

NIRS を用いた前頭前野における価格予測モデルの精度検証 Accuracy verification for prediction model of price in prefrontal cortex: A NIRS study

光田 友里恵[†] 参沢 匡将[‡] 下川 哲矢^{†††} 広林 茂樹[‡]
Yurie Mitsuda Tadanobu Misawa Tetsuya Shimokawa Shigeki Hirobayashi

1. はじめに

近年、マーケティングにおける市場調査の手法としてニューロマーケティングに注目が集まっている。一般に、市場調査における主流は消費者アンケートによるデータ収集であるが、得られた回答と実際の消費者行動に一貫性がみられないなどの問題点がしばしば指摘されている。その点、神経科学的観点から消費者の購買心理にアプローチするニューロマーケティングは消費者の潜在的な回答を引き出す可能性を秘めており、従来手法の欠点を補完する役割が期待できる。

このような関心の高まりに伴い、ヒトの意思決定と関連のある神経的予測因子の研究が多数報告されるようになった。昨今では購買意思決定支援システムを目的とした、ヒトの選好に関する予測モデルの研究[1]をはじめとし、脳情報からヒトの心理状態を推測する試みが増えている[2][3]。

本研究では、購買意思決定要因の一つである価格[4]に着目し、消費者の脳情報を利用した価格評価システム構築を目的としている。ここで述べる価格評価システムとは、消費者が提示された商品価格に対してどの程度「高い」または「安い」と感じているのかを予測するシステムを想定している。本報告ではシステム構築に先立ち、被験者に提示した商品価格と被験者の主観的評価価格との乖離を予測するモデルを構築した。予測モデルには重回帰分析とバックプロパゲーション・ニューラルネットワーク (BPN) を用い、それらの予測精度比較を行うことで、価格評価に最適な予測モデルの検討を行った。

2. タスク設計

本研究では、被験者が商品価格に対して「高い」・「安い」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。

- Step 1) 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)。
- Step 2) 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)。
- Step 3) Step 1と同様に十字マークを表示する (10s)。
- Step 4) Step 2で提示した商品の価格を提示する (10s)。
- Step 5) Step 2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、Step 1に戻る。

[†] 富山大学大学院理工学教育部知能情報工学専
Graduate School of Science and Engineering for Education,
University of Toyama

[‡] 富山大学大学院理工学研究部 (工学)
Graduate School of Science and Engineering, University of
Toyama

^{†††} 東京理科大学経営学部
The School of Management, Tokyo University of
Science, Graduate School

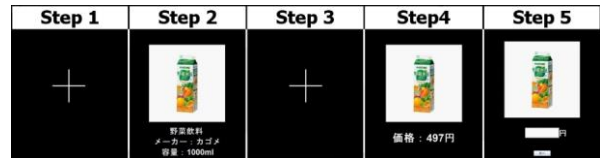


図1 価格評価タスク

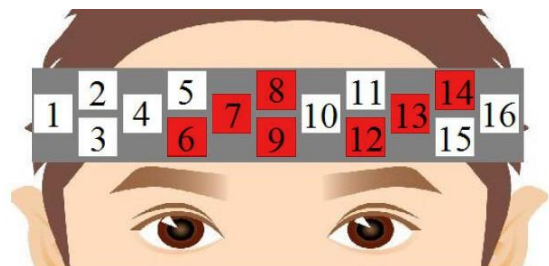


図2 測定部位

Step 1～Step 5の流れを1 trialとし、計55 trials構成のタスクとなっている。商品画像は55枚用意し、重複することなくランダムに提示した。

3. 実験

実験は2回に分けて行い、被験者は21～25歳の男女34名 (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、商品価格に関する予測するように指示した。また図1のStep 4で提示する価格は、被験者がより「高い」・「安い」と想起するように第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。

また脳機能計測機器としてNIRS (Spectratech社製、OEG-16) を用いた。NIRSは拘束性が低く、比較的小型な機器のため価格評価のような日常的な行動時の計測に適していると考えられる。本実験では図2に示すように16個の測定チャンネルを前頭前野に装着した。赤色のチャンネル (以下、ターゲットチャンネル) は利得・損失状態に反応するとされる内側前頭前皮質 (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[4][5]。分析にはターゲットチャンネルの酸素化ヘモグロビン (oxyHb) 濃度変化を用いた。

4. 結果

被験者の価格評価時の脳活動を解析したところ、乖離率とoxyHb濃度変化に相関性が見られた。このことから予測モデル構築の手がかりを得た。その後、提案した予測フローに沿って、重回帰分析とBPNによる乖離率の予測を行った。その結果、重回帰分析とBPN共に予測誤差40%程度で乖離率の推定を行うことができた。以下に詳細を述べる。

4.1 SVM を用いた 2 値判別と脳活動傾向

予測モデル構築に先立って、脳情報から価格予測が可能であるか検討する必要がある。そこでまず、Support vector machine (SVM) を用いて価格に対する「高い」・「安い」の 2 値判別を行った。特徴量は Step 4 時の oxyHb 濃度変化の平均値をとり、5-fold cross validation を用いてオフラインで精度検証を行った。各実験の最高判別精度を求めた結果、第 1 実験では 76.8%、第 2 実験では 72.3%、全体で平均 74.9% となり、高確率で 2 値判別を行えることが分かった。

次に oxyHb 濃度変化と乖離率の関係を調べた。乖離率とは、実験者側で提示した価格（以下、提示価格）と被験者が予測した価格（以下、予測価格）との乖離を示す指標であり、以下のように定義する。

