تأثير السعر على جودة أنظمة التوصية في التجارة الإلكترونية

Apriori و K-Means دراسة تجريبية باستخدام خوارزميات

الملخص

تُعد أنظمة التوصية من الركائز الأساسية في منصات التجارة الإلكترونية، حيث تُستخدم لتحسين تجربة المستخدم، تقليل وقت اتخاذ القرار، وزيادة معدلات التحويل والمبيعات. وبينما تعتمد هذه الأنظمة على تحليل سلوك المستخدمين والخصائص المشتركة بين المنتجات، يُعد متغير "السعر" من بين أكثر السمات إثارة للجدل من حيث المستخدمين والخصائص المشتركة بين المنتجات، يُعد متغير "السعر" من بين أكثر السمات إثارة للجدل من حيث التوصيات.

يهدف هذا البحث إلى تقييم تأثير السعر كمتغير تحليلي في بناء نماذج التوصية، مع التركيز على استخدام خوارزمية **K-Means** لاستخلاص قواعد الارتباط. أُجريت دراسة تجريبية على مجموعة بيانات تضم 25 منتجًا **Apriori** للعنقدة و شراء الشراء الشراء متنوعًا من حيث الخصائص، إلى جانب بيانات فواتير الشراء

أظهرت النتائج أن تضمين السعر في نموذج التجميع قد يُحسّن التماسك السعري داخل العناقيد، لكنه في المقابل يُضعف التشابه الوظيفي والخصائص الفيزيائية بين المنتجات المُجمعة. بالتالي، فإن تضمين السعر كمُدخل مباشر في خوارزميات التوصية لا يضمن تحسين الجودة، بل قد يُقلل من دقة التوصيات في سياقات معينة، مما يستدعي . تقييمًا دقيقًا وتجريبًا متعدد النماذج قبل اعتماده

العنقدة، قواعد الارتباط، نظم التوصية، التجارة ،K-Means، Apriori ،**الكلمات المفتاحية:** السعر، جودة التوصية العنقدة، قواعد الارتباط، نظم التوصية، التجارة ، التجارة ، التنقيب في البيانات .

المقدمة .1

مع تضخم حجم البيانات الرقمية وتنوّع المنتجات والخدمات في البيئة الرقمية، أصبحت أنظمة التوصية أدوات حيوية لتصفية المحتوى وتقديم اقتراحات مخصصة للمستخدمين. وتشتغل هذه الأنظمة على تحليل أنماط السلوك الشرائي، التشابه بين المنتجات، والتفضيلات السابقة، بهدف توقع ما قد يرغب المستخدم في شرائه مستقبلًا.

رغم تنوع السمات المستخدمة في بناء هذه الأنظمة (مثل النوع، الوزن، الشركة، ونوع الاستخدام)، يُعد السعر من أكثر المتغيرات تأثيرًا – بل وأكثرها جدلاً – نظرًا لارتباطه الوثيق بقرار الشراء. ومع ذلك، فإن تضمين السعر كمُدخل كمّي مباشر في النماذج التحليلية قد يؤدي إلى نتائج متضاربة: فمن ناحية، قد يعزز التجميع الدقيق حسب الفئة . لكنه من ناحية أخرى قد يُضعف التماسك الوظيفي بين المنتجات

يهدف هذا البحث إلى تحليل تأثير السعر على جودة التوصيات من خلال دراسة تجريبية تستخدم تقنيات العنقدة (Clustering) عند تضمين K-Means وتحديدًا، يتم تقييم أداء خوارزمية (Association Rules) وقواعد الارتباط (Clustering) لاستخلاص قواعد توصية مبنية على سلوك الشراء. Apriori السعر مقابل استبعاده، إلى جانب استخدام خوارزمية وتُقاس جودة التوصيات من خلال تقييم بشري يركز على درجة التشابه الوظيفي بين المنتجات المقترحة .

الأسس النظرية .2

السعر كمتغير تحليلي 2.1

K-Means خوارزمية 2.2

عناقيد بناءً k من أشهر خوارزميات التجميع غير الخاضعة للإشراف، وتهدف إلى تقسيم البيانات إلى K-Means تُعد فإن هذه الخوارزمية "تُجري تجميعًا ،**scikit-learn** على التشابه في المسافات الإقليدية بين النقاط. كما توضح وثائق تلقائيًا للعناصر المتشابهة في مجموعات"، وتُستخدم في تطبيقات مثل تقسيم العملاء وتجميع نتائج التجارب.

