

JASDAQ株式市場の私的情報取引に関する実証分析

メタデータ	言語: Japanese 出版者: 公開日: 2017-05-31 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 青木, 真之 メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/10291/18735

明治大学大学院商学研究科

2015 年度

博士学位請求論文

JASDAQ 株式市場の私的情報取引に
関する実証分析

An Empirical Analysis of Informed Trading on the JASDAQ Stock Market

学位請求者 商学専攻

青木真之

目次

序章	1
1 本論文の目的	1
2 先行研究	2
3 本論文の分析対象・研究方法	10
4 本論文の概要	11
第Ⅰ部 理論編	14
第1章 PIN モデル	15
1.1 はじめに	15
1.2 Easley et al. (1996) の PIN モデル	15
1.3 Easley et al. (2002) の PIN モデル	21
第2章 Adjusted PIN モデル	24
2.1 はじめに	24
2.2 Duarte and Young (2009) の PIN モデルに対する批判	24
2.3 Adjusted PIN モデル	24
2.4 モデルの拡張	27
補論 制約されたモデルにおける売り買い注文数の共分散	31
第3章 Dynamic PIN モデル	32
3.1 はじめに	32
3.2 Easley et al. (2008) の主張	32
3.3 Dynamic PIN モデル	32
第Ⅱ部 推計方法びデータ編	36
第4章 最適化の方法	37
4.1 はじめに	37
4.2 オリジナル PIN 及び Adjusted PIN モデルの尤度関数	37
4.3 Dynamic PIN モデルの尤度関数	37
4.4 制約条件のはずし方	38
補論 遺伝的アルゴリズム	39
第5章 データ	42
5.1 はじめに	42
5.2 1分間毎データ	42
5.3 ティックデータ	43
第Ⅲ部 実証分析編	46
第6章 Easley et al. (1996) の PIN モデルの実証	48
6.1 はじめに	48

6.2	先行研究における PIN およびパラメータの推計結果	48
6.3	JASDAQ 株式市場での PIN の推計	50
6.4	JASDAQ 株式市場での PIN と株式超過リターンとの実証分析	51
6.5	PIN の有効性についての考察	55
6.6	小括	57
	補論 Fama-Macbeth 型の回帰分析	58
第 7 章	Easley et al.(2002)の PIN モデルの実証	60
7.1	はじめに	60
7.2	PIN の推計及び Fama-Macbeth 型の実証分析	60
7.3	PIN の構成パラメータ α と時価総額の関係	63
7.4	小括	65
第 8 章	Adjusted PIN 及びその拡張モデルの実証	67
8.1	はじめに	67
8.2	JASDAQ 株式市場における Adjusted PIN、PSOS	67
8.3	JASDAQ 株式市場における各モデルの検証	69
8.4	各モデルの Adjusted PIN, PSOS 等と株式超過リターンの関係	71
8.5	小括	73
第 9 章	Dynamic PIN モデルの実証	74
9.1	はじめに	74
9.2	Dynamic PIN の推計	75
9.3	Static PIN と Dynamic PIN の推計結果の比較	80
9.4	株式の超過リターンと Dynamic PIN	82
9.5	Dynamic PIN の平均値と株式の超過リターン	86
9.6	小括	88
終章	研究結果のまとめと残された課題	90
	参考文献	95

序章

本章では最初に、私的情報取引に関する研究を行う本論文の目的を明らかにする。また、私的情報取引に関する先行研究について概観する。次いで、それらを踏まえて本論文の具体的な分析対象及び研究方法を示し、その後本論文の各章の概略を述べる。

1 本論文の目的

本論文の目的は、日本の株式市場、その中でも流動性が低い JASDAQ 株式市場における私的情報取引を数量的に分析することにある。私的情報取引とは、あくまでも市場に認知されていない情報に基づいた取引を指す。株式市場の参加者を情報保有者と非情報保有者に分類した場合に、私的情報を有した情報保有者(以下、本論文における情報保有者はすべて私的情報を有する情報保有者を示す)による取引の発生確率を分析する。

本論文はマーケット・マイクロストラクチャーの分野に属する。マーケット・マイクロストラクチャーは、近年盛んに研究が行われている分野である。各国で様々なルールに基づいて運営されている市場システムを、株式の価格形成や投資家の発注行動のデータなどをもとに分析し、より最適な市場システム設計を模索しようとするものである。

近年、マーケット・マイクロストラクチャーの研究の進展が著しい背景として、2点挙げることができる。1点目は市場が多様化・複雑化していること、2点目は大量のデータ分析が容易になってきていることである。

1点目の市場の多様化・複雑化については、取引量の増加・電子取引所も含めた市場間競争の激化・規制緩和・インターネットも含めた技術革新・金融技術の革新等が背景として挙げられる^{1,2}。それらが取引所外取引の増加やアルゴリズム取引の発達を促したと言える³。清水(2013)では、米国では気配開示義務が課されない市場における、ブローカー・ディーラーの内部付け合せを除く執行市場別取引高シェアが7.9%と増加基調にあることや、ニューヨーク証券取引所による自市場上場銘柄取引シェアが2004年には80%程度あったが、2009年半ばには40%を割り込んでいることが示されている。また、日本では日本証券業協会によりPTS(私設取引システム)での売買状況が公表されており、2014年には金額ベースによるPTS売買の取引所取引及び取引所外取引の合計に占める割合が5%に達していることが示されている⁴。

2点目のデータ分析の容易化については、汎用PCの処理能力の向上に伴い、ティックデータと呼ばれる取引ごとのデータの分析までもが可能となったことが挙げられる。従来は

¹ Madhavan(2000)。

² 藤田(2013)では、各国の取引所集中義務の廃止(米国では1980年代以降の段階的な廃止、EUでは2007年のMiFIDと呼ばれる金融商品市場指令、日本では1998年の日本版金融ビッグバン)が、取引所外取引を活性化させ、またグローバルな証券取引所間の合併につながったことを指摘している。

³ 大崎(2009)。

⁴ <http://pts.offexchange.jp/> 2015年5月4日アクセス。

データ処理の都合上、日次データが分析の太宗を占めていた。しかし、データ処理能力の向上により、従来は一部のハイスペックの PC にアクセス可能な研究者に限られていた分野の参入障壁が低下し、多くの研究者にティックデータを用いた分析が可能となった。そのことがマーケット・マイクロストラクチャー分野の発展に大きく貢献していると考えられる。すなわち、各国市場の多様化や大量のデータにおける分析環境の進展が、当分野の発展を後押ししたと言える。

本論文はマーケット・マイクロストラクチャーの分野の中でも、投資家間での情報の非対称性に特に焦点を当てた分析手法である PIN(Probability of Informed Trading)を対象とし、日本の JASDAQ 株式市場を対象として分析を行っている。Easley, Kiefer, O'Hara and Paperman (1996)によって提唱された PIN モデルは、全取引のうち私的情報に基づいた取引の確率を抽出しようとするものである。当モデルを用いることにより、情報の非対称性の生じやすい市場構造の分析や、執行コスト(Bid-Ask スプレッド)に関する分析等が可能となる。また、私的情報取引の指標をアセットプライシングの分析にも応用することも可能である。

次節で述べる先行研究の概要でもわかるとおり、海外に比べて日本の株式市場を対象とした PIN の研究は決して多くはない。数少ない先行研究においても、東証を対象とするものが中心である。しかし、私的情報に基づく売買は、より流動性が低く情報の効率性も低いとみなされている JASDAQ 株式市場の方が盛んに行われているのではないか。そのような問題意識のもとで、本論文は、JASDAQ 株式市場における私的情報取引に関する特徴を明らかにすることが目的である。そのための実証分析に用いる理論モデルは、標準的な PIN モデルのほかに、流動性要因を考慮した PIN(Adjusted PIN)モデルや動的な PIN(Time-Varying PIN)モデルである。最適化には E-Views 及び MATLAB にて非線形最尤法のプログラムを作成し、個々の実証分析を行う⁵。

次節では先行研究について概観する。その後、本論文の目的や意義を明確化し、本論文の構成について説明する。

2 先行研究

本節では、マーケット・マイクロストラクチャーの分野及びその中でも PIN の分野についての先行研究について述べる。

2.1 マーケット・マイクロストラクチャーについて

マーケット・マイクロストラクチャーの分野は、特に 1980 年代以降、発展を遂げてきた。

⁵ 本論文での実証分析には、アプリケーションパッケージソフトとして E-Views は Ver.7 を、MATLAB は R2012a Student Version(32 ビット)を用いている。

Madhavan(2000)は、マーケット・マイクロストラクチャーの研究を大きく4つのカテゴリーに分類している。それらは、①市場での価格形成及び価格発見に関する研究、②市場構造及びその設計に関する問題、③市場の透明性による影響、④マーケット・マイクロストラクチャーの研究の応用研究、である。

①は、ディーラー、マーケットメイカーらによる価格形成プロセスを、たとえば在庫水準や情報の非対称性をもとに分析する。さまざまな市場参加者による需要が価格や取引量といった形で顕在化するプロセスを、明らかにしようとするものである。②は、市場構造の違いにより、価格形成プロセスがどのように異なるか分析しようとするものである。各取引所の内外において、マーケットメイカーの存在、電子取引所の存在、オーダー・ドリブンかクオート・ドリブンか、指値市場、取引可能な時間帯など、ルール設計が異なっている。ルールの違いが、流動性や Bid-Ask スプレッド、ボラティリティ等で表現される市場の質に与える影響について分析している

③は市場の透明性についての研究である。市場の透明性とは、市場参加者の取引プロセスに関する情報へのアクセスの容易さを示す。ここでいう情報とは、価格・最良気配値・取引量等を示す。市場状況に関する情報の公開度が市場参加者や投資戦略に及ぼす影響について研究するものである。先行研究では、透明性が高いほど流動性が改善されることや取引コストが低下すること、また情報保有者は匿名性を好む一方、非情報保有者は透明性向上を望むことが示されている。

④は、マーケット・マイクロストラクチャーに関する研究のモデルを、他のファイナンスの分野に応用するものである。主な分野としては、アセットプライシング、コーポレートファイナンス、国際金融が挙げられる。アセットプライシングの分野では、主に流動性の尺度として用いられる。コーポレートファイナンスは、IPOの価格付けや株式分割の影響、また資本コストに関する研究を主としている。国際金融では、国際的な資本市場統合に関する研究のほか、外国為替市場における研究で応用されている。

本論文は PIN の推定及び PIN と株式の超過リターンとの関係についての実証研究を行うため、主に①および④を扱う。すなわち、さまざまな PIN の推計を行い、それらの特徴を明らかにした後、推計した PIN を用いて株式の超過リターンとの関係を追及する。以下ではマーケット・マイクロストラクチャーでの株式超過リターンに関連する先行研究および PIN に関する先行研究について概観する。

2.2 マーケット・マイクロストラクチャーにおける株式リターンに関連する分析

マーケット・マイクロストラクチャーの分野における株式の超過リターンの分析は多く存在するが、その古典的な文献としては Amihud and Mendelson(1986)が挙げられる。Amihud and Mendelson(1986)は、流動性と株式超過リターンには一定の関係があるという仮説のもと、流動性の代替指標として Bid-Ask スプレッドを使用する。そして、リスク調整

後のポートフォリオのリターンは Bid-Ask スプレッドの拡大とともに上昇し、株式超過リターンと Bid-Ask スプレッドの傾きの関係は凹関数となることを示している。

Amihud and Mendelson(1986)は流動性の代替指標として Bid-Ask スプレッドが用いられているが、マーケット・マイクロストラクチャーの分野では流動性の代替指標としていくつかの指数が提案されている。太田・宇野・竹原(2011)に基づき代表的な先行研究を挙げると、最初に Amihud(2002)による ILLIQ が挙げられる。ILLIQ は 1 日の株式の変化率の絶対値を出来高で除したものである。それを例えば 1 年など、任意の期間における平均値を計算する。Amihud(2002)では、株式の超過リターンに対して ILLIQ が高い説明力を示すことを確認しているほか、サイズ別のポートフォリオを構築し、株式の超過リターンに対する ILLIQ の説明力がサイズによって異なることを指摘している。

Pastor and Stambaugh(2003)では、Return Reversal Measure として前日の株式リターンの方向性及び取引量を説明変数の 1 つとして、翌日の株式リターンに対して回帰分析を行った係数を流動性の指標として提案している。流動性が高ければ前日の取引が翌日には影響を与えないという考え方が基本となっている。そして、流動性が低い銘柄群は高い銘柄群に比べて、年率 7.5%の株式リターンの差が生じていることを示している。

Liu(2006)では、取引執行速度に着眼する。具体的には、個々の銘柄において取引が無かった日の数と、売買回転率の逆数を組み合わせた LM 指数を提案する。流動性指標は出来高や株式リターンを用いて推計されることが多いが、それらの指数は取引が無い銘柄の流動性は測定できない。その意味で、LM 指数は画期的であるといえる。また、Liu(2006)は、流動性の最も低い銘柄群は最も高い銘柄群を月平均 0.682%アウトパフォーマンスすることを示している。

投資家の許容できる取引コストに着目したのが、Lesmond, Ogden and Trzcinka(1999)である。Lesmond et al. (1999) では、情報投資家は限界的には情報価値が取引コストを上回る場合のみ取引を行い、それは株式リターンに反映されるという考え方のもと、株式リターンを用いた最尤法にて限界取引コストを推計する。1963 年から 1990 年における往復の取引コストが時価総額別 10 分位ポートフォリオの最もサイズが大きい企業群では 1.2%、サイズが小さい企業群では 10.3%となることを示す。

このように、いくつかの流動性に関する指標が提案される中で、Easley et al. (1996)では、後に PIN モデルと呼ばれる私的情報の取引確率に関する指数を提案する。PIN モデルは Easley et al.(1996)を基本モデルとしてその後発展を続ける。本論文ではこの PIN モデルを用いて、日本の株式市場を対象として分析を行う。以下では PIN に関する先行研究について概観する。

2.3 PIN について

上述の通り、PIN は私的情報に関する指標である。私的情報に関する分析は、Kyle(1985)

を古典的文献として発展を遂げてきた。Kyle(1985)は、独占的でリスク中立的なインサイダー、ランダムなノイズトレーダー、競争的でリスク中立的なマーケットメイカーの 3 者を想定したモデルを構築する。私的情報を持ったインサイダーを市場参加者に含んだ一連の取引を、離散的な個々のオークションの連続と見立てる。それを連続的なモデルとしたときの均衡点では、価格はブラウン運動に従い、市場の厚みは一定となり、そして全ての私的情報は取引の終わりには価格に織り込まれることを示している。

その後の私的情報に関する研究の発展における重要な貢献として Easley et al.(1996)が挙げられる。Easley et al. (1996) では、投資家の投資行動がパブリックな情報かプライベートな情報のどちらに依拠したものかを、資本市場の価格形成プロセスから抽出することを試みている。上述の通り、当モデルはその後 PIN モデルとして発展を遂げることとなり、その嚆矢となる論文である。そのモデルは Easley, Kiefer and O'Hara (1997)にてモデルのパラメータや前提条件について検証されている。その後、Easley, Hvidkjaer and O'Hara (2002)にて、現在の古典的 PIN モデルとして完成する。表序-1 では、先行研究で示されている PIN 及びそのパラメータについて、後述する日本の株式市場を対象とした分析も含め纏めている。どの市場においても、平均的には 0.1~0.3 の間となっていることがわかる。

表 序-1 PIN および各パラメータの推計値一覧

対象国	著者	年	論文名	パラメータの推計結果						
				α	δ	μ	ϵ (or ϵ_B)	ϵ_s	PIN	
米国	David Easley, Nicholas M. Kiefer, Maureen O'Hara, Joseph B. Paperman	1996	Liquidity, Information, and Infrequently Traded Stocks		0.5	0.349	0.13197	0.175742	-	0.1639
	Easley, S Hvidkjaer and M O'HARA	2002	Is information risk a Determinant of asset returns?	0.283	0.331	31.075	22.304	24.046	0.191	
	Jefferson Duarte and Launce Young	2007	Why is PIN priced?	0.26	0.69	17.53	7.47	8.96	0.2	
	Aslan, Easley, Hvidkjaer and O'Hara	2006	The Determinants of Informed Trading: Implications for Asset Pricing	-	-	-	-	-	0.211	
欧州	Aktas, Bodt, Declerck and Oppens	2007	The PIN anomaly around M&A announcements	0.62	0.56	0.39	0.4	-	0.1767	
日本	玉井・永易	2007	ヘラクレス取引所における投資家の情報量	0.659	0.221	0.1	0.103	-	0.241	
	永易・小原・牧田	2008	JASDAQ証券取引所におけるプライベート・インフォメーション量の推定	0.654	0.47	0.102	0.101	-	0.237	
	Kubota and Takehara	2009	Information based trade, the PIN variable, and portfolio style differences: Evidence from Tokyo stock exchange firms	0.277	0.357	62.799	47.856	53.495	0.189	
	Ian W Marsh and Jun nagayasu	2009	Determinants of the PIN: Evidence from the Japanese Stock Exchange Market	0.61566	0.14788	0.105864	0.10269	-	0.23668	

出所：筆者作成。なお、複数の推計結果がある場合は、パラメータの値は代表的な数値とみられるものを選択。また、パラメータの表示の色が無色であるものは Easley et al.(1996)による推計方法、色付けしているものは Easley et al. (2002) による推計方法を実施している。

PIN の研究は盛んにおこなわれている。PIN に関する研究は、大きくカテゴライズすると、

以下の3つに分類可能である。それは、

- ① PIN の特徴の指摘や他市場での推計
- ② PIN モデルの発展的改良
- ③ PIN を基礎研究とした応用的な研究

①は Easley et al.(2002)についての検証や、他市場での検証など、幅広く行われている。②はモデルの問題点の指摘及びその拡張を示すものである。③は株式超過リターンとの関係を分析するものや資本コストの代替指標として用いられることが多い。以下、それぞれの分類ごとに概観していく。なお、日本の株式市場について研究したものについては、まとめて最後に触れる。

① PIN の特徴や他市場での推計

Easley et al. (1997) は、分析対象を NYSE の 1 銘柄に絞込んでいる。推計するパラメータに情報保有者及び非保有者が大口取引を行う確率を組み入れ、取引サイズは市場参加者にとって有用な情報となっていないことを指摘する。また、株式価格との関係について、Good News の確率及び Bad News の確率を説明変数とした回帰分析を行い、高い説明力を有することを示している。

Heidle and Huang(2002) では、米国に上場している株式を対象に、上場市場の変更に伴う PIN の影響について調査している。NASDAQ 株式市場から NYSE 株式市場に変更した場合は、PIN は約 11%ポイント低下し、NASDAQ 株式市場から AMEX 株式市場に変更した場合は約 15%ポイント低下することを明らかにしている⁶。本論文は東証に比べ規模の小さい銘柄が中心となる JASDAQ 株式市場を中心として展開していることから、Heidle and Huang(2002)の調査は非常に興味深い結果である。

Fuller, Van Ness and Van Ness(2009)では、NASDAQ 株式市場を対象として PIN の推計を行っている。Easley et al. (2002) の結果と比較し、NASDAQ 市場の PIN は NYSE 市場の PIN よりも高めとなることを示す。また、Easley et al.(2002)と異なり、株式超過リターンと PIN の明確な関係は確認できないことも示している。

PIN が本当にプライベートな情報であるかどうかを検証しているものとして、Aktas, Bodt, Declerck and Oppens.(2007)が挙げられる。Euronext Paris の上場銘柄を対象としている。これは、M&A の情報を使用して、M&A を発表する前と発表後の価格変化を検証している。

⁶ NASDAQ から NYSE に変更した銘柄について、NASDAQ 株式市場の平均値が 33.28%に対し、NYSE 株式市場に変更した後の平均値は 21.81%となっている。また、NASDAQ から AMEX に変更した銘柄については、NASDAQ 株式市場の平均値が 40.28%に対し、AMEX 株式市場に変更した後の平均値は 24.8%となっている。なお、AMEX 株式市場から NYSE 株式市場への変更、AMEX 株式市場から NASDAQ 株式市場への変更している銘柄については、統計的に有意な結果とはなっていない。

もしプライベートな情報を市場が織り込んでいるのであれば、発表前に PIN は上昇する(すなわち、プライベートな情報に基づく売買が増加する)ということになる。しかし、実際には PIN は M&A 発表後に上昇しており、少なくとも M&A といったイベントに対しては必ずしも PIN では説明できていない、と結論付けている。

米国以外を対象として PIN を推計している先行研究として、上記の Aktas, Bodt, Declerck and Oppens.(2007)を除くと、例えばオーストラリアの株式市場を対象としている Gordon, Narelle, Edward and Wu(2014)が挙げられる。同市場は米国よりも小さな市場であることから PIN が米国の先行研究よりも高めとなっていることを示している。また、同市場が資源セクターに偏っていることを指摘し、資源セクター・産業セクターに分類して PIN の分布を概観している。結果はどちらのセクターもほぼ同様の分布となることを示している。加えて、セクター別に Fama-Macbeth 型の回帰分析を行い、株式超過リターンとの関係についても分析を行っている。その結果、資源セクターでは PIN は株式超過リターンに対して有効な説明変数とはならないが、産業セクターに対しては有効な説明変数となることを明らかにしている。

また、株式市場以外を対象とした先行研究としては、Aky, Cyree, Griffiths and Winters(2012)が挙げられる。Aky et al. (2012) はアメリカの T-bill 市場を対象として PIN を推計している。株式市場に比べて私的情報に基づく取引がはるかに少ないと思われる T-bill 市場を対象に推計を行うことで PIN が私的情報取引の指標として機能しているか、検証しようとするものである。結果、PIN が 0.43 程度と主要株式市場の結果よりも高めの値になったことから、PIN が私的情報に基づく取引を示す指標ということに対して疑問符を投げかけている。

Idier and Nardelli(2011)は、ユーロのオーバーナイト市場を対象とした PIN の分析を行っている。マネーマーケットは参加者が限定されていることもあり、市場に合わせる形でモデルを修正し推計を行っている。そのため他の先行研究との PIN の比較は困難となっている。だが、リーマンショック前の 2007 年において、欧州中央銀行による流動性供給はマネーマーケット市場に情報の非対称性リスクを低下させていた一方、リーマンショックを含む 2008 年時には、ECB の政策による PIN への影響は限定的であったことを示している。

② PIN モデルの発展的改良

Duarte and Young (2009)は、PIN の推計する際に用いられる売り買いのデータに対する PIN の理論的な問題点を指摘している。PIN モデルでは売りと買いはマイナスの相関となる。現実のデータでは、市場での売りと買いは正の相関を持つ。その意味から、PIN モデルは現実に合わせていないモデルである。Duarte and Young (2009)は、この問題点を解消するために、Adjusted PIN と PSOS(probability of symmetric order-flow shocks)を提唱した。ここで、PSOS は売りと買いの取引が同時に発生する確率である。Adjusted PIN は、PSOS による

影響を勘案した新たな PIN である。PSOS を想定することにより、Adjusted PIN モデルでは売買のプラスの相関関係を示すことができる。また、株式超過リターンとの関係については、PIN は有効な説明変数となるが、それは PSOS による影響が大きいことも指摘している。

Easley, Engle, O'Hara and Wu (2008) は、PIN 及び PIN を構成するパラメータが時間依存であることを 2 点から確認している。1 つは、売買の注文量のデータがタイムトレンドを持つこと、2 つは、売買の注文量のデータが自己相関関係にあることである。売買の注文量のデータがトレンドや自己相関関係を持つことから、PIN は時間依存となる。Easley et al. (2008) は、NYSE (ニューヨーク証券取引所) に上場されている任意の 16 銘柄の時間依存な PIN を推計している。

また、売買量を主眼に置いて情報保有者による売買の確率を推計しようとするものとして、Easley, Predo and O'Hara (2012) の研究がある。彼らは、売買量を主眼に置いた VPIN(volume-synchronized probability of informed trading)を提案している。

Aslan, Easley, Hvidkjaer and Maureen O'Hara(2011)は、財務データを使用して PIN の代理変数となる PPIN を提唱している。株式の日中データが存在しない期間でも PIN が有効に機能するかを検証しようとするのが動機になっている。そして、PPIN が株式超過リターンと統計上有意で、かつ符号条件も満たすことを示している。

③ PIN を基礎とした応用研究

PIN を用いた応用研究として、もっとも代表的なものは株式の超過リターンとの関係を示すものである。PIN と株式の超過リターンの関係については、PIN が統計的に有意な変数となっている場合とそうでない場合のミックスな結果となっている。Easley et al. (2002) では、Fama-French モデルを用い株式超過リターンと PIN の関係について調べている。説明変数には PIN のほかに β 値、時価総額、PBR を使用する。結果は、 β 値はマイナスの係数、PIN、時価総額、PBR はプラスの係数に有意になること、また PIN が株式超過リターンに対して統計上有意となることを示している。Easley et al. (2002) を皮切りに、PIN の株式超過リターン対しての分析は数多く行われている。その研究結果は上述の通りミックスな結果である。統計上有意な関係を示すものとしては、前述の Easley et al. (2002) 、Easley et al. (1997)や Easley and O'Hara (2004)、 Duarte and Young(2009)。統計上有意でない結論付けるものとしては、Fuller, Van Ness and Van Ness(2009)、Hughes, Liu and Liu(2007) 等が挙げられる。

