2H1-OS18-3

再帰的ステップサイズパラメータ調整法による 株取引におけるボリュームカーブの推定

Estimation of Volume Curves in Stock Trading Using Recursive Adaptation of Stepsize Parameters for Machine Learning

松井 宏樹[*1] Hiroki Matsui　林 慶樹[*1] Yoshiki Hayashi　野田 五十樹[*2] Itsuki Noda

[*1]株式会社シーエムディーラボ
CMD Laboratory Inc.

[*2]産業技術総合研究所情報技術研究部門
Information Technology Research Institute, National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

In this paper, we propose a method that estimate volume curves in stock trading using Rapid Recursive Adaption of Stepsize Parameters by Newton's method (RASP-N) for machine learnings.

1. はじめに

株取引において，大量の売買を行う必要があるトレーダーがとる執行戦略として出来高加重平均に基づく分割発注（VWAP 戦略）がある．この戦略は，取引の出来高による平均価格（Volume Weighted Average Price; VWAP）を基準に取引を行う戦略である．VWAP は株取引で広く基準とされる価格であり，トレーダーは執行リスクの低減のため，取引の平均価格を VWAP に近づける目的で VWAP 戦略は使用する．

VWAP 戦略で目的を達成するためには，執行の基準となる一日の出来高の推移（ボリュームカーブ）を推定する必要がある．本稿では，野田の提案する機械学習における再帰的ステップサイズパラメータ調整法（RASP）[野田 09] により，前日までのボリュームカーブから当日のボリュームカーブの推定を試みる．

2. ボリュームカーブと推定

VWAP 戦略では市場の一日の出来高の分布にしたがって，その日の発注量を分散させることで，執行価格を VWAP に近づける．そのために，ボリュームカーブの推定が必要になる．

ボリュームカーブとは，累積出来高の時間に対する関数である．図 1 に例を示す．ここでは一般化するために，累積出来高を割合で表示している（時刻は場中の経過時刻）．特徴としては，累積出来高なので単調増加の曲線になり，また多くの銘柄で，寄り・引けに大きな出来高が発生するため，最初と最後の 1 分で大きく変化する．

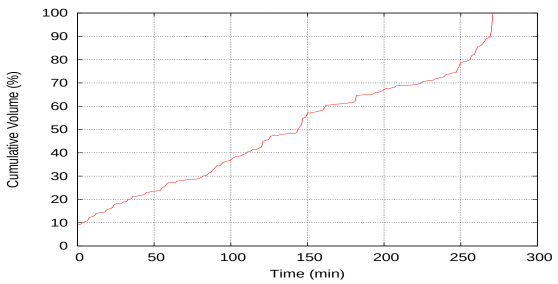

図 1　ボリュームカーブの例

トレーダーは最近のボリュームカーブから当日のボリュームカーブを推定する．従来，推定手法として一般的には単純移動平均が使用されてきた．本稿で提案する手法 RASP-N は，移動平均の期間を環境に合わせて動的に変更する手法といえる．これによって，急激な変動にも対応することが可能と期待できる．

3. 動的環境における強化学習ステップサイズパラメータ調整法

本章では，本研究で使用する手法について説明する．

3.1 強化学習におけるステップサイズパラメータ

強化学習 [Sutton 98] とは未知の環境において状態を観測し，行動を決定するということを繰り返す過程で，得られた報酬を元に選択した行動の価値を推定する学習手法である．この価値の推定で用いられる式を一般化すると，下記のような指数平滑移動平均 (Exponential Moving Average, EMA) の式で表される．

$$\tilde{x}_{t+1} = (1-\alpha)\tilde{x}_t + \alpha x_t \tag{1}$$

ここで x_t および $\tilde{x}_t$ は，行動によって実際に観測された値（報酬など）およびその推定値であり，時刻 t により更新されていく．α が本稿で着目する**ステップサイズパラメータ**（学習率）であり，直近の観測値 x_t をどれだけ重視するか，あるいはどの程度長い時間の移動平均として推定値 $\tilde{x}_t$ を求めるかを示す値である．一般に，式 (1) で求められる $\tilde{x}_t$ は，x_t について $T = \frac{2}{\alpha} - 1$ の期間の単純移動平均を近似していることが知られている．

3.2 再帰的指数平滑移動平均によるステップサイズパラメータの調整

本研究では，時系列データに対して **Rapid Recursive Adaption of Stepsize Parameters by Newton's method**（RRASP-N）を適用する．

