Content-Based Filtering :

Content-Based Filtering هي نوع من نظام التوصية الذي يستخدم **ميزات العنصر** للتوصية بعناصر أخرى مشابهة لما يحبه المستخدم، بناءً على إجراءاته السابقة أو **تعليقاته الصريحة.** ويعتمد على المعلومات المتعلقة بالعناصر نفسها، مثل الأنواع أو الميزات أو الأوصاف الخاصة بها، لإنشاء توصيات لمستخدم معين. **ولا تتطلب هذه الطريقة أي معلومات عن المستخدمين الآخرين أو تقييماتهم أو تفاعلاتهم**, لذلك قد تعتبر هي الانسب لمشروعنا لانه سيتم ادخال معلومات المستخدم من قبله (تعليمات صريحة)

كيف تعمل Content-Based Filtering

تحاول CBF تخمين ما قد يعجب المستخدم بناءً على نشاط ذلك المستخدم. ويستخدم أوجه التشابه في المنتجات أو الخدمات أو ميزات المحتوى، بالإضافة إلى المعلومات المتراكمة حول المستخدم لتقديم توصيات. تتجنب هذه الطريقة مشكلة البداية الباردة، وهي مشكلة محتملة في collaborative filtering عندما يكون موقع الويب أو المجتمع الجديد به عدد قليل من المستخدمين الجدد ويفتقر إلى اتصالات المستخدمين, لذلك collaborative filtering غير مناسبة لنا

المفاهيم الأساسية في أنظمة CBF

**تتطلب أساليب CBF قدرًا كبيرًا من المعلومات حول ميزات العنصر، بدلاً من تفاعلاته مع المستخدم**. بالنسبة لمنتجات مثل الالعاب، يمكن أن تكون هذه الميزات هي الخصائص والعمر والعلامة التجارية والجنس وما إلى ذلك. وتعتمد هذه النماذج بشكل كبير على معرفة المجال منذ العنصر تم تصميم الميزات يدويًا في النظام. من ناحية أخرى، تستخدم collaborative filtering التفاعلات التاريخية بين المستخدمين والعناصر لتجميع المستخدمين ذوي الأذواق المتشابهة واقتراح عناصر جديدة للمستخدم المستهدف , وهذا غير متواجد في مشروعنا الحالي

المميزات والعيوب

تتمثل إحدى ميزات CBF في أنها **لا تحتاج إلى أي بيانات حول المستخدمين الآخرين** (لذلك هو مناسب لنا), مما يسهل تقليص حجمها إلى عدد كبير من المستخدمين. ومع ذلك، فهو يقدم قدرًا صغيرًا فقط من الحداثة نظرًا لأنه يقوم بمواءمة ميزات الملف الشخصي للمستخدم مع المنتجات المتاحة. بالإضافة إلى ذلك، فإنه يتطلب بيانات المستخدم والعنصر، في حين أن collaborative filtering تتطلب فقط بيانات سلوك المستخدم.

باختصار، تعد CBF أسلوبًا قيمًا لتقديم التوصيات بناءً على ميزات العنصر وتفضيلات المستخدم، مما يوفر منظورًا مختلفًا عن collaborative filtering .

collaborative filtering :

collaborative filtering هي تقنية تستخدمها أنظمة التوصية لإجراء تنبؤات تلقائية حول اهتمامات المستخدم من خلال **جمع التفضيلات أو معلومات الذوق من العديد من المستخدمين**. ويركز على العلاقة بين المستخدمين والعناصر، وتحديد تشابه العناصر بناءً على تشابه تقييمات تلك العناصر من قبل المستخدمين **الذين قاموا بتقييم** كلا العنصرين.(هذا النظام غير مناسب لفكرتنا بسبب عدم تواجد معلومات عن سلوك المستخدمين, اي لايوجد مستخدمين فعليين للمتجر)

أنواع collaborative filtering

هناك نوعان رئيسيان من collaborative filtering

**collaborative filtering على أساس المستخدم**: تقيس هذه الطريقة التشابه بين المستخدمين المستهدفين والمستخدمين الآخرين. يتنبأ باهتمام المستخدم بعنصر ما بناءً على تفضيلات المستخدمين الآخرين الذين يشبهونه.