また、資本コストと私的情報取引の関係についても幅広く研究が行われている。特に、Easley et al. (2004)を皮切りに、PIN のフレームワークを用いた分析が盛んに行われている。Easley et al. (2004) では、PIN を明示的に用いてはいないものの、Easley et al. (2002) で PIN が株式の超過リターンの統計上有意な説明変数となっていることを動機とし、公的及び

私的情報が資産価値に影響を与えるものとして合理的期待均衡モデルを発展させた。なぜ企業の情報に関するストラクチャーが、企業の株式に関する均衡リターンに影響を与えるかを示すものである。

Straser(2002)や Duarte, Han, Harford and Young(2008)は、2000年に米 SEC によって導入された Regulation Fair Disclosure(以下、Regulation FD)が資本コスト⁷に与える影響を、PIN を用いて分析している。情報非対称性の代理変数としての PIN、ということである。Straser(2002)は、Regulation FD 導入後、PIN は平均的にわずかながら上昇したことを示している。Duarte et al. (2008) では、Regulation FD の導入前後での PIN の変化を用いて資本コストを推計する。そして、Fama-Macbeth 型の回帰分析を用いることで、NYSE/AMEX 上場企業には資本コストへの影響は無かったが NASDAQ 上場企業では年率 0.10~0.19% 程度の資本コストの上昇が見られることを示している。

株式超過リターンや資本コスト以外の応用的な研究として、例えば Chung, Li and McInish (2005)が挙げられる。Chung et al. (2005) は気配値の変更について、私的情報に関連している動きが主導していることを PIN を用いて分析している。また、取引における価格への影響度と PIN は、正の符号で統計上有意な結果となり、PIN が高いほど価格が大きく動きやすいことを示している。加えて、高い PIN を持つ銘柄は約定の売り買いの方向について高い系列相関を持っており、情報保有者が発注を分割して取引していることが示唆されていることを示している。

Vega(2006)は NYSE を対象として、PIN のほかにメディアによる情報や企業決算のサブライズ(SUR)といったパブリックな情報との関係を分析している。そして、PIN と SUR には同時的な正の相関関係があることから、公的情報が直接株価に織り込まれるということに対して疑問符を投げかけている。公的情報でさえもすぐに株価に織り込まれるわけではなく、投資家の分析スキルに拠るところがあるということである。つまり、情報が公的か私的かに関わらず、より情報の多い投資家が当該資産の真の価値に対して情報優位にあることを示している。

Odders-White and Ready(2005)は NYSE を対象とし、PIN を逆選択の尺度の一つと捉え⁸、格付け機関による企業格付けとの関係を調査している。格付けの変更と逆選択の尺度が統計上有意な関係にあることを示し、逆選択リスクが存在することを指摘している。また、逆選択の尺度が将来の格付け変更を予想する尺度となりうることも示している。

Zhao and Chung (2006)は、NYSE 株式市場において、株式の取引単位を 16 進法から 10 進法に変更したことによる価格形成上の情報効率性の変化を、PIN を使用して分析している⁹。Post-decimal 期間は Pre-decimal 期間に比べ、PIN は市場構造の変化に拠らず有意に高くなっていることを示している。このことから、ティックサイズを小さくすることは情報

⁷ ここで言う資本コストとは、株式資本の調達コストを指す。

⁸ 逆選択の尺度として、気配・実効スプレッド、Hasbrouck(1991)による Information-based price impact、Glosten and Harris (1988)による Adverse selection component of the spread、PIN を採用している。

⁹ それまでの取引最小単位は\$1/16(=\$0.0625)であった。

取引を活性化させ、それが資産価格形成上における情報効率性を高めると主張している。

Sankaraguruswamy, Jianfeng and Yamada(2013)は、ニュースがリリースされる頻度と、**Informed** 及び **Uninformed** な情報に基づく取引量の関係を、PIN モデルのフレームワークを活用して研究している。そして、ニュースの頻度が高ければ高いほど、**Uninformed** な情報に基づく取引は **Informed** な情報に基づく取引よりも活発になることから、ニュースのリリースが多いほど PIN が低くなることを実証している。

2.4 日本の株式市場を対象とした PIN について

現在、米国では PIN の研究は盛んに行われているが、日本での研究は筆者の知る限り米国ほどの発展を見せていない。その背景の一つとしては、米国に比ベティックデータへのアクセスが困難であることや専門家の人数の少なさ等が挙げられよう。PIN の推計には膨大な作業時間を要することも、発展が進まない背景の一つと考えられる。

日本の株式市場を対象とした PIN の研究として、Kubota and Takehara(2009)が挙げられる。Kubota and Takehara(2009)では、PIN の推計結果を Easley et al. (1996)と比較し、日米どちらの PIN も非常に近い値になることを確認している。また、バリュー型に分類される企業のほうが、グロース型として分類される企業よりもバッドニュースが起りやすいことを指摘している。加えて、米国と同様に PIN は時価総額が小さい企業のほうが大きな値となりやすいことも実証している。

また、玉井・永易(2007)、永易・小原・牧田(2008)により、ヘラクレスや JASDAQ¹⁰市場といった新興市場での研究が行われている。ここでは、どちらも東証1部に比べて PIN は大きくなること、また、ヘラクレスや JASDAQ といった新興市場間の比較では、PIN はほぼ同水準になることが確認されている。

なお、日本の株式市場を対象として、株式超過リターンに対して PIN が有意な説明変数となるか検証したものとしては、Kubota and Takehara(2009)や大田・宇野・竹原(2011)が挙げられる。しかし、どちらも統計上有意な結果を示すものとはならなかった。

3 本論文の分析対象・研究方法

本節では、本論文の分析対象を明らかにし、研究方法について示すことで、本論文の意義を明確にする。

本論文は以下の2つのテーマを分析対象とする。第1は、日本の株式市場における私的情報に基づく取引確率に関する特徴を指摘することであり、第2は、私的情報取引の確率を示す PIN と株式超過リターンとの関係を実証することである。

¹⁰ 2010年10月12日より、大阪証券取引所が開設していたヘラクレスと JASDAQ 市場が、新たに開設された新興市場「JASDAQ」へ市場統合されている。

第 1 の日本の株式市場における私的情報に基づく取引に関しては、JASDAQ 株式市場を対象として様々な PIN 及びそのパラメータを推計し、その特徴を指摘する。前節でも触れた通り、日本の株式市場を対象とした PIN の分析は決して多くない。本論文では、1 分間データ及びティックデータを用いて PIN を推計する。その際、理論と実証分析で整合しない点についても言及する。また、前節で概観したとおり先行研究では様々な PIN が開発されている。本論文では PIN のほかに、Adjusted PIN、時間依存的な PIN(本論文では Dynamic PIN と呼ぶ)の推計も行う。Adjusted PIN、Dynamic PIN は JASDAQ 株式市場での先行研究が無いことから、そのパラメータの特徴の指摘もする。

第 2 の株式超過リターンとの関係については、JASDAQ 株式市場を対象として、1 分間データを用いた PIN、ティックデータを用いた PIN、Adjusted PIN、Dynamic PIN を説明変数として、株式超過リターンとの関係を調査する。前節で述べたとおり、先行研究では日本の株式超過リターンに対して PIN が有意な変数であることを確認したものは存在しない。本論文でも先行研究と同様、株式超過リターンに対して有意な説明変数とは確認できない。その背景について、多くの PIN を用いながら探求する。

先行研究では、PIN の推計や株式超過リターンとの関係、また銘柄のスタイル別の関係等は実証されているが、PIN のパラメータの理論的な問題点、また株式超過リターンとの関係に関する踏み込んだ実証等を行われていない。また、Dynamic PIN については日本の株式市場を対象とした分析は未だ行われていない。本論文ではそれらの点に対して焦点を当て、多くのファクトファインディングを行う。その意味で、JASDAQ 株式市場の私的情報取引に関するマーケット・マイクロストラクチャーの研究に新たな知見を加えるものである。

4 本論文の概要

本論文の研究目的・分析対象・研究方法及びその意義について、前節までで示してきた。本節では次章以降の本論文の概要を述べる。

本論文は、第 I 部の理論編、第 II 部の推計方法編、第 III 部の実証分析編から構成される。第 I 部では、先行研究にて展開される PIN モデルに関して概観する。第 1 章では Easley et al. (1996) 及び Easley et al. (2002) によるオリジナルの PIN モデルについて整理する。第 2 章では、Duarte and Young(2009)による Adjusted PIN モデルを紹介するとともに、モデルのさらなる拡張を試みる。第 3 章では Easley et al. (2008)にて提示されている Dynamic PIN モデルを展開する。

続く第 II 部では、推計方法について言及する。具体的には、第 4 章では非線形最尤法及び変数変換、第 5 章では第 3 部で使用するデータの概要について紹介する。

第 III 部では、PIN モデルを用いた実証分析を行う。第 6 章では、Easley et al.(1996)モデルに準拠し、1 分間データを用いて JASDAQ 株式市場における PIN の推計を行う。次に、

PIN が株式超過リターンの有意な説明変数となっているか検証する。結果、日本の先行研究と同様に、PIN が株式超過リターン説明する意味のあるファクターになっていないという結果を得ている。

第7章では、Easley et al.(2002)の PIN モデルを用い、JASDAQ 株式市場の銘柄を対象にティックデータを用いて PIN を推計する。第6章同様、推計した PIN が JASDAQ 株式市場の超過リターンを説明する有意な変数かどうかを検証する。第6章との違いは、ティックデータを用いていること、サンプル期間を長めとした点である。ティックデータを用いて、約2年間のサンプルデータをもとに検証を行う。その結果、ティックデータを使った検証結果も、先行研究と同様に PIN が株式の超過リターンを説明する意味のあるファクターにならないことを確認する。次いで、PIN が有効な説明変数とならない理由を考察する。その中で、PIN モデルそのものの問題点を取り上げる。具体的には、流動性の代理変数である時価総額と PIN の構成パラメータの α が理論的な関係を満たしていない事を示す。

第8章では、JASDAQ株式市場を対象として、Duarte and Young (2009)が開発した Adjusted PINやPSOSの推計を行う。期待されていた通り、どちらも東証上場銘柄を対象とした先行研究の結果に比べて高めとなっていることを明らかにする。また、Duarte and Young(2009)で提唱されたAdjusted PINやPSOSのモデルについて、依然として発展余地が残されていることを示す。具体的には、第2章で提案した2つの拡張モデルも含めて現実のデータの分布と比較し、うち本論文で提案したモデルの1つが先行研究で使われているモデルよりも実際のデータの分布に近いことを示すことで、Duarte and Young(2009)のモデルに一層の発展的余地があることを明らかにする。

また、拡張モデルも含めてAdjusted PINやPSOS等と株式の超過リターンとの関係についても確認する。PIN同様、株式の超過リターンを説明する意味のあるファクターにはならない結果を得ている。

第9章では、Easley et al.(2008)のモデルに依拠し、JASDAQ 株式市場のティックデータを用いて、Dynamic PIN を推計する。Easley et al. (2008) は NYSE に上場されている任意の16銘柄の Dynamic PIN を推計している。JASDAQ 株式市場を対象とした Dynamic PIN の推計結果は、Easley et al.(2008)よりも高めの結果となっている。JASDAQ は NYSE と比べてはるかに小さな市場である。オリジナルの PIN(以下、Static PIN)モデルにおける先行研究では、小さな市場の PIN は大きな市場の PIN よりも高めであることが示されており、Dynamic PIN についても Static PIN 同様に小規模な市場のほうが高めとなることを確認する。

Easley et al. (2008) との違いとして、Dynamic PIN の1階の自己相関係数が負の値の銘柄も存在することを明らかにする。

さらに、JASDAQ 株式市場の銘柄を対象として、Dynamic PIN と Static PIN の比較も行っている。私的情報の発生の確率 α の推定に関して、Dynamic PIN の α の推定値の平均の方が Static PIN の α の推定値よりも大きく、それが、Dynamic PIN が Static PIN よりも大きい

原因になっている可能性を示す。

第 8 章までの **Static PIN** 同様に、**Dynamic PIN** についても株式の超過リターンとの関係について確認する。**Dynamic PIN** については、時系列データの平均値及び標準偏差を説明変数に加える形で実証分析を行う。その結果、**Dynamic PIN** の平均値は **Static PIN** 同様に株式の超過リターンを説明する有意な変数とはならないが、**Dynamic PIN** の標準偏差は有意な変数と認められることを明らかにする。また、スタイル別の分析を行い、小型のグロース株が特に **Dynamic PIN** 及びその標準偏差が高めとなること、株式の超過リターンとの関係については特にグロース株において、**Dynamic PIN** の標準偏差が高めの感応度となることを示す。その後、**Dynamic PIN** の平均値は株式超過リターンに対して有意な変数と認められないが、その標準偏差は有意なものとなる実証結果について、2つの考察を行う。

最後に、終章では本論を総括するとともに、今後の課題についても列挙する。

第 I 部 理論編

第 I 部 はじめに

第 I 部では理論編として、PIN に関する理論を展開する。第 1 章では、PIN のオリジナルのモデルである Easley et al.(1996)及び Easley et al.(2002)について概観する。第 2 章は、Duarte and Young(2009)によるオリジナルの PIN への批判及びその批判を考慮した新たな PIN モデルを紹介する。第 3 章では、Easley et al.(2008)にて展開されるオリジナルの PIN に対する評価及び動的な PIN モデルを確認する。

Easley et al. (1996) は、流動性が高い銘柄と低い銘柄において私的情報に基づく売買の割合がどの程度異なるのかという問題意識を背景に、市場の取引参加者を 2 分する。それは、私的情報に基づいて売買を行う **Informed Trader** と、私的情報に基づかずに売買を行う **Noise Trader** である。両者による売買の注文総量はポアソン確率過程に基づくと仮定し、またマーケットメイカーが **Bayesian** であることも仮定することで、一日の取引に関する売買の注文の確率をモデル化している。そして、当該モデルから求められたパラメータを用いて、私的情報取引に基づく売買の確率を定量化している。

Easley et al. (1996) の基本的枠組みを維持しながら、売りと買いで注文総量の期待値が異なることをモデルに反映し、パラメータの細分化を行ったものが Easley et al. (2002) となる。

その後、PIN モデルは 2 つの代表的な発展を遂げる。1 つは Duarte and Young(2009)による **Adjusted PIN** モデルであり、もう 1 つは Easley et al.(2008)による **Dynamic PIN** モデルである。

Duarte and Young(2009)は、買い注文総量と売り注文総量が PIN モデルでは理論的に負の相関を持つが、実際のデータは高い正の相関関係にあることを指摘する。そのうえで、売買双方に影響を与える **Symmetric Order-flow Shocks(SOS)**の存在を想定し、買い注文総量と売り注文総量の相関関係が理論上正となりうることを示す。SOS を組み入れたうえでの PIN を **Adjusted PIN** とし、新たなモデルを提案している。

Easley et al. (2008) では、PIN 及び PIN を構成するパラメータが時間依存的であることを指摘し、従来の静的な枠組みの中で展開されている PIN モデルを、時間依存的なモデルとして発展させている。

第 I 部では、これらのモデルについて解説する。

第1章 PIN モデル

1.1 はじめに

本章では、Easley et al.(1996)及び Easley et al.(2002)にて展開されている PIN モデルについて次節以降で概観する。

第2節では Easley et al.(1996)について展開する。まず、市場の取引参加者を私的情報に基づいて売買を行う **Informed Trader** と、私的情報に基づかずに売買を行う **Noise Trader** の二者に分類する。両者による売買の注文量はポアソン過程に基づくと仮定し、またマーケットメイカーが **Bayesian** であることも仮定することで、一日の取引に関する売買の注文の確率をモデル化している。そして、当該モデルから求められたパラメータを用いて、私的情報取引に基づく売買の確率を定量化している。

第3節では Easley et al.(2002)にて発展した PIN モデルを紹介する。基本的な理論的展開やモデルの枠組みは Easley et al.(1996)と同様であるが、パラメータの細分化等を行うことで発展させている。

1.2 Easley et al.(1996)の PIN モデル

PIN はこれまでも説明してきた通り、プライベートな情報による取引を定量化したものである。この節では、Easley et al.(1996)にて展開されているモデルについて説明する。まず、1日の取引の分岐パターンにて説明したのち、確率関数及び PIN モデルについて解説する。

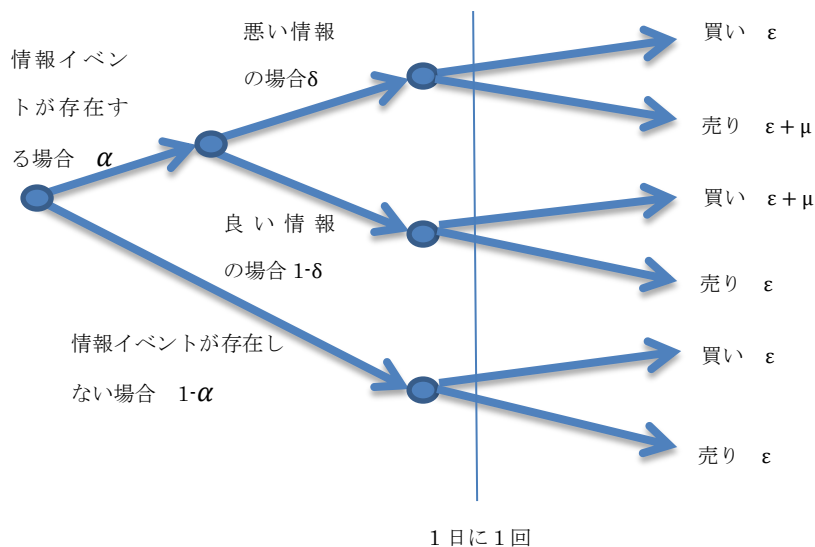
1.2.1 1日の取引の分岐(Trading Tree)

最初に、前提条件を挙げる。取引者は私的情報を持った **informed trader** と情報を持たない **uninformed trader(noise trader)** からなる。各日の最初に、私的情報が与えられるかどうかを自然(**nature**)が決定する。その確率を $\alpha(0 < \alpha < 1)$ とする。したがって、 $1 - \alpha$ の確率は私的情報が入らない確率である。私的情報が発生する場合、それが **bad news** の確率を δ 、**good news** の確率を $1 - \delta$ とする。

その私的情報が **good news** であれば、**informed trader** は買い注文を入れる。買い注文量は確率変数であり、その期待値を μ とする。また、**bad news** であれば、**informed trader** は売り注文を入れる。売り注文総量の期待値を買い注文総量と同じく μ とする。**noise trader** は、私的情報の発生の有無や私的情報が **good news**・**bad news** の違いに関わらず、売買を行うものとする。売り買いの注文総量の期待値を ε とする。

これらの状況を **tree** 図で表すと図 1-1 の通りである。

図 1-1 取引過程のツリーダイアグラム



出所 : Easley et al.(1996)

最初の分岐点は情報イベントが確率 α で発生するか否かを示している。次の分岐点は、情報イベントが発生するとき、それが良い情報か否かを示す。ここでは先行研究に倣い、悪い情報が δ の確率で発生するとしている。図 1-1 は1日の動きを示しており、取引は状況に応じポアソン確率過程に従って発生する。つまり、例えば良い情報イベントが発生したとき、買いの注文総量の期待値は $\varepsilon + \mu$ 、売りの注文総量の期待値は ε である。悪い情報イベントのときは、買いの注文総量の期待値は ε 、売りの注文総量の期待値は $\varepsilon + \mu$ である。情報イベントが発生しない場合は、買いも売りも ε となる。

1.2.2 確率関数

次に、具体的な確率関数について考察する。1日の各投資家の売り注文、買い注文の量は確率変数で、互いに独立のポアソン分布に従うと仮定する。日々、私的情報が発生しない場合、私的情報が good news の場合、私的情報が bad news の場合の3つのいずれかが nature により選択される。ここで、マーケットメイカーが存在する市場を考える。マーケットメイカーは3つのケースいずれかが発生することは知っているが、どれがその日に nature により選択されるかは知りえない。なお、日々の動きは独立と仮定している。ここで、マーケットメイカーは Bayesian であるとし、3つのケースにおける事前の主観的確率を

$P(t) = (P_n(t), P_g(t), P_b(t))$ とする。それぞれの下付きの文字は、時点 t において情報イベントが無いときは n 、good news のときには g 、bad news のときには b 、という意味を表している。情報が発生しない場合の確率は $1 - \alpha$ 、bad news のときは $\alpha\delta$ 、good news のときは

$\alpha(1-\delta)$ であるから、 $P(t) = (1-\alpha, \alpha\delta, \alpha(1-\delta))$ となる。マーケットメイカーは、主観的確率を実際の売り買いの注文総量をもとに更新する。

次に、イベントの有無や区別が所与となる場合の、日々の注文の尤度を考える。1日の投資家の売り注文、買い注文の量は確率変数で、互いに独立のポアソン分布に従うと仮定する。私的情報があり、それが **good news** であるとする。その条件の下で、買い注文総量 B はポアソン分布に従うものと想定する。ここで1日の総取引回数を T とすると、その確率は、

$$(1.1) \quad P(X = B | \text{goodnews } \mathfrak{s}) = \frac{[(\mu + \varepsilon)T]^B e^{-(\mu + \varepsilon)T}}{B!}$$

売り注文総量も同様にポアソン分布に従うものと想定する。買い注文総量、売り注文総量は互いに独立であると仮定する。私的情報が **good news** のもとでの買い注文総量が B 、売り注文総量が S の結合確率 $P(X = B, Y = S | \text{goodnews } \mathfrak{s})$ は、

$$(1.2) \quad P(X = B, Y = S | \text{goodnews } \mathfrak{s}) = \frac{[(\mu + \varepsilon)T]^B e^{-(\mu + \varepsilon)T}}{B!} \times \frac{(\varepsilon T)^S e^{-\varepsilon T}}{S!} = \frac{[(\mu + \varepsilon)T]^B (\varepsilon T)^S e^{-(\mu + 2\varepsilon)T}}{B! S!}$$

となる。同様にして、私的情報があり、それが **bad news** の場合の買い注文総量、売り注文総量の結合確率は、

$$(1.3) \quad P(X = B, Y = S | \text{badnews } \mathfrak{s}) = \frac{[(\mu + \varepsilon)T]^S (\varepsilon T)^B e^{-(\mu + 2\varepsilon)T}}{B! S!}$$

最後に、私的情報がない場合の買い注文総量、売り注文総量の結合確率は、

$$(1.4) \quad P(X = B, Y = S | \text{nonew } \mathfrak{s}) = \frac{(\varepsilon T)^S (\varepsilon T)^B e^{-2\varepsilon T}}{B! S!}$$

となる。

売買はそれぞれの日において、独立した 3 つのポアソン過程のうちのどれかに従っていると考える。これらの確率は 3 つの事象の発生確率のウエイトを考慮したモデルによって決定される。私的情報が入る確率が α 、私的情報が入らない確率が $1-\alpha$ 、私的情報が入りそれが **good news** の確率が $1-\delta$ 、**bad news** の確率が δ のため、買い注文総量、売り注文総量の無条件の結合確率 $P(X = B, Y = S)$ は、

$$\begin{aligned}
(1.5) \quad P(X = B, Y = S) &= (1 - \alpha)e^{-\varepsilon T} \frac{(\varepsilon T)^B}{B!} e^{-\varepsilon T} \frac{(\varepsilon T)^S}{S!} \\
&+ \alpha \delta e^{-\varepsilon T} \frac{(\varepsilon T)^B}{B!} e^{-(\mu + \varepsilon)T} \frac{((\mu + \varepsilon)T)^S}{S!} \\
&+ \alpha(1 - \delta)e^{-(\mu + \varepsilon)T} \frac{((\mu + \varepsilon)T)^B}{B!} e^{-\varepsilon T} \frac{(\varepsilon T)^S}{S!}
\end{aligned}$$

α と δ のパラメータは日々の売買のデータにより推計されることとなる。観察変数は B と S のみとなっている。つまり、売買の情報さえあれば、推計は可能となる。それゆえ、日中のデータを使用することにより、情報イベントのパラメータの推計が可能となる。第4章にて示す通り、パラメータは尤度関数を最大化することで求められる。

1.2.3 PIN モデル

ここで S_t を t 時点での売り注文総量、 B_t を t 時点での買い注文総量とする。 $P(t|S_t)$ を、マーケットメイカーが t 時点での売り注文総量 S_t が与えられてもとのno newsの条件付き確率とする。すなわち、

$$(1.6) \quad P_n(t|S_t) = P(\text{nonew} \mid Y = S_t) = \frac{P(\text{nonew} \text{ and } S_t)}{P(S_t)}$$

である¹¹。(1.6)式の右辺の分子、分母については

$$(1.7) \quad \text{分子} : P(\text{nonew} \text{ and } S_t) = (1 - \alpha)\varepsilon = P_n(t)\varepsilon$$

$$(1.8) \quad \text{分母} : P(S_t) = (1 - \alpha)\varepsilon + \alpha\{(1 - \delta)\varepsilon + \delta(\varepsilon + \mu)\} = \varepsilon + \alpha\delta\mu = \varepsilon + P_b(t)\mu$$

