

オートエンコーダによる金融市場の異常変動検知および直後の反動

Abnormal Stock Price Movements Detected by Autoencoder and their Biased Reactions

鈴木 智也*1 後藤 弘行*1 鶴田 季丸*1 小泉 洋八*1 神成 敦*2
Tomoya Suzuki Hiroyuki Gotou Tokimaru Tsuruta Hiroya Koizumi Atsushi Kannari

*1 茨城大学大学院理工学研究科
Graduate School of Sci. and Eng., Ibaraki Univ.

*2 株式会社ワカバヤシ エフエックス アソシエイツ
Wakabayashi FX Associates Co., Ltd.

To detect abnormal price jumps of financial markets, some indicators based on the volatility have been used such as the bipower variation and the BPV ratio. However, these indicators only focus on a single individual stock, and do not consider the relationship among all individual stocks composing a complex financial system. For this reason, we applied an autoencoder to learn the whole relationship of stocks, and considered the stock price that the autoencoder cannot restore as an abnormal price. Moreover, we identified that the following price movement is clearly biased just after the abnormal price, and confirmed the validity of our trading strategy based on this anomaly by some statistical significant tests.

1. はじめに

金融市場において固有の銘柄に関する重要なニュースが発生すると、その銘柄は他の銘柄とは異なる動きをする。このような突発的なニュースに対して投資家らは迅速に対応する必要があるため、取引価格は時に大きく変動する場合がある。もしこの価格変化が投資家らの過剰反応（横並び行動）によるものならば、市場の効率性によって直ちに適正価格に引き戻されるだろう。この観点に基づいて先行研究 [Koizumi 15] では、BPV レシオ [山田 14] を用いて取引価格のジャンプを検出し、その直後の反応には有意な偏りがあることを示した。しかしこの BPV レシオは個別銘柄に対して適用するテクニカル指標 [NTAA 04] であるため、他銘柄との関係性を考慮した分析はできない。そこで本研究では、深層学習 [Hinton 12] の事前学習に用いられるオートエンコーダ [Hinton 06] によって、金融市場全体を構成する銘柄間の関係性を学習し、オートエンコーダで復元できない価格変動を異常とみなす。これにより単銘柄における異常検知ではなく、他銘柄との比較に基づく異常検知を実現し、その直後の反応について分析する。

2. オートエンコーダ

時刻 t における株式銘柄 i ($i = 1, 2, \dots, N$) の取引価格を $x_i(t)$ とすると、収益率 $r_i(t)$ は次式によって定義される。

$$r_i(t) = \frac{x_i(t) - x_i(t-1)}{x_i(t-1)} \quad (1)$$

オートエンコーダ [Hinton 06] はニューラルネットワークの一種であるが、入力層と出力層は同数のニューロンで構成され、しかも入力データと教師データは同じであるという性質を持つ。つまり入力データ自身を学習するニューラルネットワークであるが、中間層は入力層よりも少数のニューロンで構成されるため、入力データは中間層によって次元圧縮（特徴選択）さ

れる。その後、出力層によって復元できるように、ネットワークの結合強度を調整する。このようなオートエンコーダによって、複数銘柄の価格変動を学習した後、新規の入力データに対して復元できないならば、その新規データは未学習の構造から生成された異常な価格変動だと考えられる。

本研究では、 N 種の株式銘柄による収益率データ:

$$r(t) = \{r_1(t), r_2(t), \dots, r_N(t)\} \quad (2)$$

をオートエンコーダに入力し、これらを復元できるようにネットワークの結合強度 w を学習する。なお、中間層のニューロン数を $J = 0.9N$ 個とする。中間層における j 番目のニューロンからの出力 $y_j(t)$ は、

$$y_j(t) = f \left(\sum_{i=1}^N w_{ij} r_i(t) + b_j \right), \quad f(u) = \frac{1}{1 + \exp(-u)} \quad (3)$$

となる。ここで w_{ij} ($j = 1, 2, \dots, J$) は結合荷重、 b_j はバイアス項である。さらに出力層において、収益率 $r_i(t)$ を次式により復元する。

$$\hat{r}_i(t) = g \left(\sum_{j=1}^J w_{ji} y_j(t) + b_i \right), \quad g(u) = u \quad (4)$$

次に、得られた出力 \hat{r} と入力 r の誤差を縮小するように、誤差逆伝搬法によって全ての結合強度 w およびバイアス項 b を修正する。ここで現在時刻を T とすると、学習期間 ($T-\tau \leq t \leq T-1$) の収益率データ $r(t)$ に対して上記を適用する。なお本研究では $\tau = 100$ [日] とする。

