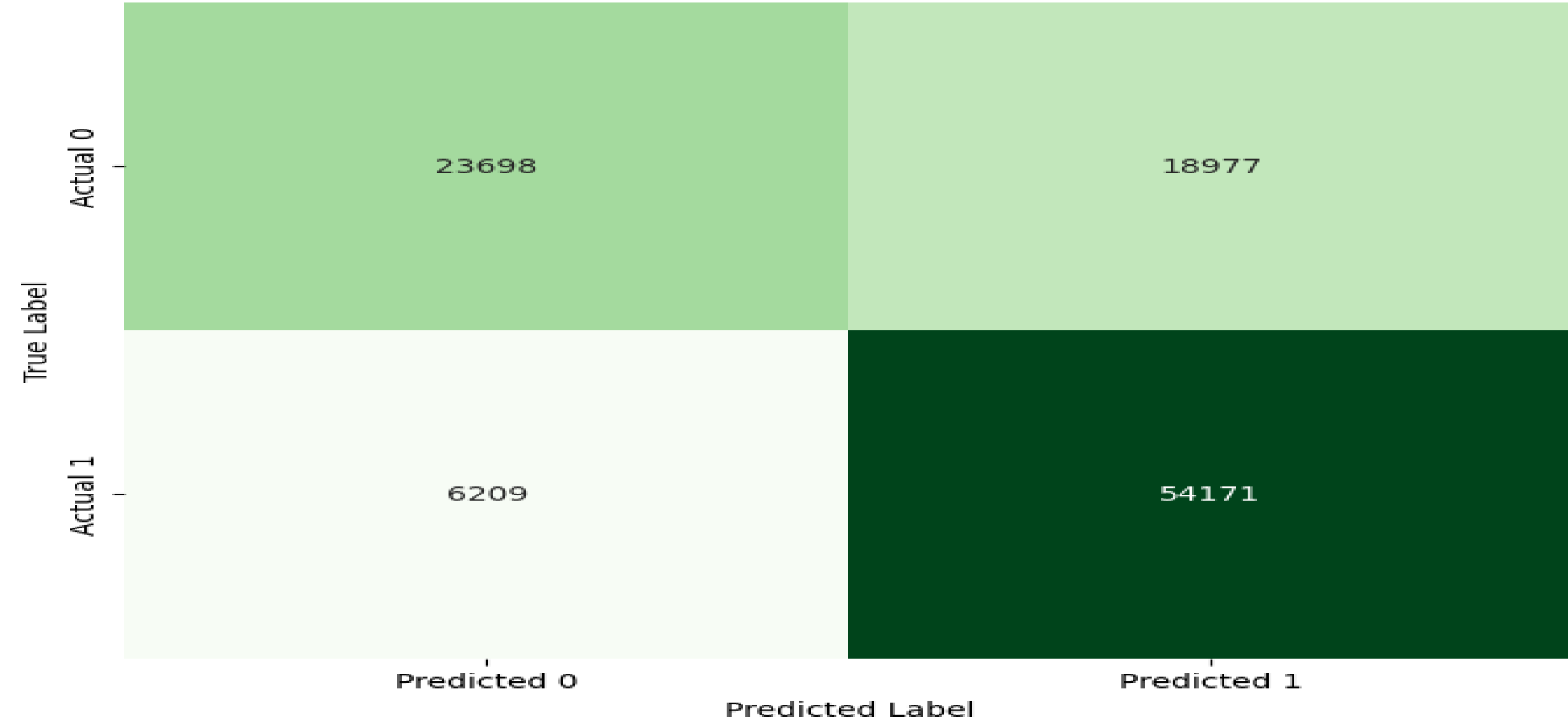
بعد ذلك بتظهر خصائص مثل avg_basket_last_3 و user_total_orders، والتي بتعكس عدد الطلبات وحجم السلة، وهذا يعني إن نشاط المستخدم وعدد مشترياته له دور مهم في القرار.

كمان خصائص الوقت مثل order_hour_of_day و days_since_prior_order كان لها تأثير واضح، وهذا يبين إن توقيت الشراء والفترة بين الطلبات بتأثر على احتمالية إعادة الشراء.

بالمقابل، الخصائص ذات القيم الأقل كان تأثيرها أضعف، ودورها في قرار النموذج محدود مقارنة بالخصائص الأساسية

LIGHT GBM Confusion Matrix

LightGBM Confusion Matrix



LIGHT GBM Confusion Matrix

من خلال Confusion Matrix لموديل LightGBM بنلاحظ إن أغلب التنبؤات كانت صحيحة، خصوصًا لما النموذج توقّع إعادة الشراء وصار فعليًا.

في بعض الحالات النموذج توقّع إعادة شراء لكنها ما صارت، وفي حالات أقل ما توقّع إعادة شراء لكنها صارت فعليًا.

بشكل عام، النتائج بتبيّن إن الموديل أدائه جيد ويعرف يميّز بشكل مناسب بين إعادة الشراء وعدمها، مع وجود أخطاء بسيطة طبيعية بأي موديل تصنيف