であることから、

$$(1.9) \quad P_n(t|S_t) = \frac{P_n(t)\varepsilon}{\varepsilon + P_b(t)\mu}$$

となる。同様に、bad newsが発生しているときの事後確率は

¹¹ ベイズの定理より、二つの確率変数 A 、 B がある場合、 $P(A, B) = P(A|B)P(B)$

$$(1.10) \quad P_b(t|S_t) = P(\text{bad news } \downarrow Y = S) = \frac{P_b(t)(\varepsilon + \mu)}{\varepsilon + P_b(t)\mu}$$

Good news が発生しているときの事後確率は

$$(1.11) \quad P_g(t|S_t) = P(\text{good news } \uparrow Y = S) = \frac{P_g(t)\varepsilon}{\varepsilon + P_b(t)\mu}$$

となる。

また、 $(V_i)_{i=1}^I$ を取引日 $i=1, \dots, I$ 時点での終値の値とする。良い情報があった日を条件とした値を \bar{V}_i 、悪い情報があった日の値を \underline{V}_i とする。ニュースが無いときの値を V_i^* とする。ここで、当然のことながら、 $\underline{V}_i < V_i^* < \bar{V}_i$ である。

次に、 t 時点では期待利潤がゼロである売値 $b(t)$ を考える。これは t 時点以前の状況および S_t を条件とした資産価格に対する、市場参加者の期待値である。従って、 i 日における t 時点の $b(t)$ は

$$(1.12) \quad b(t) = \frac{P_n(t)\varepsilon V_i^* + P_b(t)(\varepsilon + \mu)\underline{V}_i + P_g(t)\varepsilon\bar{V}_i}{\varepsilon + P_b(t)\mu}$$

同様に、 t 時点の期待利潤がゼロである買値を $a(t)$ で示すと、

$$(1.13) \quad a(t) = \frac{P_n(t)\varepsilon V_i^* + P_b(t)\varepsilon \underline{V}_i + P_g(t)(\varepsilon + \mu)\bar{V}_i}{\varepsilon + P_g(t)\mu}$$

となる。ここで、 V_i における t 時点の事前確率の期待値を考えると、

$$(1.14) \quad E[V_i|t] = P_n(t) V_i^* + P_b(t) \underline{V}_i + P_g(t) \bar{V}_i$$

(1.14)式を買値・売値の方程式(1.12)式および(1.13)式に代入すると、

$$(1.15) \quad b(t) = E[V_i|t] - \frac{\mu P_b(t)}{\varepsilon + \mu P_b(t)} (E[V_i|t] - \underline{V}_i)$$

$$(1.16) \quad a(t) = E[V_i|t] - \frac{\mu P_g(t)}{\varepsilon + \mu P_g(t)} (\bar{V}_i - E[V_i|t])$$

(1.15)式及び(1.16)式は、非情報保有者及び情報保有者が取引価格に影響を与えることを示している。情報保有者がいない場合(つまり $\mu=0$)、取引において情報の非対称が生ずることとはなく、それゆえ買値と売値は双方とも事前の期待値と等しくなる。逆に、非情報保有者がいない場合(つまり、 $\varepsilon=0$)、そのときはすべての t について、 $b(t) = \underline{V}_i$, $a(t) = \bar{V}_i$ となる。これらの価格において、非情報保有者は取引を行わないため、実際にはマーケットが成り立たない。一般的には、おそらく非情報保有者と情報保有者の両者とも市場に存在すると考えられ、そのため売値は $E[V_i|t]$ よりも低くなるし、買値は $E[V_i|t]$ よりも高くなると考えられる。このスプレッドは取引仲介者が情報保有者とも売買することに対しての費用、すなわち仲介者の保険料と見ることができる。

スプレッドが明確にわかるのであれば、スプレッドに影響を与えるファクターは特定化可能である。ここで時点 t でのスプレッドを $\Sigma(t) = a(t) - b(t)$ とする。すると、

$$(1.17) \quad \Sigma(t) = \frac{\mu P_g(t)}{\varepsilon + \mu P_g(t)} (\bar{V}_i - E[V_i|t]) + \frac{\mu P_b(t)}{\varepsilon + \mu P_b(t)} (E[V_i|t] - \underline{V}_i)$$

(1.17)式から、 t 時点でのスプレッドは、**good news** が発生した場合の情報保有者による売買発生確率に情報保有者の期待収益を乗じたものに、**bad news** 同様の収益を加算したものとなる。

情報保有者における t 時点での取引の確率は(1.17)式の右辺の確率の分子、分母各々の総和となる。それを PIN で表すとすると、 $P_b(t) + P_g(t) = 1 - P_n(t)$ より

$$(1.18) \quad PIN = \frac{\mu(1 - P_n(t))}{\mu(1 - P_n(t)) + 2\varepsilon}$$

(1.18)式は情報保有者及び非保有者双方の取引の比率に依存している。そのため、情報が無い場合($P_n(t) = 1$)か、誰もが情報取引を行わない場合($\mu=0$)、 $PIN=0$ となり、スプレッドは無くなる。代わりに、すべての取引が情報取引である場合($\varepsilon=0$)、そのときは $PIN = 1$ となり、スプレッドは十分に広くなり($(\bar{V}_i - \underline{V}_i)$)、仲介者は情報取引に備える、ということになる。

μ, ε は **informed trader** 及び **noise trader** の買い注文、売り注文の総量の期待値である。 PIN は全注文総量のうち **informed trader** の注文総量の割合を示すが、取引が開始される前の時点では、日々独立であることから、(1.18)式の分子である **Informed trader** の売り買いの注文総量の期待値は、

$$(1.19) \quad \alpha(1-\delta)\mu + \alpha\delta\mu = \alpha\mu$$

同様に分母の Informed trader 及び noise trader のすべての買いと売りの注文総量の期待値は、

$$(1.20) \quad \alpha(1-\delta)(\mu + \varepsilon + \varepsilon) + \alpha\delta(\varepsilon + \mu + \varepsilon) + (1-\alpha)(\varepsilon + \varepsilon) = \alpha\mu + 2\varepsilon$$

そのため、(1.18)式は

$$(1.21) \quad \text{PIN} = \frac{\alpha\mu}{\alpha\mu + 2\varepsilon}$$

パラメータ $\theta = (\alpha, \delta, \varepsilon, \mu)$ の真の値がわかれば、売値と買値の確率過程がわかる。しかし、実際にはパラメータはわからないので、取引のデータを用いて最尤法を使用して推計する。パラメータベクトル $\theta = (\alpha, \delta, \varepsilon, \mu)$ の推計は、我々は実際には情報取引者の存在を明確には確認できないため、非常に複雑なものと言える。パラメータ α と δ は3つの情報イベントの確率(ニュースがない場合、良いニュースがある場合、悪いニュースがある場合)によって決まるが、すべて観察不能である。 ε, μ は非情報取引または情報取引の出現率を参考に推計される。売り買いのデータは観察可能であるが、どのトレーダーが非情報保有者であり、情報保有者であるかは判別できない。そのため、PINの推計は、観察可能な売り買いのデータからパラメータに対する情報を抽出することにより実施される。

1.3 Easley et al.(2002)の PIN モデル

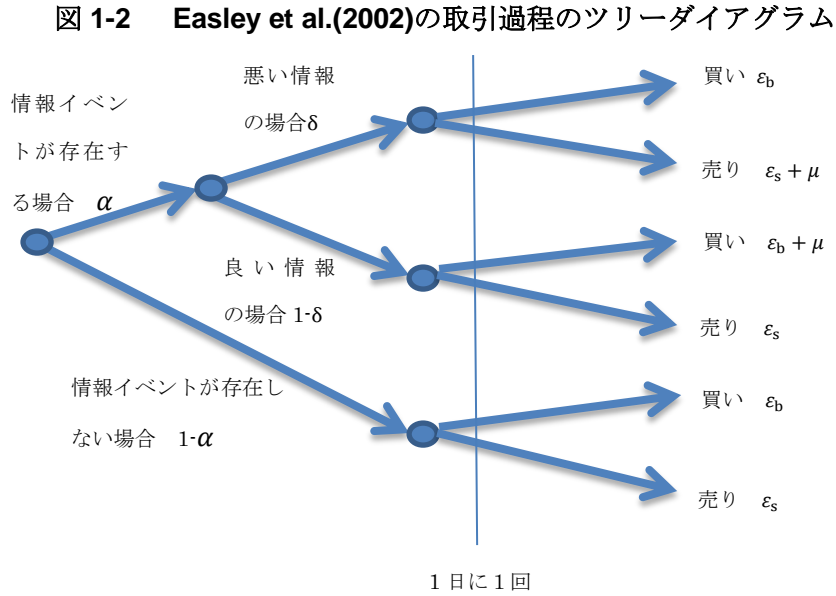
前節にて概観した Easley et al.(1996)の PIN モデルは、Easley et al.(2002)にて発展を遂げる。根本的な考え方は不変であるが、情報非保有者の売買の期待値を、売りと買いで峻別する点に主な違いがある。以下、具体的に見ていきたい。

パラメータについて、情報イベントの発生確率が α 、情報が悪い内容である確率が δ 、情報保有者による取引量の期待値が μ である点は Easley et al.(1996)と同様である。ここで、情報保有者・非情報保有者による売り買いの注文は独立したポアソン過程に従う点も不変である。異なる点は2つである。1つは非情報保有者による取引の期待値を示す ε を売りと買いに峻別することである。買いを ε_b 、売りを ε_s とする。2つは1日の売買回数 T を ε, μ に組み入れることである。それを勘案した新たな Trading Tree は以下の図 1-2 の通りである。

1日の投資家の売り注文総量、買い注文総量は確率変数で、互いに独立のポアソン分布に従うと仮定する。私的情報があり、それが good news であるとする。その条件の下で、

買い注文総量 B はポアソン分布に従うものと想定する。その場合、(1.1)式は、

$$(1.22) \quad P(X = B | \text{goodnew } \vartheta) = \frac{(\mu + \varepsilon_b)^B e^{-(\mu + \varepsilon_b)}}{B!}$$



出所 : Easley et al.(2002)

売り注文総量も同様にポアソン分布に従うものと想定する。買い注文総量、売り注文総量は互いに独立であると仮定する。私的情報が good news のもとでの買い注文総量が B 、売り注文総量が S の結合確率 $P(X = B, Y = S | \text{goodnew } \vartheta)$ は、

$$(1.23) \quad P(X = B, Y = S | \text{goodnew } \vartheta) = \frac{(\mu + \varepsilon_b)^B e^{-(\mu + \varepsilon_b)}}{B!} \times \frac{\varepsilon_s^S e^{-\varepsilon_s}}{S!} = \frac{(\mu + \varepsilon_b)^B \varepsilon_s^S e^{-(\mu + \varepsilon_b + \varepsilon_s)}}{B! S!}$$

買い注文総量、売り注文総量の無条件の結合確率 $P(X = B, Y = S)$ は、

$$(1.24) \quad \begin{aligned} P(X = B, Y = S) &= \alpha(1 - \delta)P(X = B, X = S | \text{goodnew } \vartheta) \\ &\quad + \alpha\delta P(X = B, X = S | \text{badnew } \vartheta) + (1 - \alpha)P(X = B, X = S | \text{nonew } \vartheta) \\ &= (1 - \alpha)e^{-\varepsilon_b} \frac{\varepsilon_b^B}{B!} e^{-\varepsilon_s} \frac{\varepsilon_s^S}{S!} + \alpha\delta e^{-\varepsilon_b} \frac{\varepsilon_b^B}{B!} e^{-(\mu + \varepsilon_s)} \frac{(\mu + \varepsilon_s)^S}{S!} \\ &\quad + \alpha(1 - \delta)e^{-(\mu + \varepsilon_b)} \frac{(\mu + \varepsilon_b)^B}{B!} e^{-\varepsilon_s} \frac{\varepsilon_s^S}{S!} \end{aligned}$$

となる。Easley et al. (2002) と同様に、日々の尤度関数 (1.24) 式の積の最大化によって、パラメータを求める。

PIN について、分子の(1.20)式は不変である。分母の Informed trader 及び noise trader のすべての買いと売りの注文総量の期待値は、

$$(1.25) \quad \alpha(1-\delta) \times (\mu + \varepsilon_b + \varepsilon_s) + \alpha\delta \times (\varepsilon_s + \mu + \varepsilon_s) + (1-\alpha) \times (\varepsilon_b + \varepsilon_s) = \alpha\mu + \varepsilon_b + \varepsilon_s$$

そのため、PIN は

$$(1.26) \quad \text{PIN} = \frac{\alpha\mu}{\alpha\mu + \varepsilon_B + \varepsilon_S}$$

となる。

第2章 Adjusted PIN モデル

2.1 はじめに

本章では、Duarte and Young(2009)にて提唱された Adjusted PIN モデルについて概観する。最初に、第2節では PIN モデルを発展させようとした動機である、Duarte and Young(2009)による Easley et al.(2002)への批判を簡単に述べる。その後、第3節にて Adjusted PIN モデルを概観する。Duarte and Young (2009)は売買双方に影響を与える Symmetric Order-flow Shocks(SOS)の存在を想定することで、自ら提起した問題点を解決している。本節では、Duarte and Young (2009)で提唱されている制約なしのモデル及び制約有りのモデルを1つずつ紹介する。さらに、第4節では Adjusted PIN モデルを拡張する。Duarte and Young (2009)による Adjusted PIN モデルの問題点は、その推計すべきパラメータの多さである。現実的な仮定を維持しながら、推計すべきパラメータを減らしたモデルを2点紹介する。

2.2 Duarte and Young(2009)の PIN モデルに対する批判

Duarte and Young(2009)は、Easley et al.(1996)及び Easley et al(2002)の PIN モデルでは、買い注文総量 B と売り注文総量 S の共分散は

$$(2.1) \quad \text{cov}[B, S] = (\alpha\mu)^2 \times \delta \times (\delta - 1)$$

となり、理論上負の相関を持つことが示されている。しかし、実際には、買い注文総量と売り注文総量は強い正の相関を持つことが知られている。この点において、PIN モデルは現実説明力を持たないと指摘する。この問題点を解決するために、Duarte and Young (2009)は売買双方に影響を与える Symmetric Order-Flow Shocks(SOS)の存在を想定し、 B と S の相関関係が理論上正となりうることを示す。SOS を組み入れたうえでの PIN を Adjusted PIN とし、新たなモデルを提案している。以下、Duarte and Young (2009)にて示されているモデルを概観する。

2.3 Adjusted PIN モデル

2.3.1 Adjusted PIN モデル

Duarte and Young (2009)にて提案されている SOS とは2つのケースにおいて発生する取引である。1つは、公的情報がもたらされたときに、投資家による情報の解釈が分かれるケ

ースである。強気の投資家は買い注文、弱気の投資家は売り注文を出す。情報の解釈が分かれるときに、売買双方の注文が出される。もう 1 つは、手元の株式を清算したい投資家、あるいは当該の株式をポートフォリオに組み入れたい投資家が、私的情報を持った投資家が売買を行う時に、反対売買を行うケースである。通常、取引が少ないときに売買を行うと、適正価格よりも低い価格あるいは高い価格で売買してしまうことになりかねない。また、注文を出しても取引が成立しない可能性がある。これは市場の流動性が低いことによる執行コストの問題である。そこで、私的情報を持った投資家が市場に参入し取引が活発になった時に、売買注文を出した方が適正な価格でスムーズに売買できる。以上の 2 つのケースの取引が **SOS** の取引を構成する。

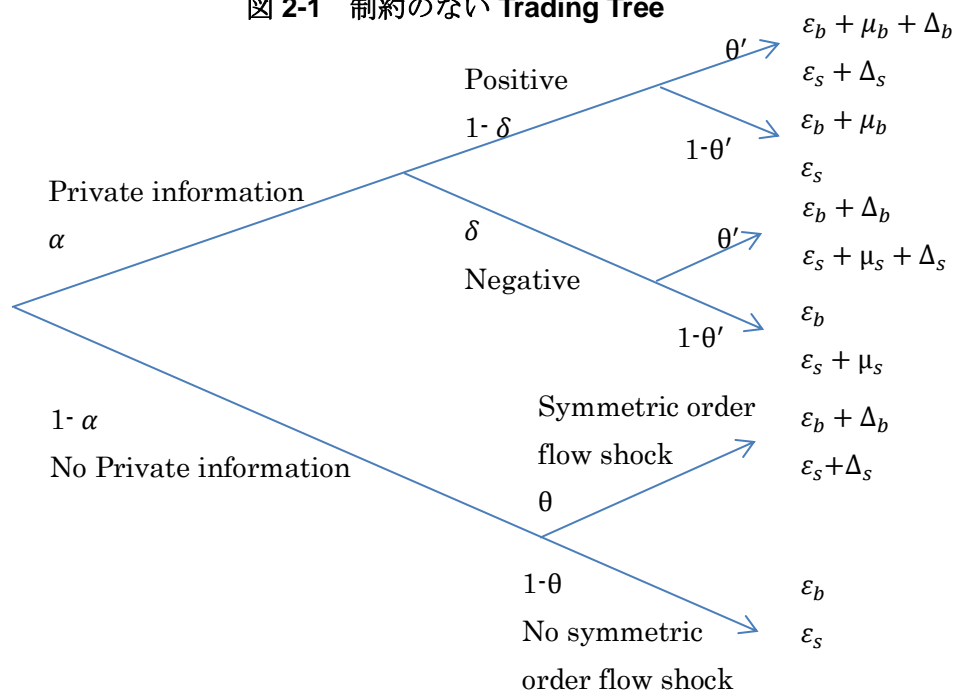
SOS の取引が発生する確率を θ もしくは θ' で表す。 θ は私的情報を持った投資家が市場に参入していないときに **SOS** の取引が発生する確率、 θ' は私的情報を持った投資家が市場に参入したときに **SOS** の取引が発生する確率である。**SOS** の買い注文を Δ_b 、売り注文を Δ_s であらわす。そのため、拡張モデルにおける尤度関数は以下の通りとなる。

$$\begin{aligned}
 (2.2) \quad L(\eta|B,S) = & \alpha(1-\delta)\theta' e^{-(\mu_b+\varepsilon_b+\Delta_b)} \frac{(\mu_b+\varepsilon_b+\Delta_b)^B}{B!} e^{-(\varepsilon_s+\Delta_s)} \frac{(\varepsilon_s+\Delta_s)^S}{S!} \\
 & + \alpha(1-\delta)(1-\theta') e^{-(\mu_b+\varepsilon_b)} \frac{(\mu_b+\varepsilon_b)^B}{B!} e^{-\varepsilon_s} \frac{(\varepsilon_s)^S}{S!} \\
 & + \alpha\delta\theta' e^{-(\varepsilon_b+\Delta_b)} \frac{(\varepsilon_b+\Delta_b)^B}{B!} e^{-(\mu_s+\varepsilon_s+\Delta_s)} \frac{(\mu_s+\varepsilon_s+\Delta_s)^S}{S!} \\
 & + \alpha\delta(1-\theta') e^{-\varepsilon_b} \frac{\varepsilon_b^B}{B!} e^{-(\mu_s+\varepsilon_s)} \frac{(\mu_s+\varepsilon_s)^S}{S!} \\
 & + (1-\alpha)(1-\theta) e^{-(\varepsilon_b+\Delta_b)} \frac{(\varepsilon_b+\Delta_b)^B}{B!} e^{-(\varepsilon_s+\Delta_s)} \frac{(\varepsilon_s+\Delta_s)^S}{S!} \\
 & + (1-\alpha)\theta e^{-\varepsilon_b} \frac{\varepsilon_b^B}{B!} e^{-\varepsilon_s} \frac{\varepsilon_s^S}{S!}
 \end{aligned}$$

ここで、前章と同様、 α は私的情報が発生する確率、 δ は私的情報が悪いニュース (bad news) の確率である。したがって、 $1-\alpha$ は私的情報が発生しない確率、 $1-\delta$ は私的情報が良いニュース (good news) の確率である。

μ は私的情報に基づく注文総量の期待値、 ε は私的情報を有しない投資家 (noise trader) の注文総量の期待値、添え字の b と s はそれぞれ買い注文と売り注文を示す。図 2-1 に Trading Tree を示す。

図 2-1 制約のない Trading Tree



(注)出所 : Easley et al.(2008)

これは、制約のないモデルを図示したものである。ある銘柄の一日の取引の中で、まずその日に私的情報があるか無いかで分岐が発生する。私的情報が無い場合(1-α)、次に SOS(θ)があるか無いかの分岐がある。無い場合は、情報を有しない投資家による売買(ε)のみとなる。SOSがある場合は、情報を有しない売買に加え、SOSに基づく売買(Δ)が発生する。次に、私的情報が存在する場合(α)、それが株価にとってネガティブな影響を与えるかどうかを判断する。ネガティブな影響の場合(δ)、SOS(θ')の有無を判断する。SOSが無ければ、情報を有しない売買に加え、売り方向のみに私的情報に基づく売り(μ_s)が加わる。SOSがある場合、それらに SOSに基づく売買が加わる。私的情報がポジティブな場合(1-δ)は、その逆となる。これは、大まかにはオリジナルの PIN モデルの Trading Tree に、SOS の概念を加えたものである。

上記(2.2)式の尤度関数の最適化を実施後、推計された各パラメータを用いて、下記定義式により Adjusted PIN と PSOS が推計される。

$$(2.3) \text{ AdjustedPIN} = \frac{\alpha((1-\delta)\mu_b + \delta\mu_s)}{\alpha((1-\delta)\mu_b + \delta\mu_s) + (\Delta_b + \Delta_s)(\alpha\theta' + (1-\alpha)\theta) + \epsilon_b + \epsilon_s}$$

$$(2.4) \text{ PSOS} = \frac{(\Delta_b + \Delta_s)(\alpha\theta' + (1-\alpha)\theta)}{\alpha((1-\delta)\mu_b + \delta\mu_s) + (\Delta_b + \Delta_s)(\alpha\theta' + (1-\alpha)\theta) + \epsilon_b + \epsilon_s}$$

すなわち、Adjusted PIN は全ての約定に対する私的情報に基づく約定の割合を示し¹²、PSOS は全ての約定に対する SOS による約定の割合を示す。

Duarte and Young (2009)では、(2.2)の式を制約のない式としており、Model5 として紹介されている。そのため、本稿でも、制約なしの(2.2)式を Model5 と呼ぶことにする。また、 $\theta = \theta'$ の制約を付した式を、同じく Duarte and Young (2009)に倣い Model4 と呼ぶ。

2.3.2 Adjusted PIN モデルにおける B と S の相関関係

Duarte and Young(2009)のモデルにおける B と S の相関関係は、Model5 では

$$(2.5) \quad \begin{aligned} \text{Cov}(B,S) = & \alpha \times (1-\delta) \times \mu_b \times (\alpha \times (-\delta) \times \mu_s - (1-\alpha) \times \Delta_s \times (\theta - \theta')) \\ & - \Delta_b \times (\Delta_s \times (\theta \times (\theta - 1) + \alpha \times (2 \times \theta' \times \theta - 2 \times \theta^2 + (\theta - \theta'))) \\ & + \alpha^2 (\theta^2 - \theta \times \theta')) + (-1 + \alpha) \times \alpha \times (-\delta) \times (\theta - \theta') \times \mu_s \end{aligned}$$

となり、Model4 では、

$$(2.6) \quad \text{Cov}(B,S) = \alpha^2 \times \mu_b \times \mu_s \times (-\delta) \times (1 - \delta) - \Delta_b \times \Delta_s \times (\theta - 1) \times \theta$$

となる。どちらも、理論上正の符号を取り得るものとなっている。

2.4 モデルの拡張

Duarte and Young(2009)で提案されている Adjusted PIN、PSOS のモデルについて、1つの課題として考えられることはそのパラメータの多さである。Duarte and Young(2009)でもパラメータを少しでも減らすよう検討されており、結果として $\theta = \theta'$ の制約条件下で推計が行われている。また、後述するように、Model4 及び 5 に基づいた B と S の相関の分布は、実際のデータにおける B と S の相関の分布とはやや異なったものとなる。本節では、より制約条件を加えることやモデルの前提条件の見直しを行うことにより、パラメータ数を低下させると同時に、Duarte and Young(2009)のモデルを拡張する。

Duarte and Young(2009)では、オリジナルの PIN モデルにおける B と S の共分散の符号条件(マイナス)が現実には合わない点を指摘し、それを克服するために SOS の概念を導入している。

3 節で説明したように、SOS が発生する動機としては 2 点挙げられる。すなわち、①投資家間での公的情報の意見の相違、②執行コストの存在、である。①については、例えば

¹² PIN の計算式は $\text{PIN} = \frac{\alpha\mu}{\alpha\mu + \varepsilon_b + \varepsilon_s}$ であり、すべての約定に対する私的情報に基づく約定の割合を示している点で、Adjusted PIN と同様である。