ニューロンの内部状態を $u_j = \sum_{i=1}^N w_{ij} r_i(t) + b_j$ 及び $u_i = \sum_{j=1}^J w_{ji} y_j(t) + b_i$ とおくと、誤差逆伝搬法による更新式は以下となる。

$$w_{ji} \leftarrow w_{ji} + \eta \delta_i y_j(t) \quad (5)$$

$$w_{ij} \leftarrow w_{ij} + \eta \delta_j r_i(t) \quad (6)$$

連絡先: 鈴木智也, 〒316-8511 茨城県日立市中成沢町 4-12-1
茨城大学大学院理工学研究科知能システム工学専攻, 0294-38-5195, tomoya.suzuki.lab@vc.ibaraki.ac.jp

$$b_i \leftarrow b_i + \eta \delta_i \quad (7)$$

$$b_j \leftarrow b_j + \eta \delta_j \quad (8)$$

ここで、

$$\delta_i = (r_i - \hat{r}_i) f'(u_i) \quad (9)$$

$$\delta_j = \left(\sum_{i=1}^N w_{ji} \delta_i \right) g'(u_j) \quad (10)$$

であり、 η は学習係数を表す。なお学習データに対する過学習を回避するため、最初の 90 日間をオートエンコーダの訓練に使用し、次の 10 日間に基づいてを汎化能力を評価する。そしてこの汎化能力が改善しなくなった段階で、オートエンコーダの学習を停止する。さらに現在時刻 T が進む度に新規データを観測できるため、動的にオートエンコーダの再構築を行う。

3. 異常検知

3.1 オートエンコーダに基づいたテクニカル指標

学習期間の収益率データ $r(t)$ を復元できるようにオートエンコーダを訓練した後、新規の収益率データ $r_i(T)$ に対する異常性を検知するためのテクニカル指標 $I_i(T)$ を提案する。

$$I_i(T) = \frac{e(T)}{\sigma_i}, \quad e(T) = r_i(T) - \hat{r}_i(T) \quad (11)$$

ここで $\hat{r}_i(T)$ は学習済みオートエンコーダからの出力であり、 σ_i は過去 10 日間における $e(T)$ の標準偏差である。本研究では、 $I_i(T) \geq 3$ または $I_i(T) \leq -3$ の時、 $r_i(T)$ は他銘柄と比べて異常な収益率であるとみなす。この理由として、実際の収益率変動は正規分布よりも裾が広いファットテール性を有するため、異常値の判断基準を一般的な 2 シグマよりも厳しく設定した。

3.2 異常変動に対する反応

本研究では、1999 ~ 2013 年の東京証券取引所に上場している 617 銘柄 (始値) および、2001 ~ 2014 年のニューヨーク証券取引所に上場している 700 銘柄 (始値) を分析した。なお期間毎の違いを考慮すべく、日本市場において期間 #1 (1999 ~ 2003 年)、期間 #2 (2004 ~ 2008 年)、期間 #3 (2009 ~ 2013 年) に分けた。米国市場においても、期間 #1 (2001 ~ 2005 年)、期間 #2 (2006 ~ 2010 年)、期間 #3 (2011 ~ 2014 年) とした。

これまでの仮説として、異常な価格変動は突発的なニュースによる過剰反応ならば、市場の効率性により直ちに (本研究では翌日まで) 適正価格へ戻される可能性がある。この可能性を検証するために、翌日の収益率 $r(T+1)$ に関する条件付き確率を計算した。その結果を図 1 および 2 に示す。

予想のとおり、条件付き確率 $P(r(T+1) \leq 0 | I(T) \geq 3)$ や $P(r(T+1) \geq 0 | I(T) \leq -3)$ は、 $P(r(T+1) | r(T))$ や $P(r(T+1))$ よりも明らかに高く、直後の価格変動は反転する傾向が高い。特にこの傾向は $I(T) \leq -3$ において顕著である。このことから、投資家らは良いニュースよりも悪いニュースに対して過剰反応を引き起こし、取引価格はその直後の修正によって反転しやすい。

