

相場データ間密度比推定による株式市場における見せ玉検知

Algorithmic Detection of Quote Spoofing in Stock Exchange Market
Using Probability Density Ratio Estimation中原 健一^{*1} 島田 史也^{*1} 宮崎 邦洋^{*2} 関根 正之^{*2} 大澤 昇平^{*2} 大島 眞^{*3}
松尾 豊^{*2}^{*1} 東京大学大学院 情報理工学系研究科 ^{*2} 東京大学大学院 工学系研究科
^{*3} 株式会社 だいこう証券ビジネス

We propose a model to quantitatively estimate quote spoofing in stock exchange markets without any answer labels, for the sake of more efficient and thorough inspection. In our model, density ratio estimation is used to extract unusual trading activities in unsupervised manner. Using market data at Tokyo Exchange and judges by experts, we validate the model and the result indicates that about 50% of half-day grouped trading histories can be ignored of manual inspection with 80% of frauds in the rest half of the dataset.

1. はじめに

株式市場において公正な取引が執り行われるために、不当に利益を得ることを目的とした相場操縦行為を取り締まることは非常に重要である。そのため、相場操縦行為に対しては厳しい罰則が設けられている^{*1}。しかし、取り扱う銘柄及び日々売買審査すべき取引量の膨大さから、実際に起きていたであろう不正取引のすべてを人力で発見することは極めて難しく、法的枠組みと人力の売買審査のみによって株式市場における価格形成の公正性が確保されているかは保証されていない。そこで、なるべく精緻に不正取引が疑われる取引や銘柄・時間帯を検出することができるアルゴリズムを売買審査プロセスに導入することによって、より効率的かつ合理的に株式市場の価格形成の公正性が確保されることが期待されている。ここでの売買審査プロセスにおける不正取引検知アルゴリズムの役割は、疑わしき事例を限定して専門家に通知することである。実際に罰則が適用されるためには、より複雑な取引主体や行為等についての調査が必要であるため、不正取引検知アルゴリズムは疑わしさを判定するタスクのみを行い、高い Recall Rate を保証した上で専門家に通知すべき事例を可能な限り限定することが求められる。そこで本研究では、相場操縦行為の中でも代表的な手口であるいわゆる見せ玉（以下、見せ玉とのみ表記）を可能な限り精緻かつ定量的に検知することを目的とする。

見せ玉を定量的に検知する同様の試みとして、一取引を一単位とした教師あり学習によって、海外市場において高い精度での判定を実現した事例が報告されている [Zhai 17]。しかし、一般に個人に紐づいた株式市場の取引データが公開されていないこと、及びそれらに対する十分なラベルが存在しないことから、十分量の教師データを要求する先行研究の手法を踏襲することは困難であった。また、銘柄間の取引量や期間による取引量の差異が無視できないことから、市場全体を統一的に説明するルールベースの判定規則を作成することも同様に困難である。

したがって本研究では、ラベルデータや強い分布の仮定を必

要としない密度比推定による異常検知手法を採用し、注文量/キャンセル量について異常量を発見することによって、直感的に見せ玉の定義に沿った不正取引の説明が可能なモデルを提案する。東京証券取引所の上場銘柄の中より無作為に選択され、専門家チームによってラベル付けされた 118 件の半日単位の銘柄取引履歴による検証結果によると、見せ玉が疑われる事例の 80% は、モデルが予測した異常度順にソートした事例の上位 50% に含まれ、実務で使用されている単純な規則によるスクリーニングの結果と比較して更なる精緻化が達成できていることが示された。我々の知る限り、教師ラベル・決定的なルールを用いない相場操縦行為の検知手法として初の事例である。