実質 GDP といった経済指標が発表されたときに、投資家間で、その解釈・意見が異なることから、売買の方向が異なる。その結果、SOS が発生する。②については、私的情報に基づく売買が発生すれば、売り若しくは買いどちらかの気配が強くなることから、私的情報による売買が発生しないときに比べて売買が行いやすくなる。つまり、市場の流動性が高まる結果、執行コストが低くなる、ということである。

ここで、①のように投資家行動の方向性が分かれるような取引はそう多く発生するのであろうか。例えば、流動性が高い S&P500 ミニ先物のような銘柄であれば、発表直後にポジションをとり、早急に手仕舞うことも可能であるため、結果として売り買いが交錯するような局面はあり得そうである。しかし、一般的に、流動性の低い銘柄では、その後の売買を行おうとする局面では、執行コストが多めとなる可能性があり、そのような行動が日常的に行われるかは疑問である。

他方、②は私的情報が発生する場合のみにおいて生じる。②については、日常的に行われている。例えば、低流動性銘柄の売りニーズを抱えていながらも売買の板が薄くなかなか消化できないような局面において、多めの買いニーズが見えたならば、我先にそれに向けて売りに行こうとするような場合である。

上記の考え方を、以下の制約条件を Duarte and Young(2009)モデルに付与することにより、パラメータを減少させる。以下では 2 つのモデルを提案する。1 つ目は、制約の無い式 (Model5) に制約を設けるもの、2 つ目は仮定をさらに強化し、モデルをオリジナルの PIN モデルに近づけようとするものである。まず、1 つ目について、下記の制約条件を考える。

A-I. 私的情報が無い場合、公的情報に基づく Symmetric Order-Flow は発生しない ($\theta = 0$)。

A-II. 私的情報がある場合には、私的情報に基づく売買とともに、価格動向に合わせた売買(いわゆる「バンドワゴン効果」¹³)や、流動性の観点からの逆の方向の売買が必ず発生する ($\theta' = 1$)。

上記の①の売買については、通常あまり考えにくいものの、A-II の仮定のようないわゆる

「バンドワゴン効果」のような格好で発生すると考える。例えば私的情報に基づく買い

入
れがあった場合、結果として Symmetric な売買が発生するものの、片方は「バンドワゴン効果」、もう片方は執行コストの観点からの売りといった内容になるということである。そのため、私的情報が無い場合は、当該フローは発生しない。つまり、 $\theta = 0$ 、 $\theta' = 1$ という制約条件を(2.2)式に課す。その場合を Model6 と呼ぶことにする。この場合の B と S の共分散は、

¹³ 「バンドワゴン効果」は、私的情報を持った投資家が売りまたは買いを行ったときに、それに乗じて売りまたは買いを行う取引である。

$$(2.7) \quad \text{Cov}(B, S) = \alpha \times (\mu_b \times \Delta_s + \Delta_b \times \Delta_s) + \alpha \times \delta \times (\Delta_b \times \mu_s - \mu_b \times \Delta_s) \\ - \alpha^2 \times (\mu_b \times \Delta_s + \Delta_b \times \Delta_s + \delta \times (\mu_b \times \mu_s + \Delta_b \times \mu_s - \mu_b \times \Delta_s)) \\ - \delta^2 \times \mu_b \times \mu_s$$

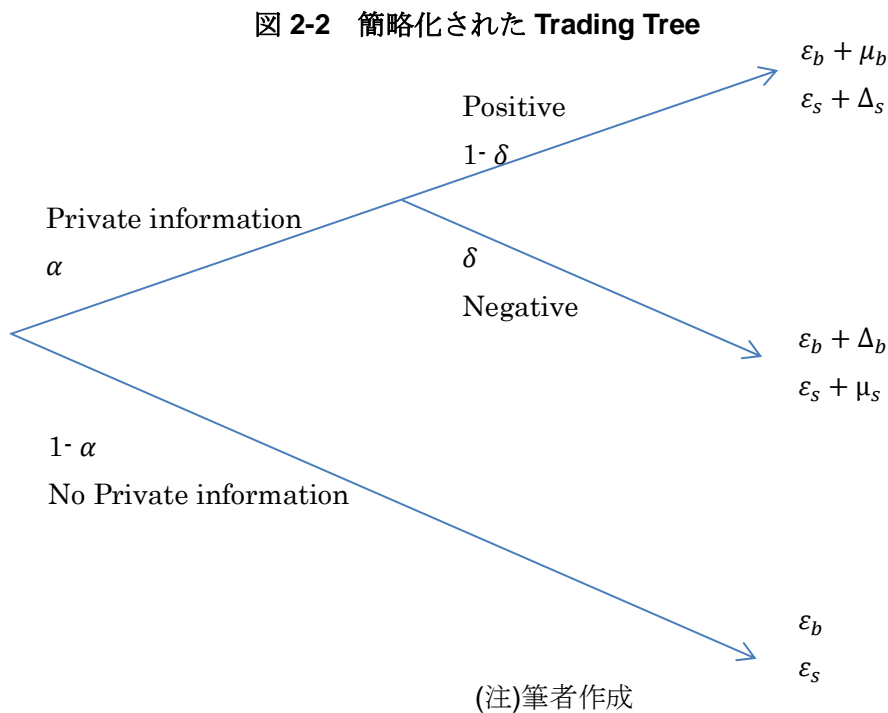
となるため、**B** と **S** の相関関係は正も負も取りうる(詳細は補論参照)。

また、2つ目のモデルとして、

B-I. 公的情報に基づく **Symmetric Order-Flow** は発生しない。

B-II. 私的情報がある場合に、私的情報に基づく売買と逆の方向に売買が必ず発生する。

この場合、**Symmetric Order-Flow** は仮定しない。**B-II** の売買を **Opportunistic Order-Flow shocks** と呼び、その買いを Δ_b 、売りを Δ_s で表記すると、図 2-2 のような簡略化された **Trading Tree** となる。



これは、私的情報(α)が無い場合は、**SOS**が発生しないため、情報を持たない投資家による売買(ϵ)のみとなる。私的情報が発生している場合、それが株価に対してネガティブな情報の場合(δ)は、売り方向には情報をもたない投資家の売り(ϵ_s)に加え、私的情報に基づく売り(μ_s)が発生する。買い方向には、私的情報を持たない投資家の買い(ϵ_b)に加え、執行コストの観点からの買い(Δ_b)が発生する。私的情報がポジティブな場合は、その逆となる。いわば、Easley et al.(2002)の PIN モデルに、**Opportunistic Order-Flow shocks** を加えただけのシンプルなものである。この場合の、**B** と **S** の共分散は、

$$(2.8) \quad \begin{aligned} \text{Cov}(B,S) &= \alpha \times \mu_b \times \Delta_s + \alpha \times \delta \times (\Delta_b \times \mu_s - \mu_b \times \Delta_s) \\ &\quad - \alpha^2 \times \mu_b \times \Delta_s - \alpha^2 \times \delta \times (\Delta_b \times \Delta_s - 2\mu_b \times \Delta_s + \mu_b \times \mu_s) \\ &\quad - \alpha^2 \times \delta^2 \times (\mu_b \times \Delta_s + \Delta_b \times \mu_s - \Delta_b \times \Delta_s - \mu_b \times \mu_s) \end{aligned}$$

となるため、 B と S の相関関係は正も負も取り得る(詳細は補論参照)。このとき、

$$(2.9) \quad \begin{aligned} L(\eta|B,S) &= \alpha(1-\delta) e^{-(\varepsilon_b+\mu_b)} \frac{(\varepsilon_b+\mu_b)^B}{B!} e^{-(\varepsilon_s+\Delta_s)} \frac{(\varepsilon_s+\Delta_s)^S}{S!} \\ &\quad + \alpha\delta \cdot e^{-(\varepsilon_b+\Delta_b)} \frac{(\varepsilon_b+\Delta_b)^B}{B!} e^{-(\varepsilon_s+\mu_s)} \frac{(\varepsilon_s+\mu_s)^S}{S!} \\ &\quad + (1-\alpha)\theta e^{-\varepsilon_b} \frac{(\varepsilon_b)^B}{B!} e^{-\varepsilon_s} \frac{(\varepsilon_s)^S}{S!} \end{aligned}$$

L が最適化すべき対象となる。また、当該モデルでの PIN をさしずめ New Adjusted PIN と呼ぶことにして、Opportunistic Order-Flow shocks の確率を Probability of Opportunistic Order Flow shocks(POOF)とすると、

$$(2.10) \quad \text{New AdjustedPIN} = \frac{\alpha((1-\delta)\mu_b + \delta\mu_s)}{\alpha((1-\delta)\mu_b + \delta\mu_s) + \alpha(\delta\delta_b + (1-\delta)\Delta_s) + \varepsilon_b + \varepsilon_s}$$

$$(2.11) \quad \text{POOF} = \frac{\alpha(\delta\Delta_b + (1-\delta)\Delta_s)}{\alpha((1-\delta)\mu_b + \delta\mu_s) + \alpha(\delta\delta_b + (1-\delta)\Delta_s) + \varepsilon_b + \varepsilon_s}$$

となる。このモデルを、Model7 と呼称することにする。

補論 制約されたモデルにおける売り買い注文数の共分散

ここでは、制約されたモデル(Model 6、Mode I7)の共分散について概観する。Model 4、Model 5については Duarte and Young(2009)に記述されているため、ここでは割愛する。

最初に、Model 6 についてである。 $B, S, B \times S$ の期待値を求める。

$$E(B) = (1-\alpha) \times \varepsilon_b + \alpha \times \delta \times (\varepsilon_b + \Delta_b) + \alpha \times (1-\delta) \times (\varepsilon_b + \mu_b + \Delta_b)$$

$$E(S) = (1-\alpha) \times \varepsilon_s + \alpha \times \delta \times (\varepsilon_s + \Delta_s) + \alpha \times \delta \times (\varepsilon_s + \mu_s + \Delta_s)$$

$$E(B \times S) = (1-\alpha) \times (\varepsilon_b \times \varepsilon_s) + \alpha \times (1-\delta) \times (\varepsilon_b + \mu_b + \Delta_b) \times (\varepsilon_s + \Delta_s) \\ + \alpha \times \delta \times (\varepsilon_b + \Delta_b) \times (\varepsilon_s + \mu_s + \Delta_s)$$

B, S の共分散は、 $E[B \times S] - E[B] \times E[S]$ であることから、

$$\text{Cov}(B, S) = \alpha \times (\mu_b \times \Delta_s + \Delta_b \times \Delta_s) + \alpha \times \delta \times (\Delta_b \times \mu_s - \mu_b \times \Delta_s) \\ - \alpha^2 \times (\mu_b \times \Delta_s + \Delta_b \times \Delta_s + \delta \times (\mu_b \times \mu_s + \Delta_b \times \mu_s - \mu_b \times \Delta_s)) - \delta^2 \times \mu_b \times \mu_s$$

より制約されたモデル(Model 7)の共分散についての詳細は下記の通りである。

まず、 $B, S, B \times S$ の期待値を求める。すなわち、

$$E[B] = (1-\alpha) \times \varepsilon_b + \alpha \times \delta \times (\varepsilon_b + \Delta_b) + \alpha \times (1-\delta) \times (\varepsilon_b + \mu_b)$$

$$E[S] = (1-\alpha) \times \varepsilon_s + \alpha \times (1-\delta) \times (\varepsilon_s + \Delta_s) + \alpha \times \delta \times (\varepsilon_s + \mu_s)$$

$$E[B \times S] = (1-\alpha) \times (\varepsilon_b \times \varepsilon_s) + \alpha \times (1-\delta) \times (\varepsilon_b + \mu_b) \times (\varepsilon_s + \Delta_s) \\ + \alpha \times \delta \times (\varepsilon_b + \Delta_b) \times (\varepsilon_s + \mu_s)$$

B, S の共分散は、 $E[B \times S] - E[B] \times E[S]$ であることから、

$$\text{Cov}(B, S) = \alpha \times \mu_b \times \Delta_s + \alpha \times \delta \times (\Delta_b \times \mu_s - \mu_b \times \Delta_s) \\ - \alpha^2 \times \mu_b \times \Delta_s - \alpha^2 \times \delta \times (\Delta_b \times \Delta_s - 2\mu_b \times \Delta_s + \mu_b \times \mu_s) \\ - \alpha^2 \times \delta^2 \times (\mu_b \times \Delta_s + \Delta_b \times \mu_s - \Delta_b \times \Delta_s - \mu_b \times \mu_s)$$

第3章 Dynamic PIN モデル

3.1 はじめに

第3章では、Easley et al.(2008)にて提唱された Time-varying な PIN モデルを概観する。次節にて Easley et al.(2008)による主張に触れたのち、第3節にてモデルを紹介する。第3節では、最初に、これまで触れてきた静的な PIN(Static PIN)を簡単に振り返り、その後 Time-Varying な PIN(Dynamic PIN)を紹介する。Dynamic PIN モデルの推計においては、Static PIN での Input であった売り及び買い注文の件数のデータを、売り買い共通部分であるバランス注文量及び売り買いの多い方から小さい方を引いた差をインバランス注文量とする。Dynamic PIN は、バランス注文量及びインバランス注文量の期待値に関する更新方程式を制約条件として、Static PIN モデルを動的に捉えなおしたものとなっている。

3.2 Easley et al.(2008)の主張

これまでの章で述べてきた通り、PIN の分析は時間に関して一定である Static な PIN が中心となっている。Easley , Engle, O'Hara and Wu (2008)は、時間依存的な PIN モデルを構築した。Easley et al. (2008) の PIN は時間に関して可変的なので、Time-varying PIN あるいは Dynamic PIN と呼ぶことができる。

Easley et al. (2008) は、PIN 及び PIN を構成するパラメータが時間依存的であることを2点から確認している。1 つは、売買の注文数データがタイムトレンドを持つこと、2 つは、売買の注文数のデータが自己相関関係にあることである。売買データがトレンドや自己相関関係を持つことから、PIN は時間依存的となる。本章は、Easley et al.(2008)のモデルを概観する。

3.3 Dynamic PIN モデル

本節では、比較のためにも、まず前章までで触れてきた Static PIN モデルを簡単に振り返り、その後 Dynamic PIN モデルについて仔細に述べる。

3.3.1 Static PIN

Static PIN モデルについては第1章で詳細に説明した。要約すると、取引者は私的情報を持った informed trader と情報を持たない uninformed trader(noise trader)からなる。各日の最初に、私的情報が与えられるかどうかを自然(nature)が決定する。その確率を $\alpha(0 < \alpha < 1)$ とする。したがって、 $1 - \alpha$ の確率は私的情報が入らない確率である。その私的情報が good

news であれば、informed trader は買い注文を入れる。買い注文量は確率変数で、その買い注文総量の期待値を μ とする。また、bad news であれば、informed trader は売り注文を入れる。その売り注文総量の期待値を買い注文総量の期待値と同じく μ とする。私的情報が bad news の確率を δ 、good news の確率を $1-\delta$ とする。noise trader は、どのケースでも買い注文、売り注文の総量の期待値を ε とする。

1 日の投資家の売り注文、買い注文の総量は確率変数で、互いに独立のポアソン分布に従うと仮定する。私的情報があり、それが good news であるとする。その条件の下で、買い注文総量 B はポアソン分布に従うものと想定する。売り注文総量も同様にポアソン分布に従うものと想定する。買い注文総量、売り注文総量は互いに独立であると仮定する。私的情報が good news のもとでの買い注文総量が B 、売り注文総量が S の結合確率 $P(X = B, Y = S | \text{goodnew } \mathfrak{s})$ は、

$$(3.1) \quad P(X = B, Y = S | \text{goodnew } \mathfrak{s}) = \frac{(\mu + \varepsilon)^B e^{-(\mu + \varepsilon)}}{B!} \times \frac{\varepsilon^S e^{-\varepsilon}}{S!} = \frac{(\mu + \varepsilon)^B \varepsilon^S e^{-(\mu + 2\varepsilon)}}{B! S!}$$

となる。同様にして、私的情報があり、それが bad news の場合の買い注文総量、売り注文総量の結合確率、私的情報がない場合の買い注文総量、売り注文総量の結合確率も求まる。

私的情報が入る確率が α 、私的情報が入らない確率が $1-\alpha$ 、私的情報が入りそれが good news の確率が $1-\delta$ 、bad news の確率が δ とすると、買い注文総量、売り注文総量の無条件の結合確率 $P(X = B, Y = S)$ は、

$$(3.2) \quad P(X = B, Y = S) = \alpha(1-\delta)P(X = B, X = S | \text{goodnew } \mathfrak{s}) + \alpha\delta P(X = B, X = S | \text{badnew } \mathfrak{s}) \\ + (1-\alpha)P(X = B, X = S | \text{nonew } \mathfrak{s}) \\ = \alpha(1-\delta) \frac{(\mu + \varepsilon)^B \varepsilon^S e^{-(\mu + 2\varepsilon)}}{B! S!} + \alpha\delta \frac{(\mu + \varepsilon)^S \varepsilon^B e^{-(\mu + 2\varepsilon)}}{B! S!} + (1-\alpha) \frac{\varepsilon^{S+B} e^{-2\varepsilon}}{B! S!}$$

となる。PIN は全注文総量の期待値うち informed trader の注文総量の期待値の割合を示す。すなわち、

$$(3.3) \quad \text{PIN} = \frac{\alpha\mu}{\alpha\mu + 2\varepsilon}$$

μ, ε の推定は、(3.3)式をもとに対数尤度を求め、最尤法で推定する。

3.3.2 Dynamic PIN

Static PIN は、ポアソン分布に従う買い注文総量、売り注文総量は時間に関して独立で

あると仮定しているが、現実には買い注文総量、売り注文総量には各々正の自己相関がみられる。この点は、Duarte and Young (2009)も指摘している点である。

Informed trader の買い及び売りの注文総量の期待値は $\alpha\mu$ であり、noise trader の買い及び売りの注文総量の期待値は 2ε である。したがって、 $t-1$ 期(1期は1日)における t 期の買い注文と売り注文の総量 $TT_t = B_t + S_t$ の期待値は、

$$(3.4) \quad E_{t-1}(S_t + B_t) = E(TT_t) = \alpha\mu_t + 2\varepsilon_t$$

また、買い注文総量と売り注文総量のインバランス注文量 $K_t = S_t - B_t$ の絶対値の期待値は近似的に

$$(3.5) \quad E_{t-1}(|K_t|) \cong \alpha\mu_t^{14}$$

$S_t > B_t$ ならば $TT_t - |K_t| = 2B_t < 2S_t$ 。 $S_t < B_t$ ならば $TT_t - |K_t| = 2S_t < 2B_t$ 。したがって、 $TT_t - |K_t|$ は買い注文総量と売り注文総量の少ない方を表している。これは買い注文総量と売り注文総量に共通した量のバランス注文量である。

$TT_t - |K_t|$ の期待値は(3.4)式と(3.5)式から、

$$(3.6) \quad E_{t-1}(TT_t - |K_t|) = 2\varepsilon_t$$

$t-1$ 期における t 期の informed trader の注文総量(買い注文と売り注文の合計)の期待値は(3.5)式、noise trader の注文総量の期待値は(3.6)式だが、 t 期になると、インバランス注文量 $|K_t|$ 、バランス注文量 $TT_t - |K_t|$ が観測される。そこで、それら観測値が得られたもとの $t+1$ 期の informed trader の注文総量、uninformed trader の注文総量の期待が改訂される。期待の改訂プロセスとして、以下の関係を想定する。

$$(3.7) \quad {}_t\Psi_{t+1} = \Phi_{t-1}\Psi_t + \Gamma Z_t$$

ここで ${}_t\Psi_{t+1} = [E_t(|K_{t+1}|), E_t(TT_{t+1} - |K_{t+1}|)]' = [\alpha\mu_{t+1}, 2\varepsilon_{t+1}]'$ 、 ${}_{t-1}\Psi_t = [E_{t-1}(|K_t|), E_{t-1}(TT_t - |K_t|)]' = [\alpha\mu_t, 2\varepsilon_t]'$ 、 $Z_t = [|K_t|, TT_t - |K_t|]'$ である。 Φ 、 Γ は(2x2)の係数行列である。すなわち、

$$(3.8) \quad \Phi = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} \end{bmatrix}, \Gamma = \begin{bmatrix} \Gamma_{11} & \Gamma_{12} \\ \Gamma_{21} & \Gamma_{22} \end{bmatrix}$$

¹⁴ Easley et al. (2008) 参照。

また、 t 期になり $TT_t - |K_t|$ 、 $|K_t|$ が観測されたのち $t+1$ 期の informed trader の注文総数の期待値、noise trader の注文総数の期待値が改訂される。

t 期における買い注文総量 B_t 、売り注文総量 S_t の結合確率は、Static PIN モデルの結合確率の(3.2)式のパラメータ μ, ε を、時間依存の μ_t, ε_t に置き換えたものである。(3.7)式と合わせて表すと、以下の(3.9)式、(3.10)式の通りである。

$$(3.9) \quad P(X_t = B_t, Y_t = S_t) = \alpha(1 - \delta) \frac{(\mu_{t-1} + \varepsilon_{t-1})^{B_t} \varepsilon_t^{S_t} e^{-(\mu_{t-1} + 2\varepsilon_{t-1})}}{B_t! S_t!} + \alpha\delta \frac{(\mu_{t-1} + \varepsilon_{t-1})^{S_t} \varepsilon_t^{B_t} e^{-(\mu_{t-1} + 2\varepsilon_{t-1})}}{B_t! S_t!} \\ + (1 - \alpha) \frac{\varepsilon^{S_t + B_t} e^{-2\varepsilon}}{B_t! S_t!}$$

$$(3.10) \quad \begin{bmatrix} \alpha\mu_t \\ 2\varepsilon_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha\mu_{t-1} \\ 2\varepsilon_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Gamma_{11} & \Gamma_{12} \\ \Gamma_{21} & \Gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} |K_{t-1}| \\ TT_{t-1} - |K_{t-1}| \end{bmatrix}$$

(3.10)式を制約条件として(3.9)式をもとに尤度関数を最大化する。

第Ⅱ部 推計方法及びデータ編

第Ⅱ部 はじめに

第Ⅱ部では、PINの推計方法について言及する。具体的には、第4章では非線形最尤法及び変数変換について、第5章では第3部で使用するデータの概要について紹介する。

第4章ではまず最適化する際の推定方法について述べる。具体的には、オリジナルのPINモデル及びAdjusted PINモデル、Dynamic PINモデルの尤度関数について述べる。Dynamic PINモデルは、第3章で確認した制約式がunobservableな変数に関するものとなるため、GARCHモデルと同様の推定方法を採用する。

また、非線形最適化における定義域の制約をはずすための変数変換について述べる。Static PIN、Dynamic PINともに尤度関数を最大化するが、パラメータは全て制約条件が付されている。例えば、 α は0から1の範囲となる。また、 ε_b は、0以上の値をとる。そのため、制約を外すために変数変換を行っている。

第5章では第3部のJASDAQ株式市場の実証分析で使用するデータについて説明する。本論文の実証分析では、1分間毎データとティックデータの2種類を使用している。それぞれのデータについて、サンプル期間や銘柄の選定条件、売買の峻別方法等について説明する。また、第9章で行うDynamic PINの実証分析では、Easley et al.(2008)と同様のデータ処理の方法に加え、異なる処理方法に基づくデータに対しても実証分析を行っている。Easley et al. (2008)のデータ処理方法は情報の欠損といったデメリットがあるため、異なるデータ処理方法よりそのデメリットを補完しようとするものである。その内容についても最後に触れる。

第4章 最適化の方法

4.1 はじめに

第4章ではまず最適化の際の推定方法について述べる。第2節ではオリジナルのPINモデル及びAdjusted PINモデル、第3節ではDynamic PINモデルの尤度関数について述べる。Dynamic PINモデルは、第3章で確認した制約式がunobservableな変数に関するものとなるため、GARCHモデルと同様の推定方法となっている。

第4節では非線形最適化における定義域の制約をはずすための変数変換について述べる。Static PIN、Dynamic PINともに尤度関数を最大化するが、パラメータは全て制約条件が付されている。例えば、 α は0から1の範囲となる。また、 ε_b は、0以上の値をとる。そのため、制約を外すために変数変換を行っている。

また、補論として最適化の際に使用しているアルゴリズムのうち、遺伝的アルゴリズムについて簡単に説明している。

4.2 オリジナルのPIN及びAdjusted PINモデルの尤度関数

売り・買い注文の総量は確率変数で、互いに独立のポアソン分布に従っており、それは第1章及び第2章にて説明した結合分布となっている。日々の取引は独立であるため、1日の観察可能なデータ $M = (B_i, S_i)_{i=1}^I$ の尤度は日々の尤度の積となる。データ集合 M からパラメータベクトル θ を推計するため、(4.1)式を最大化する。

$$(4.1) \quad L(\theta|M) = \prod_{i=1}^I P(X = B_i, Y = S_i)$$

データ集合 M からパラメータベクトル θ を推計するために、(4.1)式の尤度を最大化する。これは特定の株式における、情報取引者と非情報取引者との取引における確率を直接的に推計するものである。実際に推計する段においては、最適化の際にオーバーフローしてしまう可能性を抑えるため、対数をとって推計する。

