

# レコメンド機能充実に向けたコンテキスト指向 ソフトウェアアーキテクチャの設計

2015SE031 鹿又雅人 2015SE043 北山裕也

2015SE078 高井友也

指導教員：野呂昌満

## 1 はじめに

多数存在する EC サイトでは売上向上のためにより確度の高いレコメンド機能を提供する必要がある。現在のレコメンドシステムでは、主に購入、閲覧履歴を基とする協調フィルタリングや商品の類似度を基とするコンテンツベースフィルタリングというレコメンド手法がある [4]。

協調フィルタリングとコンテンツベースフィルタリングには以下の問題がある。

- 協調フィルタリングは、履歴データの少ない新規の利用者に対して商品をレコメンドすることは困難である。同様に、新しく追加された商品を利用者にレコメンドすることも困難である。
- コンテンツベースフィルタリングは、利用者が過去に購入した商品に類似した商品が多くレコメンドされてしまう。その結果、利用者にとってレコメンドされる商品のジャンルが限られてしまう。

本研究の目的は、動的に再構成可能なアーキテクチャを設計することである。多様な状況でも安定した確度のレコメンドを実現するために動的にレコメンド手法を切り替え可能とする。以下の手順でアーキテクチャ設計を行う。

1. データマイニング技術およびレコメンド技術の追加を容易にするために、Model アスペクトに Black Board スタイルを適用する。
2. ポリシを定義するだけでレコメンド手法やデータマイニング手法の動的な切り替えが可能にするために、江坂らの PBR パターンを適用する。
3. アーキテクチャを単純な構造にするために、レコメンド手法の動的な変更とマイニング手法の動的な変更を、ベースコンテキストおよびメタコンテキストに応じた再構成として、それぞれを同じ構造で定義する。

## 2 背景技術

### 2.1 データマイニング

データマイニングとは、大量のデータをデータ間の相互関係やパターンを見出す技術である。

#### 2.1.1 ニューラルネット

ニューラルネットとは、人間の脳を模したマイニング手法である。教師信号（正解）の入力によって問題に最適化されていく教師あり学習と、教師信号を必要としない教師なし学習に分けられる。

我々はニューラルネットを用いることでレコメンド手法を切り替えるために必要な類似度を計算する。商品画像や SNS の投稿画像を分析し、類似度を計算する。

#### 2.1.2 PLSA

PLSA( Probabilistic Latent Semantic Analysis )は、自然言語処理やビッグデータから有用な知識を抽出する技術である。顧客と商品を同時にクラスタリングする研究もされている。

我々は PLSA を用いることで、利用者ごとの商品の購入の傾向や、閲覧の傾向が似ているものを同一クラスタに併合する操作を繰り返すことで、類似度を計算し、レコメンド手法を切り替えるために必要なデータを蓄積できる。

#### 2.1.3 クラスタ分析

クラスタ分析は、観測対象を互いに似たもの同士でグループ分けする手法である。EC サイトでは、似たような嗜好傾向を持つ利用者をいくつかのグループに分けることができる。本稿ではクラスタ分析により、利用者の嗜好傾向の類似度を求めるために扱う。嗜好傾向の類似度は、ユークリッド距離によって求められる。

#### 2.1.4 関連規則

関連規則とは、トランザクション内の他のアイテムの出現に基づいて、アイテムの出現を確率を基に予測する手法である。関連規則は、 $X \rightarrow Y$  という式で表すことができ、 $X, Y$  を確率事象と見なして、膨大な購買履歴などの記録の中から有用な関連規則を見つけることをバスケット分析という。

我々は関連規則を用いることで、自分の購買履歴や他の利用者の購買履歴を基に購入確率を求めることができる。

### 2.2 PBR パターン

PBR ( Policy-Based Reconfiguration ) パターンとは、設計から実装まで粒度を問わない自己適応ソフトウェアの作成支援を可能とするものである。PBR パターンの静的構造を図 1、動的振舞いを図 2 に示す。

以下で各コンポーネントの説明をする。

Policy は、Component 間のメッセージ通信を横取りして、そのメッセージに従って、Configuration Builder を起動する。Configuration Builder は、New Component を生成する。Common Component と New Component で Updated Configuration を構成する。

