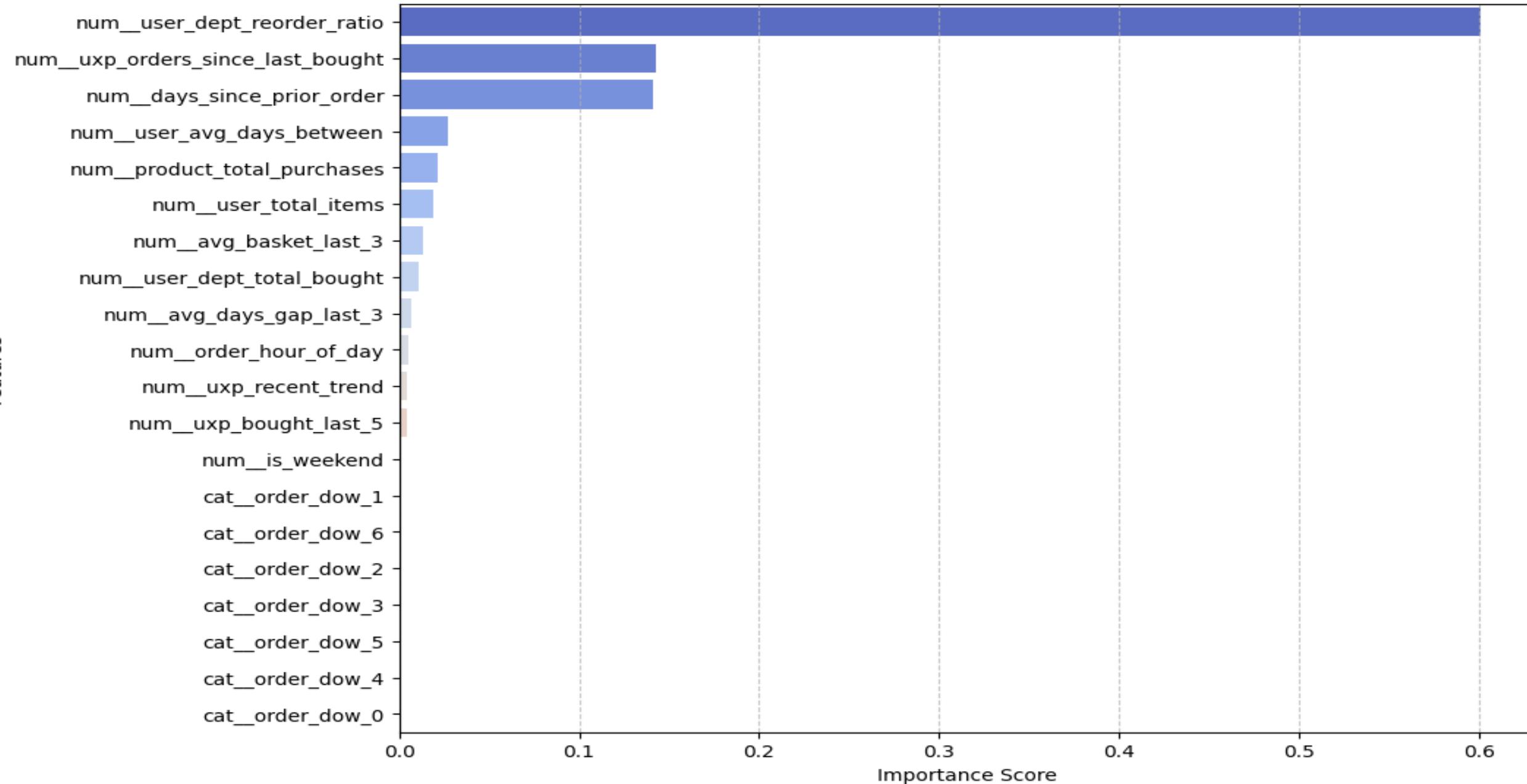


Classification Model Evaluation and Explainability

Decision Tree Feature Importance (Top 20)



Feature Importance (Decision Tree classifier)