連絡先: 松井宏樹：matsui@cmdlab.co.jp
林慶樹：hayashi@cmdlab.co.jp
野田五十樹：I.Noda@aist.go.jp

以下に，RASP について簡単に説明する．RASP の詳細については，文献 [野田 09] を参照されたい．

まず，式 (1) を再帰的に適用した再帰的指数平滑移動平均 (Recursive Exponential Moving Average, REMA) $\xi_t^{\langle k\rangle}$ を導入する．

$$\begin{aligned}\xi_t^{\langle 0\rangle} &= x_t\\ \xi_t^{\langle 1\rangle} &= \tilde{x}_t = (1-\alpha)\tilde{x}_t + \alpha x_t\\ \xi_t^{\langle k\rangle} &= (1-\alpha)\xi_{t-1}^{\langle k\rangle} + \alpha\xi_{t-1}^{\langle k-1\rangle}\\ \xi_{t+1}^{\langle k\rangle} &= \alpha\sum_{\tau=0}^{\infty}(1-\alpha)^{\tau}\xi_{t-\tau}^{\langle k-1\rangle} \qquad (2)\end{aligned}$$

与えられた時系列 $\{x_t\}$ と，それの EMA の系列 $\tilde{x}_t$ の誤差 ϵ_t と 2 乗誤差 $\mathcal{E}_t$ は以下のように表される．

$$\begin{aligned}\epsilon_t &= \tilde{x}_t - x_t\\ \mathcal{E}_t &= (1/2)\epsilon^2\end{aligned}$$

このとき 2 乗誤差 $\mathcal{E}_t$ の α による k 次偏微分は，以下の式で与えられる．

$$\frac{\partial^k\tilde{x}_t}{\partial\alpha^k} = \sum_{i=0}^{k-1}\frac{(k-1)!}{(k-1-i)!i!}\frac{\partial^i\epsilon_t}{\partial\alpha^i}\frac{\partial^{k-i}\epsilon_t}{\partial\alpha^{k-i}}, \quad \frac{\partial^0\tilde{x}_t}{\partial\alpha^0} = \epsilon_t \qquad (3)$$

ここで，2 乗誤差 $\mathcal{E}_t$ の指数平滑移動平均 $\tilde{\mathcal{E}}_t$ を考える．β は 2 乗誤差のためのステップサイズパラメータである．

$$\tilde{\mathcal{E}}_{t+1} = (1-\beta)\tilde{\mathcal{E}}_t + \beta\mathcal{E}_t$$

この $\tilde{\mathcal{E}}_t$ について，もとのステップサイズパラメータ α により微分を求めると，以下のようになる．

$$\begin{aligned}\frac{\partial\tilde{\mathcal{E}}_{t+1}}{\partial\alpha} &= (1-\beta)\frac{\partial\tilde{\mathcal{E}}_t}{\partial\alpha} + \beta\frac{\partial\mathcal{E}_t}{\partial\alpha} \qquad (4)\\ \frac{\partial^2\tilde{\mathcal{E}}_{t+1}}{\partial\alpha^2} &= (1-\beta)\frac{\partial^2\tilde{\mathcal{E}}_t}{\partial\alpha^2} + \beta\frac{\partial^2\mathcal{E}_t}{\partial\alpha^2} \qquad (5)\\ \frac{\partial^k\tilde{\mathcal{E}}_{t+1}}{\partial\alpha^k} &= (1-\beta)\frac{\partial^k\tilde{\mathcal{E}}_t}{\partial\alpha^k} + \beta\frac{\partial^k\mathcal{E}_t}{\partial\alpha^k} \qquad (6)\end{aligned}$$

式 2，5〜6 より 2 乗誤差 $\mathcal{E}_t$ および 2 乗誤差の EMA$\tilde{\mathcal{E}}_t$ の α による高次偏微分を逐次的に求められる．

この高次偏微分を用いれば，2 次の Taylor 展開により以下のように $\tilde{\mathcal{E}}_t$ を最小化する α を Newton 法で推定することができる．

$$\begin{aligned}\Delta\alpha^* &= \frac{\left(\frac{\partial\tilde{\mathcal{E}}_t}{\partial\alpha}\right)}{\left(\frac{\partial^2\tilde{\mathcal{E}}_t}{\partial\alpha^2}\right)} \qquad (7)\\ \alpha^* &= \alpha - \Delta\alpha^* \qquad (8)\end{aligned}$$

