

格付け情報がマーケットに与える影響～人工市場を用いた分析～

An Analysis of the Market Effects of Rating Information using Artificial Markets

勝見瞬^{1*} 島尾亮¹
Shun Katsumi¹ Hajime Shimao¹

¹ 東京工業大学大学院 社会理工学研究科

¹ (Graduate School of Decision Science and Technology)

Abstract: In this paper, we tested the effect of the rating system (e.g. S&P) on the price fluctuation of the market by an agent-based model. The information of rating is defined as a discrete version of fundamental value. In addition to the investment strategies that are modeled in earlier studies (noise trader, fundamentalist, trend predictor, and contrarian), we modeled an agent called "rating user", who uses rating information as an index of fundamental value of an asset. The result indicates that the market becomes unstable if investors make use of the rating rather than fundamental value itself.

1 はじめに

1997年、山一証券が格付け会社大手のムーディーズによる格付けの変更を受けて、短期資金調達ができず廃業になる問題が起きた [5]。これには、「投資不適格債」への格下げという報道が加熱したことが原因と考えられる一方、債券の格付けが等級的に評価されるため、一度の格付けの変更が市場の混乱を招いているという考えもある。

また、2011年、大手格付け会社 S&P により米国債券の格下げが初めて行なわれ、市場へ大きな影響を与えるとして注目を集めている。

このように格付け情報の市場への影響は多々考えられるが、その1つとして投資家行動を経由しての影響を考えることはとても重要である。そのため、本研究では、人工市場を用いて格付け情報が市場へ与える影響について分析することにした。

人工市場とは、計算機上の仮想的に作られたエージェントベースモデルの金融市場のことである。各エージェントが株や債券などのリスク資産を売り買いすることで、価格形成がなされる。

これまでの人工市場研究では、一般的に知られている投資家タイプを仮定し、現実の市場の価格変動の統計的性質を満たす人工市場の再現に成功している [2]。それにより、人工市場を用いたレバレッジ規制や空売り規制などが市場に与える影響を検討することが可能になり、制度や情報が市場の安定性や効率性へ与える

影響を検討した論文が発表されている [6]。

よって、人工市場を用いた格付け情報の金融市場への影響分析も可能であり、また、これを検討した研究は見当たらないため、本研究を行なうことにした。

2 人工市場モデル

人工市場モデルは既に様々あるが [1] [2] [3]、本研究では Arthur [1] や GENOA [2] の市場モデルをもとに人工市場モデルを設計した。エージェント数は合計 100 として、各エージェント i は、時刻 h においてアセット数 $A_i(h)$ とキャッシュ C_i を持っている。金融市場では、一般的に 4 つのタイプのエージェントが知られているため、本研究では格付けを元に投資行動するレーティングユーザーを加えて 5 つのタイプで実験を行ない、格付け情報による市場への影響評価を行った。以下に各タイプのエージェントの投資行動を説明する。ただし、 $s_i(h)$ は売り注文価格、 $b_i(h)$ は買い注文価格、 a_i^s は売り注文数、 a_i^b は買い注文数である。 r は 0～1 の一様なランダムな値である。[] は少数点以下を切り捨て、残りの整数値を返す記号である。

2.1 ファンダメンタリスト (F)

本市場におけるファンダメンタリストは、時刻 h の株価 $p(h)$ とファンダメンタルバリュー $p_f(h)$ の関係で売り買いを決める。すなわち、 $p(h) > p_f(h)$ のとき、注文価格 $s_i(h)$ 、注文数 $a_i^s(h)$ で売り注文を出す。

*連絡先：東京工業大学大学院社会理工学研究科
E-mail: katsumi.s.aa@m.titech.ac.jp

$p(h) < p_f(h)$ のとき、注文価格 $b_i(h)$ 、注文数 $a_i^b(h)$ で買い注文を出す。それぞれの価格、注文数は、

$$\begin{aligned} s_i(h) &= p_f(h-1) \\ a_i^s(h) &= rA_i(h-1) \\ b_i(h) &= p_f(h-1) \\ a_i^b(h) &= rC_i(h-1) \end{aligned}$$