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

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

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

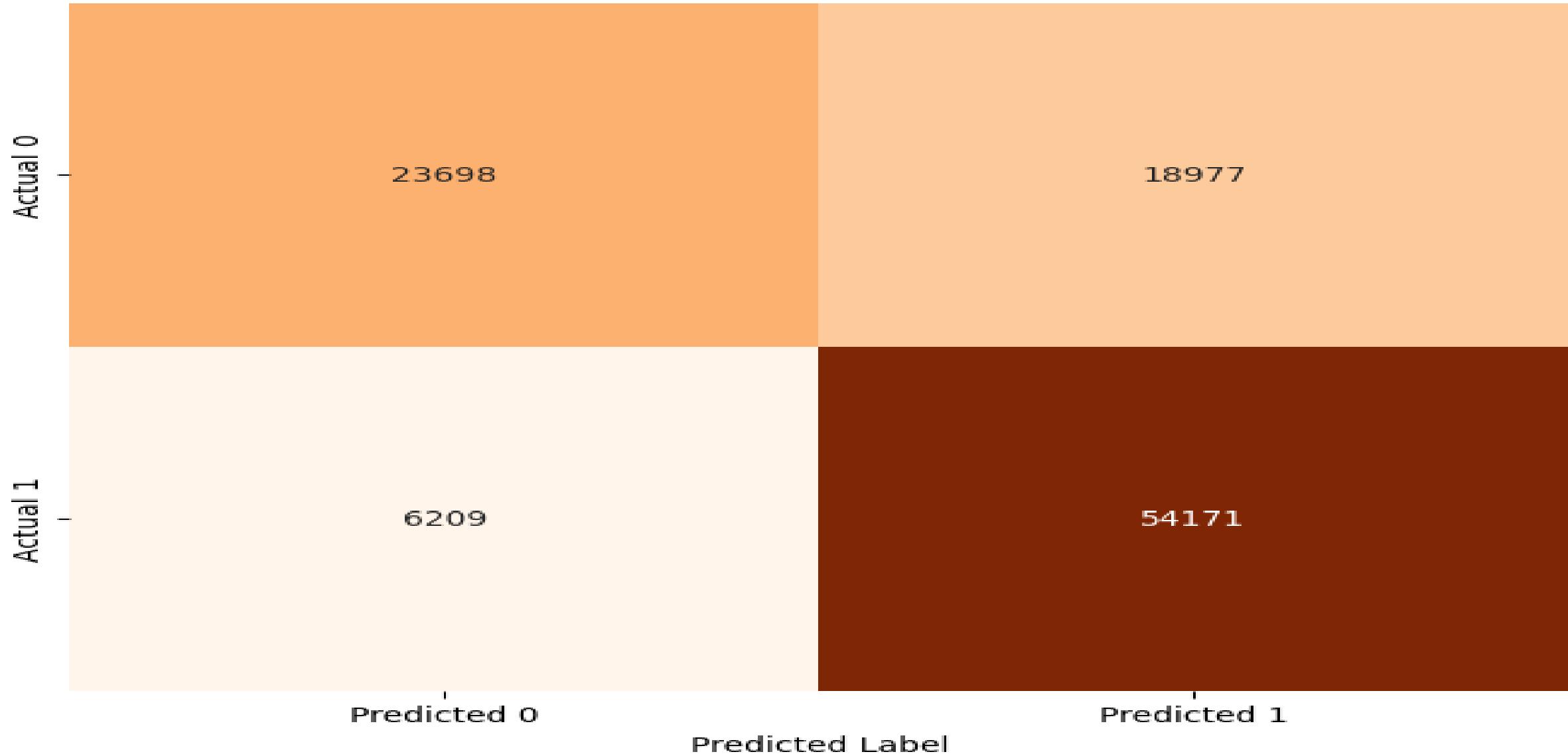
بالمقابل في خصائص تأثيرها ضعيف جداً, مثل بعض المتغيرات الزمنية او الفئوية وهاد الاشي بدل انها ما بتتأثر كثير على قرار النموذج

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

شكل عام هاي الرسمة بتساعدنا نفهم ليش النموذج اخذ قراراته وبتعطيينا 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 فئه (0 و 1)