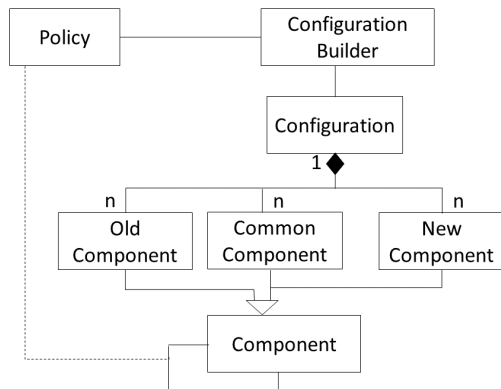


図 1 静的構造

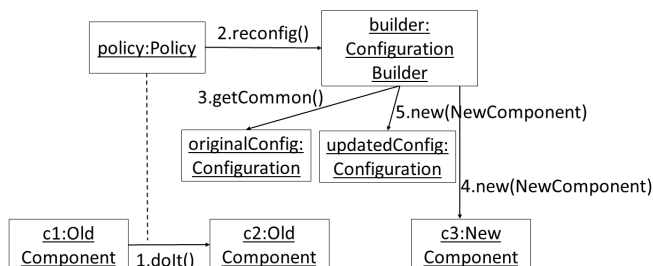


図 2 動的振舞い

### 3 アーキテクチャ設計

#### 3.1 設計指針

本研究では、商品情報をデータマイニングを用いて分類し、分類されたデータを基にレコメンド手法を切り替えるためのアーキテクチャを提案する。より多くのアプリケーションに適用可能としたいので、江坂らの提案したインタラクティブシステムのための共通アーキテクチャ（以下、CSA/I-Sys）[5]に基づく。CSA/I-Sys はレコメンドのための構造を持たないので、これを拡張する。

CSA/I-Sys に対して、以下の 4 つの拡張を行なう。

1. Black Board スタイル [2] の導入
2. コンテキスト指向による設計
3. PBR パターンの適用
4. メタレベル計算の導入

Black Board スタイルは解決方法が定まらない問題を扱うシステムのためのアーキテクチャである。共有データの状態に応じて試行を行なうことで解を求める。このようなシステムには、試行のための処理の柔軟な追加、変更が求められることから、共有データと処理が独立して定義される。

レコメンドは、すべての状況に適した手法は存在しな

いことから Black Board スタイルが適していると考えた。これにより、多様な手法を試行し、より確度の高いレコメンドが可能となる。また、共通データから必要なデータを抽出し、レコメンドを行なう処理を柔軟に追加、変更が可能となる。

蓄積されるデータに応じて、最適な手法群による構成に動的に切り替え可能とし、さらに柔軟に追加、変更可能とするためにコンテキスト指向を適用する。要求される確度でレコメンド可能な手法群は条件に応じて変化する。コンテキスト指向を適用すれば、この状況はコンテキストとして定義でき、あるコンテキスト毎に振舞いを定義、変更することが容易となる。

2 の動的な再構成のための単純な構造を定義するために PBR パターンを適用する。PBR パターンは再構成を Policy と Factory からなる単純な構造で定義している。PBR パターンを適用することで、すべての再構成について同じ単純な構造から定義する。

動的再構成は以下の 2 点に分類できる。

- 商品情報から利用者の嗜好をデータマイニングにより、傾向を特定する。
- 嗜好傾向からレコメンドを行なう。

嗜好傾向をコンテキストとして、このコンテキストに応じて、レコメンド手法群は再構成し、このコンテキストは商品情報コンテキストに応じて再構成する。すなわち、コンテキストに応じて再構成を行ない、このコンテキストも別のコンテキストに応じて再構成される。より単純な構造で定義することを目的として、これらをメタコンテキスト、ベースコンテキストに応じた再構成として同じ構造として定義する。

#### 3.2 Model アスペクト

類似度、購入確率のデータの蓄積量によって、協調フィルタリング、コンテンツベースによるレコメンドの確度が変化することからこれらをコンテキストとする。

コンテキストに応じて確度の高いレコメンド手法を活性化させる。コンテキストと最適なレコメンド手法との関係を図 3 に示す。協調フィルタリングは購入確率を蓄積し、これを基に確度の高いレコメンドを実現する。コンテンツベースフィルタリングは類似度を蓄積し、これを基に確度の高いレコメンドを実現する [3]。購入確率と類似度のデータ量を蓄積し、これを基に協調フィルタリングとコンテンツベースフィルタリングを組み合わせた確度の高いレコメンドを行なう手法が提案されている [1]。これらの手法を組み合わせることによって、考えられるすべての条件に対して最適な手法でレコメンドできる。

ベースコンテキストに関連する部分の構造を図 4 に示す。CSA/I-Sys に対して Black Board スタイル PBR パターンを適用してアーキテクチャを設計した。コンテキストとしての購入確率と類似度が蓄積されるので、Black Board スタイルと包含関係として定義した。このデータに

条件	レコメンド手法
購入確率のデータ量が多い	協調フィルタリング
類似度のデータ量が多い	コンテンツベースフィルタリング
購入確率と類似度 両方のデータ量が多い	協調フィルタリング & コンテンツベースフィルタリング

