

NIRS を用いた価格評価時の脳活動傾向と 内的参照価格の判別・予測に関する考察

光田 友里恵[†]

参沢 匡将^{††}

下川 哲矢^{†††}

広林 茂樹^{††}

[†] 富山大学大学院理工学教育部知能情報工学専攻

^{††} 富山大学大学院理工学研究部 (工学)

^{†††} 東京理科大学経営学部

1 はじめに

近年、脳情報を利用してヒトの購買行動を明らかにしようとするニューロマーケティングの研究が盛んである。関連研究では、購買に関する脳部位の解明が進み、実際にそれらの脳部位の情報から購買意思決定支援システムを開発した例も報告されている [1]。

ミクロ経済のセオリーによると、購買意思決定要因には嗜好と価格が挙げられる [2]。本研究では価格に着目し、価格評価時の脳活動の観察と機械学習を用いた価格評価の判別を行った。また、価格評価が消費者自身が参照する心理的な価格（以下、内的参照価格）と対象価格の比較で行われることから、対象価格からの内的参照価格の乖離率に関する予測を行った。

2 タスク設計

本研究では、被験者が商品価格に対する「高い」「低い」を想起するようなタスク（以下、価格評価タスク）を用意した。価格評価タスクの流れを図 1 に示す。

Step1) 被験者の脳活動を安定させるために画面中央に十字マークを表示する (10s)。

Step2) 商品と商品の簡単な情報（メーカーや内容量、産地など）を提示し、その情報を基に被験者に商品の価格を予測してもらう (10s)。

Step3) Step1 と同様に十字マークを表示する (10s)。

Step4) Step2 で提示した商品の価格を提示する (10s)。

Step5) Step2 で予測した価格を入力してもらう。価格の入力が済み次第、Step1 に戻る。

タスクに用いた商品画像は全部で 55 枚あり、タスク中に提示される順番はランダムである。

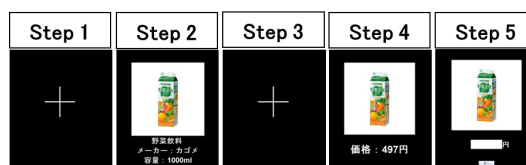


図 1: 価格評価タスク

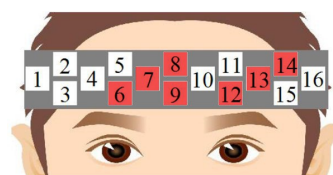


図 2: 測定部位

3 実験

3.1 概要

実験は 2 回に分けて行い、それぞれを第 1 実験、第 2 実験と定義する。実験には、富山大学工学部の学生 34 名 (21 ~ 22 歳、第 1 実験: 19 名・第 2 実験: 15 名) が参加した。被験者には価格評価に関する実験であることは伝えず、提示される商品の価格を予測するように指示した。また図 1 の Step4 で提示する価格は、より被験者に「高い」「低い」と感じてもらえるように第 1 実験では実際の価格の 50% ~ 200%、第 2 実験では 30% ~ 170% の範囲でランダムに設定した。

3.2 脳機能測定機器

本実験では、近赤外分光法 (NIRS) を用いて、図 2 に示す様に前頭前野の血中のヘモグロビン濃度変化を計測した。測定機器は Spectratech 社製 OEG-16 を採用した。図中の数字は OEG-16 の観測チャンネル番号を表す。サンプリング間隔は、第 1 実験では 0.65s、第 2 実験では 0.081s である。図中の赤チャンネルは報酬・罰と関連がある内側前頭前皮質 (MPFC) や内側眼窩前頭皮質 (mOFC)、背外側前頭前皮質 (DLPFC) と対応している [2][3]。分析では、これらの部位の酸素化ヘモグロビン (oxyHb) 濃度変化を用いた。

3.3 結果

本報告では、価格評価時の脳活動傾向と内的参照価格の判別・予測に関する結果を以下に示す。

Consideration on the states of brain activity during evaluation of product price and the prediction of internal reference price: A NIRS study

[†] Yurie MITSUDA, ^{††} Tadanobu MISAWA, ^{†††} Tetsuya SHIMOKAWA and ^{††} Shigeki HIROBAYASHI

[†] Graduate School of Science and Engineering for Education, University of Toyama

^{††} Graduate School of Science and Engineering, University of Toyama

^{†††} The School of Management, Tokyo University of Science

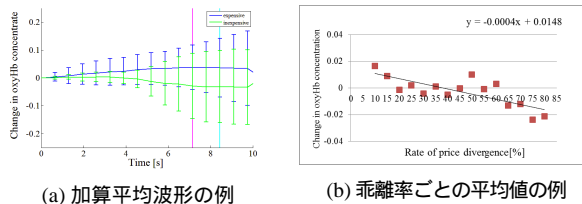


図 3: 脳活動傾向

3.3.1 価格評価時の脳活動と SVM による判別結果

分析には、各被験者ごとの価格評価タスクにおける Step4 時の oxyHb 濃度変化のデータを用いた。図 3 の (a) は t 検定の結果例である。それぞれ青、緑の実線は、被験者が「高い」、「低い」と感じた際の oxyHb 濃度変化の加算平均と標準偏差を示す。垂線は有意確率 5% 以下の点である。全体で 34 人中 21 人にターゲット部位内において有意差のあるチャンネルが見つかった。