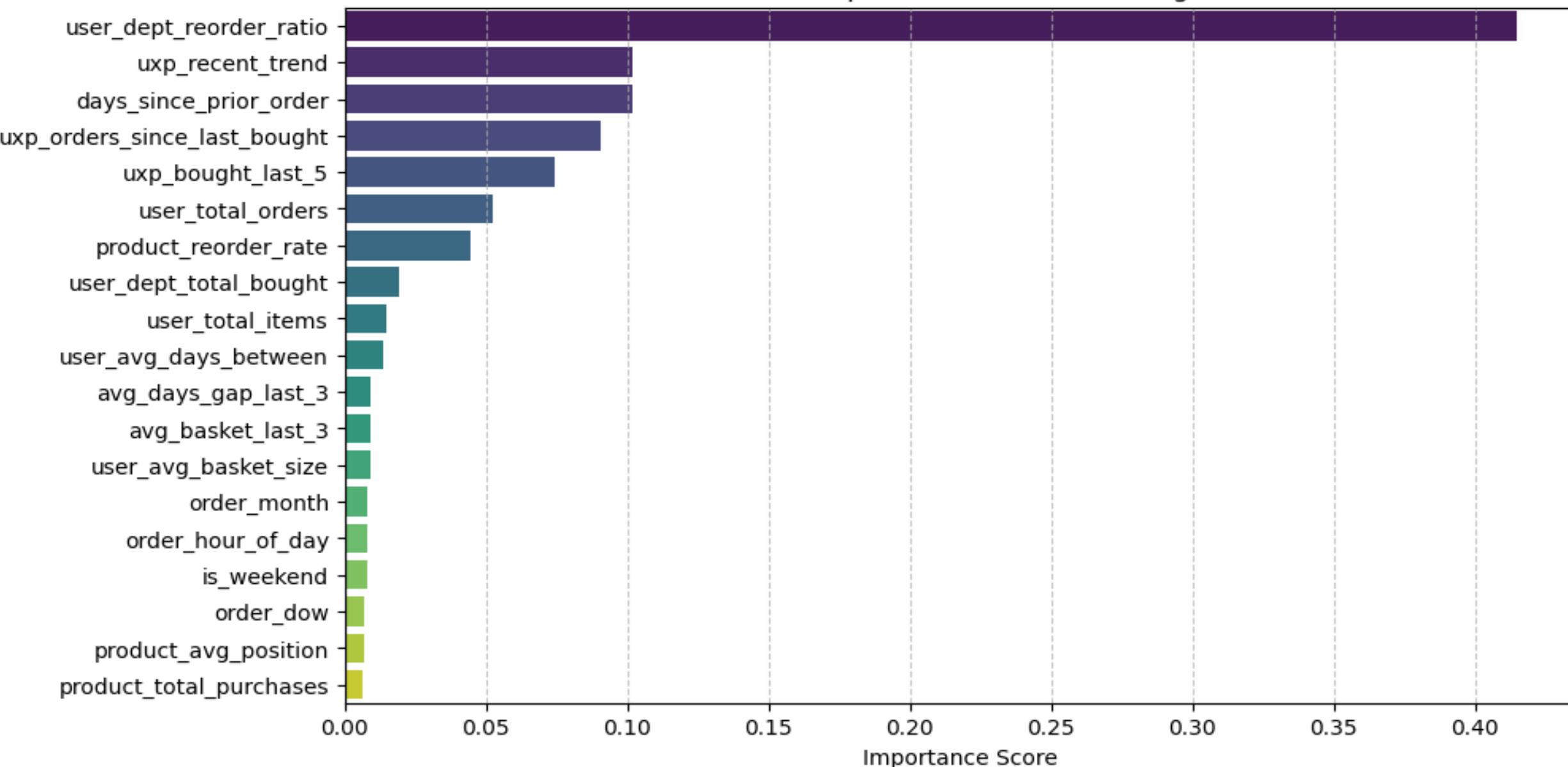
الموديل توقع إعادة شراء، وبالفعل صار إعادة شراء : True Positive ($1 \rightarrow 1$)
الموديل توقع عدم إعادة شراء، وبالفعل ما صار : True Negative ($0 \rightarrow 0$)
الموديل توقع إعادة شراء، لكن فعليًا ما صار : False Positive ($1 \rightarrow 0$)
الموديل ما توقع إعادة شراء، لكن فعليًا صار : False Negative ($0 \rightarrow 1$)

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

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

Feature Importance XGBOOST

Feature Importance (Who is the King?)