4.3 Dynamic PINモデルの尤度関数

前章での(3.9)式から、尤度関数は、

$$(4.2) \quad L = \sum_{t=1}^T \ln P(X_t = B_t, Y_t = S_t | F_{t-1}; \theta)$$

ここで $F_{t-1} = [K_{t-1}, TT_{t-1} - |K_{t-1}|, K_{t-2}, TT_{t-2} - |K_{t-2}|, \dots]$ 、 T は観察値の数、 θ は推定対象となるパラメータである。すなわち、 $\theta = [\alpha, \delta, \omega_1, \omega_2, \phi_{11}, \phi_{12}, \phi_{21}, \phi_{22}, \Gamma_{11}, \Gamma_{12}, \Gamma_{21}, \Gamma_{22}]$ 。

(3.10)式の制約のもとで(4.2)式対数尤度を最大にするようにパラメータを求める。最適化のアルゴリズムは、(3.10)式の $\alpha\mu_t, 2\varepsilon_t$ が unobservable な変数なので、同じく時間依存の unobservable な分散を持つ GARCH モデルの推定と同じである。

4.4 制約条件のはずし方

非線形最尤法は MATLAB を用いる。ここで、最尤法の計算の際に係数をとる範囲の制約を解放すべく、次のように変数変換する。 α は 0 から 1 の範囲となる。そのため、

$$(4.3) \quad c1 = 1 / (1 + \exp(\alpha))$$

とし、制約条件を外す。ここで、 $c1$ は最尤法にて求める係数である。 δ 、 θ 、 θ' も同様の変数変換を施す。また、 ε_b は、0 以上の値をとるため、

$$(4.4) \quad c2 = \exp(\varepsilon_b)$$

と変数変換する。 ε_s 、 Δ_b 、 Δ_s 、 μ_b 、 μ_s についても、同様の変換を行う。これにより、全ての変数は非制約となる。

補論 遺伝的アルゴリズム

ここでは遺伝的アルゴリズムについて説明する。Marquardt 法や一般化簡約勾配 (Generalized Reduced Gradient) 法等といった一般的な手法は、暫定的な解に対して微分等を行うことにより改善点を探し、それを反復することで最適解を得ようとするものである。この方法は、複数の局所最適解を有する場合には、初期値によっては大域的最適解とはならない可能性がある。微分等の手段を用いて最適解の探索を行うため、微分不可能な点や不連続な点に陥ると、うまく最適化が行われなためである。

一方、遺伝的アルゴリズムは、非連続な場合でも対応可能となっている。遺伝的アルゴリズムは、いくつかの解を保有しておき、その解を組み合わせたか、またランダムな値を混ぜたりして競わせ、より最適な解の探索に務める、というものである。それをもって常に大域的な最適解にたどり着くという保証は無いものの、一般化簡約勾配法等の弱点を多少なりとも補うことができる点は評価できる。弱点は、探索時間がその分余計に必要となることである。

今回の推計の場合、複数のポアソン分布を組み合わせた分布が対象となっているため、微分不可能な点等が発生している可能性がある。そのため、遺伝的アルゴリズムが有用と判断し、使用している。以下では遺伝的アルゴリズムについて説明する。まず、遺伝的アルゴリズムの計算基礎となる進化計算について説明する。その後、遺伝的アルゴリズムの概要を述べ、実際に推計を行う MATLAB が実装しているアルゴリズムを紹介する。進化計算及び遺伝的アルゴリズムの概要については、伊庭(2011)を、MATLAB に実装されている遺伝的アルゴリズムについては、Mathworks ホームページを参照している。

進化計算

まず、進化計算について説明する。ここで、進化計算に用いる情報の元となる集合を遺伝子コードと呼ぶ。遺伝子コードは、複数の数値の集合である。遺伝子コードに準じて適合度が決定する。適合度判定には、例えば 4.1 式のような尤度関数を使用される。適合度が高いほど次世代(T+1 世代)の子孫を残し、低いほど死滅しやすいようにする。その結果、T 世代に比べ、T+1 世代での各個体の適合度は良くなっていることが期待される。これが繰り返されるのが、進化計算の基本的な仕組みである。

次世代を生成するときを生殖というが、その際に遺伝子コードは単にコピーされるだけでなく、様々な方法で変化する。

- ・ 一点交叉
- ・ 複数点交叉
- ・ 一様交叉
- ・ 突然変異

これらの適用頻度、適合部位は一般的にはランダムに行われる。なお、交叉を適用する確率を交叉率、突然変異を適用する確率を突然変異率と呼ぶ。突然変異率の確率分布として、一様分布または正規分布が用いられることが多い。

また、世代が変わるときのルール付けとして、MATLAB では「エリート戦略」が採用されている。エリート戦略とは、各世代で成績上位の一定個体を必ず次世代に残す、というものである。

基本的な進化計算の流れをまとめると、下記のとおりである。

- ① 初期世代の遺伝子コードの集合 $\{g_0(i)\}$ をランダムに生成
- ② $\{g_0(i)\}$ に対して、適合度 $f_0(i)$ が決定
- ③ エリート戦略が適用される。すなわち、適合度の高いものはそのままに、低いものはオペレータ(交叉等)の作用により、変化する。その集合が T+1 世代の遺伝子コードとなる。
- ④ 上記の過程が繰り返されることで最適化される。

最適化(遺伝的アルゴリズム)

最適値の探索問題を解くためには、進化計算を用いた遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithms)が用いられる。遺伝的アルゴリズムの具体的な内容について、下記で説明する。

まず、最適化問題 $f(x_1, x_2, \dots, x_m)$ の遺伝子コードは

$$x_1, x_2, \dots, x_m$$

適合度は、関数 $f(\cdot)$ の値をそのまま用いる。

進化について、例えば交叉は 2 つの親の座標を交換する。具体的には、

$$P_1: x_1, x_2, \dots, x_i, x_{i+1}, \dots, x_m$$

$$P_2: y_1, y_2, \dots, y_i, y_{i+1}, \dots, y_m$$

の 2 つの親(P)から交叉で生まれた子ども(C)は、

$$C_1: x_1, x_2, \dots, x_i, y_{i+1}, \dots, y_m$$

$$C_2: y_1, y_2, \dots, y_i, x_{i+1}, \dots, x_m$$

と、 $i+1$ 番目以降が交換されている。

一方、突然変異は以下のように定義される。まず、親 P に対して突然変異を適用する座標(x_i)をランダムに決定。

$$P: x_1, x_2, \dots, x_i, x_{i+1}, \dots, x_m$$

そして、 x_i をランダムな値に変異させる。但し、変数の定義域 $x_i \in [a_i, b_i]$ は守られる。

MATLAB が実装する遺伝的アルゴリズム

MATLAB の遺伝的アルゴリズムの方法については、下記のように実行されている¹⁵。

- ① まず、ランダムに初期値の集合を決定。

¹⁵ MATLAB の提供会社である Mathworks 社の HP 上の解説 (<http://www.mathworks.co.jp/help/gads/how-the-genetic-algorithm-works.html>, 2012 年 12 月 9 日アクセス)の内容をまとめている。

- ② アルゴリズムは新しい集合を生成。その後、それぞれのステップにおいて、アルゴリズムは次の集合を生成するために現在の世代の個々の値を使用する。新たな集合を生成するために、アルゴリズムは下記のステップを踏む。
- a. 現在の集合におけるそれぞれのメンバーのスコアを、適合度(実際の推計式)を計算することにより算出
 - b. スコアから、値をより使用可能な範囲にそれらを変換
 - c. それぞれの適合度に基づき、**Parents** と呼ばれるメンバーを選択
 - d. 現在の集合のうち適合度の低いいくつかのものは「エリート」として選択され、次の集合にそのまま残ることになる。
 - e. **Parents** から子どもを生成。子どもは一つの **Parent** の突然変異もしくは交叉により生成される。
 - f. 現在の集合を次の世代を生成するために、子どものいる集合に置き換える
- ③ 終了条件が満たされるまで、アルゴリズムは継続する。

第5章 データ

5.1 はじめに

本章では次章以降の JASDAQ 株式市場の実証分析で使用するデータについて説明する。本論文の実証分析では、1 分間毎データとティックデータの 2 種類を使用している。それぞれのデータについて、サンプル期間や銘柄の選定条件、売買の峻別方法等について説明する。また、第 9 章で行う Dynamic PIN の実証分析では、Easley et al.(2008)と同様のデータ処理の方法に加え、異なる処理方法に基づくデータに対しても実証分析を行っている。Easley et al. (2008) のデータ処理方法に対するデメリットを提示し、より情報を活用しようとするものである。その内容についても最後に触れる。

5.2 1 分間毎データ

次章では 1 分間毎のデータを用いた実証分析を行う。データの概要及び使用ソフトについては、以下の通りである。

- データの頻度：1 分間毎の終値
- サンプル期間：2011 年 5 月 2 日から 2011 年 10 月 31 日の 6 か月
- 対象銘柄：下記条件にあてはまらない 366 銘柄。
 - ① 東証 1 部、2 部に複数上場している銘柄、
 - ② 売買取引回数が少ない銘柄 (サンプル期間内の約定した分数が平均的に 1 時間に 5 回以下の銘柄)
 - ③ 極端に取引回数が多い銘柄
- 売買の峻別方法：1 分間の最後の約定価格及び売買気配¹⁶を用いて、約定を売り、買いのどちらかに分類。売買の分類法は Kubota and Takehara(2009)に準じ、約定価格が売買気配の中央値から上にある場合は買い、下にある場合は売り、とする。約定価格が中央値の場合はどちらにも分類しない。また、1 分間のうちに約定が成立していない場合も除外する。
- 使用ソフト及び最適化方法：EViews、Marquardt 法
- 初期値：Easley et al.(1996)のパラメータの平均値を使用。ただし、収束しない銘柄は任意に初期値を与えて複数回実施。
- 出所：Bloomberg

¹⁶ 約定は Trade、売買気配は Bid 及び Ask を使用

それぞれの銘柄のパラメータの最適化は EViews を使用する¹⁷。上記の売買の峻別方法により、1日の売り買いの注文数を計算する。次に、サンプル期間の売り買いをそれぞれ(1.5)式等の B と S に代入し、(4.1)式を最大化する最尤法を用いてパラメータを推計する。最尤法により得られたパラメータを使用し、PIN を算出する。

ティックデータを使用する場合、1分間という枠は存在せず、1日の約定数の分だけデータが存在する。具体的には、約定及びその直前の bid-ask スプレッドを用いて、約定の都度情報を取得する。一方、1分間のデータを使用する場合は、まず該当の1分間の間に約定があるかを判別し、ある場合はその1分間の最後の約定価格および bid-ask スプレッドを使用することとなる。1分間に何度も取引があるような銘柄は、JASDAQ 株式市場の売買可能時間は午前9時から午後11時、午後12時半から午後3時10分の間と決まっているため、 T は 280 となる。この場合、大型銘柄については、ティックデータを使用する場合に比べ情報が不足することとなる。そのため、PIN 及び関連パラメータの推計の正確性が劣る可能性、いわゆるサンプリングバイアスが生じやすい。一方、小型銘柄の場合、1分間に1度以上の頻度で約定する銘柄は少なくなるため、情報の不足分は相対的に少ないと言える。

5.3 ティックデータ

第7章以降ではティックデータを用いた実証分析を行う。データの概要及び使用ソフトについては、以下の通りである。

○データの頻度：ティックデータ

○サンプル期間：2009年9月24日から2012年7月31日¹⁸。PIN 若しくは Adjusted PIN の推計については月次毎に推計を行うため、2009年10月1日から使用している。両者については、毎月、過去1年のデータを用いて23か月分推計。

○対象銘柄：(第7章、第8章)サンプル期間の上場銘柄。ただし、1年間で500回の約定回数に達しない銘柄については、PIN もしくは Adjusted PIN の推計の対象外。月ごとに異なるが、459~552銘柄。

(第9章)一定の基準を満たす銘柄を選択する。一定の基準とは、以下の3点である。301銘柄。

(1) 対象となる期間(2009年9月24日~2012年7月31日)上場し

¹⁷ E-Views は最尤法の最適化アルゴリズムとして Marquardt 法を使用している。Marquardt 法は最適化における伝統的な手法である Newton 法の弱点である収束の遅さを補強している手法である。

¹⁸ JASDAQ は 2010 年 10 月 12 日に、ヘラクレス、NEO 市場と統合された。JASDAQ 上場銘柄、ヘラクレス(スタンダード)上場銘柄は、JASDAQ(スタンダード)に、ヘラクレス(グロース)、NEO 市場上場銘柄は JASDAQ(グロース)銘柄として其々分類された。また、2011 年 11 月 21 日からは、前場が 9:00~11:30 まで 30 分拡大した。これらに対して、今回の推定の際には特別な加工は行っていない。

ていること。

(2) 一日あたりの取引回数の平均値が 10 回以上であること。

(3) 連続して 20 営業日以上約定 0 件が続いていないこと。

○売買の峻別方法： Lee and Ready(1991)による価格動向に応じた峻別方法を採用¹⁹。価格の変化をもとに、約定取引総量を売り注文総量、買い注文総量に振り分ける。例えば、現時点の約定価格が直前の約定価格に比べて上昇していれば、現時点の約定取引は買い注文とし、低下していれば売り注文とする。

また、現時点の約定価格が直前の約定価格に比べて変わらない場合は、さらにその前の売り買いの分別を採用する。なお、Easley et al.(2008)と同様に、それぞれの日における最初の取引は除外している²⁰。

○使用ソフト及び最適化方法： MATLAB、遺伝的アルゴリズム

○初期値：

(オリジナルの PIN モデル(第 7 章)) $\alpha \cdot \delta$ は 0.5。それ以外は 55。

(Adjusted PIN モデル(第 8 章)) 同上。

(Dynamic PIN モデル(第 9 章)) 全て Easley et al.(2008)の 16 銘柄の平均値を使用。

○出所：日本証券取引所(旧大阪証券取引所)

ここで、第 9 章における Dynamic PIN を推計する際、データは 2 通り作成する。1 つは Easley et al.(2008)と同様に、売り買いどちらかが一方でも無い日はデータから削除する。Easley et al. (2008) はトレンドを除いて推計を行うが、その際に売り買いどちらかの取引量が 0 となる日は対数をとれないためである。同様の理由から、 $|K_t|$ が 0 となるような、 $S_t = B_t$ の日も除外して行う。ここで、 $|K_t|$ は $S_t - B_t$ の絶対値である。 S_t は t 日における売り注文総量、 B_t は t 日における買い注文総量である。もう 1 つは、売り若しくは買いが 0 の日及び $S_t = B_t$ の日のデータを削除せずに推計する。本稿で対象とする銘柄群には以下で示す通りトレンドが無いものも多く存在する。そのためトレンドを除去せずに推計するため、データを削除しなくても推計が可能である。

売買のデータが 0 となることや両者が同一となることも、重要な情報だと考えられる。

¹⁹ 大阪証券取引所に提供頂いたデータには呼値が無いため、呼値が無いケースでの売買の峻別方法(ティックテスト)を採択している。以下は、Lee and Ready(1991)の抄訳。

「ティックテストはそれ以前の約定価格と対象の約定価格を比較し、その方向性を参考にする売買の峻別を行う方法である。テストは取引を 4 つのカテゴリーに分類する。uptick、downtick、zero-uptick、zero-downtick である。もし、直前の価格が変化していない場合において、直近の価格変化が uptick である場合、その取引は zero-uptick となる。同様に、直近の価格変化が downtick であった場合、その取引は zero-downtick となる。uptick、zero-uptick は買いに、downtick、zero-downtick は売りに分類される。ティックテストの主要な制約は、呼値をベースとしたアプローチに比べ正確性が低くなることである。特に、価格変化が伴わない場合で呼値が動いているケースである。」

²⁰ なお、最初の取引のデータは重要な情報が多く含まれている可能性もあることから、最初の取引のデータを含んだケースの推計も行っている。その結果は本論文の結論とほぼ同様のものとなった。

特に、NYSE 上場銘柄のうち特定の 16 銘柄を対象としている Easley et al.(2008)と異なり JASDAQ 株式市場のような流動性の低い市場を分析対象とする場合は、売買のデータが 0 となる日も相対的に多めに発生しやすいことから、データを加工することによる情報の欠損が相対的に多めとなることが予想される。以下では、加工したデータを用いた分析結果を「データ加工」もしくは「加工」、すべてのデータを用いての分析結果を「データ未加工」もしくは「未加工」と表記する²¹。

²¹ なお、 $S_t=0$ や $S_t=B_t$ のようなケースはポワソン分布を前提としたモデルにおける発生確率は理論的には極めて低い。一方、実際のデータではそれなりに散見されており、その点に課題が残る。

第Ⅲ部 実証分析編

第Ⅲ部 はじめに

第Ⅲ部では、JASDAQ 株式市場を対象として、第Ⅰ部で概観したモデルを用いた実証分析を行う。第6章では Easley et al.(1996)のモデルの実証分析を行う。第7章では Easley et al.(2002)のモデルの実証分析を行う。第8章は Duarte and Young(2009)に基づいて Adjusted PIN モデルの実証分析を行う。第9章では、Easley et al.(2008)に基づいて Time-Varying PIN あるいは Dynamic PIN モデルの実証分析を行う。

第6章では、1分間のデータを用いて、JASDAQ 株式市場における PIN の推計を行う。JASDAQ 株式市場の上場銘柄を対象にポアソン分布の尤度関数を求め、最尤法によりポアソン分布のパラメータを推定する。パラメータの推定値を用いて PIN を推定する。次いで、PIN の推定値を用いて、Fama-MacBeth(1973)タイプも含んだクロス・セクション分析を行い、PIN が株式超過リターンの説明変数として有意かどうかを検証する。序章にて確認した通り、海外では PIN が株式リターンの有意な説明変数であることが確認されている。一方、日本の株式市場を対象とした研究では、株式超過リターンとの関係性は否定される結論となっている。本章での分析においては、PIN が株式超過リターンに対して意味のあるファクターになっていないという結果を得ている。

第7章では、ティックデータを用いて、約2年間のサンプルデータをもとに Easley et al.(2002)のモデルの実証分析を行う。その結果、ティックデータを使った本章での検証結果も、先行研究及び第6章と同様に PIN が株式の超過リターンを説明する意味のあるファクターにならないといった結果を得ている。

次いで、PIN が有効な説明変数とならない理由を考察する。マクロ的視点やマーケット・マイクロストラクチャーの問題に言及するとともに、PIN モデルそのものの問題点を取り上げる。そして、その理由の1つとして、流動性の代理変数である時価総額と PIN の構成パラメータの α が理論的な関係を満たさない事実を指摘する。

第8章では、Duarte and Young (2009)が開発した Adjusted PIN モデルを用いて、JASDAQ 株式市場における Adjusted PIN や PSOS を計算する。事前に期待されていた通り、それらはどちらも東証に比べて高めとなっていることを明らかにする。また、Duarte and Young(2009)にて発展された Adjusted PIN や PSOS のモデルについて、依然として発展余地が残されていることを示す。具体的には、第2章にて提案した2つの拡張モデルも含めた複数のモデルによる分布と、実際のデータの分布を比較し、どのモデルが最も現実を描写できているか検証する。モデルの検証は基本的な統計量の比較にとどまっているものの、拡張モデルのうちの1つが先行研究で使われてきた Model よりも実際のデータの分布に近いことを示すことで、Duarte and Young(2009)のモデルの一層の発展余地があることを明らかにする。また、拡張モデルも含めて株式超過リターンとの関係について検証を行う。結

論としては、第 6 章、第 7 章と同様に、Adjusted PIN や PSOS 等は、株式超過リターンを説明する有意な説明変数にはならないことを確認する。

第9章では、Easley et al.(2008)に従い、まずJASDAQ株式市場におけるDynamic PINを推計する。Dynamic PINの推計結果は、Easley et al.(2008)のNYSEよりも本章のJASDAQの方が高めの結果となることを確認する。Easley et al. (2008) との違いとして、Dynamic PIN の 1 階の自己相関係数が負の値の銘柄も存在することを明らかにする。

さらに、JASDAQ 株式市場の銘柄を対象として、Dynamic PIN と Static PIN の比較も行っている。私的情報の発生の確率の推定に関して、Dynamic PIN の方が Static PIN よりも大きく、それが、Dynamic PIN が Static PIN よりも大きい原因になっている可能性がある。

加えて、Dynamic PIN について、株式の超過リターンとの関係も含めたいいくつかの点について実証分析を行う。その結果、株式の超過リターンは、Dynamic PIN の水準ではなく、その標準偏差に大きく影響を受けていることを明らかにする。また、スタイル別の分析を行い、小型のグロース株は Dynamic PIN 及びその標準偏差が高めであること、株式超過リターンとの関係については特にグロース株の Dynamic PIN の標準偏差の係数が高めであることを指摘する。その後、株式超過リターンと Dynamic PIN の平均及び標準偏差の関係について考察する。

第6章 Easley et al.(1996)の PIN モデルの実証

6.1 はじめに

本章では、第1章にて紹介した Easley et al.(1996)による PIN の推計及び実証分析を行う。PIN はマーケット・マイクロストラクチャーの分野に属しているモデルであり、投資家の保有する情報に注目する。ここで、情報には 2 種類存在する。パブリックな情報とプライベートな情報である。パブリックな情報は各種メディアを通じて一般的に認知されている情報である。パブリックな情報に対するコストはほぼゼロであり、通常はパブリックな情報は価格にすでに織り込まれていると考えられる。一方、プライベートな情報とは、特定の集団しか持ち得ない、高コストな情報である。当然、プライベートな情報は価格に対して影響を与え得ると言える。

第1章でも触れたが、Easley et al.(1996)では、投資家の投資行動がパブリックな情報かプライベートな情報のどちらに依拠したものを、資本市場の価格形成プロセスから抽出することを試みている。

本章では、1 分間のデータを用いて、JASDAQ 株式市場における PIN の推計を行う。JASDAQ 株式市場の上場銘柄を対象にポアソン分布の尤度関数を求め、最尤法によりポアソン分布のパラメータを推定する。パラメータの推定値を用いて PIN を推定する。次いで、PIN の推定値を用いて、Fama-MacBeth(1973)タイプも含めたクロス・セクション分析を行い、PIN が株式超過リターンの説明変数として有意かどうかを検証する。序章にて確認した通り、海外では PIN が株式超過リターンの有意な説明変数であることが確認されている。一方、日本の株式市場を対象とした研究では、株式超過リターンとの関係性は否定される結論となっている。

本章での分析においては、PIN が株式超過リターンに対して説明する意味のあるファクターになっていないという結果を得ている。この点において、本章の分析は、日本の先行研究の結果を補完するものである。

以下、第2節では、先行研究における推計結果を確認する。第3節では、JASDAQ 株式市場を対象として PIN を推計する。第4節では JASDAQ 株式市場の PIN についてクロス・セクション分析を行い、株式超過リターンとの関係を確認する。第5節では、PIN が株式超過リターンに対して有効なファクターとならない原因を考察する。第6節は小括とする。

6.2 先行研究における PIN およびパラメータの推計結果

本節では最初に PIN モデルのパラメータおよび先行研究の推計結果を概観する。上述の通り、PIN の嚆矢となったのは Easley et al.(1996)である。これは、プライベートな情報を市場価格から抽出するといった試みを行っており、明確なモデル化を行った初めての論文

である。PIN の推計方法の詳細については第 1 章で確認した通りである。PIN を推計するに当たり、下記の 4 つのパラメータを非線形最尤法にて推計する。

- ① α : プライベートな情報が発生する確率
- ② δ : プライベートな情報が価格に負の影響を与える確率
(したがって、プライベートな情報が価格に正の影響を与える確率は $1-\delta$)
- ③ ε : パブリックな情報に基づく売買注文量の期待値
- ④ μ : プライベートな情報に基づく売買注文量の期待値

Easley et al. (1996) では、実証研究も行っている。具体的には、特定期間における NYSE のティックデータを使用し、市場規模で 10 分位に区切り、第 1 分位、第 5 分位、第 8 分位について PIN 及びその元となる各種パラメータを推計する。結論は、① δ は流動性の大きさに依存しない、② ε や μ は流動性が高い銘柄ほど大きい、③流動性が高い銘柄ほど、PIN が低い、ということが指摘されている。

Easley et al. (1996) は、次に Bid-Ask スプレッドに対する考察を行う。Bid-Ask スプレッドを被説明変数、PIN および日中取引量を説明変数として、OLS で推計する。その結果、PIN は有意にスプレッドを説明できる変数であることが実証される。実証結果から、取引量の少ない銘柄において、特にプライベートな情報が有用であることを指摘する。これは、VAR を使用して同様のインパクトを推計している Hasbrouck(1991)と同様の示唆である。