とする。

2.2 レイティングユーザー (R)

本人工市場におけるレイティングユーザーは、株価 $p(h)$ と格付けに基づいて株式売買を行なう。本研究において、格付け情報とは、株式、債券、不動産などのリスク資産の政治や法律などの外生的なリスクと財務状況などの内生的なリスクから総合的に判断して付けられる離散的な指標のことである [9]。

本人工市場では、内生的なリスクのみにより格付けされると仮定し、格付け情報の市場への影響を見ることにする。ファンダメンタルバリューは財務状況などを表す指標として用いられており、これをもとに格付けの変更がなされると考えられる。よって、レイティングユーザーはファンダメンタルバリューを等級化 (離散化) した指標 (以下、レイティングバリューと呼ぶことにする) に基づいて株式売買すると考えられる。

株式売買、注文価格、注文量の決定方法は、時刻 h の株価 $p(h)$ とレイティングバリュー $p_r(h)$ の関係で売り買いを決める。 $p(h) > p_r(h)$ のとき、注文価格 $s_i(h)$ 、注文数 $a_i^s(h)$ で売り注文を出す。 $p(h) < p_r(h)$ のとき、注文価格 $b_i(h)$ 、注文数 $a_i^b(h)$ で買い注文を出す。それぞれの注文価格、注文数は、

$$\begin{aligned} s_i(h) &= p_r(h-1) \\ a_i^s(h) &= rA_i(h-1) \\ b_i(h) &= p_r(h-1) \\ a_i^b(h) &= rC_i(h-1) \\ p_r(h) &= \left[\frac{p_f(h)}{w} \right] w + \frac{w}{2} \end{aligned}$$

とする。 w は格と格の間隔の幅を表し、 t は更新頻度を表す¹。本論文では $w = 100, t = 100$ について実験結果を示す²。

¹ h が t の倍数のとき $p_f(h)$ を参照して更新するとして、それ以外のときは 1 時刻前のものを参照する。

² 様々な大きさの w, t について実験を行なった。 w, t が小さすぎると $p_f(h)$ と $p_r(h)$ がほぼ同じになってしまい、大きすぎると格付けの変更が起きにくくなりすぎてしまうため、どちらもレイティングバリューとしての意味が薄れてしまう。本論文ではレイティングバリューの効果をはっきり示すことができる $w = 100, t = 100$ を用いた

2.3 トレンドプレディクター (TP)

本市場におけるトレンドプレディクターは一般的に順ばりと呼ばれる戦略をとるエージェントのことである。 $p(h)$ の移動平均 $D(h, T_i)$ に基づいて株式売買を決定する。移動平均 $D(h, T_i)$ が正の場合は買い注文を出し、負の場合は売り注文を出す。各エージェントの注文価格、注文数は、

$$\begin{aligned} s_i(h) &= p(h-1) + D(h, T_i)T_i \\ a_i^s(h) &= rA_i(h-1) \\ b_i(h) &= p(h-1) + D(h, T_i)T_i \\ a_i^b(h) &= rC_i(h-1) \end{aligned}$$

とする。ただし、 T_i は各エージェントが固有の値を持つことを意味し、1~20 のランダムな整数が割り振られる。 $D(h, T_i)$ は $h - T_i$ から $h - 1$ の間の移動平均値を意味する。

2.4 コントラリアントレーダー (CT)

本市場におけるコントラリアントレーダーはトレンドプレディクターと反対の逆ばり戦略をとるエージェントのことである。トレンドプレディクターと同様に $p(h)$ の移動平均 $D(h, T_i)$ に基づいて株式売買を決定するが、移動平均 $D(h, T_i)$ が正の場合は売り注文を出し、負の場合は買い注文を出す。各エージェントの注文価格、注文数は、

$$\begin{aligned} s_i(h) &= p(h-1) + D(h, T_i)T_i \\ a_i^s(h) &= rA_i(h-1) \\ b_i(h) &= p(h-1) + D(h, T_i)T_i \\ a_i^b(h) &= rC_i(h-1) \end{aligned}$$