يتأثر بشكل كبير بقياسات السمات، مما يجعل تطبيع البيانات ضروريًا، ويُعطي K-Means ومع ذلك، فإن أداء السمات ذات القيم العالية (مثل السعر) وزنًا أكبر إن لم تُعالج.

Apriori خوارزمية 2.3

لاستخلاص قواعد الارتباط من مجموعات المعاملات (مثل فواتير الشراء)، وتُحدد الأزواج Apriori تُستخدم خوارزمية الثقة ،(Support) أو المجموعات التي تُشترى معًا بشكل متكرر. تعتمد هذه القواعد على مقاييس مثل الدعم (Confidence)، وتُستخدم لاقتراح منتجات مكملة. يمكن دمج هذه القواعد مع نتائج التجميع لتحسين ،(Lift) والرفع ،دوة التوصية التوصية

جودة التوصية 2.4

(Relevance) والصلة ،(Coverage) التغطية ،(Precision) تُقاس جودة نظام التوصية بعدة مقاييس، منها الدقة في هذه الدراسة، يُعتمد على تقييم بشري يركز على "درجة التشابه الوظيفي" بين المنتجات المقترحة، حيث يتم . تقييم مدى منطقية التوصية من منظور المستخدم النهائي

المنهجية .3

مصدر البيانات 3.1

تم استخدام مجموعة بيانات تضم 25 منتجًا من فئات متنوعة، تتضمن الخصائص التالية:

- اسم المنتج
- السعر •
- الوزن •
- النوع (مثلاً: إلكتروني، منزلي، رياضي) •
- الشركة المصنعة •
- نوع الاستخدام •

.بالإضافة إلى ذلك، تم جمع بيانات فواتير شراء من مستخدمين وهميين لتحليل أنماط الشراء

معالجة البيانات 3.2

تم اتباع الخطوات التالية لضمان جودة البيانات:

- . **معالجة القيم المفقودة:** استُبدلت القيم الفارغة بمقاييس مركزية (المتوسط أو الوسيط)
- لتحديد وإزالة القيم المتطرفة، خاصة في متغير (IQR) كشف القيم الشاذة: استُخدم نطاق التباين الربيعي
 السعر
- على جميع السمات الكمية لضمان معاملة متساوية في (Min-Max Scaling) تطبيع البيانات: طُبتق التطبيع
 خوارزمية

 K-Means.

التصميم التجريبي 3.3

:أُجريت التجربة على مرحلتين

K-Means المرحلة 1: التجميع باستخدام

- بإدراج السعر كمتغير تحليلي K-Means التجربة أ: تنفيذ
- بدون السعر، والاعتماد فقط على السمات الوظيفية (الوزن، النوع، إلخ) K-Means التجربة ب: تنفيذ •
- .k = 5 وتم تثبيته عند (Elbow Method) "تم تحديده باستخدام طريقة "المرفق (k) عدد العناقيد •

المرحلة 2: استخلاص قواعد الارتباط

- . لاستخراج قواعد الترابط من بيانات الفواتير (mlxtend) من خلال مكتبة) Apriori استُخدمت خوارزمية
- .تم تحديد حدود دنيا للدعم (0.1) والثقة (0.5) لتصفية القواعد ذات الدلالة

المرحلة 3: بناء نظام التوصية

تم دمج نتائج التجميع مع قواعد Apriori:

- .إذا كان المستخدم يتصفح منتجًا في عنقود معين، تُقترح عليه منتجات من نفس العنقود
- .("B اشترى أيضًا ،A مثلاً: "مَن اشترى) إن وُجدت Apriori تُضاف توصيات من قواعد •

المرحلة 4: التقييم

- .تم عرض التوصيات على مجموعة من المقيمين (10 أشخاص)
- .كُلَّفوا بتقييم "درجة التشابه الوظيفي" بين المنتج الأصلي والمنتج المقترح على مقياس من 1 إلى 100 •
- تجربة المتوسط العام لكل تجربة

