

確定的アニーリング EM アルゴリズムを用いた

クロスメディアレコメンデーション方式の提案

A Deterministic Annealing Approach to Cross-Media Recommendation

柳原 正†
Tadashi Yanagihara

帆足 啓一郎†
Keiichiro Hoashi

松本 一則†
Kazunori Matsumoto

菅谷 史昭†
Fumiaki Sugaya

1. はじめに

従来のレコメンデーションシステムにおいて、協調フィルタリング[1]を用いているため、履歴情報が無いユーザに対してレコメンドできない問題が存在した。この問題を解決するため、著者らによって、ユーザの他メディア源における嗜好を推測し、メディア間の相関関係を利用してレコメンドする手法が提案されている[2]。しかし、EM アルゴリズムの特性により、大域的最適解が保証されず、局所的最適解に陥った場合、ユーザのクラス分けの際に偏りが発生してしまいやすいという問題点を持つ。これにより、レコメンド結果に偏りが発生してしまう。

本論文では、確定的アニーリング EM (以降、DAEM) アルゴリズム[3]を用いたクロスメディアレコメンデーション方式を提案する。DAEM アルゴリズムでは大域的最適解が理論的に保証されるため、ユーザのクラス分布に偏りが発生しにくくなる。これにより、レコメンド結果における偏りを軽減できることが望める。

2. 課題

従来の協調フィルタリングを用いたレコメンデーションシステムでは履歴情報がないユーザに対してレコメンドができなかったが、著者らによって履歴情報がないユーザの過去の他メディア源における履歴情報から嗜好を推測してグループ分けし、グループ間の相関関係を計算することで、履歴情報を持たないユーザに対してレコメンドを可能にする「クロスメディアレコメンデーション方式」が提案されている。

しかし、この方式で採用している EM アルゴリズムの特性に少し不都合がある。レコメンデーションシステムで利用される履歴情報の多くは出現するアイテムに偏りが発生するケースが多いと考えられる。例えば、音楽などのようなコンテンツにおいて、大多数のユーザがヒット曲をダウンロードしていることが想定される。このようなデータを対象として潜在クラスモデルを適応した場合、大多数のユーザが所属する「マジョリティクラス」が抽出されることが予想される。EM アルゴリズムの特性を踏まえると正しく動作しているが、この性質によりマジョリティクラスに所属するユーザへのレコメンド結果が一様になってしまい、利用者にとっては面白みのない結果となってしまう。これは EM アルゴリズムで最尤推定を行う際、局所的最適解に陥りやすいことが原因として考えられる。

3. 提案

本論文ではクロスメディアレコメンデーション方式において、EM アルゴリズムにおける局所解に陥る問題を解決するため、DAEM アルゴリズムを取り入れることを提案する。DAEM アルゴリズムを用いることで、大域的最適解が求まることを理論的に保証され、潜在クラスモデルにおけるクラス分布の偏りが少なくなり、結果としてレコメンド結果における偏りを軽減できることが期待できる。

4. 性能評価

ここで協調フィルタリング (CF)、EM アルゴリズムを用いたクロスメディアレコメンデーション方式 (CM-EM)、DAEM アルゴリズムを用いたクロスメディアレコメンデーション方式 (CM-DAEM) の3通りを用いてレコメンデーション結果を作成した場合の精度を検証するために評価実験を行う。

具体的な実験方法として、分析用に用いる分析基データとレコメンド結果のために利用する推奨基データのうち、推奨基データに含まれる履歴情報のユーザから一部をサンプリング用ユーザとして選出し、そのユーザの履歴情報を削除する。次に、レコメンド結果を計算した後、削除した履歴情報と計算されたレコメンド結果を照らし合わせ、実際サンプリング用ユーザによって利用されたアイテム数が一致した回数を精度として計算する。

このとき、評価軸としてテキスト検索の精度評価として主に用いられる precision・recall を用いる。Precision はレコメンド結果で一致した件数をレコメンドした全件数によって割ることで求められ、レコメンド結果のうち、何割が実際に購入されたかを現す。Recall は一致した件数の比率を削除した履歴情報の全件数で割った結果で求められ、実際に購入・評価されたアイテム数を何件当たったかの割合を表す。

5. 評価手法

比較対象とする評価用データとして、GroupLens[4]にて公開されている映画を鑑賞したユーザの10万件分の履歴情報を用いた。本実験では、最も人気があったジャンルである drama に属するアイテム (725件) の履歴情報を分析基データとし、drama 以外のジャンルに属するアイテム (657件) の履歴情報を履歴基データとした。

CF のレコメンド結果を計算するために、”Item-Based Top-N Recommendation Algorithms” [5] を実装したプロトタイプエンジンをを用いて計算した。

CM-EM・CM-DAEM を利用する際のパラメータ設定において、サンプリング用ユーザとして、全943ユーザのうち、2割にあたる20% (188名) を選出し、CM-EM・CM-DAEM に

† 株式会社 KDDI 研究所

おける分析基データ及び推奨基データから潜在クラスを求め際のクラス数を10とした。

6. 評価結果と考察

図1において、最も人気があるジャンルである drama に含まれない映画の履歴情報を推奨基データとして用いたときに、EM アルゴリズムと DAEM アルゴリズムを使って潜在クラスを抽出したときのユーザ分布を示す。縦軸がクラス番号、横軸がユーザ数である。図1が示すとおり、EM アルゴリズムを利用する場合よりも、DAEM アルゴリズムを使用した場合がユーザの分布の偏りが穏やかになることが分かる。