また提示された価格（以下、提示価格）と内的参照価格（以下、予測価格）との乖離を示すものとして、

$$\text{乖離率} [\%] = \frac{\text{提示価格} - \text{予測価格}}{\text{提示価格}} \times 100 \quad (1)$$

のように乖離率を定義した。図 3 の (b) は乖離率 5% 区分ごとに oxyHb 濃度変化を加算平均し、さらに時系列点数分の平均をとった散布図である。図から oxyHb 濃度変化と乖離率に相関が見受けられる。

また oxyHb 濃度変化の平均値を特徴量とし、5-fold cross validation を用いて判別精度検証を行った。判別手法には Support vector machine (SVM) を採用し、factor としてターゲット部位のチャンネルを総当たりで選出した。各実験ごとの最高判別精度を求めた結果、第 1 実験では 78.9%、第 2 実験では 73.2%、全体で平均 76.4% となり、高確率で 2 値判別を行えることが分かる。

3.3.2 重回帰分析を用いた乖離率の予測

重回帰分析を用いて、「高い」、「低い」の重回帰モデルを作成した。説明変数と目的変数はそれぞれ oxyHb 濃度変化の平均値と乖離率である。実験で得られた実測値データとモデルから出力した予測値データの差分から予測誤差を算出し、モデルの検証を行った。

Online での内的参照価格の予測を想定した場合、SVM の判別結果から 2 値判別を行い、各モデルで予測を行う方法が妥当である。表 1 の Type1 は、100% の判別精度を仮定したときの最小予測誤差を示す。Type2 と Type3 は、3.3.1 で示した SVM の最高精度で判別が行われたときの最小予測誤差である。Type2 は式 (1) で算出した乖離率を目的変数としているが、Type3 では式 (1) の分母の提示価格を予測価格に交換して算出した乖離率を用いた。SVM の結果を加味した場合、乖離率は

表 1: 予測誤差

実験	最小予測誤差 (%)					
	Type1		Type2		Type3	
	高い	低い	高い	低い	高い	低い
第 1 実験	19.8	56.2	35.8	48.5	74.6	13.9
第 2 実験	18.7	56.6	39.6	66.5	64.2	15.1
全体平均	19.3	56.4	37.5	56.4	70.0	14.4

「高い」モデルにおいて予測誤差が 40%、「低い」モデルにおいて 20% 未満で予測できることが分かった。

4 まとめ

本研究では、購買意思決定要因の一つである価格に着目し、価格評価時の脳活動の分析および、機械学習を用いた価格評価判別と乖離率の予測を行った。

分析した結果、過半数以上の被験者に「高い」、「低い」のデータ群間に有意差があった。また oxyHb 濃度変化と乖離率には個人差が見られ、正の相関を示す被験者もいれば、負の相関を示す被験者もいた。

SVM を用いた全体の平均判別精度が 76.4% であることから、Online での「高い」、「低い」における 2 値判別を想定した際、高確率の判別が期待できる。さらに乖離率の予測誤差に関しては、Type2 の「低い」モデルにおける乖離率の実測値データを、重回帰分析で求めた回帰直線上にマッピングしたところ大きなばらつきが見られた。そのため「高い」モデルに比べて予測誤差が増したと考えられる。反対に Type3 のモデルは、Type2 と逆の現象が起こっている。今回の予測に関する成果は十分とは言えないが、今後学習手法にニューラルネットワークを利用したり、特徴量の選出方法を検討することで予測誤差の改善を行う予定である。

謝辞

本研究は JST 育成研究独立行政法人「脳情報を用いた商品価格評価システムの開発」によって助成金を援助して頂いた。ここに謝意を表する。

参考文献

[1] Misawa, T., Shiomi, S., Suzuki, K. and Shimokawa, T.: A Brain-computer Interface for Purchase Decision-making, *International Journal of Computational Science*, Vol. 4, No. 2, pp. 173-185 (2010).

[2] Knutson, B., Rick, S., Wimmer, G. E., Prelec, D. and Loewenstein, G.: Neural Predictors of Purchases, *Neuron*, Vol. 53, Issue. 1, pp. 147-156 (2007).

[3] Shimokawa, T., Suzuki, K., Misawa, T. and Miyagawa, K.: Predictability of investment behavior from brain information measured by functional near-infrared spectroscopy: A bayesian neural network model, *Neuroscience*, Vol. 161, No. 2, pp. 347-358 (2009).