

インターネットを介した 自律的なニューロ・マーケティングシステムの構築

宮川 和大[†] 下川 哲矢[‡]

一橋大学大学院経済学研究科[†] 東京理科大学経営学部経営学科[‡]

1. はじめに

現代経済学は、人間の選好を「より好む」, 「より好まない」, 「無差別」の 2 項関係で捉えようとする序数的効用を土台としている. 近年発展している神経経済学では, 脳神経科学の観点から, 効用理論を構成する選好関係がどの部位の賦活として観測されるのかを明らかにしつつある. また, それらの脳部位の賦活状況から, 人々の選好がある程度予測可能であることを示している (Knutson et al. (2007), Shimokawa et al. (2008)).

我々はこれまで, 脳情報を用いた選好予測を研究してきた. 本論文では, さらなる脳情報のデコーディング精度向上への試みを行うと同時に, 実用に向けて, 生体情報を用いた自律的なニューロ・マーケティング・システムとして, インターネットを介した推薦商品提示とマーケティングデータの収集を同時に実現するシステムを構築する.

2. 実験・システム概要

我々は, 脳情報のデコーディング精度向上の試みとして, 複数人の脳情報を同時計測し, 選好モデルの学習および予測を逐次行うシステムを構築して実験を行った. 本システムでは, 脳情報の計測や逐次予測はリアルタイムに行われる. 実験に参加する複数人の消費者の脳情報が同時計測される. 測定された脳情報は, 0.17 秒ごとにほぼリアルタイムにシステムに転送され, 生体特有の周期的なゆらぎを除去するために, フィルタリング処理が行われる. 脳情報の測定には functional Near-infrared Spectroscopy (fNIRS)を用いる. fNIRS は, fMRI と比較して, 装置が小型で被験者の拘束性が少なく, さらに光を用いるため非侵襲的であり, 時間分解能も

良いという特性を持つ. このことは, 実務への応用において大きなメリットとなる. すなわち, 機材が小型であるため複数の消費者のリアルタイム同時計測が可能となり, インターネットを通じた大規模な脳情報によるマーケティングデータの収集が可能になる.

実験では, 2 種類の商品が順次提示され, 被験者 (1 セッション 4 人) がそれぞれの選好 (商品 1 を好む, 商品 2 を好む, 無差別の 3 種類) を表明する. これを 1 セッションに 25 組分の商品について行った. 有効なサンプルとして 10 セッション (250 組の商品選好 × 4 被験者) のサンプルを得た. 図.1 に実験手続きの概要を示す.

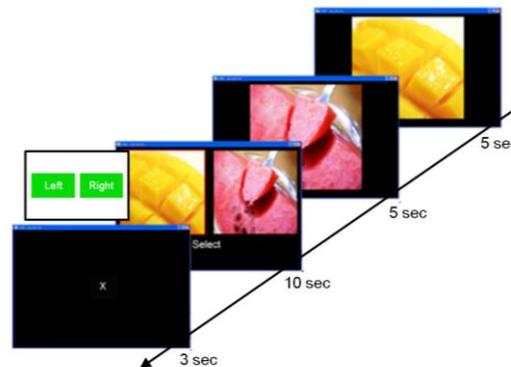


図.1 : 実験手続き

3. 分析結果

3.1. 脳情報の有効性

リアルタイム予測に先だって, まず脳情報の選好特定への有効性を統計的に検討するために, 赤池のベイズ基準を用いて検証した. ここでは, 脳情報と 3 種類の商品属性 (味・色・種類) の 4 種類の説明変数の組み合わせについて, それらの説明力を検証した. 図.2 では, 脳情報による ABIC の改善と, 属性による ABIC の改善をヒストグラムを示している. この図から脳情報は, 明かに商品選好の判別に特別な情報を持っていることがわかる. 10session 中 9session において脳情報の追加により ABIC は改善する. その改善率は平均で 3.3%である.

The Construction of an Autonomic Neuro-Marketing System by Using Data on the Internet.

[†]Miyagawa Kazuhiro. The Graduate School of Economics, Hitotsubashi University.

[‡]Shimokawa Tetsuya. The School of Management, Tokyo University of Science.