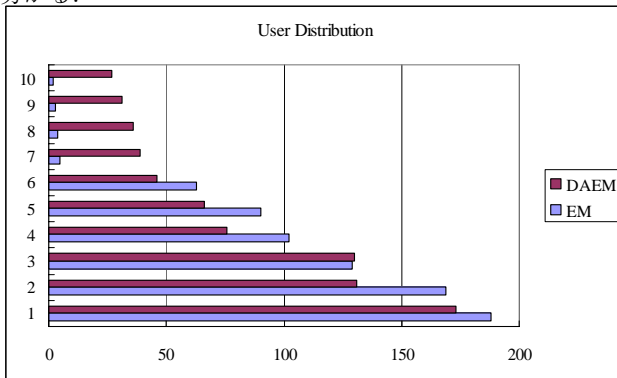


図1: DAEM・EM アルゴリズムを用いたときのユーザ分布図

図2・図3にレコメンド精度の評価結果を掲載する。横軸がレコメンド件数、縦軸は正答率である。なお、CM-EM・CM-DAEM は初期値により結果が変動するため、どちらも3回計測し、平均した結果を掲載している。

Precision では、DAEM アルゴリズムは EM アルゴリズム使用時と比べ、precision・recall とともに精度が若干低下しているものの、精度にほぼ差が無いと言える。また、CF を用いた場合と比べると、レコメンド件数を増やしても全体的に精度が高いことが分かった。一方、recall においては、CM-EM・CM-DAEM・CF とともに大差がないことが分かった。

注目すべき箇所として、precision において、CM-EM 及び CM-DAEM を用いた場合は CF を用いた場合に比べ、レコメンド件数が少ない場合ほど差が大きく、レコメンド件数が増加するにつれ、ほぼ同じ値になることが挙げられる。これを現実的なシナリオで考えると、ユーザが閲覧するレコメンド件数は少ないため、より少ないレコメンド件数をより高精度で表示した方が良いと言える。このため、履歴情報がないユーザに対しレコメンド結果を生成する場合において、CF より CM-EM 及び CM-DAEM を用いた方が有効と言える。

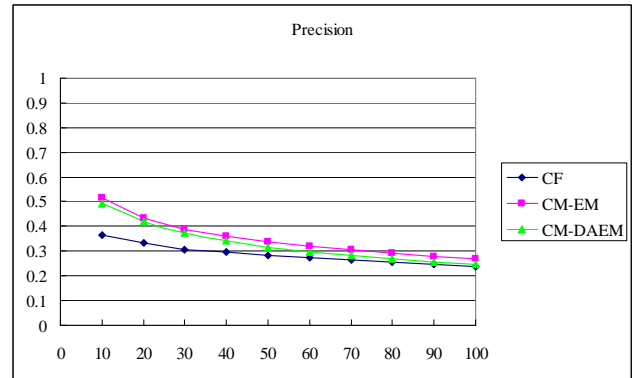


図2. 各方式における Precision の精度

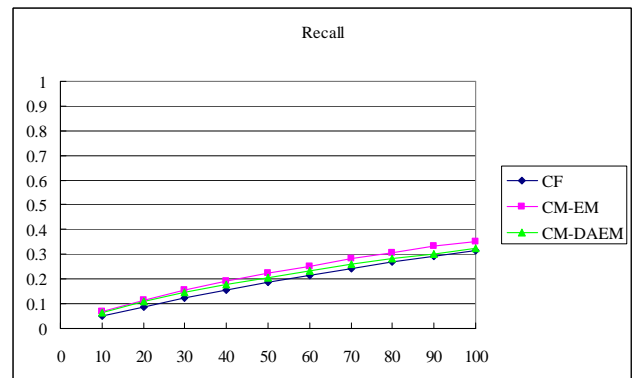


図3. 各方式における Recall の精度

7. まとめ

本論文では、クロスメディアレコメンドーションにおいて、利用するアルゴリズムを EM アルゴリズムから DAEM アルゴリズムに変更した場合、precision・recall がほぼ変わらないが、ユーザ分布の偏りが軽減されることが分かった。また、CF と比べ、レコメンド件数に関係なく精度が高く、特に少ないレコメンド件数の場合ではより高い精度を示すことができた。

8. 参考文献

- [1] D. Goldberg, D. Nichols, B.M. Oki, and D.Terry, "Using Collaborative Filtering To Weave An Information Tapestry", Communications of the ACM, 35(12):61--70, 1992.
- [2] 柳原 正, 帆足 啓一郎, 松本 一則, 菅谷史昭, "潜在クラスを利用したクロスメディアレコメンドーション方式の提案", 情報処理学会 第 68 回全国大会講演論文集, No.3, p. 1-2, 2006
- [3] N. Ueda, R. Nakano, "Deterministic Annealing EM Algorithm," Neural Networks, 11(2), p. 271-282, 1998.
- [4] "GroupLens", <http://www.cs.umn.edu/research/GroupLens/>
- [5] M. Deshpande and G. Karypis, "Item-based Top-N Recommendation Algorithms", ACM Transactions on Information Systems (TOIS) 2004