具体的には，以下の手順で学習を行う．

1. 式 1 に従って $\tilde{x}$ を更新．
2. 式 2 により $\xi^{\langle k\rangle}$ を更新．
3. 式 3 により $\frac{\partial^k\tilde{x}_t}{\partial\alpha^k}$ を求める．
4. 式 5〜6 に従って，$\frac{\partial\tilde{\mathcal{E}}_{t+1}}{\partial\alpha}$ および $\frac{\partial^2\tilde{\mathcal{E}}_{t+1}}{\partial\alpha^2}$ を更新．
5. $\frac{\partial^2\tilde{\mathcal{E}}_{t+1}}{\partial\alpha^2} \le 0$ の場合は，α を変更しない．(最小値が存在しないため)
6. 式 8 により $\Delta\alpha^*$ を求める．
7. α を更新．$\alpha \leftarrow \alpha - (1/2)\Delta\alpha^*$

α は RASP-N によって，観測された値へ追随するべきときは大きく，値の変動がノイズによる場合は観測値に影響されないよう小さくなる．これにより，各期間で移動平均を求めるために最適な期間を動的に決定できる．

3.3 ボリュームカーブへの対応

前項で述べたとおり，RASP はスカラー値の入力を前提としている．本稿で対象とするボリュームカーブに対応するため，拡張を行う．

§1 入力値

ボリュームカーブを各分の累積出来高を要素とするベクトル X と考える．

$$X = (v_0, v_1, \cdots, v_n)$$

ここで，v_t は，寄り t 分後の累積出来高の 1 日の出来高 v_n に対する割合である．

§2 ベクトル入力への対応

ベクトルの全要素に対して共通の α を用意し，その α を用いて各要素を推定する．これにより，各時刻の v_t の変動の傾向が同じと仮定したことになるが，推定したボリュームカーブにも単調増加の性質が保証される．

共通の α を算出するために，式 (3) で与えた EMA の誤差 ϵ_t と 2 乗誤差 $\mathcal{E}_t$ を以下のように変更する．

$$\begin{aligned}\epsilon_t &= \tilde{X}_t - X_t\\ \mathcal{E}_t &= (1/2)\epsilon^2\end{aligned}$$

ここで ϵ^2 は，差のベクトルの内積である．

$$\epsilon^2 = \sum_{i=0}^{n}(\tilde{v}_i - v_i)^2$$

4. 実験

4.1 実験方法と使用データ

前章で述べた提案手法を評価するため，実験を行った．対象データとして，2004 年 9 月〜2007 年 8 月のトヨタ自動車の東証の取引データ*1を用いた．

手法として，本稿で提案する RASP-N（2 乗誤差のステップサイズパラメータ $\beta = 0.1$ ）と比較対象として一般的に実務者に使用されている単純移動平均（期間：21 日，42 日，63 日，126 日）を採用する．

実験は，1 日を 1 ステップとし，各日のボリュームカーブを入力として，翌日のボリュームカーブを推定する．

評価は使用データ期間のうち最後の 2 年間の 11:00 の累積出来高の割合 $\tilde{v}_{120}$ の推定誤差 $|\tilde{v}_{120} - v_{120}|$ で行う．

4.2 実験結果

実験結果を図 2 および表 1 に示す．提案手法では，データ系列の影響か α がかなり小さい値に収束し，ほとんど変化に反応できておらず，従来手法に対して誤差が大きい．

*1 日本経済新聞デジタルメディア社の NEEDS ティックデータを使用した．

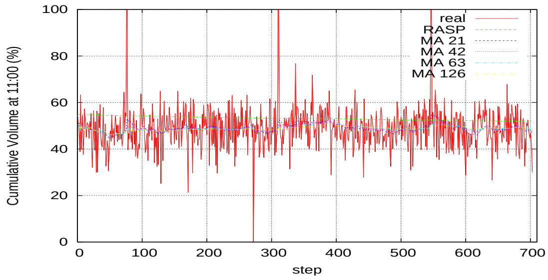

図 2 実際の値と推定値

表 1 各手法の推定誤差

手法	平均誤差
RASP-N	6.94
MA 21	5.93
MA 42	6.08
MA 63	6.14
MA 126	6.21

5. おわりに

本稿では，株式取引における出来高の推移（ボリュームカーブ）データに対して再帰的指数平滑移動平均によるステップサイズ調整法 (RASP-N) を適用し，その推定を試みた．提案手法 RASP-N は，α が収束してしまい，柔軟な推定が行えていない．データ系列，ベクトル入力への対応などといった原因が考えられるが，この分析が今後の課題である．

参考文献

[野田 09] 野田 五十樹:指数的移動平均 2 乗誤差の最小化によるステップサイズパラメータの調整法, 合同エージェントエージェントワークショップ&シンポジウム 2009 (JAWS2009) (2009)

[Sutton 98] Sutton, R. S. and Barto, A. G.: *Reinforcement Learning: An Introduction*, MIT Press (1998)