

LaKeel Commerce で活用できる分析の提案 ～レコメンデーション～

浦上 真治

June 15, 2019

LaKeel BI 開発 G

1. レコメンデーションの概要

2. レコメンデーションの実装

レコメンデーションの概要

レコメンデーションとは

ユーザにとって有用と思われる商品・情報を選び出し、それをユーザーの目的に合わせた形で提示すること。

よく一緒に購入されている商品



総額: ¥6,597

3瓶ともカートに入れる

- 対象商品: カゴメ 野菜生活100 Smoothie グリーンスムージーMix 1000g×6本 ¥2,469 (¥412 / 本)
- カゴメ 野菜生活100 Smoothie(スムージー) 豆乳/バナナミックス 1000g×6本 ¥2,367 (¥394 / 本)
- カゴメ 野菜生活100 Smoothie(スムージー) WPベリ&ヨーグルトミックス 330ml×12本 ¥1,761 (¥147 / 本)

この商品に関連するスポンサー プロダクト

ページ: 1 / 19



グリーン モリカスムージー 200g キウイフルーツ桃 スーパーフード 野菜 25
種類
¥2,000 prime



カゴメ 野菜生活100 Smoothie(スムージー) グリーンスムージーMix 330ml×12本
★★★★☆ 211
¥1,761 (¥147/本)
prime



カゴメ 野菜生活100 Smoothie(スムージー) 豆乳/バナナミックス 1000g×6本
★★★★☆ 32
¥2,367 (¥394/本)
prime



カゴメ 野菜生活100 Smoothie(スムージー) WPベリ&ヨーグルトミックス 330ml×12本
★★★★☆ 26
¥1,761 (¥147/本)
prime



カゴメ 野菜生活100 Smoothie(スムージー) オレンジざくろ&ヨーグルトミックス 330ml×12本
★★★★☆ 32
¥1,761 (¥147/本)
prime



カゴメ 野菜生活100 Smoothie マンゴーベリースムージーミックス 330ml×12本
★★★★☆ 36
¥1,761 (¥147/本)
prime



カゴメ 野菜生活100 Smoothie アーモンドミルク&いちごマキベリーMix 330ml×12本
★★★★☆ 35
¥1,609 (¥134/本)
prime

広告へのご意見

この商品をチェックした人はこんな商品もチェックしています

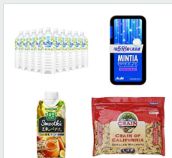
ページ: 1 / 8



レコメンデーションの例

マイストア 表示履歴 お客様へのおすすめ おすすめ商品を正確にする プロフィール 詳しくはこちら

さんへのおすすめ



食料雑貨で、それを再び購入
25 商品



ヘルスおよびパーソナルケア商品カテゴリーから再購入
18 商品



ベビー用品カテゴリーから再購入
3 商品

食料雑貨で、それを再び購入 表示内容を管理する

×
ページ 1 / 7



[Amazonブランド]Happy Belly
天然水 600ml・600ml 2L ...
★★★★☆ 780
¥1,210 [prime](#)



アサヒグループ食品 ミンティア
アップルズ リフレッシュブル
— 30粒・8個
★★★★☆ 86
¥820



カゴメ 野菜生活100
Smoothie(スムージー) 豆乳パ
ナナミック ...
★★★★☆ 100
¥1,761 [prime](#)



クレイン クリームLHP 1kg
★★★★☆ 180
¥1,903 [prime](#)

レコメンデーションには様々な手法がありますが、今回は

- アソシエーション分析
- 協調フィルタリング

を取り上げます。

顧客が商品を購入する際の購入パターンを分析することで「商品 A」を買った人は「商品 B」も買う可能性が高いといった「ルール」を抽出する手法。

「この商品を買った人はこの商品も買っています」のような形のレコメンドが可能。

*詳細については「主要データ分析手法の概要と BI 連携」を参照してみてください。

ユーザ/アイテム間の類似度を算出し、ユーザの嗜好に合う商品を
レコメンドする手法。

今回は協調フィルタリングの以下の手法を紹介します。

- ユーザベース協調フィルタリング
- アイテムベース協調フィルタリング

ユーザベース協調フィルタリング

ユーザの嗜好 (評価・購入など) 情報をもとにユーザ間の類似度を測ることで、

「AさんとBさんは類似した嗜好を持っているので、ユーザBはユーザAが購入した商品4を買うかもしれない」
というロジックで商品をレコメンドする手法。

	商品1	商品2	商品3	商品4
Aさん	○購入	○購入	×未購入	○購入
Bさん	○購入	○購入	×未購入	???

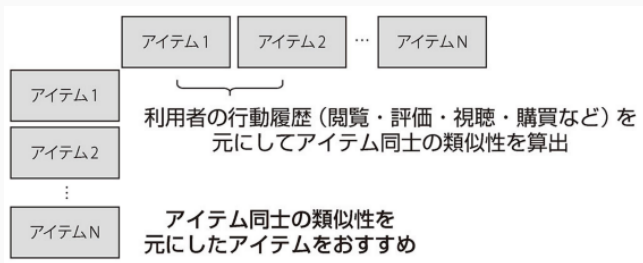
Bさんは商品4を購入しよう！
⇒レコメンドしよう！



アイテムベース協調フィルタリング

商品同士の類似度を測ることで、

「商品 D と商品 E は同じユーザから好まれる傾向があるので、商品 D のみ購入している F さんは商品 E も購入するかもしれない」というロジックで商品をレコメンドする手法。



レコメンデーションの評価基準としてユーザが商品につける評価点の予測と実際につけられた点数の誤差を算出する方法があります。

この基準はレコメンデーションがどの程度正確に行えたかを表すことができます。

この誤差の指標は以下のものがあります。

- MSE : 予測値と実測値の差を 2 乗した値を平均したもの。
- RMSE : MSE の平方根をとったもの。
- MAE : 予測値と実測値の差の絶対値を算出し、平均したもの。

RMSE は予測の精度指標の代表的なものでレコメンデーション以外でも良く使われています。

レコメンデーションをした結果、どれほど商品が見られたか/購入されたかを算出することでレコメンデーションの効果を数値化することができます。

この指標はレコメンデーションがどれくらい効果的だったかを測ることができます。

クリック率 (CTR) はレコメンデーションとして提示された商品がどれだけクリックされたかを表した物です。オンライン広告の評価基準としても良く使われています。

$$CTR[\%] = \text{クリック回数} \div \text{表示回数} \times 100$$

コンバージョンとは商品が購入されることであり、
コンバージョン率 (CVR) はレコメンデーションとして提示された
商品がどれだけ購入されたかを表した物です。

$$CVR[\%] = \text{購入回数} \div \text{クリック回数} \times 100$$

レコメンデーションの実装

ここからは LaKeel BI を使ったレコメンデーションの実装イメージを紹介します。

今回使用したデータは「MovieLens」という映画のレビューデータセットです。このデータセットには 1600 余りの映画に対する 900 人の 5 段階評価のデータが含まれており、レコメンデーションシステムの開発・評価に良く使われているものになります。

補足：類似度の考え方

今回はコサイン類似度を使用して類似度を計算しています。
コサイン類似度は、作品評価値ベクトル空間においてユーザを表すベクトル同士がなす角と解釈できます。 $-1 \sim 1$ の値をとり、2つのベクトルが同じ方向を向いている場合は1になります。