図3 最適な手法の選択

レコメンド手法が適用されるので、これらを Knowledge Source として多相型で定義した。PBR パターンを適用し、レコメンドポリシーがコンテキストに応じてレコメンド制御アクティベータを用いて Control としてのレコメンド制御を再構成するものとして定義した。Control が変わればコンテキストに応じて活性化可能なレコメンド手法を変更することが可能となる。

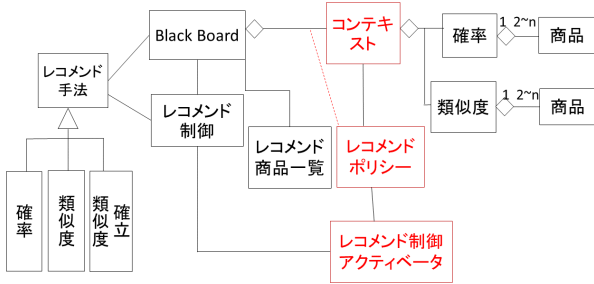


図4 ベースコンテキストに関連する部分の構造

メタコンテキストは、以下の3つとした。

1. 商品一覧
2. ECサイトの購入, 閲覧履歴
3. SNSの閲覧履歴

1については、ECサイト上の商品をマイニングするために必要である。

2については、他の利用者の購入, 閲覧履歴を利用することで、人気商品や同じ嗜好をもった利用者が購入した商品をマイニングするために必要である。

3については、SNSの閲覧履歴を用いることで、ECサイトの購入, 閲覧履歴だけでは、汲み取れない利用者の嗜好を反映させるために必要である。

類似度と購入確率はこれらのコンテキストに応じたデータマイニングによって特定される。自分のECサイト購入, 閲覧履歴のデータ, 他の利用者の購入, 閲覧履歴データ, SNSの閲覧履歴データの3つのデータの組み合わせによって用いられるデータマイニング手法を図5に示す。

以上より、得られたメタコンテキストに関連する部分の

連関規則	自分のECサイト購入・閲覧履歴のデータ × 皆のECサイトの購入・閲覧履歴データ	ニューラルネットワーク	自分のECサイトの閲覧・購入履歴データ × SNSの閲覧履歴データ
クラスター分析	類似していない	PLSA	類似していない

図5 最適なマイニング手法の選択

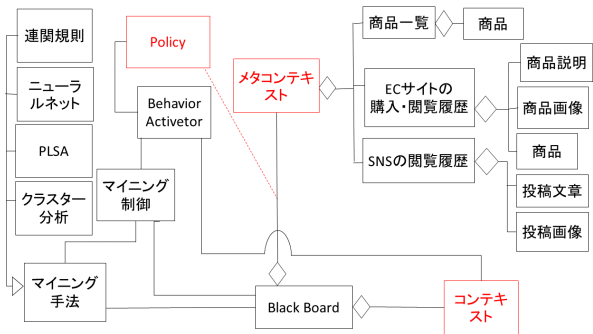


図6 メタコンテキストに関連する部分の構造

の構造を図6に示す。CSA/I-Systemに対してBlack BoardスタイルPBRパターンを適用してアーキテクチャを設計した。コンテキストとしての商品一覧とECサイトの閲覧, 購入確率とSNSの閲覧履歴が蓄積されるので、Black Boardスタイルと包含関係として定義した。このデータにマイニング手法が適用されるので、これらを Knowledge Source として多相型で定義した。PBRパターンを適用し、Policyがコンテキストに応じてBehavior Activatorを用いてControlとしてのマイニング制御を再構成するものとして定義した。Controlが変わればコンテキストに応じて活性化可能なマイニング手法を変更することが可能となる。

図4および図6を組み合わせた全体のアーキテクチャを図7に示す。

商品情報からマイニングし、利用者の嗜好傾向を推測する。その嗜好傾向を蓄積することで、最適なレコメンド手法の切り替えが可能となった。

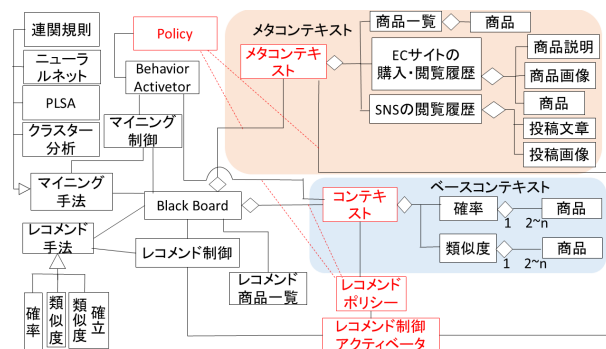


図7 全体のアーキテクチャ

## 4 考察

### 4.1 関連研究

レコメンドに関するアーキテクチャの代表的なものとして Ricci ら [3], Abbar ら [1] のアーキテクチャを以下の観点から説明する。

- 適切なレコメンドが行なわれる場合
- 適切なレコメンドが行なわれない場合

Ricci らは、コンテンツベースシステムの高レベルアーキテクチャを提案している。他の利用者の履歴を使用していないので、閲覧・購入履歴が少ない商品でもレコメンドが可能になる。