Feature Importance XGBOOST

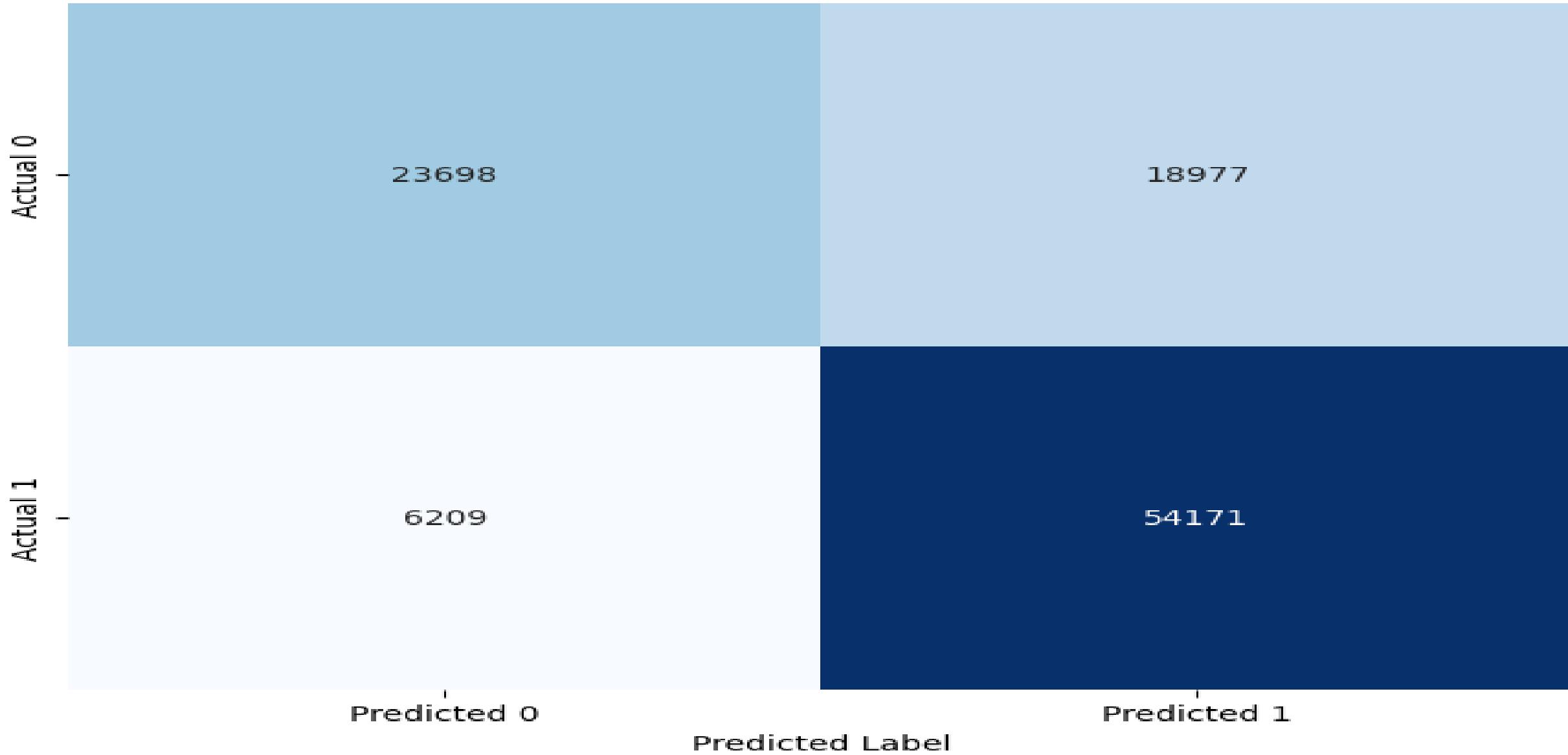
من خلال رسم الـ Feature Importance، بنقدر نشوف أي الخصائص كان إلها التأثير الأكبر على قرار الموديل في التنبؤ بإعادة الشراء

واضح إن بعض الخصائص مثل days_since_prior_order و user_dept_reordered_ratio و ux_p_recent_trend و user_dept_reordered_ratio كان تأثيرها أعلى بكثير من غيرها، وهذا يعني إن الموديل يعتمد عليها بشكل أساسى 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 بفكر وعلى أي معلومات برکز أكثر أثناء التنبؤ.