とする。ただし、 T_i と $D(h, T_i)$ の意味はトレンドプレディクターのものと同じである。

2.5 ノイズトレーダー (N)

ノイズトレーダーは、すべての決定をランダムに行なうエージェントである。株式売買はそれぞれ確率 $\frac{1}{2}$ でランダムに決め、注文価格は前の時刻の株価 $p(h-1)$ とヒストリカルボラティリティ $\sigma^2(h)$ によって決める。

$$\begin{aligned} s_i(h) &= p(h-1)/N_i(\mu, \sigma^2(h)) \\ a_i^s(h) &= rA_i(h-1) \\ b_i(h) &= p(h-1)N_i(\mu, \sigma^2(h)) \\ a_i^b(h) &= [c_i/b_i] \end{aligned}$$

ただし、 $\sigma^2(h)$ は $h - 20$ から $h - 1$ までの株式価格のボラティリティのことである。

2.6 約定価格の決定方法

実際の市場の約定価格の決定は、時間優先の法則と価格優先の法則によって決まる。時間優先の法則とは、同じ価格の指値注文（売り注文または買い注文）がある場合、先に入った注文を優先的に約定させることであり、実際の市場ではザラバ方式がそれに近いと考えられる。価格優先の法則とは、同じ時間に指値注文（売り注文または買い注文）があるとき、売り注文の場合は安い注文を優先し、買い注文の場合は高い注文を優先的に約定させることであり、実際の市場では板寄せ方式がそれに近いと考えられる。

本人工市場では、価格優先の法則のみに注目した板寄せ方式が現実の市場でも多く見受けられること、また人工市場研究においても一般的な方法として利用されていることから、この方式を再現した Arthur の約定モデルを用いた。Arthur の約定方法は以下のようになる。

1. 各エージェントは売買、注文価格、注文株数を決める。
2. 売り注文は最安値から、買い注文は最高値から同数の株を約定させる。
3. 約定された売買注文は一覧表から削除する。
4. 最後に約定されたものを取引価格とする。

3 前処理

格付け情報の影響分析を行なう前に、本人工市場が現実の市場に即していることを示す必要がある。現実の市場における各エージェントの比率や各パラメータを知ることは困難である。よって、現実的なエージェント比率で、かつ、現実の価格変動の統計的性質を満たしている人工市場モデルを妥当なものとして評価し、その上で、格付け情報の影響分析を行なうこととする。

3.1 現実的なエージェント比率

本研究では、さまざまなエージェント比率で実験を行った。その結果、どのようなエージェント比率でも、概ね標準偏差と尖度が大きくなってることがわかった。

また、トレンドプレディクターの占める割合が大きいほど、株式収益率³の尖度が大きくなることがわかった。これは、ファンダメンタルバリューやレイティングバリューから大きく乖離して価格の上昇と下降を多く繰り返すことによって起きているためである。本論

³本論文では、時刻 h における株式収益率は $ret = \log\left(\frac{p(h)}{p(h-1)}\right)$ のことを意味する。

文で示す実験結果は、格付け情報の影響をわかりやすく表現するために、トレンドプレディクターを一定人数以下にした実験結果を示す。

また、ノイズトレーダーに関しても、エージェント比率が多すぎると株価がランダムウォーク化するため、一定人数以下にした実験結果を示す。

3.2 stylized fact

現実の市場では、株式収益率がファットテイル、ボラティリティクラスターリング、ゼロオートコリレーションという3つの stylized fact という統計的性質を持つことが一般的に知られている [6] [10]。

1. ファットテイル … 株式収益率のヒストグラムの裾が正規分布より厚くなる（尖度が正）
2. ボラティリティクラスターリング … 2乗株式収益率の自己相関係数が株式収益率の自己相関係数よりも正値が長く続く
3. ゼロオートコリレーション … 株式収益率の自己相関係数が0に収束する。

