

## Intelligent Market: 市場安定化のための マーケットメイカー型ブレイン・コンピュータ・インターフェイスの作成

下川哲矢<sup>1</sup>, 木下寛大<sup>2</sup>, 宮川和夫<sup>3</sup>, 参沢将匡<sup>4</sup>

<sup>1</sup> 東京理科大学経営学部

<sup>2</sup> 楽天株式会社

<sup>3</sup> 一橋大学大学院経済学研究科

<sup>4</sup> 富山大学大学院理工学研究部

### Abstract:

#### 1. はじめに

神経経済学 ([Camerer 05]) の発展を受け、我々はある Brain Computer Interface (以下では BCI と書く) を開発した ([鈴木 01])。この BCI は、複数人の被験者が同時に市場に参加して投資を行い、その際全員の脳反応を同時計測、リアルタイムにフィルタリングおよび投資行動モデルの学習を逐次行うというものである。この人工市場型 BCI は投資行動研究においてより現実に近い実験プラットフォームを提供すると同時に、市場参加者の投資行動をより適切に予想することで、自律的に市場を安定化できる可能性がある (我々は Smart Market, あるいは Intelligent Market と呼ぶ)。本研究発表では、この Smart Market のコンセプトと、その基礎となる投資行動や市場価格予想精度向上の試みについて述べる。

#### 2. システム概要

我々の作成した BCI は、大きく、人工市場部、脳機能測定及びリアルタイム処理部、そして投資行動予測モデルの逐次学習部からなる。人工市場部では、各被験者の投資意思決定情報を基に、今期の市場価格および取引が決定される。被験者のほか、市場参加者には、予測を基に行動する Computer Trader Agent (CTA) が含まれる。市場価格の決定および取引はダブルオークション方式で行われる。

脳機能測定及びリアルタイム処理部では、投資意思決定を行っている最中の被験者の脳血中酸素化ヘモグロビン濃度変化を、全員同時に測定し、そのデータをリアルタイムでシステムに転送、さらにノイズを除去するためのフィルタリング処理を逐次行なっている。先行研究を踏まえて ([Shimokawa 09b]), 測定する脳情報の部位を前頭前野背外側部と内側眼窩部に決定した。

投資行動予測及び逐次学習部では、計算量を抑えり

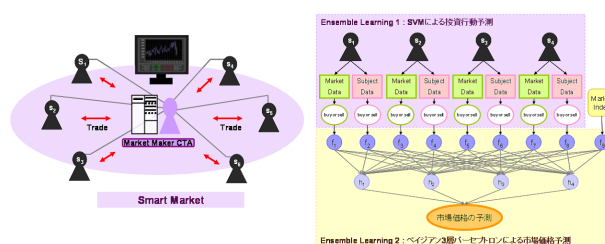


図 1: Smart Market 概念図、および 2 段階学習

リアルタイム処理に対応するために、2段階に分け学習を行っている。すなわち、脳血中ヘモグロビン濃度変化のデータとマーケットインデックスから各被験者の次期投資行動を予測するサポートベクターマシン (SVM) と、その各被験者の予測された投資行動を統合し市場価格を予測するベイジアン 3 層パーセプトロン (TLP) からなる。TLP のパラメータやハイパーパラメータはマルコフ連鎖モンテカルロ法による階層ベイズ推定を行っている。

CTA はこの市場予測を用いて、市場参加者と取引を行う。この CTA は、現実の市場におけるマーケット・メイカーのアナロジーになっており、その目的は、マーケット・メイカーと同様に、流動性の欠乏により市場価格がファンダメンタルから乖離する状況 (バブルや暴落) において、市場に流動性を与え市場を安定化させることである。上記の市場予想が正しく行えない場合、CTA は、流動性を供給し市場を安定化させることができなかつたり、たとえできたとしても損失を被る可能性がある。[鈴木 01] では、価格変動幅 (ボラティリティ) の低下、流動性の供給、損失の回避の観点から評価し、ほぼ目的が達成できたことを報告している。

#### 3. 予測精度向上の試み

[鈴木 01] では、投資行動予測や価格予測も行い、ある程度の結果を得ている。しかしながらこの実験ではいくつかの反省も残った。本研究ではこの反省を踏ま

\*Intelligent Market: a Market Maker Type Brain-Computer Interface, Tetsuya Shimokawa, Tokyo Univ. Science, E-mail: simokawa@ms.kuki.tus.ac.jp