この理由を行動経済学のプロスペクト理論から解釈すると、悪いニュースが投資家心理の非対称性 (損失回避を優先する心

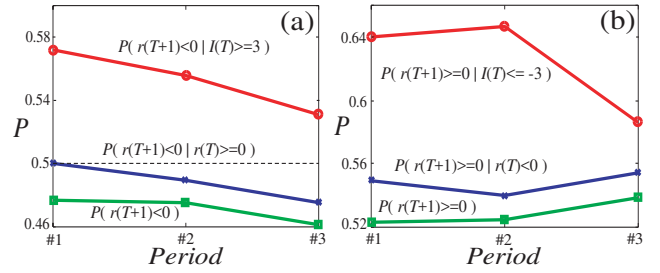


図 1: 左図 (a) は $r(T+1) < 0$ 、右図 (b) は $r(T+1) \geq 0$ に関する条件付き確率。なお各確率は日本市場の 617 銘柄により算出。

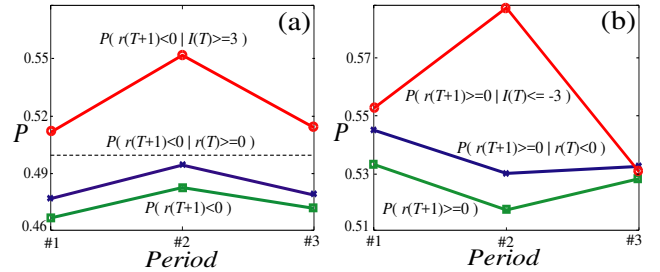


図 2: 図 1 と同様。ただし各確率は米国市場の 700 銘柄により算出。

理) を刺激し、その結果、過剰反応として取引価格が適正価格よりも下落しやすいと考えられる。さらにその直後の反応として、株価が下落するほどバゲン価格と考える投資家が増えるため、買い行動によって適正価格まで反転しやすい。一方、突発的なニュースによって株価が高騰した場合は空売り行動を誘発すると考えられるが、空売りのリスクは無量大であるため投資行動は慎重になりやすい。したがって異常価格に対する反発は、下落に対して起こりやすいと考えられる。

4. 投資シミュレーション

4.1 売買戦略への応用

前章において検出された異常変動に対する反発は、金融市場の新しいアノマリーとして考えられる。そこで次に、このアノマリーの応用例として次のような売買戦略を提案する。

(a) もし $I_i(T) \geq 3$ ならば、時刻 T で銘柄 i を空売り。

(b) もし $I_i(T) \leq -3$ ならば、時刻 T で銘柄 i を買う。

なお、いずれの場合も時刻 $T+1$ で逆取引によりポジションを手仕舞いする。

株価銘柄 i において、投資発生時刻 T^* ($T^* = T_1, T_2, \dots, T_F$) でのリターン $r_i(T^*)$ は、次式によって算出される。

$$r_i(T^*) = \alpha \cdot \frac{x_i(T^*+1) - x_i(T^*)}{x_i(T^*)} \quad (12)$$

ここで、戦略 (a) なら $\alpha = -1$ 、戦略 (b) なら $\alpha = 1$ とする。なお同時刻 T^* に複数の銘柄において売買が発生したら、同じ比率で分散投資する。つまり投資対象銘柄数を $n(T^*)$ とすると、各銘柄のリターンは $r_i(T^*) \leftarrow r_i(T^*)/n(T^*)$ となる。

表 1: 日本市場 617 銘柄における投資シミュレーション結果．なお，(a1) は期間 #1 における売買戦略 (a) の結果を表している．その他，(b1) などにおいても同様である．

	(a1)	(a2)	(a3)	(b1)	(b2)	(b3)
F [回]	1029	953	968	934	799	785
R [%]	527	74.6	96.9	746	277	195
\bar{R} [%]	0.51	0.08	0.10	0.80	0.35	0.25
W [%]	57.2	55.6	53.1	64.0	64.7	58.6
P [倍]	1.40	1.07	1.08	1.95	1.41	1.29
M [%]	17.3	80.4	37.4	5.25	10.3	12.4

表 2: 図 1 と同様．ただし米国市場 700 銘柄における投資シミュレーション結果．

	(a1)	(a2)	(a3)	(b1)	(b2)	(b3)
F [回]	1085	924	847	1080	916	844
R [%]	34.8	539	162	339	444	149
\bar{R} [%]	0.03	0.58	0.19	0.31	0.48	0.18
W [%]	51.2	55.3	51.5	55.5	58.9	53.1
P [倍]	1.03	1.56	1.20	1.34	1.46	1.19
M [%]	44.3	7.00	26.3	18.3	15.6	29.8