これらの統計的性質を満たす人工市場がより現実的であると考える。

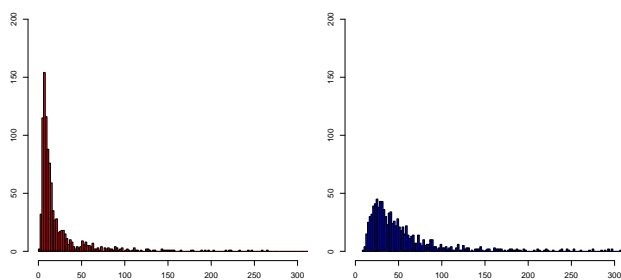
4 シミュレーション結果

現実的なエージェント比率かつ Stylized Fact をみたく市場として、 $TP : CT : N = 20 : 20 : 10$ と3種のエージェントの人数を固定した上で、残りのエージェントをファンダメンタリストのみのものとレイティングユーザーのみのもで比較することで、ファンダメンタルバリューとレイティングバリューの市場への影響の違いを純粹に比較することができる。これによって、格付け情報の市場への影響を評価することが可能であると考えられる。以下に、 $F : R = 50 : 0$ と $F : R = 0 : 50$ の株式価格変動を比較する実験の結果を示し、ファンダメンタルバリューと格付け情報の市場への影響の違いを見る。

まず、図1から図4を用いて、 $F : R = 50 : 0$ と $F : R = 0 : 50$ はどちらも Stylized Fact を満たしていることを示す。図1は $h = 1000$ までのシミュレーションを1000回行ない、尖度のヒストグラムを示したものである。どちらもどの値も正値であることからファットテイルの条件を満たしている。尖度の平均値は、 $F : R = 50 : 0$ の方が26.63248 と $F : R = 0 : 50$ の方が61.27106となった。また、Welch の t 検定⁴ に

⁴F 検定により2つの尖度の集団間は等分散でないことを確認したため、尖度の検定には Welch の t 検定を行った。

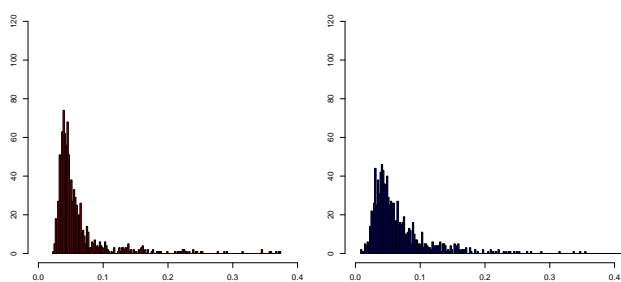
より求めた p 値は、 $2.2e-16$ と 1% 水準で有意な結果となり、レイティングユーザーのみの方がファンダメンタリストのみの方より尖度が大きくなることを示せた。このことから、レイティングバリューの方がファンダメンタルバリューよりも市場を不安定にさせる効果があることが言える。図 5 は 1000 回シミュレーションを行ない、標準偏差のヒストグラムを示したものである。標準偏差の平均はそれぞれ 0.0610、0.0669 となり、t 検定により求めた p 値は 0.0046 と 1% 水準で有意な結果となり、レイティングユーザーのみの方がファンダメンタリストのみの方より標準偏差が大きくなることを示せた。よって、このことからレイティングバリューの方がファンダメンタルバリューよりも市場を不安定にさせる効果があることが言える。



$F : R = 50 : 0$

$F : R = 0 : 50$

図 1: 尖度



$F : R = 50 : 0$

$F : R = 0 : 50$

図 2: 標準偏差

次に、株式収益率の自己相関に関する値をみる。図 3 と図 4 はそれぞれ $h = 1000$ までシミュレーションを 1000 回行い、株式収益率の各自己相関係数の平均、2 乗株式収益率の自己相関係数の平均をとったものである。

図 3 より、それぞれ $F : R = 50 : 0$ と $F : R = 0 : 50$ のときの株式収益率の自己相関係数がゼロに収束していることがわかり、Stylized Fact を満たしているといえる。