Easley et al. (2002) は、市場価格と PIN の明示的關係を推計する。この論文の目的は、プライベートな情報が資産価格のリターンに影響することを実証することである。つまり、PIN が高ければ高いほど、市場のリターンも高くなる。Easley et al. (2002) の大きな貢献の 1 つは、PIN が 10% 異なれば、年間のリターンに 2.5% の差が生じるということを示した点である。Easley et al. (2002) によるパラメータおよび PIN の推計方法は Easley et al. (1996) を進化させたものとなっているが、根本的な考え方は変わらない。Easley et al. (2002) では、1983 年から 1998 年まで 1 年ごとにパラメータを推計しているが、時系列的にみて、パラメータは極めて安定していることが示されている。各パラメータの安定性を確認したうえで、Easley et al.(1996)と同様に、PIN と時価総額の逆相関の關係を確認している。そして、Fama-French モデルを用いて株式の超過リターンと PIN の關係について調べている。説明変数には PIN のほかに β 値、時価総額、PBR を使用する。結果は β 値はマイナスの係数、PIN、時価総額、PBR はプラスの係数に有意になることを確認している。また、省略変数バイアス(Omitted Bias)について詳細に検討している。例えば、Bid-Ask スプレッド、ボラティリティ、回転率などである。PIN がこれらの代理変数となっているかを詳細に検討し、結果として PIN が有効な説明変数であることを強調している。プライベートな情報が市場価格に与える影響は頑健なものであることを確認している。

ここで、各市場について横断的に PIN 及び各種パラメータの値を比較したい。表序-1 の通り各国の市場の結果は驚くべく程類似している結果になっている。各国の市場構造は異なっているものの、パラメータは同様のものになる、という点は興味深い。市場の取引に

において、プライベートな情報を基に売買が実施される程度や、プライベートな情報が発生する確率などがグローバルな規模で近い数字になるということは、各市場のグローバルな関連性が高まっていることを示唆しているものと推測される。

また、表 6-1 では、PIN と株式超過リターンとの関係に関する先行研究をまとめている。

表 6.1 PIN を用いた Fama-Macbeth 型回帰分析の先行研究の結果

対象国	筆者	年	論文・本名	回帰のタイプ	β	PIN	Size	BM
米国	Easley, S Hvidkjaer and M O'HARA	2002	Is information risk a Determinant of asset returns?	Fama-Macbeth	-0.175 (-0.481)	1.800 (2.496)	0.161 (2.808)	0.051 (0.480)
	Jefferson Duarte and Launce Young	2009	Why is PIN priced?	Fama-Macbeth	0.1745 (0.494)	1.0043 (1.911)	0.0430 (0.630)	0.2675 (2.956)
日本	Kubota and Takehara	2009	Information based trade, the PIN variable, and portfolio style differences: Evidence from Tokyo stock exchange firms	Fama-Macbeth	0.049 (0.062)	0.028 (0.537)	-0.388 (-0.965)	1.204 (2.751)
	太田亘・宇野淳・竹原均	2011	『株式市場の流動性と投資家行動』	Fama-Macbeth	-0.209 (0.661)	-0.021 (0.052)	-0.032 (0.800)	0.004 (0.001)

注)筆者作成。各説明変数の数字のカッコ内は t 値。ただし、太田等(2011)のみ p 値。網掛けは 10%有意水準で有意な結果となっているパラメータ。

米国のニューヨーク証券取引所株式市場を対象としている Easley、Hvidkjaer and O'Hara(2002)、ニューヨーク証券取引所及びアメリカン証券取引所の株式市場を対象としている Duarte and Young(2007)では、5%水準で PIN は有意な変数となっていることが確認されている。一方、東証 1 部の株式市場を対象とする Kubota and Takehara(2009)では、BP レシオは有意だが、PIN は有意とはなっていない。この点は、次節での本稿の実証結果も同様である。Kubota and Takehara(2009)では、PIN を変数として入れた場合の自由度修正済みの決定係数が 0.829 と、PIN を入れない場合の 0.822 に比べて高くなっていること、また PIN の係数の符号はプラスとなっており符号条件は満たされていることなどを根拠として、PIN は期待リターンを説明する上で意味のある変数であると結論づけている。しかし、肝心の有意性が言えないので、この結論には少々無理がある。また、太田、宇野、竹原(2011)では p 値は有意になっているものの、符号条件を満たしていない。その理由については説明されていない。

次節以降では、実際に PIN の推計を行う。

6.3 JASDAQ 株式市場での PIN の推計

ここでは、JASDAQ 株式市場上場銘柄について PIN の推計を行う。PIN の推計に際しては 1 分間の取引データを使用している。データの詳細は第 5 章にて触れた通りである。1 分

間データを使用することによるメリットは、データ整備の観点からの効率性を享受できる点である。一方、デメリットは1分間に複数含まれる情報を活用できない点である。

以下では、JASDAQ 株式市場の銘柄に対して PIN を推計する。また、PIN が株式超過リターンの説明変数として有意なものであるかを確認するため、クロス・セクション分析を行う。

推計結果は表 6-2 の通りである²²。永易、小原、牧田(2008)等の先行研究に比べ、いくつかのパラメータが低い結果となった。 α 、 δ 、 ε が先行研究より低く、 μ は同程度となっている。その結果、パラメータをもとに推計される PIN は先行研究と比べて同程度となっている。

表 6-2 本稿の推計パラメータの結果(平均値)と先行研究との比較

	推計結果	永易、小原、 牧田(2008)
α	0.325	0.654
δ	0.332	0.47
ε	0.075	0.101
μ	0.119	0.102
Pin	0.230	0.237

注)筆者作成。先行研究は永易、小原、牧田(2008)。

次節以降では、上記の PIN と株式超過リターンとの関係について確認する。

6.4 JASDAQ 株式市場での PIN と株式超過リターンとの実証分析

次に PIN が株式収益率を説明する変数として有意なものになっているか確認するため、PIN を使用してクロス・セクション分析を行う。投資家の非公開情報に基づく売買がリターンに有意に影響を与えるかを確認することを目的としている。結論を先取りすると、PIN は株式のパフォーマンスに有効な変数としては認められないことが確認される。以下、具体的な推計方法も含め記述する。

株式超過リターンとの実証分析は、単純なクロス・セクション分析に加え、Fama-Macbeth 型の推計方法も採用する²³。これは、2段階で係数の有意性を検定するものである。

²²それぞれの銘柄のパラメータの最適化は E-Views7 を使用した。なお、E-Views 以外のソフトとして、Microsoft 社の Excel(2010)でも同様の分析を行った。Excel に組み込まれている最適化手法のうち、非線形最適化が実行可能な GRG(一般化簡約勾配)非線形計画法、エボリューションナリー法を用いて実施したが、本稿とほぼ同様の結論となっている。

²³ 推計する際に、変数が価格と相関を持つてしまうのではないか、という観点については、Easley et al.(2002)の p 2210 にて整理されている。以下、筆者による抄訳。「ほとんどすべての変数がクロスセクショナル回帰の説明変数としてベータの代替品として提供されていないか、という問題は証券の価格にこれらの変数が依存していることである。(中略)PIN の推計は取引のみに依存していることから、この潜在的

具体的には、第一段階では株式の超過リターンに対する β を推計する。第二段階では、推定した β を用いて、株式超過リターンを被説明変数としてクロス・セクション分析を複数回行い、求められた係数の平均値について検定を行う。なお、PIN を変数に用いて Fama-Macbeth 型回帰分析を行っている先行研究はいくつか存在するが、日本の株式市場を対象としているものとして、例えば太田、宇野、竹原(2011)が挙げられる。太田、宇野、竹原(2011)では東証 1 部・2 部を対象とし、変数に β 、時価総額、BP レシオ・PIN の他に Adjusted PIN、PSOS を採用している。本章では PIN のみを分析対象としており、Adjusted PIN を用いた分析は第 7 章で行っている。

さて、太田、宇野、竹原(2011)の Fama-Macbeth 型回帰分析の結果は、BP レシオ(PBR の逆数)は全てのファクターの組み合わせで強く有意となっている。また、PIN もいくつかのファクターの組み合わせ時には有意になっているものの、符号がマイナスとなっており条件を満たしていない。その他の変数は有意とはなっていない。これまでも述べたとおり、PIN の有意性は認められない結果となっている。

次に、本稿での実証分析の概要をまず説明する。まず、単純なクロス・セクション分析である。説明変数は、 β 、時価総額、BP レシオ、PIN である。被説明変数は個々の株式の超過リターンである。 β は PIN の推計期間と同様に、2011 年 5 月 2 日から 2011 年 10 月 31 日までの日次の収益率をもとに算出している。リスクフリーレートは無担保コール翌日物レートを用いている。市場インデックスは JASDAQ 総合指数を採用している。時価総額、BP レシオは 2011 年 10 月末のデータを使用している。これらは Bloomberg のデータを使用している。PIN は本章で推計したデータを使用している。株式超過リターンは PIN のサンプル期間後となる 2011 年 11 月から 2012 年 3 月末までの日次の収益率の平均値を使用している。なお、クロス・セクション分析では β の推計に伴う変量の誤差の問題を緩和させるべく、対象銘柄をグルーピングして行われる場合がある。 β の推計値を真の値に近づけようとするものである。本稿でも同様に、 β をグルーピングして推計している。 β の高い銘柄から順番にグルーピングし、20 グループ作成する。グループ毎に時価総額を用いて加重平均 β を作成し、それを個別銘柄の β として割り当てる、という方法である。なお、参考までに加重平均 β を用いない場合の分析結果も載せている^{24 25}。

結果は、表 6.3 及び表 6.4 の通りである。上記の通り、加重平均 β を用いる場合、用いない場合の両ケースどちらも、太田、宇野、竹原(2011)と同様に BP レシオは有意となる一方、 β 、PIN の係数はマイナスとなり符号条件を満たさなかった。時価総額は PIN が変数として入っているケースでは有意な結果とはならなかった。

な問題については避けることができていると言える。」

²⁴ なお、先行研究において、Kubota and Takehara(2008)ではグルーピングして Fama-Macbeth 型回帰分析を行っているのに対し、太田、宇野、竹原(2011)では個別銘柄ごとに行われている。

²⁵ PIN についても β と同様に推計する際の変量の誤差の問題が生じている可能性がある。そのため、 β のグルーピング時と同じポートフォリオを用いて、PIN についても加重平均 PIN を作成し、加重平均 β 及び加重平均 PIN を用いて Fama-Macbeth 型回帰分析を行った。しかし、結果は加重平均 PIN の係数はマイナスの符号となるなど、表 6.3 とほぼ同様の内容となった。

表 6.3 加重平均 β を用いた場合のクロス・セクション分析の結果

	Intercept	β	時価総額	BPRatio	PIN	Adjusted R-squared
Coefficient	0.211	-0.033				0.006
Std. Error	0.026	0.019				
t-Statistic	8.257	-1.752				
Prob.	0.000	0.081				
Coefficient	0.222				-0.490	0.021
Std. Error	0.022				0.172	
t-Statistic	9.968				-2.852	
Prob.	0.000				0.005	
Coefficient	0.251	-0.028			-0.464	0.025
Std. Error	0.029	0.019			0.172	
t-Statistic	8.552	-1.485			-2.690	
Prob.	0.000	0.139			0.008	
Coefficient	0.467	-0.036	-0.030			0.021
Std. Error	0.109	0.019	0.013			
t-Statistic	4.291	-1.935	-2.418			
Prob.	0.000	0.054	0.016			
Coefficient	0.265	-0.020	-0.018	0.056		0.067
Std. Error	0.117	0.019	0.013	0.013		
t-Statistic	2.272	-1.044	-1.441	4.140		
Prob.	0.024	0.297	0.151	0.000		
Coefficient	0.233	-0.016	-0.011	0.054	-0.300	0.072
Std. Error	0.118	0.019	0.013	0.013	0.180	
t-Statistic	1.971	-0.848	-0.813	3.996	-1.664	
Prob.	0.050	0.397	0.417	0.000	0.097	
Coefficient	0.419	-0.031	-0.021		-0.361	0.029
Std. Error	0.111	0.019	0.013		0.184	
t-Statistic	3.780	-1.660	-1.574		-1.963	
Prob.	0.000	0.098	0.117		0.051	

注)筆者作成。

表 6.4 加重平均 β を用いない場合のクロス・セクション分析の結果

	Intercept	β	時価総額	BPRatio	PIN	Adjusted R-squared
Coefficient	0.246	-0.043				0.009
Std. Error	0.026	0.019				
t-Statistic	9.404	-2.213				
Prob.	0.000	0.028				
Coefficient	0.222				-0.490	0.021
Std. Error	0.022				0.172	
t-Statistic	9.968				-2.852	
Prob.	0.000				0.005	
Coefficient	0.251	-0.027			-0.472	0.025
Std. Error	0.030	0.019			0.172	
t-Statistic	8.430	-1.440			-2.747	
Prob.	0.000	0.151			0.006	
Coefficient	0.641	-0.045	-0.048			0.044
Std. Error	0.103	0.019	0.012			
t-Statistic	6.232	-2.361	-3.967			
Prob.	0.000	0.019	0.000			
Coefficient	0.497	-0.033	-0.039	0.040		0.061
Std. Error	0.113	0.020	0.012	0.013		
t-Statistic	4.379	-1.699	-3.144	3.089		
Prob.	0.000	0.090	0.002	0.002		
Coefficient	0.236	-0.016	-0.011	0.054	-0.303	0.072
Std. Error	0.119	0.019	0.013	0.013	0.180	
t-Statistic	1.984	-0.872	-0.836	4.003	-1.682	
Prob.	0.048	0.384	0.404	0.000	0.094	
Coefficient	0.425	-0.031	-0.022		-0.367	0.029
Std. Error	0.112	0.019	0.013		0.183	
t-Statistic	3.796	-1.657	-1.612		-2.001	
Prob.	0.000	0.099	0.108		0.046	

注)筆者作成。

次に、Fama-Macbeth 型の回帰分析を行う。説明変数は、上記と同様に β 、時価総額、BP レシオ、PIN である。被説明変数は個々の株式の超過リターンである点も同様である。ただし、ここでは 2011 年 5 月から 10 月の半年分の分析を、月次ベースで 6 回行う。すなわち、2011 年 5 月、6 月、7 月、8 月、9 月、10 月の月次の個々の株式超過リターンを対象とする。リスクフリーレートは無担保コール翌日物レートを用いている。 β は株式超過リターンの対象となる直前の半年間を使用している。加重平均 β のグルーピング方法は、上記のクロス・セクション分析と同様である。市場インデックスは JASDAQ 総合指数を採用している。PIN は、本章で推計したものを使用する。時価総額、BP レシオは株式超過リターンの対象月の前月末のデータを使用している。これらは Bloomberg のデータを使用している。

推計結果が表 6.5 である。表の平均は、クロス・セクション分析により推計された係数の

6 か月分の平均値である。P 値は、その 6 か月分の推定値の平均に対する検定結果である。上段が加重平均 β を使用した場合、下段が加重平均 β を使用していない場合の結果である。

表 6.5 Fama-Macbeth 型回帰分析の結果

	加重平均 β	BPLレシオ	時価総額	PIN	C
平均	-0.006	0.004	-0.018	0.210	0.132
P値	0.631	0.364	0.060	0.268	0.060

	β	BPLレシオ	時価総額	PIN	C
平均	-0.011	0.003	-0.017	0.210	0.135
P値	0.241	0.520	0.152	0.268	0.095

注)筆者作成。

前述の単純なクロス・セクション分析と同様に、Fama-Macbeth 型回帰分析でも PIN は株式超過リターンに対して統計上有意なものとは認められない結果となった。

2つの分析のどちらも、PIN は株式超過リターンに対して意味のある説明変数とは認められなかった。PIN は変数として有効ではないのか、という点について、次節にて考察する。

6.5 PIN の有効性についての考察

米国での実証分析とは異なり、日本の株式市場を対象としている実証分析は、PIN のパラメータとしての有効性に疑問符を投げる結果となっている。日米で結果が異なることの可能性について、市場構造に起因している可能性等が考えられる。具体的には、市場の取引形態が異なるため PIN を推計する際のデータ集計方法に違いがある点や、市場ごとに有意なパラメータが異なる可能性等が挙げられる。各実証分析におけるサンプル期間の違いに起因する可能性も排除はできないが、先行研究はほぼ同時期に行われているものもあるため、ここでは割愛する。

データの集計方法の違いは、売買回数のデータの集計の際に見られる。具体的には日中の売買回数のデータを集計する際、日本の市場を対象とする際は売買のデータが加工せずに使用できる。一方、米国の市場を対象とする場合は売買回数を推計する必要がある。日本の株式市場では、取引が行われる直前のタイミングでの Bid 及び Ask の価格がデータとして存在し、Bid・Ask 価格のどちらかで約定するため、一つの取引に対して、売りもしくは買いの属性を付与することが容易に可能となっている。一方で、米国などのスペシャリスト制を採用している市場では、Bid・Ask の価格は取引時にのみ公表されており、約定と同時に Bid・Ask の価格が変動してしまうことがあるため、売買の属性を割り振るためには一定のルールを設ける必要がある。それが、“tick test”²⁶といった方法で推計される。これが

²⁶ Tick test については、Lee and Ready(1991)参照。

日米で異なる点の一つである。ただし、この点は Kubota and Takehara(2009)にて検証されており、PIN の推計はこのような構造の違いにも耐えられるものであると結論付けられている。そのため、データの集計方法の違いによる影響の可能性は低いと考えられる。

市場ごとに有意な変数が異なる可能性については慎重な検討が必要である。最初に、PIN と時価総額の変数の関係について、各変数の相関を見ているものが表 6.6 である。PIN と時価総額の相関は-0.13 あり、かつ p 値は 0.02 となっている。通常は時価総額と PIN は負の相関となると考えられ、先行研究の Easley et al.(2002)は-0.58、Kubota and Takehara(2009)は-0.22 の相関係数となっている。日本の株式市場では、PIN と時価総額の相関関係が米国に比べて弱めとなっている可能性が指摘できる。

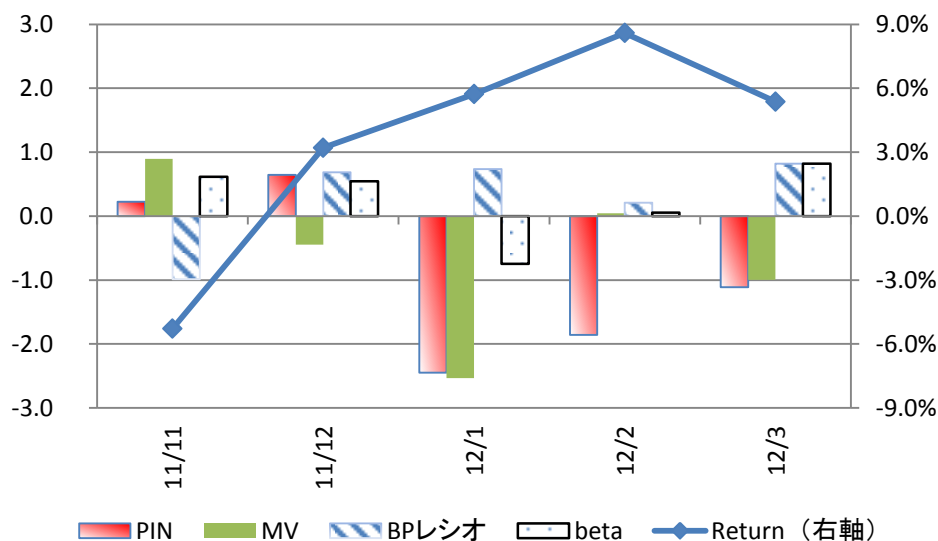
表 6.6 説明変数、被説明変数の相関関係

	リターン	β	時価総額	BPRatio	PIN
リターン	1.00	0.0568	0.55	0.91	0.02
β	-0.10	1.00	0.15	0.99	0.00
時価総額	0.03	-0.08	1.00	0.46	0.02
BPRatio	-0.01	-0.00	0.04	1.00	0.59
PIN	0.13	-0.26	-0.13	-0.03	1.00

注)筆者作成。左下の三角(網掛け部分)がピアソンの相関係数、右上の三角が相関係数の p 値。

PIN が株式超過リターンを説明する有効な変数として機能しているかという点については、本章でも先行研究と同様に否定する結論となった。ここで、時系列毎により詳細に見てみたい。図 6.1 では JASDAQ 株式市場における株式超過のリターンのサンプル期間である 2011 年 11 月から 2012 年 3 月における月次のファクターリターン分析を行っている。ファクターリターン分析は、まずファクターエクスポージャーを算出する。具体的には、個別銘柄の例えば時価総額などといったファクターを対象銘柄全体に対して基準化(対象銘柄全体のファクターの平均値を引き、対象銘柄全体のファクターの標準偏差で除する)する。基準化したデータを説明変数、月次の個別銘柄の株式超過リターンを被説明変数としクロス・セクション分析を実施し、その傾きを調べるものである。その結果、PIN は 2011 年 11 月、12 月は有効に機能し、2012 年に入り符号条件は逆となっている。このように、有効な期間も存在することが確認されており、より長期間のデータを用いて PIN の株式超過リターンに対する特性等をより子細に行う必要があると考えられる。本章の分析ではサンプル期間が限られているため今後の課題として指摘するにとどめるが、より長期間の分析を行う必要があると言えよう。

図 6.1 サンプル銘柄における月次の回帰係数と株式超過リターンの平均値



注)筆者作成。PIN、MV、BP レシオ、beta は左軸。

6.6 小括

本章では、JASDAQ 株式市場において、1 分間データを用いて PIN の推計を行った。また、PIN が株式超過リターンを説明するパラメータとして有意な結果となるか Fama-Macbeth 型も含めクロス・セクション分析を行い検証した。その結果、PIN は符号条件が満たされないことから、有意な変数としては認められなかった。これは、東証 1 部に対して同様な分析を行っている先行研究と同様の結果となっている。本章では先行研究と同様の結果が得られていることから、日本の株式市場における PIN の有効性についての先行研究の結果を補完するとともに、そのファクターリターンが有効な時期と有効ではない時期を確認している。前節の最後に指摘しているように、PIN の特性を把握するにはより長期での分析が必要であろうことは今後の課題として挙げられる。また、時価総額との関係性についても本章では相関を見る程度にとどめているが、今後、より深い分析を行う必要がある。

次章以降では、サンプル期間を長くし、また 1 分間データではなくティックデータを用いて PIN の推計を行い、本章と同様に株式超過リターンとの関係等について検証する。

補論 Fama-Macbeth 型の回帰分析

APT

R_i を株式 i の excess return、 F_n を risk factor n ($n=1,2,\dots,N$)、その exposure を $\beta_{i,n}$ とおけば、一般に MT モデルは(1)式で表される。

$$(1) \quad R_i = \alpha_i + \sum_{n=1}^N \beta_{i,n} F_n + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, N$$

APT より(1)式から(2)式を得る。

$$(2) \quad E(R_i) = \gamma_0 + \sum_{n=1}^N \beta_{i,n} \gamma_n \quad i = 1, 2, \dots, N$$

ここで γ_n は risk factor price。以下で factor の exposure $\beta_{i,n}$ の有意性を検定。

Fama-MacBeth 回帰

First Stage で、株式 i の excess return の risk factor F_n に対する exposure を推定 $\hat{\beta}_{i,n}$ 。この場合は N 個の時系列回帰。

$$(3) \quad R_{it} = \alpha_i + \sum_{n=1}^N \beta_{i,n} F_{n,t} + \varepsilon_{i,t} \quad i = 1, 2, \dots, N$$

Second Stage では、First Stage で推定した $\hat{\beta}_{i,n}$ で excess return R_{it} に回帰し risk price $\gamma_{n,t}$ を推定。この場合は T 個のクロスセクション回帰。

$$(4) \quad R_{it} = \sum_{n=1}^N \hat{\beta}_{i,n} \gamma_{n,t} + u_{it} \quad t = 1, 2, \dots, T$$

注) $\hat{\beta}_{i,n}$ の推定誤差の問題は省略。

次いで推定値 $\hat{\gamma}_{n,t}$ の平均を求める。

$$(5) \quad \bar{\hat{\gamma}}_n = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\gamma}_{n,t}$$

(5)式を使って以下の t 検定を行う。帰無仮説 $H_0: \gamma_n = 0$ 。帰無仮説のもとで標本平均 $\bar{\hat{\gamma}}_n$ は自由度 $T-1$ の t 分布に従う。すなわち、

$$(6) \quad t = \frac{\bar{\hat{\gamma}}_n}{\hat{\sigma}_{\gamma_n} / \sqrt{T}} \quad \hat{\sigma}_{\gamma_n} = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (\hat{\gamma}_{n,t} - \bar{\hat{\gamma}}_n)^2}$$

Cross Section Single Equation Estimation

Fama-MacBeth 回帰の Second Stage で(4)式の T 個のクロスセクション回帰を行うのではなく、時系列での各株式の Excess Return の平均値 \bar{R}_i を $\hat{\beta}_{i,n}$ で回帰し、 t 検定を行う。この方法でも(2)式の factor exposure の有意性の検定を行うことができる。すなわち、回帰式は

$$(7) \quad \bar{R}_i = \alpha_i + \sum_{n=1}^N \gamma_n \hat{\beta}_{i,n} + \varepsilon_i \quad \bar{R}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T R_{it}$$