この売買戦略の妥当性を検証するために，前章と同じ実データに基づいて投資シミュレーションを行い，次の指標に基づいて投資パフォーマンスを評価した．まず F は売買が発生した取引回数を示す．なお同時刻で分散投資を行った場合は 1 回としてカウントする．次に， R は全取引を通じて得られた総収益率 [%] を表す．つまり

$$R = \left(\sum_{T^*=T_1}^{T_F} \sum_{i \in G(n(T^*))} r_i(T^*) \right) \times 100[\%] \quad (13)$$

ここで $G(n(T^*))$ は，時刻 T^* で投資する銘柄 i の集合である．さらに $\bar{R} = \frac{1}{F} R$ によって平均収益率 [%] を得る．次に，それぞれの投資実行時刻 T^* を通じてプラス収益を得た回数を損失を被った回数で割ることで勝率 W [%] を算出し，さらに総収益を総損失で割ることでプロフィットファクター P [倍] を算出する．最後にリスク指標として，最大ドローダウン M [%] を次式によって評価する．

$$M = \max_{T_1 \leq T^* \leq T_F} \{d(T^*)\} \quad (14)$$

$$d(T^*) = \left(1 - \frac{A(T^*)}{\max_{t \leq T^*} \{A(t)\}} \right) \times 100[\%] \quad (15)$$

ここで $A(t)$ は，時刻 t での資産額を表す．毎回の投資実行時刻 T^* において全資産を投資するため，複利によって資産額 $A(t)$ が変動する．

投資シミュレーションの結果を表 1 および 2 に示す．結果として，両戦略においてプラス収益を得ているが， $I_i(T) \leq -3$ に基づく戦略 (b) の方が優秀である．これは先述の条件付き確率の議論と整合的である．

4.2 売買ポジション選択の妥当性

次にブートストラップ検定によって，各戦略で決定された売買ポジションの妥当性を検証する．そのため，元のオリジナル戦略で決定された売買タイミング T^* は変更せずに，売買ポジション (買い or 空売り) をランダム化した戦略との有意差を検証する．このランダム戦略の様子を図 3 に示す．

各銘柄 i において，このランダム戦略を 10,000 個作成し，オリジナル戦略による投資パフォーマンスと比較する．ランダム戦略が勝利する割合を p 値とみなすと，もし $p < 5[\%]$ ならばオリジナル戦略の優位性は圧倒的であるため，統計的仮説検定の観点から売買ポジションの選択は妥当であるといえる．

しかし売買ポジションをランダム化することによって，買いと空売りの回数がオリジナル戦略と異なるため，市場のトレンドによってランダム戦略が有利または不利になる可能性がある．このような理由から，ランダム戦略による投資パフォーマンスに補正を施す．例えば平均収益率 \bar{R} の場合， k 番目のランダム戦略から得られた平均収益率 \bar{R}_k に対して，以下の補正量 β を考慮する．

$$\bar{R}_k = \frac{1}{F} [R_k + \beta] \quad (16)$$

$$\beta = (L - L_k) \cdot \bar{r} - (S - S_k) \cdot \bar{r} \quad (17)$$

$$\bar{r} = \frac{1}{F} \sum_{T^*=T_1}^{T_F} \langle r_i(T^*) \rangle_{i \in G(n(T^*))} \quad (18)$$

ここで \bar{r} は，投資が実行された全時刻における市場の平均的なトレンドである．さらに， $L - L_k$ はオリジナル戦略とランダム戦略における買いポジション数の相違であり， $S - S_k$ は両戦略における空売りポジション数の相違である．

この補正を行った後の p 値を，表 3 (日本市場) および表 4 (米国市場) に示す．特に売買戦略 (b) において p 値は 5% 未満であるため，ポジション選択の妥当性を確認できる．この結果においても，図 1 および図 2 における条件付き確率の議論と整合的である．

表 3: 日本市場 617 銘柄における売買ポジション選択の妥当性の検証結果．太字は p 値が有意水準 5% 未満を表す．

	(a1)	(a2)	(a3)	(b1)	(b2)	(b3)
R	0%	17.0%	10.2%	0%	0%	0%
\bar{R}	0%	17.0%	10.2%	0%	0%	0%
W	0%	0%	41.0%	0%	0%	0%
P	0%	14.3%	11.4%	0%	0%	0%
M	0.01%	50.3%	4.12%	0%	0%	0%

表 4: 米国市場 700 銘柄における売買ポジション選択の妥当性の検証結果．太字は p 値が有意水準 5% 未満を表す．

	(a1)	(a2)	(a3)	(b1)	(b2)	(b3)
R	38.6%	0%	0.7%	0%	0%	0.06%
\bar{R}	38.6%	0%	0.7%	0%	0%	0.06%
W	57.0%	0%	30.5%	0%	0%	0%
P	36.5%	0%	0.54%	0%	0%	0.06%
M	15.6%	0%	1.54%	0.16%	0%	5.16%

(a) オリジナル戦略

時刻t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	...
銘柄1		買		買			買			買		買		...
銘柄2	売				売			買					買	...
銘柄3		買			買		売		買				売	...
:														
銘柄N		買			買		買					売	買	...