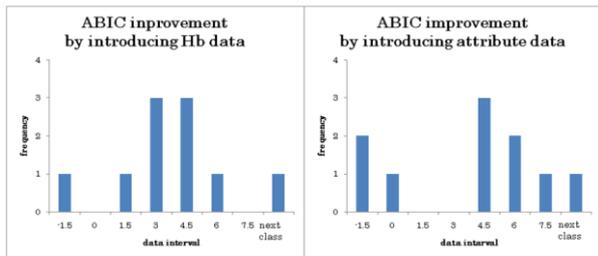


図. 2: 脳情報・商品属性の追加による ABIC の改善
 左図は脳情報を加味した場合のそうでない場合からの改善分, 右図は商品属性を加味した場合のそうでない場合からの改善分を表す。また、横軸は階級値, 縦軸は頻度を示している。

3.2. リアルタイム予測結果

予測器としては、現実への応用を視野に入れて、小サンプルでも比較的精度を維持でき、かつ計算の高速なサポートベクターマシンを採用し、実験中逐次学習させた。予測に用いるファクターは前節の分析を基に決定した。図. 3 にはその予測精度が示されている。これらの図から、まずベンチマークケースにおいて、予測精度は平均して 74%程度達成されることがわかる。初期学習が短い場合でも、平均して 61%と比較的良好な結果が得られた。また、脳情報がない場合、予測精度は平均で 7%の減少、商品特性情報がない場合は 15%の減少と、いずれの要素も予測には不可欠であることがわかる。

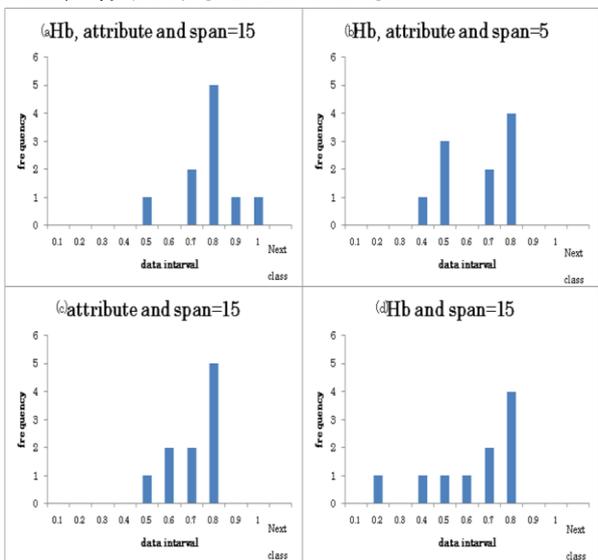


図. 3: 各モデルにおける予測精度
 (a)脳情報と商品属性の両方を用いモデルの初期学習を15期間行った場合(ベンチマークケース), (b)初期学習を5期間に短縮した場合, (c)ベンチマークから脳情報を除いた場合の予測精度の変化(減少), (d)ベンチマークから商品情報を除いた場合の予測精度変化をそれぞれ表す。また、すべてのグラフにおいて、横軸が階級値, 縦軸が頻度を表している。

3.3. 生体情報を加味した選好予測

生体データはノイズが大きいいため、多様な測定機器を用いた同時計測による意思決定予測の向上が望まれる(マルチモダリティ化)。本研究においてもその可能性を追求した。fNIRSによる脳情報以外にも、視線情報などの生体情報を追加することで選好予測を改善できることを確認している。

4. 生体情報を用いた自律的商品推薦システム

ここまでで得られた知見の一つの実務応用案を示すために、我々は生体情報を活用した自律的な商品情報推薦システムを試作した。このシステムでは、自律的に、ユーザーの好む商品を生体情報から判別し、それに関連する商品を、インターネット上の情報データベースから検索し提示することによって商品推薦を行う。同時に、ユーザーの選好に関する生体情報も含むマーケティングデータを収集する。図. 4 はこのようなシステムの実施例である。10商品の提示および再検索が6回繰り返されている。図. 4内の赤枠で囲まれた商品は、ユーザーが好むとシステムが判断した商品を示し、矢印の先の画像が、検索を行って選択された商品群である。この例では提示される商品の収束がみられる。

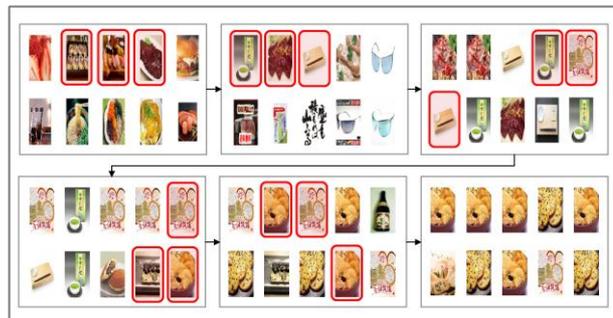


図. 4: 推薦商品例

5. おわりに

本論文では、生体情報の実務への応用例として、インターネットを介した自律的な商品推薦システムを作成した。今後さらなるマルチモダリティ化等によって、より精度を向上していく必要がある。

参考文献

1. Knutson, Rick, Wimmer, Prelec, and Loewenstein. Neural Predictors of Purchases. *Neuron*, 2007.
2. Shimokawa, Misawa, and Suzuki. Neural Representation of Preference Relationships. *NeuroReport*, 2008.