2. 背景

2.1 見せ玉とは

見せ玉 (Quote Spoofing) とは、不当に利益を得ることを目的として、約定の意思のない大量の売り/買い注文を最良気配値段付近に発注し、当該注文に誘引された売買注文によって価格を変動させることで他者に値段の下落/上昇を誤認させ、最終的に大量の注文を取り消す一連の相場操縦行為のことを指す^{*2}。見せ玉に関連した相場操縦行為は様々な形態をとるが、一般にその成立に関わる必要条件を列挙すると以下の通りとなる。

1. 約定の意思のない大量の売り/買い注文を発注すること。
2. 当該行為を原因とする価格変動によって行為者が不当に利益を得ていること。

一つ目の必要条件は、大量の注文が相当時間経過後にキャンセルされることを意味する。したがって、見せ玉が行われる相場においては局所的に板の気配数量の不自然な増減が観察される。また二つ目の必要条件は、相場操縦行為が疑われる個人を特定した上で、その個人に紐づいた取引情報を確認することでその成立が確認される。ただし、相場データのみを観察することで、利益を得た個人を特定することは極めて難しい。

2.2 関連研究

上述した定性的な見せ玉の特性をモデル化する試みとして、一取引あたりの相対的な数量・価格・約定又はキャンセルまで

連絡先: nakahara@akg.t.u-tokyo.ac.jp

^{*1} 例えば日本においては、金融商品取引法第 159 条に記載された相場操縦行為について、刑罰 (同法第 197 条第 1 項第 5 号, 同条第 2 項及び第 207 条第 1 項第 1 号) や課徴金納付命令 (同法第 174 条乃至第 174 条の 3) が適用される。

^{*2} 金融商品取引法第 159 条第 2 項第 1 号

のライフタイムを特徴量とした教師あり学習による一取引単位の不正取引推定や、時系列量の不自然な変化を隠れマルコフモデルにおける状態の変化として捉える手法などが提案されている [Zhai 17]. これらの手法は、いずれも膨大な量のラベル付きの相場データセットが必要であるため、一般の株式市場における適用のための人的・金銭的コストが非常に大きいことが予想される。また、取引量の少ない銘柄についての適用事例は詳細に報告されていない。

3. 提案手法

以上の議論を踏まえ、我々は見せ玉検知のための広く適用可能なアルゴリズムの要件を以下のように定義する。

1. 膨大量の教師ラベルを要求しないこと。
2. 高い Recall Rate を保証しつつ、人力の売買審査の工数を減らすことができる性能であること。
3. 銘柄の取引量の多寡や価格変動の激しさにかかわらず適用可能であること。

要件 1. を満たすため、我々は見せ玉の必要条件である大口の注文及びキャンセルを、教師ラベルを用いない異常検知手法によって発見することを目指した。しかし、異常検知手法の多くはデータに何らかの分布を仮定した上で異常度を計算するため、株式市場の全銘柄・全期間にわたって適用可能な分布を仮定しなければならず、要件 3. を満たすことが難しい。

そこで、標本に強い分布についての仮定を置かずに各標本の異常度が算出可能な手法である密度比推定を用い、異常値の共起性を調査することによって見せ玉が疑われる相場を検知するアルゴリズムを提案する。

3.1 密度比推定

密度比推定とは、変量に対して確率分布を仮定せずに二サンプル間の確率分布の比を直接推定することによって、標本ごとの異常度を算出する手法である。すなわち、正常データ \mathcal{D} が従う確率分布 $p(x)$ と、観測データ \mathcal{D}' が従う確率分布 $p'(x)$ の比である $r(x)$ を式 (1) に基づいて陽に推定する。このとき、ネイマン・ピアソン決定則に基づいて、各標本の異常度 $a(x)$ は式 (2) で表される。