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

乖離率 5% 区分で脳の賦活状況をプロットしたところ、oxyHb 濃度変化と乖離率に相関性がみられた。これらの結果から、被験者がどの程度「高い」・「安い」と感じているか脳情報から推測できる可能性を提示した。

4.2 予測モデルの精度検証

本研究では予測対象を乖離率に定め、図 3 に示す通りに予測モデルを構築した。「高い」・「安い」ごとにモデルを分別したのは、同程度の利得・損失状況においてヒトの感じる価値の増減幅が非対称であるというプロスペクト理論[6]に則ったためである。また、予測モデルには重回帰分析と BPN を採用し、それぞれの予測精度について比較を行った。どちらのモデルも特徴量として Step 4 時の oxyHb 濃度変化の平均値を用いている。

実験で得られた実測値と予測モデルにより算出された予測値の差分の絶対値を予測誤差とし、重回帰分析と BPN の結果を表 1, 2 にまとめた。表中の Type 1 と Type 3 は、SVM の判別精度が 100% を仮定した際の最小予測誤差を示し、Type 2 と Type 4 は SVM の判別に誤りが含まれることを仮定した際の最小予測誤差である。また Type 1 と Type 2 は式 (1) で算出した乖離率を目的変数及び出力信号として用いているが、Type 3 と Type 4 では式 (1) の分母を提示価格から予測価格に変更して算出した乖離率を用いた。

重回帰分析と BPN の予測誤差を比較したところ、どの Type も重回帰分析が BPN を上回る結果となった。しかしこの結果だけでは、必ずしも価格評価の予測には線形モデルの方が適当であるとは断言できない。本実験で使用した商品の価格帯の多くは 1000 円に満たないものばかりであり、被験者の感じた利得・損失の価値が比較的小さかったことに原因が考えられる。つまり、プロスペクト理論で定義された価値関数[6]のような非線形なグラフを描く以前の価値幅しか再現できず、そのため線形モデルの方にフィットしてしまったという可能性がある。

次に、Type ごとに着目し、予測誤差について考察する。Type 2 と Type 4 の結果を総合すると、重回帰分析と BPN のどちらも「高い」・「安い」において誤差 40% 未満となり、実用時にはこれらと同程度の予測が見込める。さらに Type 1 と Type 3 の結果を考慮すると、SVM の判別精度を改善することで誤差を 20% 程度削減できる可能性がある。

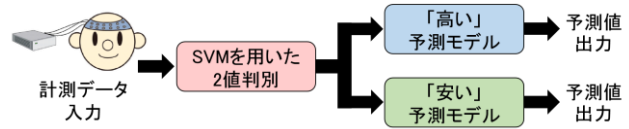


図3 予測モデル

表1 重回帰分析による予測誤差

実験	最小予測誤差 (%)							
	Type 1		Type 2		Type 3		Type 4	
	高い	安い	高い	安い	高い	安い	高い	安い
第1実験	17.4	36.3	35.4	45.0	74.9	13.8	87.9	28.5
第2実験	16.0	47.2	39.1	66.5	64.2	15.1	81.7	47.5
全体平均	16.8	41.1	37.1	54.5	70.1	14.4	85.2	36.9

表2 BPNによる予測誤差

実験	最小予測誤差 (%)							
	Type 1		Type 2		Type 3		Type 4	
	高い	安い	高い	安い	高い	安い	高い	安い
第1実験	18.5	40.1	36.4	51.5	78.6	21.0	91.2	33.6
第2実験	17.1	50.5	40.4	64.4	66.7	18.3	83.0	43.9
全体平均	17.9	44.7	38.1	57.2	73.4	19.8	87.6	38.1

5. 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、重回帰分析とBPNを用いて乖離率の予測および精度比較を行った。重回帰分析とBPNを比較したところ予測精度に顕著な差は見られなかった。どちらのモデルも「高い」・「安い」に関して誤差40% 未満で乖離率の予測を行うことができ、SVMの判別精度の向上が見込めればさらに20%程度誤差を削減できる可能性がある。本実験結果は価格評価システム実用化において十分な成果とは言い難いが、今後の可能性が期待できる結果が得られた。今後は特徴量の選出方法やBPNのパラメータ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] Tusche, A., Bode, S. and Haynes, J. D., "Neural responses to unattended products predict later consumer choices", *The Journal of Neuroscience*, Vol. 30, No. 23, pp. 8024-8031 (2010).
- [3] Hosseini, S. M., Mano, Y., Rostami, M., Takahashi, M., Sugiura, M. and Kawashima, R., "Decoding what one likes or dislikes from single-trial fNIRS measurements", *Neuroreport*, Vol. 22, No. 6, pp. 269-273 (2011).
- [4] Knutson, B., Rick, S., Wimmer, G. E., Prelec, D. and Loewenstein, G., "Neural Predictors of Purchases", *Neuron*, Vol. 53, No. 1, pp. 147-156 (2007).
- [5] Plassmann, H., O'Doherty, J. P. and Rangel, A., "Appetitive and aversive goal values are encoded in the medial orbitofrontal cortex at the time of decision making", *The Journal of neuroscience*, Vol. 30, No. 32, pp. 10799-10808 (2010).
- [6] Kahneman, D. and Tversky, A., "Prospect theory: An analysis of decision under risk", *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, Vol. 47, pp. 263-291 (1979).