XGBOOST Confusion Matrix

Confusion Matrix



XGBOOST Confusion Matrix

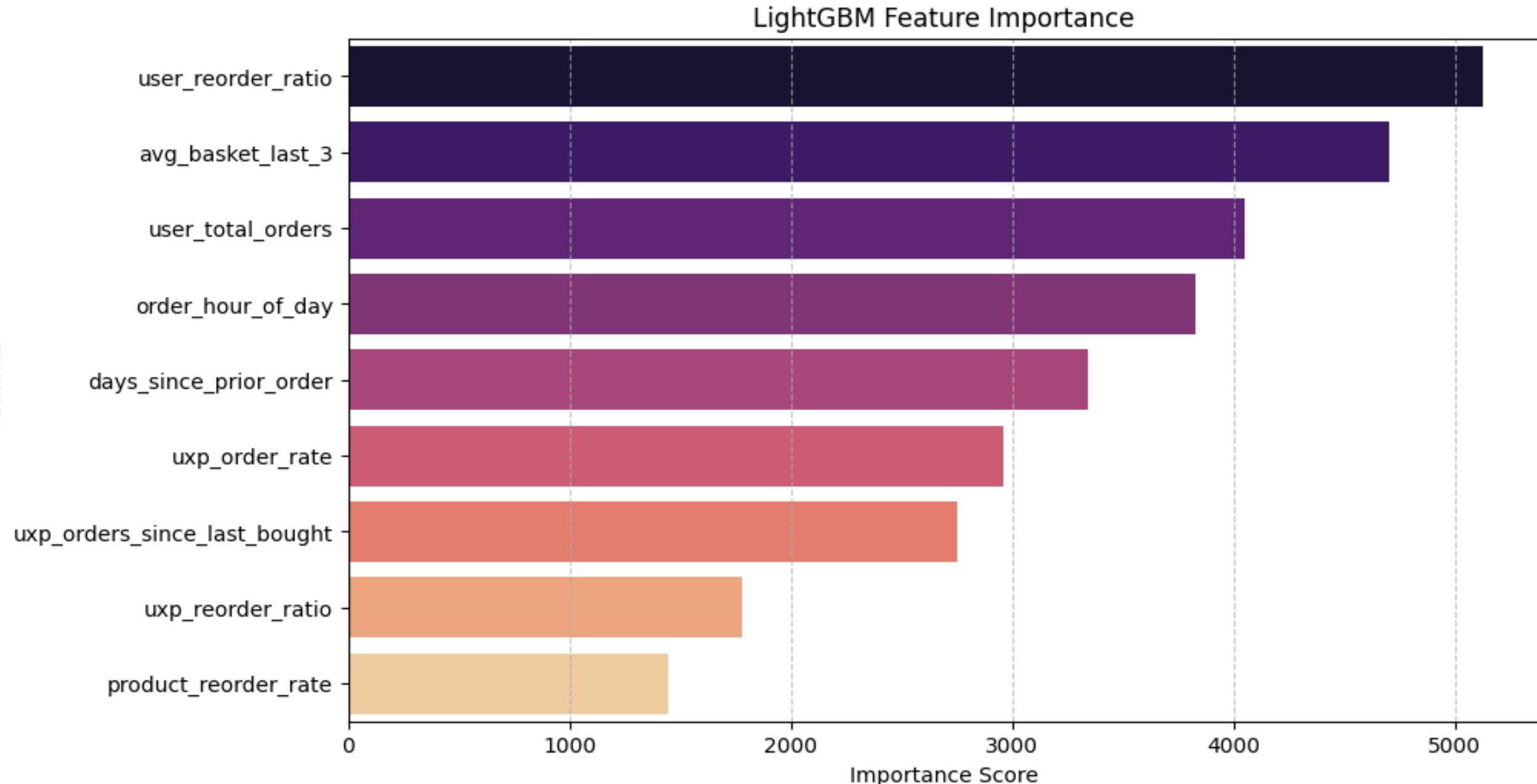
من خلال Confusion Matrix ، قدرنا نفهم أداء نموذج XGBoost بشكل أوضح.

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، بلاحظ أي الخصائص كان إليها التأثير الأكبر على قرار النموذج في التنبؤ بإعادة الشراء.