注) (7)式の推定値 $\hat{\gamma}_n$ は(5)式の推定値 $\bar{\hat{\gamma}}_n$ と等しいが、標準偏差は異なる。

EViews の Fama-MacBeth 回帰

EViews では add in で Fama-MacBeth 回帰が可能。(4)式と(6)式の両方の推定結果を示している。

第7章 Easley et al.(2002)の PIN モデルの実証

7.1 はじめに

本章では、ティックデータを用いて推計されたPINが、日本の株式の超過リターン²⁷を説明する有意な変数かどうかの問題を検証する。検証対象となる市場は、日本の株式市場の中でも上場銘柄の流動性が低く情報の非対称性の影響が相対的に出やすいであろうJASDAQ株式市場である。

前章では、JASDAQ市場を対象としたPINの株式超過リターンの説明変数としての有意性は否定された。しかし、対象とするサンプル期間が短めであったことに加え、データもティックデータではなく1分間毎のデータを用いている。したがって、ティックデータを用いて再度検証することが課題として残されている。本章はその課題に応えるものである。ティックデータを用いて、約2年間のサンプルデータをもとに検証を行う。その結果、ティックデータを使った本稿での検証結果も、先行研究と同様にPINが株式の超過リターンを説明する意味のあるファクターにならなかった。

次いで、PINが有効な説明変数とならない理由を考察する。マクロ的視点やマーケット・マイクロストラクチャーの問題に言及するとともに、PINモデルそのものの問題点を挙げる。

以下、第2節では、PINの推計及びFama-Macbeth型のクロス・セクション分析を行う。第3節では、PINが株式の超過リターンの有意な説明変数とならない理由を考察する。特に、PINの構成パラメータである α (私的情報が発生する確率)と流動性の代理変数である時価総額との関係を問題にする。第4節では、本稿の小括と今後の研究の拡張について言及する。

7.2 PINの推計及びFama-Macbeth型の実証分析

この節では、PINの推計及び実証分析についての詳細を述べる。最初に、PINの推計方法についてである。第5章にて述べた通り、推計の対象となる期間は、2009年10月1日から2012年7月31日である。当該期間において、推定期間を1年とし、毎月推計を行う。詳述すると、2009年10月1日～2010年9月30日の1年間の推定期間で推計を行い、次に2009年11月1日から2010年10月31日の推定期間で推計を行う、といった具合である。推定では、すべての営業日に上場している銘柄を対象とする。

当該期間のティックデータを用いる。第5章にて述べた通り、Lee and Ready(1991)に基づき売買の別を峻別する。なお、売買の頻度が非常に少ない銘柄については、PINの推計の対象外とする。具体的には、1年間で500回の約定回数に達しない銘柄である。500回とい

²⁷ 株式の超過リターンとは、株式のリターン・マイナス・リスクフリーレートである。

うのは、1年間のうち、1日あたり平均2回程度の売買が行われるかどうかの数字である。売買変数がポアソン分布に従うと仮定し、非線形最尤法を用いてPINの計算に必要なパラメータを推定する。

本章の分析では、Easley et al.(2002)型のPINの推計モデルを用いる。非線形の尤度関数の最適化にはMATLABの遺伝的アルゴリズムを使用している²⁸。

推計されたパラメータを用いてPINを計算する。その結果が表7.1である。表7.1の「本稿の分析」にあるPINの値は月次の推計結果の平均値である。先行研究との比較では、同じJASDAQ株式市場を対象としてPINを推計している永易・小原・牧田(2008)と比較してもやや高めの結果となっている。推計対象銘柄の選択方法に違いがある²⁹ほか、制度面でもやや違いがある³⁰点には留意する必要があるものの、前章での結果とは異なりPINが2008年9月のリーマンショックを挟んで上昇した可能性を示唆している。PINは私的な情報に基づく取引を示すことから、私的な情報に基づいた売買がJASDAQ株式市場ではより活性化したことが示唆される。この背景には、例えばリーマンショック後に証券会社がアナリストのリストラを行ったことによる調査規模の縮小の影響等が考えられる。そのため、投資家にとって私的な情報に基づく売買が増加したと考えることができる。

表 7.1 PIN の推計結果と先行研究との比較

	本稿の分析	先行研究	
		Kubota and Takehara (2009)	永易・小原・牧田 (2008)
対象市場	JASDAQ	東証1部	JASDAQ
サンプル期間	2009年10月～ 2012年7月	1997年10月～ 2006年9月	2004年1月～ 2006年
PIN	0.283	0.189	0.237

注) 筆者作成。

次に、上記のPINの推計値を用いて株式超過リターンとの関係を確認する。ここでは、Fama-Macbeth型の回帰分析を用いる。詳細は次の通りである。最初に、 β 値の推定である。PINと同期($t-1$ 期($t=1,2,\dots,T$))の β 値を推計する。そのために、 $t-1$ 期の1年前の $t-2$ 期において、全銘柄の β 値を、日次データを用いて推計する。その後、 $t-2$ 期の β 値を二十分位に分割したポートフォリオを作成する。これは、 β 値を高い方から順番にランク付けして分位分けする。そして、二十分位毎のポートフォリオの β 値を $t-1$ 期のデータを用いて計算する。ポートフォリオ毎に、含有される銘柄の日次株式超過リターンの単純平均を用いて計算する。このベータをポスト β と呼ぶ。これを1ヶ月ごとにずらしながら推計する。

²⁸ 遺伝的アルゴリズムについては、第4章を参照。

²⁹ 永易・小原・牧田(2008)はデータの分量が7キロバイト以上ある銘柄、という選択方法を採用している。

³⁰ JASDAQ株式市場では一部の銘柄について、2008年3月21日までマーケットメイク方式を採用していた。2008年3月24日以降は、すべての銘柄に対してオークション方式が採用されている。

PIN についてもポスト β と同期間のサンプル期間を用いて推計する。時価総額や BP レシオにおいては、Bloomberg のデータを使用し、毎月月末のデータ(T-1 期の最終日)の対数値を用いる。これらのデータをもとに、株式の超過リターンを毎月推計する。なお、本稿で使用している株式の超過リターンは、無リスク資産で運用した場合に対する超過リターンである。株式のリターンの期間は 1 年間である。つまり、T-2 期のデータを元にポスト β を推計し、T-1 期のデータでポスト β 、PIN を推計、T-1 期の最終日のデータを時価総額、BP レシオは使用し、T 期(T-1 期の最終日の翌日から 1 年間)の株式超過リターンの推計を行う、ということである。結果は表 7.2 の通りである。

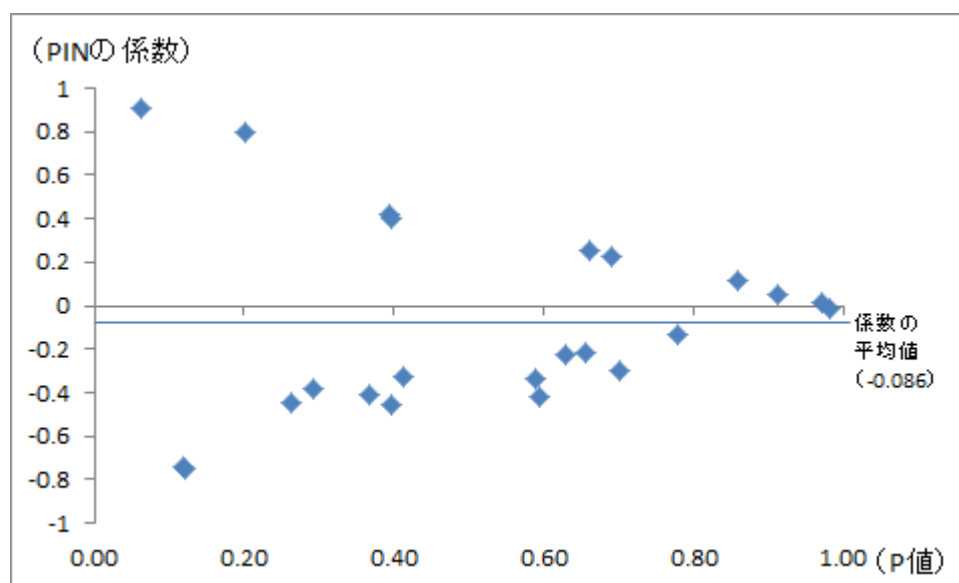
表 7.2 Fama-Macbeth 型回帰分析による推計結果及び先行研究との比較

	本稿の推計結果		先行研究 (Kubota and Takehara(2009))	
	係数の平均値	p値	係数の平均値	p値
時価総額	-0.062	0.000	-0.388	0.335
PIN	-0.086	0.357	0.028	0.591
BPレシオ	0.019	0.019	1.204	0.006
β	0.009	0.861	0.049	0.951
切片	0.730	0.000	-0.002	0.902

注) 筆者作成。係数の平均値は、Fama-Macbeth 型での回帰分析により推計される複数の推計結果の平均値。p 値は、その平均値に対して検定を行った結果である。

PIN は株式超過リターンに対してマイナスの係数となった。これは、符合条件を満たしていない。また、有意性も低い。図 7.1 は Fama-Macbeth 型回帰分析の際に用いた、月次ベースでのクロス・セクション分析での PIN の係数及びその P 値の関係を見たものである。有意水準 5% で有意になった結果はなく、1 回だけ 10% 水準で有意になっている程度である。前章でも確認された通り、PIN が株式の超過リターンを説明する有効な変数として機能しているかという点については、本稿でも先行研究と同様に否定する結論となった。

図 7.1 月次ベースでの株価超過リターンに対する PIN の係数及びその P 値



注) 筆者作成。

7.3 PIN の構成パラメータ α と時価総額の関係

前節での分析の通り、株式の超過リターンの説明変数としての PIN の有意性は棄却される結果となった。東証と比べて流動性の低い JASDAQ 市場においても、PIN の有意性は否定された。PIN が日本の株式市場において有意な説明変数にならなかったのはなぜか。マクロ的要因か、マーケット・マイクロストラクチャーの問題か、あるいは PIN モデルそのものの問題か。以下、PIN の有意性が否定された理由について考察する。

マクロ的な観点からは、①低迷する期待(潜在)成長率、②世界に類を見ない高水準の政府債務残高、③安定性を確保できない政治情勢等が日本の株式市場の長期的な低迷の要因と考えられる。これらの要因により「日本株離れ」が進み、海外投資家を代表とする市場参加者の減少をもたらしている。こうしたマクロ要因による持続的な株式市場の低迷のもとで私的情報の価値は相対的に低く、超過リターンを生むには至っていないと考えることができる。

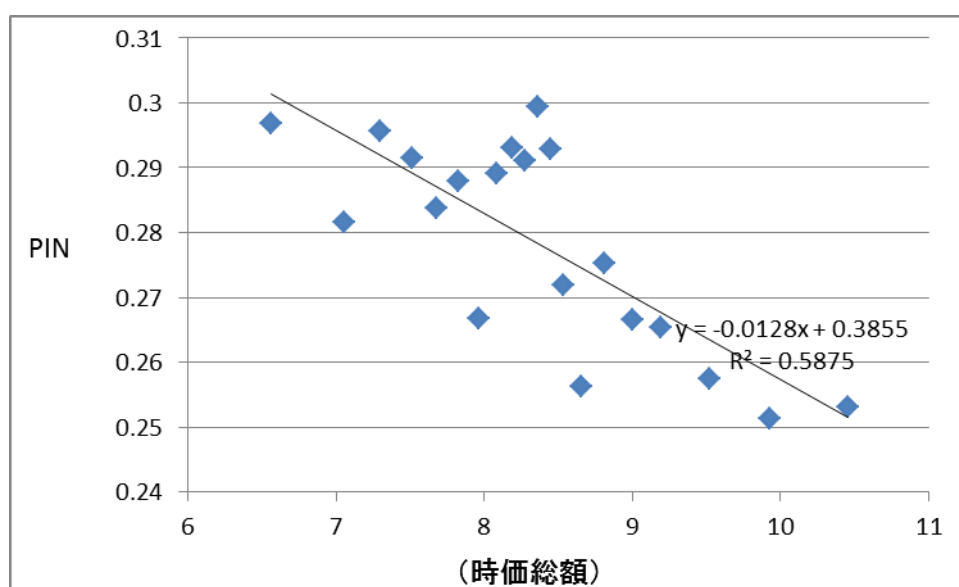
マーケット・マイクロストラクチャーの観点からは、大きな違いは指摘できない。強いて言えば Bid、Ask の公表タイミングの違いが挙げられるが、Kubota and Takehara(2009)ではそれが PIN の推計には影響を及ぼすものではないと結論付けられている。

最後に取り上げるのは、私的情報に基づく取引確率の指標としての PIN モデルの現実妥当性の問題である。Duarte and Young(2009)が指摘するように、(1.26)式の PIN の定義は市場の流動性の概念と関わっている。市場の流動性の低さは株式の超過リターンを説明する要因の 1 つである。流動性が低ければ、第 1 に、市場でアノマリーな価格が形成される可

能性が高くなり、投資家にとってリスクとなる。第2に、流動性が低ければ、一部の私的情報が公的な情報に変わるのに時間がかかり、投資家間の情報の非対称性が温存される。PINは後者の流動性概念の指標である。流動性の低い市場は私的情報が発生・存在する確率が高く、また、発生した場合の私的情報に基づく取引量の全体の取引量に占める割合が高いと推測される。

市場の流動性は株式の時価総額で捉えることができる。理論的には、PINは時価総額と負の相関を持つと考えられる。事実、図7.2の通り、PINは弱いが時価総額と負の相関を有している。

図 7.2 PIN と時価総額の関係

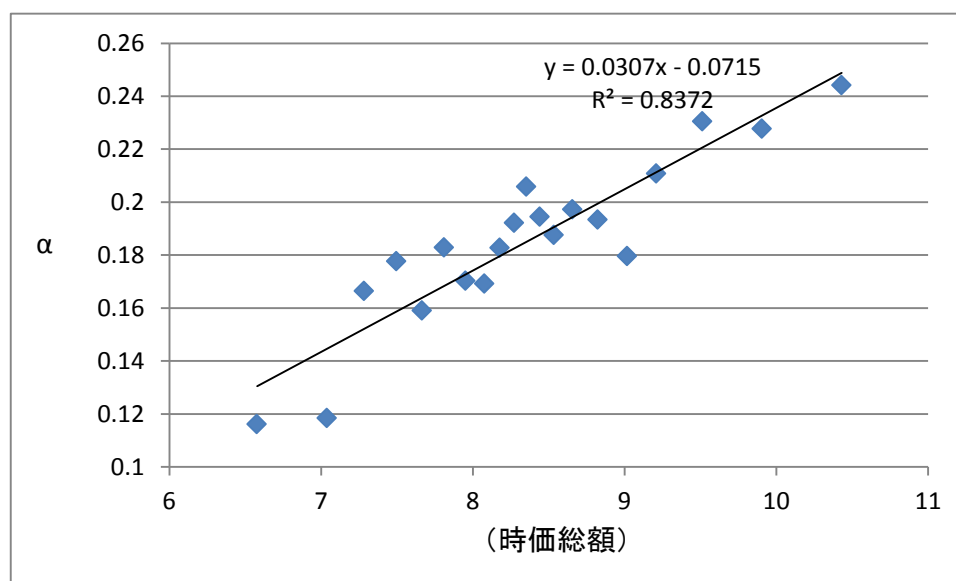


※時価総額は対数化している。

注) 筆者作成。

PINを構成するパラメータのうち、私的情報が発生する確率 α は流動性が低いほど高くなることが理論的に推測される。その α と時価総額の関係を見たのが図7.3である。

図 7.3 α と時価総額の関係



※時価総額は対数化している。

注)筆者作成

α は時価総額とはプラスの関係にあることが確認できる。これは、時価総額が大きく流動性の高い市場ほど、私的情報が発生しやすいということになり、理論的な推測と一致しない。この点は、Kubota and Takehara(2009)も同様で、 α と時価総額のプラスの相関を確認している³¹。

このように、PIN モデルを構成するパラメータの一部は、流動性と理論的な関係を満たしていない。こうした点も、日本の市場での PIN の有効性を低くしている原因の 1 つと考えられる。

7.4 小括

東証 1 部と比べ規模の小さい JASDAQ 株式市場において、私的な情報に基づく取引が多いことは、先行研究でも既に明らかであり、かつ本章でも再度確認された。しかし、それが株式の超過リターンと有意な関係とはなっていないことも、本章で確認された。そして、その理由の一つの可能性として、流動性の代理変数である時価総額と PIN の構成パラメータの α が理論的な関係を満たさない事実を指摘した。

³¹ アメリカの株式市場を対象とした実証研究では、残念ながら α と時価総額の相関を与えている論文はない。ただし、Easley et al.(1996)では、分位別のポートフォリオ毎の α の平均値が示されている。分位が大きいほど α が高めとなっており、日本の結果と同様となることが示唆されている。

問題は、なぜ私的情報の発生する確率 α は時価総額の大きな大型株の方が大きいのか。これは日本のマーケットの新たな構造的要因なのか。あるいは、PIN モデルの推定の方法に問題があるのか。この問題は今後の課題としたい。

次章では、Adjusted PIN モデルを用いて、JASDAQ 株式市場に対する実証分析を進める。

第 8 章 Adjusted PIN 及びその拡張モデルの実証

8.1 はじめに

本章では、Duarte and Young (2009)が開発したAdjusted PINやPSOSの推計を行う。分析対象とするマーケットは、東証1部と比べて、上場銘柄の流動性が低く情報の非対称性の影響が相対的に出やすいと予想されるJASDAQ株式市場である。また、Duarte and Young(2009)の拡張モデルについても議論する。

Duarte and Young (2009)は第 2 章で概観したように Adjusted PIN と PSOS を提唱した。ここで、PSOS は売りと買いの取引が同時に発生する確率である。また、Adjusted PIN は、PSOS による影響を勘案した、新たな PIN である。PSOS を想定することにより、Adjusted PIN モデルでは、売買のプラスの相関関係を示すことができる。

日本の株式市場における Adjusted PIN と PSOS については、東証では太田・宇野・竹原(2011)が株式リターンとの関係を確認している。しかしながら、PIN と同様、符号条件・有意性の双方を満たす結果にはなっていない。

Adjusted PIN、PSOS の実証研究は多くない。その理由の 1 つとして計算問題が挙げられる。Adjusted PIN と PSOS の推計において、複雑かつ大規模な計算量が求められる。PIN の計算と異なり、Adjusted PIN と PSOS の計算過程には、パラメータが 10 個の最尤法を行う必要がある。経験的に、パラメータの多さから最適化の際に局所解に陥りやすい。そのため、Duarte and Young (2009)や太田・竹原・宇野(2011)等の先行研究にて示されている通り、Adjusted PIN と PSOS の計算時には、最適化を複数の初期値を用いて 1 つの計算に 10 回程度行い、もっとも尤度が高いものを採用する、というのが一般的な手法となっている。これが、分析が進まないハードルの 1 つと考えられる³²。この点に関して、本章でも、前章で実践されている遺伝的アルゴリズム³³による最適化を実施することにより、当処理を行わずに効率的に計算を行っている。

以下、第 2 節では、JASDAQ 株式市場における Adjusted PIN・PSOS を計算し、先行研究と比較する。第 3 節では、拡張モデルも含めた各モデルの現実の描写の精度について検証する。第 4 節では、拡張モデルも含めて株式超過リターンとの関係についての実証分析を行う。第 5 節は本稿の小括と残された課題について言及する。

8.2 JASDAQ 株式市場における Adjusted PIN、PSOS

この節では、JASDAQ 株式市場における Adjusted PIN、PSOS を計算し、東証や海外株

³² Gan et al. (2014) は、Cluster PIN(CPIN)と命名した、クラスタ解析のアルゴリズムを PIN の算出に活用することによって推計方法を効率化している。本稿とは異なるアプローチだが、データ処理の効率化が多方面で進められることが PIN の更なる発展に繋がるため、歓迎される動きである。

³³ 遺伝的アルゴリズムについては第 4 章補論を参考。

式市場の Adjusted PIN、PSOS と比較し、JASDAQ 株式市場の特徴を示す。

最初に、JASDAQ 株式市場における B と S の関係を示す。B と S の相関係数は 0.67 と、正でかつ高めの値となっている。これは、推計の対象となる銘柄それぞれにおける 2009 年 9 月 30 日から 2012 年 7 月 31 日の間の B と S の相関係数を平均したものである。NYSE や東証と同様、JASDAQ 株式市場においても、第 2 章の冒頭で触れた PIN の理論的背景に対する問題点が生じている可能性がある。

次に、Adjusted PIN、PSOS の推計についての詳細を述べる。推計の対象となる期間は、2009 年 10 月 1 日から 2012 年 7 月 31 日である。当該期間において、推定期間を 1 年とし、毎月推計を行う。詳述すると、2009 年 10 月 1 日～2010 年 9 月 30 日の 1 年間の推定期間で推計を行い、次に 2009 年 11 月 1 日から 2010 年 10 月 31 日の推定期間で推計を行う、といった具合である。推定は、推定期間のすべての営業日に上場している銘柄を対象とする。

当該期間のティックデータを用いて、第 5 章にて述べた通り、Lee and Ready(1991)に基づき売買の別を峻別する。なお、売買の頻度が非常に少ない銘柄については、本稿の推計の対象外としている。具体的には、前章と同様、1 年間で 500 回の約定回数に達しない銘柄である。500 回というのは、1 年間のうち、1 日あたり平均 2 回程度の売買が行われるかどうかの数字である。売買変数がポアソン分布に従うと仮定し、非線形最尤法を用いて Adjusted PIN、PSOS の計算に必要なパラメータを推定する。

推計されたパラメータを用いて第 3 章で解説した 4 つのモデルに基づく Adjusted PIN(New Adjusted PIN)、PSOS(POOF)を計算する。その結果が表 8.1 の通りである。

表 8.1 の JASDAQ を対象としている Adjusted PIN、PSOS の値は月次の推計結果の平均値である。先行研究との比較では、Duarte and Young(2009)及び Kubota, Suda and Takehara(2010)どちらに対しても、Adjusted PIN、PSOS とともに高めとなっている。ここで、Adjusted PIN は私的情報に基づく売買を示す指標であり、流動性が低い銘柄ほど高くなると考えられる。流動性が低い銘柄ほど、証券会社等のアナリストのカバレッジの対象となっている可能性が低いことなどが背景として考えられる。また、PSOS も、流動性が低い銘柄ほど高くなると考えられる。先行研究の銘柄群と比較して JASDAQ の銘柄は時価総額が小さいこと等を背景に流動性が低いと考えられるため、この結果は適切なものと言えよう。

表 8.1 JASDAQ 株式市場と先行研究における各推計値の比較

	JASDAQ (Model4)	JASDAQ (Model5)	JASDAQ (Model6)	JASDAQ (Model7)	Duare and Young(2009)	Kubota, Suda and Takehara(2010)
	(average)	(average)	(average)	(average)	(median)	(average)
Adjusted PIN	0.24	0.24	0.14	0.31	0.17	0.16
PSOS(POOF)	0.35	0.35	0.39	0.30	0.25	0.25
α	0.29	0.28	0.24	0.33	0.39	
δ	0.43	0.43	0.47	0.45	0.56	
θ	0.14	0.13	0	-	0.25	
θ'	-	0.23	1	-	-	
ε_B	4	4	5	4	5	
ε_S	4	4	5	4	6	
μ_B	28	28	31	38	13	
μ_S	39	39	36	40	13	
Δ_B	37	37	22	41	13	
Δ_S	34	34	21	38	11	

(注)筆者作成。JASDAQ はすべて本稿の分析。Model4,5 は Duarte and Young(2009)のものを使用。Model6 は、Model5 に、 $\theta=0$ 、 $\theta'=1$ の制約を課したもの。Model7 の Adjusted PIN は、本稿における「New Adjusted PIN」、PSOS は「POOF」を表示している。Duarte and Young(2009) は Model4 に基づいた推計結果。Kubota, Suda and Takehara(2010)は東証を対象としており、Model5 による推計結果。

次に、前章で計算された PIN と比較すると、表 8.2 の通りである。PIN に比べて Adjusted PIN はやや低めとなっており、こちらも先行研究と同様の結果となった。

表 8.2 PIN と Adjusted PIN の関係

	JASDAQ	東証
PIN	0.28	0.19
Adjusted PIN	0.24	0.16

(注)筆者作成。JASDAQ は、PIN は第 7 章、Adjusted PIN は第 8 章の分析結果。東証の PIN は Kubota and Takehara(2009), Adjusted PIN は Kubota, Suda and Takehara(2010)によるもの。Adjusted PIN は、JASDAQ、東証ともに制約のない式(Model5)にて推計。

