

はじめに

定式化

アルゴリズムの
実装

評価実験

まとめ

情報中立推薦システム

滝沢 光介

富山県立大学 電子情報工学科

April 30, 2021

情報推薦システム

利用者が好むであろう情報を、利用者との対話を通して予測、特定し、それらを利用者の目的に合わせて提示するシステムである。

例

Amazon や Netflix にみられる、「こんな商品を購入した人はこんな商品も買っています」や Twitter におすすめのトレンドである。

はじめに

定式化

アルゴリズムの
実装

評価実験

まとめ

フィルターバブル問題

情報推薦により利用者が限定された情報の中にとらわれることにより新たな話題にふれる機会を奪われたり、社会の中での情報の認知にギャップを感じてしまうといった問題である。

解決策

情報推薦をする上で、すべての情報に対して中立であることは不可能であるので、利用者が選んだ特定の情報に対してのみ中立であるといった「情報中立推薦システム」を提案する。

はじめに

定式化

アルゴリズムの
実装

評価実験

まとめ

扱うデータ

利用者 : $x \in (1, \dots, n)$
アイテム : $y \in (1, \dots, m)$
利用者がアイテムに与える評価値 : s
 x, y に依存して決定する目標変数 : t

訓練事象集合

$$D = (x_i, y_i, s_i, t_i), (i = 1, \dots, N)$$

定式化(1)

5/12

予測評価値関数

利用者がアイテムに与えるであろう評価値を予測する関数. 訓練事象を利用し, この関数を学習する.

$$\hat{s}(x, y, t)$$

損失関数

真の評価値 s^* と予測評価値 \hat{s} の非類似度を表す.

$$loss(s^*, \hat{s})$$

中立性関数

予測評価値 \hat{s} を求める際に用いた目標変数 t に対する中立性を表す.

$$neutral(\hat{s}, t)$$

はじめに
定式化

アルゴリズムの
実装

評価実験

まとめ

定式化(2)

目的関数

はじめに
定式化
アルゴリズムの
実装
評価実験
まとめ

訓練事象集合 D が与えられたとき, 損失関数が小さく, 中立性関数の値を大きくする予測評価関数を求めることが情報中立推薦システムの目標となる.

$$loss(s^*, \hat{s}(x, y, t)) - \eta neutral(\hat{s}(x, y, t), t) \quad (1)$$

η : 損失と中立性を調整するパラメーター

予測モデル

行列分解を用いたモデルの一種である潜在因子モデルを利用して、予測モデルを作成する。

$$\hat{s}(x, y) = \mu + b_x + c_y + p_x q_y^T \quad (2)$$

μ, b_x, c_y : バイアス項, p_x, q_y : K 次元ベクトルのパラメーター

パラメーター学習

損失関数として二乗誤差を導入し、次の目的関数を最小化することによりパラメーターを学習する。

$$\sum_{(x_i, y_i, s_i) \in D} (s_i - \hat{s}(x_i, y_i))^2 + \lambda R \quad (3)$$

$R : b_x, c_y, p_x, q_y$ に対する L_2 正則項, λ : 正則化パラメーター

はじめに
定式化

アルゴリズムの
実装

評価実験

まとめ

予測モデルの拡張

(2) 式を情報中立推薦システムで利用できるように、目標変数 t に依存するように拡張する。

$$\hat{s}(x, y, t) = \mu^{(t)} + b_x^{(t)} + c_y^{(t)} + p_x^{(t)} q_y^{(t)\text{T}} \quad (4)$$

中立性関数の定式化

中立性を統計的独立性と考え、その大きさを負の相互情報量で測る。

$$\begin{aligned} -I(\hat{S}; T) &= \sum_{t \in (0.1)} \int Pr[\hat{s}, t] \log \frac{Pr[\hat{s}|t]}{Pr[\hat{s}]} d\hat{s} \\ &= \sum_{t \in (0.1)} Pr[t] \int Pr[\hat{s}|t] \log \frac{Pr[\hat{s}|t]}{Pr[\hat{s}]} d\hat{s} \end{aligned} \quad (5)$$

式変形

(5) 式について, \hat{s} の値域を離散化した分布 $\tilde{Pr}[\hat{s}|t]$ を適応させることで次式が得られる.

$$-I(\hat{S}; T) = \frac{1}{N} \sum_{(t) \in D} \sum_{\hat{s} \in Bin} \tilde{Pr}[\hat{s}|t] \log \frac{\tilde{Pr}[\hat{s}|t]}{\tilde{Pr}[\hat{s}]} d\hat{s} \quad (6)$$

目的関数

(1) 式の形に上記のことをまとめると、情報中立推薦システムの目的関数は次式となる.

$$L(D) = \sum_{(x_i, y_i, s_i, t_i) \in D} (s_i - \hat{s}(x_i, y_i, t_i))^2 + \eta I(\hat{S}; T) + \lambda R \quad (7)$$

扱うデータ

- アイテムの種類：*MovieLens100k*
- 利用者：ID200 以下
- アイテム：ID300 以下
- 総評価数：9409

目標変数

- 1 映画の公開年が 1990 年よりも古いか
- 2 利用者の性別

実験結果

11/12

実験結果図

実験の結果得られた、予測精度(図1)と予測評価と目標変数の相互情報量(図2)を示す。

はじめに
定式化
アルゴリズムの
実装
評価実験
まとめ

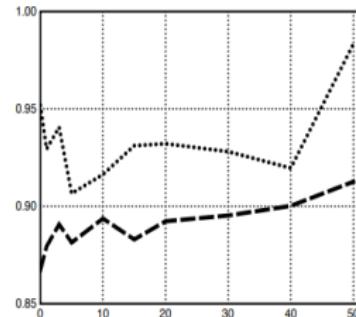


図 1: 予測精度

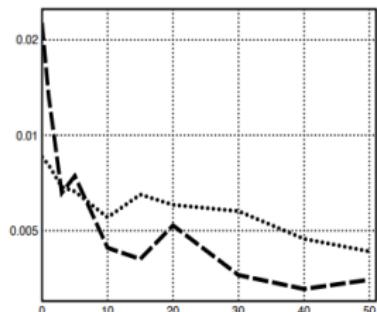


図 2: 相互情報量

実装したこと

- ① 潜在モデルによる推薦アルゴリズムに中立性を付与した、情報中立推薦を実現するアルゴリズムの実装.
- ② そのアルゴリズムにより、中立性を強化することの証明.

今後の課題

今回実装した手法では大規模処理に適していないため、それに対応したシステムの実装が今後の課題となる.

はじめに

定式化

アルゴリズムの

実装

評価実験

まとめ