$$p(x) = r(x)p'(x) \quad (1)$$

$$a(x) = -\ln r(x) \quad (2)$$

$r(x)$ は、基底関数の線型結合として表現され、密度比推定はその重みの最適化問題として定式化されることが多い。本研究では、取り扱うデータの多様さや膨大さに対応可能な手法であることが求められたため、解析的に一つ抜き交差検定の損失関数が計算可能な非制約最小二乗密度比推定法 [Kanamori 09] を採用した。すなわち、 $p(x)$ 及び $\hat{r}(x)p'(x)$ の各標本の最小二乗誤差を正則化項を加えた下で最小化することで、 $\hat{r}(x)$ を下式 (3)(4)(5)(6) に基づいて解析的に推定する。ここで b は基底関数の種類、 n_{tr}, n_{te} はそれぞれ $\mathcal{D}' \cdot \mathcal{D}$ に属する標本数、 λ は 12 正則化項の係数を表す。

$$\hat{r}(x) = \sum_{i=1}^b w_i \phi_i(x) \quad (3)$$

where

$$w(\lambda) = \max \left(\left(\hat{\mathbf{H}} + \lambda \mathbf{I}_b \right)^{-1} \hat{\mathbf{h}}, \mathbf{0} \right) \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{H}}_{l,l'} = \frac{1}{n_{tr}} \sum_{i=1}^{n_{tr}} \phi_l(x_i^{tr}) \phi_{l'}(x_i^{tr}) \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{h}}_l = \frac{1}{n_{te}} \sum_{j=1}^{n_{te}} \phi_l(x_j^{te}) \quad (6)$$

3.2 手法概要

ある銘柄 S のある一分間 t の注文量・キャンセル量をそれぞれ $q(t) \cdot c(t)$ と定義する。本手法では、売買審査対象となる日付 \mathcal{T}' に対して、売買審査対象となる日付の前一週間 \mathcal{T} に属する $q(t) \cdot c(t)$ を正常標本 \mathcal{D} として扱い、 \mathcal{T}' に属する標本 $q(t), c(t) \in \mathcal{D}'$ に対する密度比 $r(x)$ を非制約最小二乗密度比推定法を用いて推定する。推定された密度比 $\hat{r}_{quote} \cdot \hat{r}_{cancel}$ を用いて、各銘柄・日付ごとに一分間の注文量・キャンセル量の異常度を算出する。

$$\mathcal{D}'_{quote} = \{q(t) \mid t \in \mathcal{T}'\} \sim p'_{quote}(x)$$

$$\mathcal{D}_{quote} = \{q(t) \mid t \in \mathcal{T}\} \sim p_{quote}(x)$$

$$\mathcal{D}'_{cancel} = \{c(t) \mid t \in \mathcal{T}'\} \sim p'_{cancel}(x)$$

$$\mathcal{D}_{cancel} = \{c(t) \mid t \in \mathcal{T}\} \sim p_{cancel}(x)$$

$$p_{quote}(x) \simeq \hat{r}_{quote}(x) p'_{quote}(x)$$

$$p_{cancel}(x) \simeq \hat{r}_{cancel}(x) p'_{cancel}(x)$$

ここで、各日付に対して教師ラベルは付与されていないことを想定しているため、正常標本として扱うデータセット内に相場操縦行為が含まれている可能性は排除されていない。しかしながら、売買審査対象よりも長い期間の相場データにおける異常標本の割合は、実際に相場操縦行為が含まれる一日の相場データ内よりも低いと想定されることを鑑みると、密度比推定を通じた異常標本の検出可能性は実用上担保されたと考えられる。

上記の手法により計算された各標本の異常度に基づき、半日単位でもっとも異常度の高い標本ごとの異常度の積を、売り注文/売りキャンセル・買い注文/買いキャンセルごとに求める。そのいずれかが閾値を超えており、注文からキャンセルまでの価格変動において行為者が利益を得ることができた可能性がある場合、見せ玉が疑われる相場と判定する。