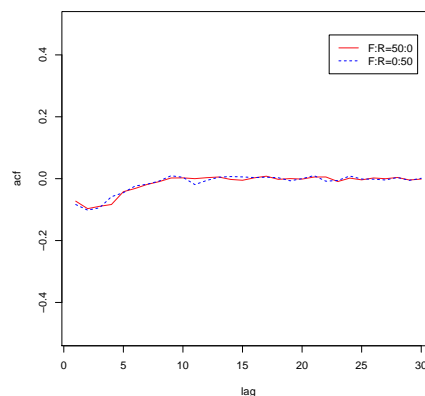


図 3: 株式収益率の自己相関

図 4 は、それぞれ $F : R = 50 : 0$ と $F : R = 0 : 50$ のときの 2 乗株式収益率の自己相関係数を表している。どちらもボラティリティクラスタリングの条件を満たしていることがわかる。そして、 $F : R = 50 : 0$ と $F : R = 0 : 50$ の各相関係数を比較すると $F : R = 0 : 50$ が大きいことがわかる。これにより、レイティングバリューをみる場合の方が、ファンダメンタルバリューをみる場合より、株式収益率のボラティリティの継続性が強くなると言える。

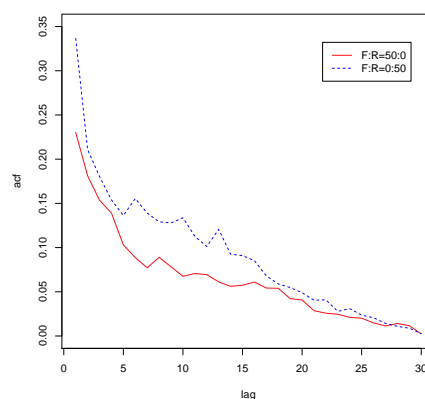
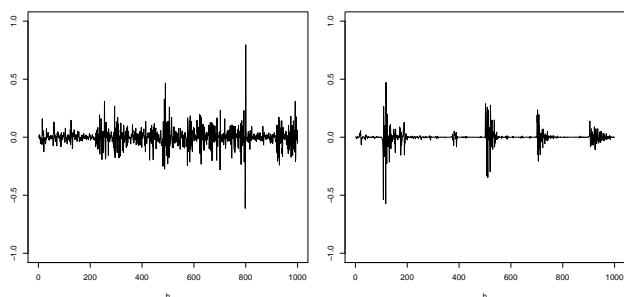


図 4: 2 乗株式収益率の自己相関

図 5 は 1 回のシミュレーション結果から得られた株式収益率の時系列である。 $F:R=50:0$ は常にボラティリティの幅が変わり続けているのに対して、 $F:R=0:50$ は格付けの変更が行われたときにボラティリティが一気に大きくなっているのが特徴である。

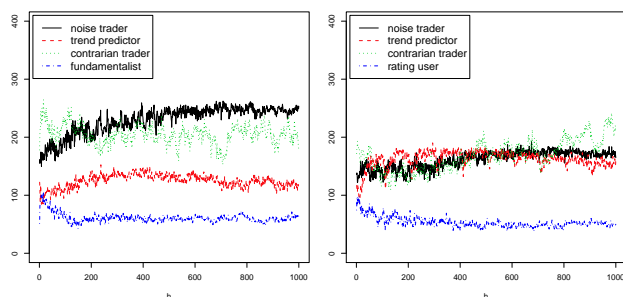
図 6 は、株式価格の時系列である。 $F:R=50:0$ のときは、ファンダメンタルバリューからの大きな乖離が見