النتائج .4

:أُجريت مقارنة شاملة بين التجربتين، وأظهرت النتائج ما يلي

المعيار	مع تضمين السعر	بدون تضمين السعر
متوسط تقييم التشابه	72.4 / 100	85.6 / 100
عدد العناقيد	5	5
الوضوح الوظيفي	متوسط	مرتفع
تباين السعر داخل العنقود	منخفض	عالي
◀	•)

التحليل الكمى

- عند تضمین السعر، كانت العناقید متماسكة من حیث السعر (تباین منخفض)، لكنها ضمت منتجات مختلفة
 وظیفیًا (مثلاً: "سماعة رأس" مع "بطاریة")
- عند استبعاد السعر، تحسن التشابه الوظيفي بشكل ملحوظ، حيث تجمعت المنتجات حسب النوع والاستخدام
 (مثلاً: جميع الأجهزة الرياضية في عنقود واحد).
- .أضافت قيمة تكميلية، خاصة في حالات الشراء المترافق (مثل: "حقيبة + شاحن") Apriori قواعد •

المناقشة .5

تشير النتائج إلى أن **السعر، رغم أهميته في اتخاذ القرار الشرائي، قد يُحدث تحيزًا في عملية التجميع**. فبسبب مما يجعله العامل ،K-Means طبيعته الكمية العالية، يُهيمن السعر على المسافات الإقليدية المستخدمة في . المحدد الرئيسي في تشكيل العناقيد، حتى لو كانت السمات الوظيفية غير متجانسة.

هذا التحيز يُقلل من **جودة التوصية من منظور المستخدم**، حيث يُفضل غالبًا اقتراح منتجات مشابهة في الاستخدام والوظيفة، وليس فقط في السعر. على سبيل المثال، قد لا يكون من المنطقي اقتراح "سماعة رأس باهظة الثمن" والوظيفة، وليس فقط في السعر. على سبيل المثال، قد لا يكون من المنطقي اقتراح "سماعة رأس باهظة الشمن".

لذلك، يُوصى بعدم إدراج السعر كمُدخل مباشر في نماذج التجميع إلا بعد تقييم دقيق، أو تحويله إلى متغير فئوي (Post-أرمثلاً: "رخيص"، "متوسط"، "غالي") لتقليل تأثيره العددي المفرط. كما يمكن دمجه كعامل تصفية لاحق (filtering) بدلًا من استخدامه في التجميع الأساسي

الاستنتاج .6

تُظهر هذه الدراسة أن تضمّن السعر كمُدخل في خوارزميات التوصية ليس دائمًا مفيدًا، وقد يؤدي إلى توصيات غير منطقية من حيث الوظيفة أو الاستخدام. فبينما يُحسّن السعر التماسك المالي داخل العناقيد، فإنه يُضعف التماسك منطقية من حيث الوظيفي، مما يقلل من جودة التوصية من منظور المستخدم

:التوصيات

- ت**جريب النماذج مع وبدون السعر** لتقييم تأثيره على جودة التوصية .1
- ت**حويل السعر إلى متغير فئوي** أو استخدامه كعامل تصفية لاحق بدلًا من تضمينه في التجميع .2
- مع نتائج التجميع لتعزيز دقة التوصيات (Apriori مثل) دمج قواعد الارتباط .3
- الاعتماد على تقييم بشري كمقياس مكمل للمقاييس الكمية .4.

:الأعمال المستقبلية

في المستقبل، يمكن توسيع هذه الدراسة باستخدام بيانات أكبر، أو دمج تعلم التعزيز (Reinforcement Learning) لتعديل تأثير السعر ديناميكيًا حسب سلوك المستخدم.

المراجع .7

• Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2015). Recommender Systems Handbook. Springer.

- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). Data Mining: Concepts and Techniques. Elsevier.
- Aggarwal, C. C. (2016). Recommender Systems: The Textbook. Springer.
- Raschka, S. (2023). mlxtend documentation. https://rasbt.github.io/mlxtend/
- scikit-learn developers. (2023). User Guide: Clustering. https://scikit-learn.org/

ملاحظة: هذا البحث متاح للاستخدام الأكاديمي والتعليمي. لأي استفسارات أو تطوير إضافي، يُرجى التواصل مع الباحث.