**collaborative filtering القائمة على العناصر**: يقيس هذا الأسلوب التشابه بين العناصر التي يقيّمها المستخدمون المستهدفون أو يتفاعلون معها والعناصر الأخرى. يتنبأ باهتمام المستخدم بعنصر ما بناءً على تفاعلاته السابقة مع عناصر مماثلة.

كيف تعمل التصفية التعاونية

تستخدم collaborative filtering **التفاعلات السابقة** بين المستخدمين والعناصر للتوصية بعناصر جديدة. فهو يقوم بتنبؤات حول العناصر التي يجب أن يحبها المستخدم وفقًا **لتفضيلاته السابقة**، وذلك باستخدام المعلومات التي تم جمعها من العديد من المستخدمين. تفترض هذه الطريقة أنه إذا كان لدى الشخص "أ" نفس رأي الشخص "ب" بشأن قضية ما، فمن المرجح أن يكون لدى "أ" رأي "ب" في قضية مختلفة عن رأي الشخص الذي تم اختياره عشوائيًا.

المميزات والعيوب

تتميز collaborative filtering بأنها قادرة على مساعدة المستخدمين على اكتشاف اهتمامات جديدة ويمكنهم التكيف مع التغييرات في تفضيلات المستخدم بمرور الوقت. ومع ذلك، قد يواجه مشكلات في قابلية التوسع مع زيادة قاعدة المستخدمين، مما يؤدي إلى نتائج بطيئة وغير دقيقة. بالإضافة إلى ذلك، قد تفشل في التوصية بمجموعة متنوعة من المنتجات لأنها تعتمد على البيانات التاريخية وتميل إلى تقديم التوصيات المتعلقة بها.

باختصار، تعد collaborative filtering طريقة قوية لتقديم التوصيات بناءً على تفضيلات المستخدمين وتفاعلاتهم، وتقديم اقتراحات مخصصة بناءً على سلوك المستخدمين المماثلين.

Hybrid Filtering :

يجمع هذا النهج بين المخرجات من نماذج مختلفة، مثل نماذج CBF و CF،

يتغلب على القيود المفروضة على استراتيجيات التوصية الفردية

يقدم توصيات أكثر دقة وفعالية من خلال الاستفادة من نقاط القوة في الأساليب المختلفة

يقدم نظام توصيات شامل ومتعدد الاستخدامات يمكنه التكيف مع تفضيلات المستخدم وسلوكياته المختلفة.

تنفيذ التصفية الهجينة:

يمكن تنفيذ أنظمة التوصية الهجينة باستخدام تقنيات مختلفة، مثل الجمع بين نماذج التصفية CBF و CF، والاستفادة من استراتيجيات التوصية المتنوعة لتعزيز دقة وفعالية التوصيات.

باختصار، تعد التصفية المختلطة أسلوبًا قويًا يجمع بين استراتيجيات التوصية المتعددة لتقديم توصيات مخصصة أكثر دقة وفعالية للمستخدمين، والتغلب على القيود المفروضة على طرق التوصية الفردية.

بناءً على الدراسة السابقة من المقترح ان يتم استخدام Content-Based Filtering لأنة الانسب لفكرتنا

وقد يتم تطويره ل Hybrid Filtering فيما بعد

المراجع

كورس على كورسيرا باسم Unsupervised Learning, Recommenders, Reinforcement Learning

<https://www.coursera.org/learn/unsupervised-learning-recommenders-reinforcement-learning/home/week/2>

يوتيوب

قائمة تشغيل <https://youtu.be/5VylUiV5zsc?si=mTUtgD0StZgqo3Ma>

فيديوهات

<https://youtu.be/WlJLGTMGC_A?si=wWDPghg0t6CIQQRj>

<https://youtu.be/wxQdtPT5-2Q?si=CLWeitWPKLqWMACT>

<https://youtu.be/8_VEwRMkvRg?si=CkvRozXxvL1EwzWF>

بالاضافة ل chatGPT