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

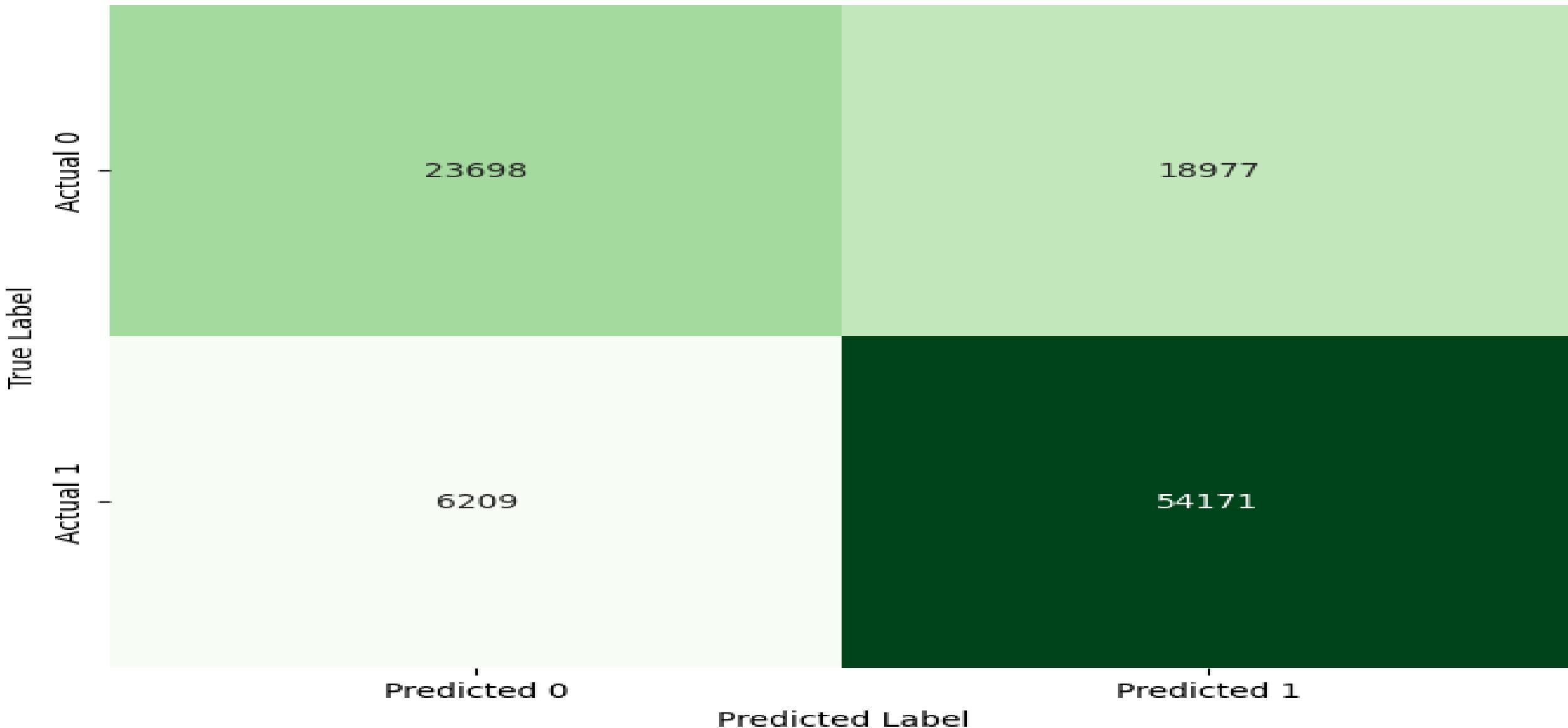
بعد ذلك بتظهر خصائص مثل user_total_orders و avg_basket_last_3، والتي بتعكس عدد الطلبات وحجم السلة، وهذا يعني إن نشاط المستخدم وعدد مشترياته له دور مهم في القرار.

كما أن خصائص الوقت مثل days_since_prior_order و order_hour_of_day والفتره بين الطلبات بتتأثر 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 بلاحظ إن أغلب التنبؤات كانت صحيحة، خصوصاً لما النموذج توقع إعادة الشراء وصار فعلياً.

في بعض الحالات النموذج توقع إعادة شراء لكنها ما صارت، وفي حالات أقل ما توقع إعادة شراء لكنها صارت فعلياً.

بشكل عام، النتائج بتبيّن إن الموديل أداؤه جيد وبيعرف يميّز بشكل مناسب بين إعادة الشراء وعدمهما، مع وجود أخطاء بسيطة طبيعية بأي موديل تصنيف