(b) ランダム戦略

時刻t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	...
銘柄1		売		売			買			売		売		...
銘柄2	買				売			買				売		...
銘柄3		売			買		売		買				買	...
:														
銘柄N		買			買		買				買		売	...

図 3: オリジナル戦略の売買ポジションを破壊して、ランダム戦略を生成する様子。図中の「買」と「売」は、それぞれロング（買い）とショート（空売り）を意味する。投資タイミングは変わらず、売買ポジションのみが変化する。

4.3 売買タイミングの妥当性

次に、それぞれの売買戦略で決定された投資時刻をランダム化することで同様のブートストラップ検定を実施し、売買タイミングの妥当性を検証する。この場合、売買ポジションの回数はオリジナル戦略から変化しないため（図 4）、式 (16) の補正量 β を考慮する必要はない。

この検定によって得られた p 値を、表 5（日本市場）および表 6（米国市場）に示す。この検定においては、戦略 (b) のみならず戦略 (a) の妥当性も確認できる。

表 5: 表 3 と同様。ただし売買タイミングの妥当性の検証結果。

	(a1)	(a2)	(a3)	(b1)	(b2)	(b3)
R	0%	3.18%	0%	0%	0%	59.8%
\bar{R}	0%	3.18%	0%	0%	0%	59.8%
W	0%	0%	0%	0%	0%	2.00%
P	0%	0%	0%	0%	0%	0%
M	0%	49.6%	0%	0%	0.02%	15.9%

表 6: 表 4 と同様。ただし売買タイミングの妥当性の検証結果。

	(a1)	(a2)	(a3)	(b1)	(b2)	(b3)
R	0%	0%	0%	0.11%	4.78%	44.1%
\bar{R}	0%	0%	0%	0%	4.78%	44.1%
W	0%	0%	0.21%	1.03%	0%	47.8%
P	0%	0%	0%	0%	0.38%	5.44%
M	0%	0%	0%	38.7%	10.0%	67.7%

(a) オリジナル戦略

時刻t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	...
銘柄1		買		買			買			買		買		...
銘柄2	売				売			買					買	...
銘柄3		買			買		売		買				売	...
:														
銘柄N		買			買		買					売	買	...

(b) ランダム戦略

時刻t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	...
銘柄1	買	買			買		買						買	...
銘柄2				買			売					売	買	...
銘柄3	売			買				売			買		買	...
:														
銘柄N	買	売		買					買		買			...

図 4: オリジナル戦略の売買タイミングを破壊して、ランダム戦略を生成する様子。この場合、売買ポジションの個数は不変であるため、式 (16) による補正は必要ない。

5. まとめ

オートエンコーダによって金融市場を構成する多銘柄の関連性を学習することで、個別銘柄の単独的かつ異常な価格変動を検知する指標を考案した。さらにこの指標に基づいて、異常変動直後の株価は反転する傾向を確認し、特にマイナス側の異常変動においてより強い傾向が見られた。これは投資家心理の非対称性に起因している可能性がある。本研究ではこの傾向を金融市場の新しいアノマリーとみなし、売買ポジションや売買タイミングの選択に応用できることを統計的仮説検定に基づいて確認した。

なお本研究は、JSPS 科研費 25330280 の助成を受けたものです。

参考文献

- [Koizumi 15] Koizumi, H. and Suzuki, T.: Technical Trading Strategy Using the Reaction to Financial Market Jump, *Technical Analysts Journal*, Vol.2, pp1-11 (2015)
- [山田 14] 山田雅章, 鈴木智也: Bipower Variation を用いた新しいテクニカル指標, *Technical Analysts Journal*, Vol.1, pp.1-9 (2014)
- [NTAA 04] 日本テクニカルアナリスト協会 (NTAA) 編: 日本テクニカル分析大全, 日本経済新聞社 (2004)
- [Hinton 12] Hinton, G. E., et al.: Deep Neural Networks for Acoustic Modeling in Speech Recognition, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.29, No.6, pp.82-97 (2012)
- [Hinton 06] Hinton, G. E. and Salakhutdinov, R. R.: Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks, *Science*, Vol.313, No.5786, pp.504-507 (2006)