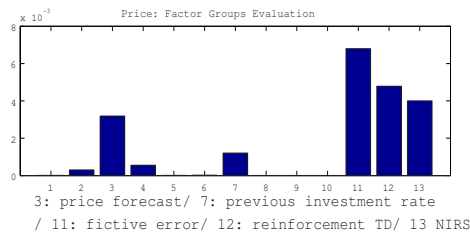


図 2: 価格予測における要因の評価

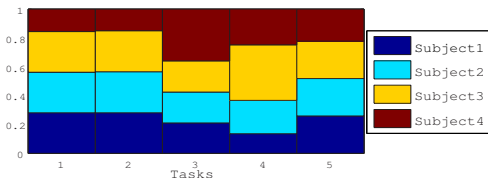


図 3: 価格予測における各被験者情報の評価

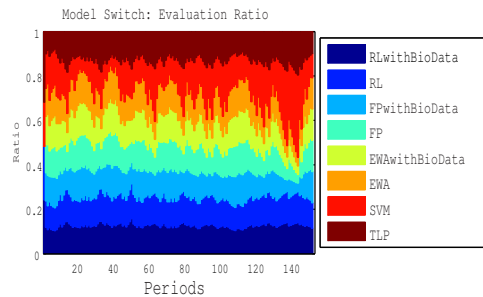


図 4: 投資行動予測における予測モデルのスイッチ

えつつ実験を改良し、さらに Smart Market の基盤となる CTA の行動予測および価格予測の精度向上を追求した。予測精度向上のために新たに検討したのは以下の点である。

(1) 予測要因の多様化：意思決定理論および行動学習理論の分野において知られた経済意思決定に関するバイアス項、さらに資産価格予測分野における重要な変数を中心に、主要な文献で取り上げられている要因をサーベイして徹底を図った ([Lo 02],[Shimokawa 09a])。差分・移動平均値・フィルタ手法の違うものを含め延べ 137 要因が行動予測に用いられた (価格予測の場合は  $\times$  市場参加者)。

(2) 予測モデル (予測器) の切り替えあるいはアンサンブル化：行動学習理論において知られている強化学習・仮想行動・EWA、経済統計分野における ARMA・GARCH・EGARCH、さらにパターン認識分野において用いられる TLP・SVM を予測器として用い、逐次的な切り替えやアンサンブル学習の可能性を探った。

(3) 予測対象の限定：予測を行う/予測に利用する被験者を限定することで精度向上にどのような影響があるかを検討した。

(4) 生体情報計測のマルチモダリティ化：生体情報はノイズが大きく、有効性も被験者において異なるため、多様な生体情報を測定して総合/比較検討することでより精度の高い予測が期待できる。ここでは NIRS の他、EEG、ERP、BVP 等を検討した。

図 2 は、価格予測において、全要因を 8 つにグループ分けした場合の各グループの有効性評価を表す。横軸は要因グループ、縦軸はその評価値である。通常の金融統計モデルによる予測値のほか、(a)NIRS による脳情報や (b) 行動ファイナンスや行動学習分野において重要とされてきた強化学習項や Fictive error の有効性が

大きいことを確認することができる。投資行動予測においても同様の傾向が認められるが、(c) 投資行動においては被験者ごとに要因のばらつきは大きい。(d) 生体情報に関しては、有効である被験者とそうでない被験者がおり、有効である被験者の場合、その他の要因と複合的に関係していた。[鈴木 01] で考慮したこれまでのモデルと比較して、市場の将来価格予測で各 Session において 7.58 - 21.3 %、平均で 16.99 % の改善が認められた。また、図 3 にあるように、各被験者情報間で価格予測に対する有効性が異なることも観察された。ここで横軸は各 Session 番号である。このことは被験者の選択が予測上必要であることを示唆している。

図 4 はある被験者の意思決定を上記の多様な予測器で予測した結果である。横軸は投資期間、縦軸は予測器の正答率評価をモデル間で分布 (比率) にしたものである。正答率の評価は、当該期以前の正答率を割り引いて (割引率は 0.8) 足し合わせたものを用いている。上図の被験者の場合、95 期や 140 期付近において SVM や TLP の予測精度が急上昇している。(a) このように、何らかの要因によって被験者の意思決定レジーム (あるいは最適な予測器) が変化することを、多くの被験者において観察した。意思決定レジームのスイッチは興味深いテーマであると思われる。予測器ごとの平均では SVM の正答率が最も高く、行動経済学分野において中心的な EWA を大きく上回った。

#### 4. おわりに

本研究では市場自体が知能を持つ「Smart Market」の試みを紹介し、その基盤となる行動・価格予測の改善可能性を検討した。

#### 参考文献

Camerer 05, J. of Economic Literature, 43(1), pp. 9-64 (2005)  
 Lo 02, J. of Cognitive Neuroscience, 14(3), pp. 323-339 (2002)  
 Shimokawa 09a, Neurocomputing, 72(16-18), pp. 3447-3461 (2009)  
 Shimokawa 09b, Neuroscience, 161(2), pp. 347-358 (2009)  
 鈴木 01, 人工知能学会論文誌, 15(1), pp. 183-195 (2010.1)