Abbar らは、協調フィルタリングとコンテンツベースフィルタリングを組み合わせたコンテキスト対応のレコメンドシステムのアーキテクチャを提案している。レコメンドの対象になる商品が多く、多くの利用者の嗜好に対応しやすい。

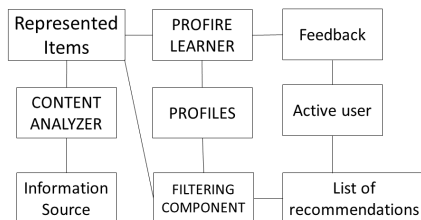


図 8 Ricci のアーキテクチャ

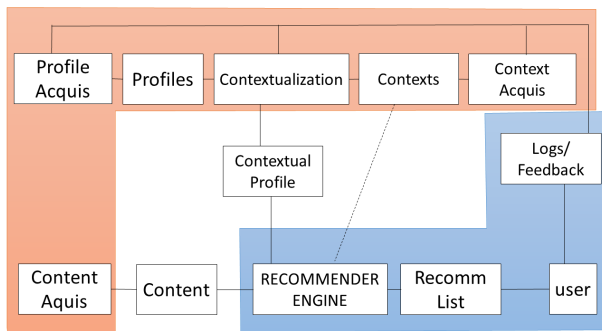


図 9 Abbar のアーキテクチャ

### 4.2 本研究との比較

商品と商品の類似度と購買履歴の二つのデータの多い場合、少ない場合でレコメンド手法を切り替えることで、どのような状況でもより利用者へ合った商品のレコメンドが可能となる。3.2 で述べたように、協調フィルタリングとコンテンツベースフィルタリングはそれぞれ購入確率、類似度のデータが蓄積された場合に確度の高いレコメンドが可能となる。

前節で説明したように、Ricci らと Abbar らは、Abbar らの方が確度が高いレコメンドができる一方、評価が少ない商品や、類似度が高い商品が少ない状況では、Ricci らの方が確度が高くなる。

Ricci らと Abbar らと比較して我々のアーキテクチャは状況に応じて、Ricci らのレコメンド手法と Abbar らのレコメンド手法を切り替えることが可能なので、より利用者の嗜好に合った商品をレコメンドできる確度が向上すると考える。

新たにレコメンド手法を追加する場合においても、ベースコンテキストとメタコンテキストおよび、データと手法を分けて定義していることからその実現が容易である。

## 5 おわりに

本研究では、レコメンド機能充実に向けたコンテキスト指向ソフトウェアアーキテクチャの設計をするために、あらゆる状況にも利用者の嗜好に対応しやすいアーキテクチャを提案した。データマイニング技術およびレコメンド技術の追加を容易にするために、Model アスペクトに Black Board スタイルを適用した。ポリシーを定義するだけでレコメンド手法やデータマイニング手法の動的な切り替えが可能にするために、江坂らの PBR パターンを適用した。アーキテクチャを単純な構造にするために、レコメンドを行なうベースコンテキストとマイニングを行なうメタコンテキストでわけ、それぞれを同じ構造で定義した。今後の課題として、我々の提案したアーキテクチャを基に実装し、実用性を確かめる必要がある。特に大規模なデータを処理するために必要な性能を考慮し、機械学習を用いて、実際にどれくらいのデータ量が必要となるか確かめる。

## 参考文献

- [1] Abbar, S., Bouzeghoub, M., Lopez, S.: Context-aware recommender systems A service-oriented approach, VLDB PersDB workshop, 2009.
- [2] Buschmann, F., Meunier, R., Rohnert, H., Sommerlad, P., Stal, M.: ソフトウェアアーキテクチャ-ソフトウェア開発のためのパターン体系-, 近代科学社, pp.69-91, 2000.
- [3] Ricci, F., Rokacha, L., Shapira, B., Poul, B.: *Recommender Systems Handbook*, Springer, pp.35-262.
- [4] 市川裕介, 田中明通, 川村亨, 中村俊郎: 書籍販売サイト bk1 におけるレコメンドエンジン AwarenessNet の導入効果, 情報処理学会研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN), pp.99-104, 2005(30(2004-GN-055)).
- [5] 江坂篤侍, 野呂昌満, 沢田篤史: インタラクティブシステムのための共通アーキテクチャの設計 ソフトウェア工学の基礎, pp.78-90, Vol.29, No.1, 2018.