4. 手法評価

4.1 提案手法の評価

本手法の適用・評価にあたり、東京証券取引所が提供する相場データを使用した。そのうち、無作為に 59 件の日付・銘柄の組み合わせが選ばれ、株式会社だいら証券ビジネスにおいて 10 年以上の売買審査の経験を有する専門家より構成されたチームによって、見せ玉が疑われる日付に半日単位でラベルが付与された。上記 118 件の標本に対する本手法の適用結果を表す Precision-Recall Curve を図 1 に示す。上位 50% の事例について疑いありと判定することを想定した場合、Recall

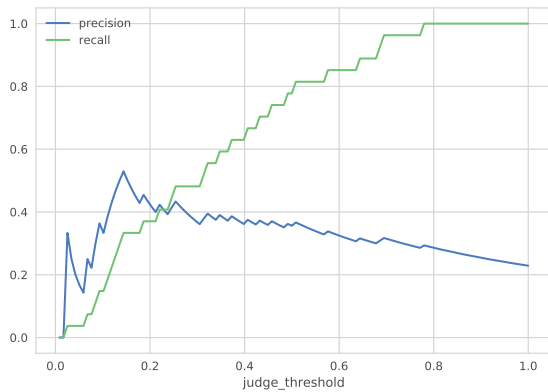


図 1: 無作為抽出事例に対する提案手法の適用結果. 横軸は異常が疑われると判定する件数の全件数に占める割合を表し, 縦軸は対応する Precision Rate 及び Recall Rate を表す. 50%以上の事例について疑いありと判定する場合, Recall Rate 80%・Precision Rate 35%以上が期待できることがわかる.

表 1: 提案手法における異常度上位 50%の事例を疑いありと判定した場合の混同行列及び最大キャンセル量への閾値適用によるルールベースの規則による判定の混同行列.

専門家の判定	提案手法の判定		規則での判定	
	疑いなし	疑いあり	疑いなし	疑いあり
疑いなし	54	37	7	84
疑いあり	5	22	2	25

Rate が 81%であるのに対し, Precision Rate が 37%である. 80%以上の Recall Rate が実用上十分な性能だと考えると, 本手法の売買審査プロセスへの導入により, 人力でのすべての相場データの売買審査の作業量が半減することが期待される.

4.2 ベンチマークとの比較

提案手法と同様に教師ラベルを用いない検知手法として, 実務で実際に使用されている, 単純なルールベースの規則による判定手法を同様に評価した. ベンチマーク手法では, 五分間のキャンセル量に対し, 当日一銘柄の約定量の 5%を閾値として判定する. ベンチマーク手法の評価結果と, 提案手法において異常度上位 50%の事例を疑いありと判定した場合の評価を表 1 に示す. ベンチマーク手法は Recall Rate において提案手法をおよそ 10%上回っているが, 全事例のうち 90%以上の事例を疑いありと判定しており, 相場操縦行為のスキニングツールとしての性能は提案手法がベンチマーク手法を上回ることが示された.

5. おわりに

本研究では, 教師データを使用しない相場操縦行為の定量的モデリングの一手法として, 密度比推定を使用した注文量・キャンセル量の異常検知を提案し, その評価を通して適用可能性を模索した. 今後は Precision Rate の向上を目指し, 異常度検出の更なる精緻化を試みる. また, 検出された異常度を基にした相場操縦行為判定において, 定性的な相場操縦行為の知見を更に活用するなどして, その性能の更なる向上を目指す.

謝辞

本研究は, 株式会社だいこう証券ビジネス及び株式会社 DSB 情報システムの支援を受けて行われた.

参考文献

- [Kanamori 09] Kanamori, T., Hido, S., and Sugiyama, M.: Efficient direct density ratio estimation for non-stationarity adaptation and outlier detection, in *Advances in neural information processing systems*, pp. 809–816 (2009)
- [Zhai 17] Zhai, J., Cao, Y., Yao, Y., Ding, X., and Li, Y.: Computational intelligent hybrid model for detecting disruptive trading activity, *Decision Support Systems*, Vol. 93, pp. 26–41 (2017)