$F : R = 0 : 50$

$F : R = 0 : 50$

図 5: 株式収益率の時系列

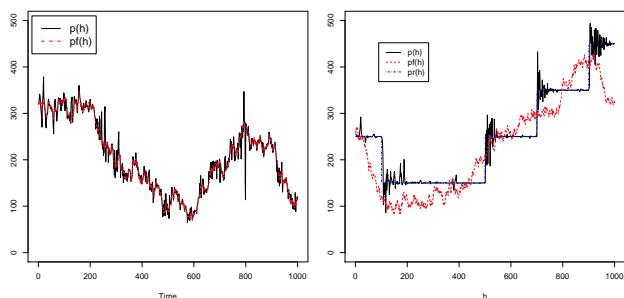


$F : R = 50 : 0$

$F : R = 0 : 50$

図 7: 平均株式保有数

られないが、 $F:R=50:0$ のときは、格付け値の変更が行われた時に格付け値からの乖離が大きくなっていることがわかる。



$F : R = 50 : 0$

$F : R = 0 : 50$

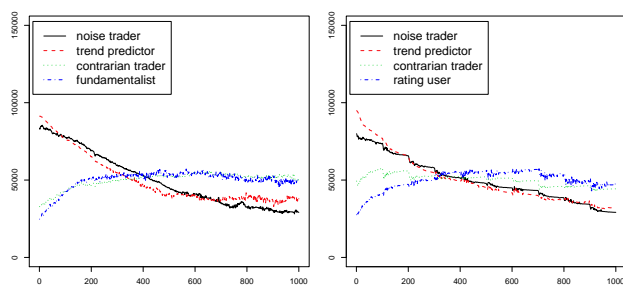
図 6: 株式価格の時系列

図 7 は各エージェントの平均株式保有数を表している。 $F:R=50:0$ のときは、ノイズトレーダー、コントラリアントトレーダー、トレンドプレディクターの順に株式を多く保有しているのに対して、 $F:R=0:50$ のときは、それら 3 タイプのエージェントの平均株式保有数は同じ程度になった。ファンダメンタリストとトレンドプレディクターの間に平均株式保有数の差はなかった。

図 8 は各エージェントの平均総資産を表したものである。平均総資産とは、同じエージェント同士の総資産の平均をとったものを言う。総資産とは、キャッシュと株式保有数×株価の合計のことを言う。 $F:R=50:0$ と $F:R=0:50$ で結果が大きく変わらないことがわかった。

5 結論・今後の課題

本研究では、格付け情報が市場へどのような影響を与えるかについて人工市場を用いて検討した。その結果、ファンダメンタルバリューとレーティングバリューのどちらか 1 つを用いる場合、格付け情報は、市場を



$F : R = 50 : 0$

$F : R = 0 : 50$

図 8: 平均総資産

不安定化させることがわかった。これは、格付け変更時に突然ボラティリティが大きくなることが原因であると考えられる。また、格付け情報は株式収益率のボラティリティの継続性を強めることもわかった。

今後の課題としては、ファンダメンタリストとレーティングユーザーが共存する場合の実験を行うこと、複数格付け情報による市場への影響分析などが考えられる。

参考文献

- [1] Arthur, W., Holland, J., Lebaron, B., Palmer, R., and Tayler, P.: Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market, in *The Economy as an Evolving Complex System* [X], pp. 15-44, Addison-Wesley, (1997)
- [2] Marco raberto, Silvana Cincotti, Sergio M. Focardi, Traders' Long-Run Wealth in an Artificial Financial Market, *Computational Economics* 22:255-272, (2003)

- [3] Marco raberto, Silvana Cincotti, Sergio M. Focardi, Michele Marchesi, Agent-based simulation of a financial market, (2001)
- [4] Carl Chiarella, Giulia Lori, Josep Perello, The impact of heterogeneous trading rules on the limit order book and order flows, Journal of Dynamics and Control 33, (2009)
- [5] 黒沢義孝, 格付けの経済学, PHP 研究所, (1999)
- [6] Isao Yagi, Takanobu Mizuta, Kiyoshi Izumi, An Analysis of the Market Impact of Short-selling Regulation using Artificial Market, Evol. Ist. Econ. Rev. 7 : 113-132 , (2010)
- [7] 和泉潔, 人工市場:市場分析の複雑系アプローチ, 森北出版, (2003)
- [8] Hiroshi Takahashi, Takao Terano, Agent-Based Approach to Investor's Behavior and Asset Price Fluctuation in Financial Markets , Journal of Artificial Societies and Social Simulation 6-3, (2003)
- [9] 岡東務, 債券格付の研究, 中央経済社, (1998)
- [10] Effect of Multi-agents According to Behavioral Finance to Market Dealings, Yusuke Namikawa, Fei Zhai, Kan Shen, Eisuke Kita, Information Processing Society of Japan Vol.48 No.SIG 6 (TOM 17), (2007)