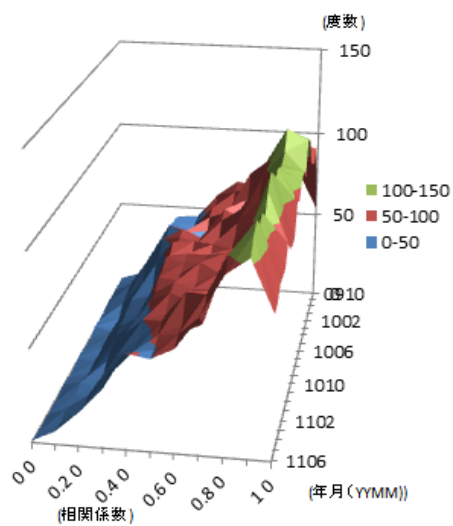
8.3 JASDAQ 株式市場における各モデルの検証

次に、ここまで概観してきた 4 つのモデル(Model4~7)について、どのモデルが最も実際のデータに近似しているかを考える。

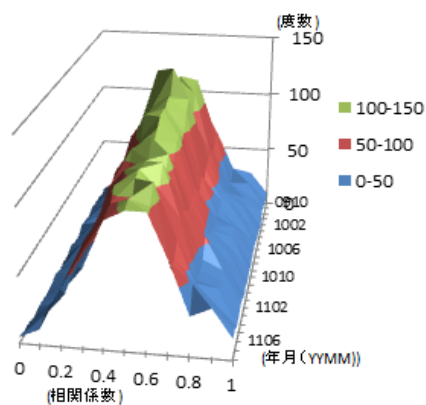
最初に B と S の相関関係を比較する。実際のデータの集計と、それぞれのモデルのパラメータから B と S の期待値・分散・共分散を計算し、相関係数を求める。結果は下表及び下図の通りである。

図 8.1 データおよび各モデルにおける相関係数の度数分布

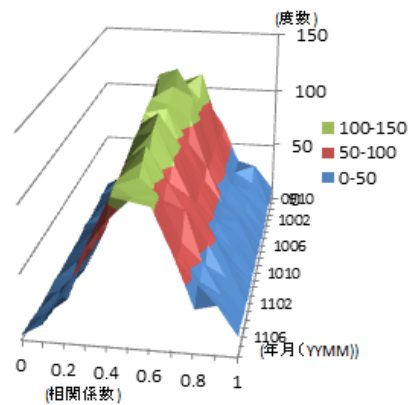
データ



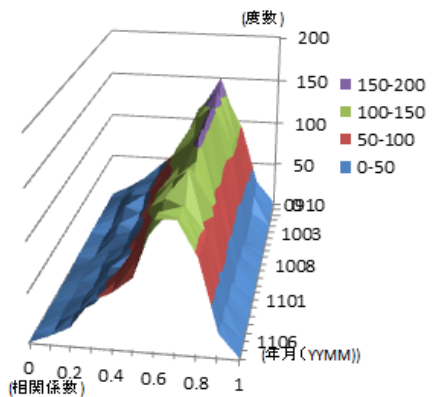
Model4



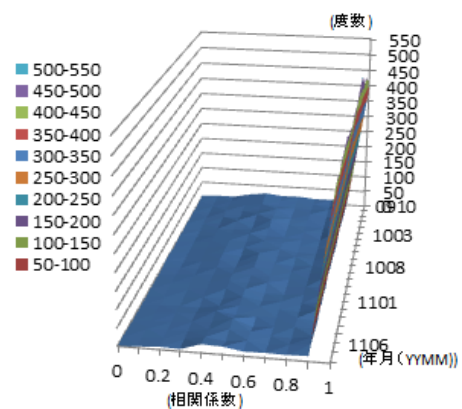
Model5



Model6



Model7



(注)相関係数を 0 未満から 0.1 刻みで区分した度数分布。筆者作成

表 8.3 B と S の相関係数の基本統計量等

	データ	MODEL4	MODEL5	MODEL6	MODEL7
Mean	0.67	0.47	0.48	0.54	0.89
Median	0.72	0.49	0.49	0.58	0.98
Maximum	1.00	0.95	1.00	0.98	1.00
Minimum	-0.14	-0.11	-0.13	-0.18	-0.38
Std. Dev.	0.22	0.16	0.16	0.17	0.18
Skewness	-0.67	-0.29	-0.20	-0.63	-2.30
Kurtosis	2.63	3.01	3.07	3.11	9.18
Jarque-Bera (Probability)	67 0.000	12 0.003	6 0.060	56 0.000	2,076 0.000
BとSの相関係数	0.67	0.47	0.48	0.55	0.89
データとの相関係数の差	-	-0.20	-0.18	-0.11	0.23
t検定(対データ、P値)	-	0	0	0	0
F検定(対データ、P値)	-	0	0	0	0

(注) 筆者作成。E-views にて計算。相関係数は銘柄毎に Adjusted PIN 等の計算と同様に月次の相関係数を算出。それを銘柄の相関係数とし、対象銘柄全ての平均値を算出。

図 8.1 および表 8.3 から、相関係数や歪度(Skewness)は Model6 が最もデータに近いことがわかる。相関係数のかい離は Model6 が-0.11 と最も少なめとなっている。また、図 8.1 でもわかるとおり、歪度も-0.63 と、データの-0.67 に最も近い数字になっている。加えて、データは Jarque-Bera 検定で正規分布であることが 1%有意水準で棄却されることがわかる。一方、Model5 は 5%有意水準で棄却できない結果となっており、正規分布に従っている可能性が示唆されている。Model7 は相関係数の Median が 0.98 とかなり 1 によったものとなっている。先行研究で検討されている Model4 や Model5 と比べ、Model6 のほうが実際のデータの分布に近いことから、より現実を描写できている可能性がある。

また、表 8.1 では Model6 の Adjusted PIN 及び PSOS、Model7 の New Adjusted PIN 及び POOF の推計結果を示している。Model6 では、Adjusted PIN は Model4、5 に比べ低めの 0.15 となっている。Model6 を用いた先行研究が存在しないため単純な比較は困難であるが、メインマーケットの東証 1 部や NYSE とほぼ同様の水準となっている。一方で、PSOS は高めとなっており、流動性の低さが確認される内容となっている。

Model7 については、もともとのモデル自体を大きく変更しているため、先行研究との比較は困難である。今後、他のマーケットでの実証研究が必要である。

8.4 各モデルの Adjusted PIN, PSOS 等と株式超過リターンの関係

本節では Adjusted PIN 及び PSOS 等を説明変数として株式超過リターンとの関係を概観する。前章までと同様に Fama-Macbeth 型回帰分析を用いるが、計算方法は Duarte and Young(2009)に準じる。具体的には、 β の計算方法が異なること、またポートフォリオベースではなく個別銘柄ベースで回帰分析を行っている点が前章までとは異なっている。 β はま

ず 2008 年 10 月 1 日から 2009 年 9 月 30 日までのデータを基に個別企業ごとに計算する。それを 20 分位に分け、ポートフォリオを組成する。その後、2009 年 10 月 1 日から 2012 年 7 月 31 日までのデータを用いてポートフォリオの β を推計する。ポートフォリオの β を、そのポートフォリオに属する銘柄の β として割り当て、それを Fama-Macbeth 型回帰分析の説明変数として用いている。Adjusted PIN 及び PSOS の計算は 2009 年 10 月から 2012 年 7 月までのデータを用いて 1 年間のデータを 1 か月ずつずらしながら推計している。時価総額や BP レシオにおいては、Bloomberg のデータを使用し、Adjusted PIN 及び PSOS の計算期間の最終月の月末データの対数値を用いる。これらのデータをもとに、Adjusted PIN 及び PSOS の計算期間の最終月の翌月の株式超過リターンを、クロス・セクション分析を用いて計算している。例えば 2009 年 10 月 1 日から 2010 年 9 月 30 日までの 1 年間の Adjusted PIN 及び PSOS を推計し、2010 年 9 月 30 日の時価総額、BP レシオを用い、ポートフォリオベースで計算した β を使用して 2010 年 10 月の株式超過リターンを推計する。なお、本稿で使用している株式の超過リターンは、無リスク資産で運用した場合に対する超過リターンである。結果は表 8.4 の通りである。

表 8.4 各モデルにおける Adjusted PIN 及び PSOS と株式超過リターンの関係

Model4						Model5					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
β	-0.006	-0.006	-0.005	-0.005	-0.006	β	-0.006	-0.006	-0.005	-0.005	-0.005
P値	0.535	0.552	0.587	0.578	0.557	P値	0.535	0.568	0.588	0.600	0.579
時価総額	-0.005	-0.005	-0.004	-0.005	-0.005	時価総額	-0.005	-0.005	-0.004	-0.005	-0.005
P値	0.009	0.029	0.033	0.010	0.007	P値	0.009	0.032	0.040	0.009	0.006
BPレシオ	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	BPレシオ	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003
P値	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	P値	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
PIN	-0.019		-0.027		-0.019	PIN	-0.019		-0.031		-0.019
P値	0.367		0.246		0.371	P値	0.367		0.157		0.375
Adj pin		0.006	0.021			Adj pin		0.012	0.029		
P値		0.797	0.426			P値		0.595	0.230		
PSOS				-0.023	-0.023	PSOS				-0.030	-0.030
P値				0.217	0.227	P値				0.119	0.131
Model6						Model7					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
β	-0.006	-0.007	-0.006	-0.005	-0.005	β	-0.006	-0.006	-0.006	-0.006	-0.006
P値	0.535	0.493	0.515	0.595	0.574	P値	0.535	0.547	0.527	0.554	0.536
時価総額	-0.005	-0.005	-0.005	-0.005	-0.005	時価総額	-0.005	-0.005	-0.005	-0.005	-0.005
P値	0.009	0.016	0.011	0.007	0.005	P値	0.009	0.008	0.005	0.008	0.005
BPレシオ	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	BPレシオ	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003	-0.003
P値	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	P値	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
PIN	-0.019		-0.011		-0.023	PIN	-0.019		-0.019		-0.020
P値	0.367		0.627		0.251	P値	0.367		0.381		0.349
Adj pin		-0.018	-0.013			New Adj PIN		-0.002	-0.002		
P値		0.327	0.529			P値		0.910	0.929		
PSOS				-0.020	-0.021	POOF				-0.020	-0.018
P値				0.254	0.229	P値				0.099	0.131

(注)筆者作成。Adj PIN は Adjusted PIN を示す。各説明変数は 23 か月分の推計係数の平均値、その下段は 23 か月分の推計係数の平均に対する P 値である。

表 8.4 の各説明変数は、23 か月分の推計係数の平均値、その下段は 23 か月分の推計係数の平均に対する P 値である。

Model4、Model5に基づく Adjusted PIN 及び PSOS は符号条件は満たすものの、P 値は高めの結果となった。また、Model6、7 では符号条件すら満たさなかった。すべてのモデルに通じて、PSOS は符号条件を満たさず、また P 値もやや高めとなった。

これまでの章では PIN が株式リターンを説明することができないことを示したが、Adjusted PIN でも株式の超過リターンを説明する有効な変数として機能しているかという点については、太田・宇野・竹原(2011)と同様に否定する結論となった。また、PSOS についても否定する結果となった。

8.5 小括

本章では、JASDAQ 株式市場における Adjusted PIN や PSOS を計算した。事前に期待されていた通り、それらはどちらも東証に比べて高めとなっている。また、Duarte and Young(2009)にて発展された Adjusted PIN や PSOS のモデルについて、依然として発展余地が残されていることを示した。本章のモデルの検証は基本的な統計量の比較にとどまっているものの、Model6 が先行研究で使われてきた Model よりも実際のデータの分布に近いことを示すことで、Duarte and Young(2009)のモデルのいっそうの発展的余地があることを明らかにした。

また、新たに検討したモデルに基づくものも含めて Adjusted PIN や PSOS と株式リターンとの関係を確認したが、明確な関係は確認できなかった。

本稿で検討したモデルについて、どのモデルを選択すべきか、その選択方法については未整理である。本稿の結果は、流動性の低いマーケットを対象にしていることが背景にある可能性もあるため、流動性の高いマーケットでも同様の結果となるかについても検証が必要である。これらの問題は、今後の課題としたい。

次章では、Dynamic PIN モデルを用いて、JASDAQ 株式市場に対する実証分析を進める。

第9章 Dynamic PIN モデルの実証

9.1 はじめに

本章では、Easley et al. (2008)が開発したDynamic PINの推計を行う。推計の対象はJASDAQ株式市場である。また、Static PIN との比較も行う。加えて、Dynamic PINの平均及びそのボラティリティについて、株式超過リターン等との関係やスタイル別の分析も行う。

Easley et al. (2008) は、PIN 及び PIN を構成するパラメータが時間依存的であることを2点から確認している。1 つは、売買の注文量のデータがタイムトレンドを持つ点、2 つは、売買の注文量のデータの自己相関が高い点である。売買データがトレンドや自己相関を持つことから、PIN は時間依存的となる。Easley et al. (2008) は NYSE (ニューヨーク証券取引所) に上場されている任意の 16 銘柄の Time-Varying な PIN (本論文では Static PIN との対比の意味でも Dynamic PIN と呼んでいる) を推計している。Dynamic PIN の実証分析は、Adjusted PIN の研究よりもはるかに少ない。本章で行っている JASDAQ 株式市場を対象とした Dynamic PIN の推計は、ほとんど行われていない。

本章では、Easley et al.(2008)に従い、まず JASDAQ 株式市場における Dynamic PIN を推計する。Dynamic PIN の推計結果は、Easley et al.(2008)の NYSE よりも本章の JASDAQ の方が高めの結果となることを確認する。Easley et al. (2008) との違いとして、Dynamic PIN の 1 階の自己相関係数が負の値の銘柄も存在することを明らかにする。

さらに、JASDAQ 株式市場の銘柄を対象として、Dynamic PIN と Static PIN の比較も行っている。私的情報の発生の確率 α の推定に関して、Dynamic PIN の方が Static PIN よりも大きく、それが、Dynamic PIN が Static PIN よりも大きい原因になっている可能性がある。

加えて、Dynamic PIN 及びそのボラティリティについて、株式の超過リターンとの関係を確認するために実証分析を行う。その結果、株式の超過リターンは、Dynamic PIN の水準ではなく、そのボラティリティに大きく影響を受けていることを明らかにする。また、スタイル別には、特にグロース株の Dynamic PIN 及びそのボラティリティが高く、株式超過リターンとの関係についてもグロース株における Dynamic PIN のボラティリティの係数が高めとなることを確認する。その後、Dynamic PIN の平均及びボラティリティと株式超過リターンとの関係に関して考察する。

以下、第2節では、JASDAQ 株式市場における Dynamic PIN の推計を行う。第3節では、Static PIN モデルによる推計結果と Dynamic PIN モデルによる推計結果を比較する。第4節では、株式超過リターンとの関係についての実証分析を行う。第5節は本稿の小括と残された課題について言及する。

9.2 Dynamic PIN の推計

本節では、Dynamic PIN を推計するに当たり、まずバランス注文量及びインバランス注文量のデータの特性を確認する。その後、Dynamic PIN のパラメータの特性を確認する。そして、Dynamic PIN を推計する。データについては、第 5 章で述べた通りである。

9.2.1 インバランス注文量 $|K_t|$ とバランス注文量 $TT_t - |K_t|$ のデータの特性

Dynamic PIN の推計を行う前に、Dynamic PIN の推計に用いられるインバランス注文数 $|K_t|$ 、バランス注文数 $TT_t - |K_t|$ のデータの特性を確認する。

最初に、Easley et al.(2008)が確認したように、インバランス注文数 $|K_t|$ 、バランス注文数 $TT_t - |K_t|$ のトレンドの有無と $|K_t|$ 、 $TT_t - |K_t|$ のデータの自己相関を調べる。

トレンド式は以下の通りである。

$$(9.1) \quad \ln Z_{it} = a_i + g_i t + u_{it} \quad i = 1, 2$$

ここで、 $Z_t = [Z_{1t}, Z_{2t}]' = [|K_t|, TT_t - |K_t|]'$ である。 g_i はトレンドの係数で、指数成長率である。 a_i は切片項である。また、 u_{it} は誤差項である。

インバランス注文数 $|K_t|$ 、バランス注文数 $TT_t - |K_t|$ の標準偏差、自己相関、インバランス注文数 $|K_t|$ 、バランス注文数 $TT_t - |K_t|$ 間の相関係数 ρ を確認する。

結果は表 9.1 の通りである。JASDAQ 株式市場を対象とした本稿の分析は、301 銘柄の該当項目の単純平均値である。また、比較のために、先行研究である Easley et al. (2008) の NYSE 上場 16 銘柄の結果も記載しておく³⁴。Easley et al. (2008) のサンプル期間は 1983 年 1 月 3 日から 1998 年 12 月 24 日である。

表 9.1 JASDAQ 株式市場の $|K_t|$ 、 $TT_t - |K_t|$ のデータ特性及び Easley et al.(2008)との比較

		g(%)	(Pvalue)	a	(Pvalue)	SD	Auto	ρ
本稿	K	0.07	0.13	1.76	0.00	1.06	0.25	0.54
	TT- K	0.01	0.09	2.80	0.00	1.30	0.60	-
Easley et al.(2008)	K	17.77	-	2.04	-	51.45	0.45	0.37
	TT- K	18.05	-	4.10	-	226.75	0.88	-

注) 筆者作成。Easley et al. (2008) は、当論文にて示されている任意の 16 銘柄の平均値を記載。SD

は標準偏差、Auto は 1 期前の値との自己相関。

³⁴ 以下、特別に断らない限り本稿の先行研究のデータはすべて Easley et al.(2008)にて示されている任意の 16 銘柄の平均値を記載している。

表 9.1 の $|K_t|$ $TT_t - |K_t|$ のデータ特性をまとめると以下の通りである。

- (1) トレンドに関しては、5%有意水準で有意とならない銘柄が多く、 $|K_t|$ $TT_t - |K_t|$ ともに p 値の平均値は 0.05 を上回っている³⁵。サンプル期間での JASDAQ 株式市場においては、トレンドが検出されない銘柄が多い。これは、サンプル期間がリーマンショックの影響を受けて低迷している銘柄が多いことと関係している。成長率の平均値は JASDAQ 株式市場がほぼ 0% となっているのに対し、Easley et al.(2008)は 18% 近辺と大きく異なる結果となっている³⁶。これは、Easley et al.(2008)の結果が年率換算しているのと分析対象のいくつかの銘柄に格段の成長を示す銘柄が含まれているからであると推測される。
- (2) インバランス注文量 $|K_t|$ よりもバランス注文量 $TT_t - |K_t|$ の方が、変動率が高い結果となっている。これは、Easley et al.(2008)と同様の結果である。
- (3) $|K_t|$ $TT_t - |K_t|$ ともに自己相関が認められる。特に、バランス注文量 $TT_t - |K_t|$ は高めとなっている。これも Easley et al.(2008)と同様の結果である。
- (4) インバランス注文量 $|K_t|$ とバランス注文量 $TT_t - |K_t|$ の相関はプラスである。この点も、Easley et al.(2008)と同様の結果である。

以上の結果から、トレンド項以外の $|K_t|$ $TT_t - |K_t|$ のデータの特性は、先行研究と同様の結果が得られた。とくに、 $|K_t|$ と $TT_t - |K_t|$ の自己相関の存在が認められるため、informed trader の注文総量の期待値、noise trader の注文総量の期待値は時間に関して一定ではない可能性がある。それは Static PIN モデルでは PIN が正確に推計されないことを意味するため、以下ではその検証を行う。

9.2.2 Dynamic PIN のパラメータの推計結果

Dynamic PIN を構成するパラメータの推計結果を示す。非線形最尤法のパラメータ推定は、MATLAB の遺伝的アルゴリズムを用いる³⁷。最適化された各銘柄のパラメータ推定値の平均値は表 9.2 の通りである。

表 9.2 Dynamic PIN のパラメータ推定値および Easley et al.(2008)との比較

	銘柄数	α	δ	$\omega 1$	$\omega 2$	$\Phi 11$	$\Phi 12$	$\Phi 21$	$\Phi 22$	$\Gamma 11$	$\Gamma 12$	$\Gamma 21$	$\Gamma 22$
データ加工	189	0.31	0.50	3.43	1.16	0.42	0.40	0.33	0.28	0.48	0.19	0.46	0.20
データ未加工	182	0.31	0.50	2.60	0.76	0.44	0.49	0.27	0.32	0.48	0.17	0.40	0.21
Easley et al.(2008)	16	0.47	0.51	2.37	8.88	0.48	0.05	-1.90	1.18	0.10	0.08	0.37	0.37

注) 筆者作成。Easley et al. (2008) は当論文にて示されている任意の 16 銘柄の平均値を記載。

³⁵ $|K|$ については約 3 割(301 銘柄中 89 銘柄)、 $TT - |K|$ については約 2 割程度(同 61 銘柄)が 5%有意水準を満たすことができない結果となった。

³⁶ ただし、統計的に有意水準を満たしているかは不明。

³⁷ 遺伝的アルゴリズムの詳細については、第 4 章補論参照。

パラメータの推定結果を議論する前に、(3.7)式の informed trader 及び noise trader の注文総量の期待値の更新方程式を以下のように書き換える。すなわち、

$$(9.2) \quad {}_t\Psi_{t+1} = \Phi_{t-1}\Psi_t + \Gamma Z_t = \Phi^*_{t-1}\Psi_t + \Gamma\xi_t$$

ここで、 $\xi_t = Z_t - {}_{t-1}\Psi_t$ 、 $\Phi^* = \Phi + \Gamma$ 、 $E_{t-1}(\xi_t) = E_{t-1}Z_t - {}_{t-1}\Psi_t = 0$ である。 $E_{t-1}Z_t = {}_{t-1}\Psi_t$ なので、 ξ_t は、informed trader 及び noise trader の注文総量の予測誤差(期待値エラー)を表す。したがって、 Γ は、informed trader 及び noise trader の注文総量の予測誤差の informed trader 及び noise trader の次期の注文総量の期待値への影響をはかる係数行列である。また、 Φ^* は今期の、informed trader 及び noise trader の注文総量に関する前期の期待値の次期の期待値への影響を測る係数行列である。この係数行列は期待の persistence を表す。

以下、表 9.2 をもとに Γ 、 Φ^* に関する推定結果を Easley et al.(2008)の結果と比較しながら議論する。

9.2.3 Γ_{11} , Γ_{12} , Γ_{21} , Γ_{22} の推定値結果について

- (1) 表 9.2 より、 Γ_{11} , Γ_{12} , Γ_{21} , Γ_{22} の推定値すべてが正の値となっている。これは、インバランス注文量の予測誤差 ξ_{1t} 、バランス注文量の予測誤差 ξ_{2t} が次期の informed trader の注文総量、noise trader の注文総量の期待値にプラスの影響を与えることを示している。そして、どちらの予測誤差がより大きな影響を与えるかといえば、インバランス注文量の予測誤差 ξ_{1t} である。Easley et al. (2008) も同様の結果を得ているが、本稿の結果の方が、インバランス注文量の予測誤差の影響の大きさがより鮮明に推定結果に表れている。バランス注文量よりインバランス注文量の予測誤差の情報量が大きいことを示している。
- (2) バランス注文量が一定と仮定して、インバランス注文量の変化の informed trader、noise trader の注文総量の期待値への効果は、Easley et al.(2008)の効果は鮮明ではないが、本稿での結果は鮮明に表れている。この点からも、インバランス注文量の情報量の大きさを確認できる。

9.2.4 Φ_{11}^* , Φ_{12}^* , Φ_{21}^* , Φ_{22}^* の推定結果について

「データ加工」の Φ^* を Φ_{kakou}^* 、「データ未加工」の Φ^* を $\Phi_{mikakou}^*$ とすると、その相違は以下の通りである。

$$(9.3) \quad \Phi_{kakou}^* = \begin{bmatrix} 0.90 & 0.59 \\ 0.79 & 0.48 \end{bmatrix}, \quad \Phi_{mikakou}^* = \begin{bmatrix} 0.92 & 0.66 \\ 0.68 & 0.53 \end{bmatrix}$$

- (1) ϕ_{11}^* , ϕ_{12}^* , ϕ_{21}^* , ϕ_{22}^* は、Informed trader の注文総量の期待値、noise trader の注文総量期待値の persistence を測る。Informed trader の注文総量の期待値は noise trader の注文総量の期待値よりもかなり高い persistent を示している(例えば「データ加工」だと 0.90 と 0.48)。

Easley et al. (2008) と違って興味深い結果は、 ϕ_{21}^* の推定結果である。 ϕ_{21}^* は前期の informed trader の注文総量の期待値が今期の noise trader の注文総量の期待値に与える効果である。Easley et al. (2008) ではこれがマイナスで、informed trader の注文総量の期待値が noise trader の注文総量の期待値にマイナスの影響を与える結果となっている。

9.2.5 Dynamic PIN の推計結果

表 9.3 及び図 9.1 は、JASDAQ 株式市場の Dynamic PIN の推計結果の平均値に加え、Dynamic PIN の特徴である時間依存性を確認するために、任意の個別銘柄((株)コシダカホールディングス(2157)、(株)メッセージ(2400))について確認している。また、Easley et al.(2008)との比較も行っている。

実証結果から以下の点を指摘できる。

(表 9.3 の全体評価)

- (1) 表 9.3 から、JASDAQ 市場の Dynamic PIN は、Easley et al. (2008)の NYSE の Dynamic PIN よりも、平均及び標準偏差が大きい。JASDAQ 市場は NYSE よりもはるかに市場規模が小さい。これは、市場規模が小さい方が PIN は大きいという Static PIN における先行研究に合致している。PIN のボラティリティ(標準偏差)が NYSE よりも JASDAQ 市場の方が大きいのも、市場規模の大きさが関係しているものと推測される。

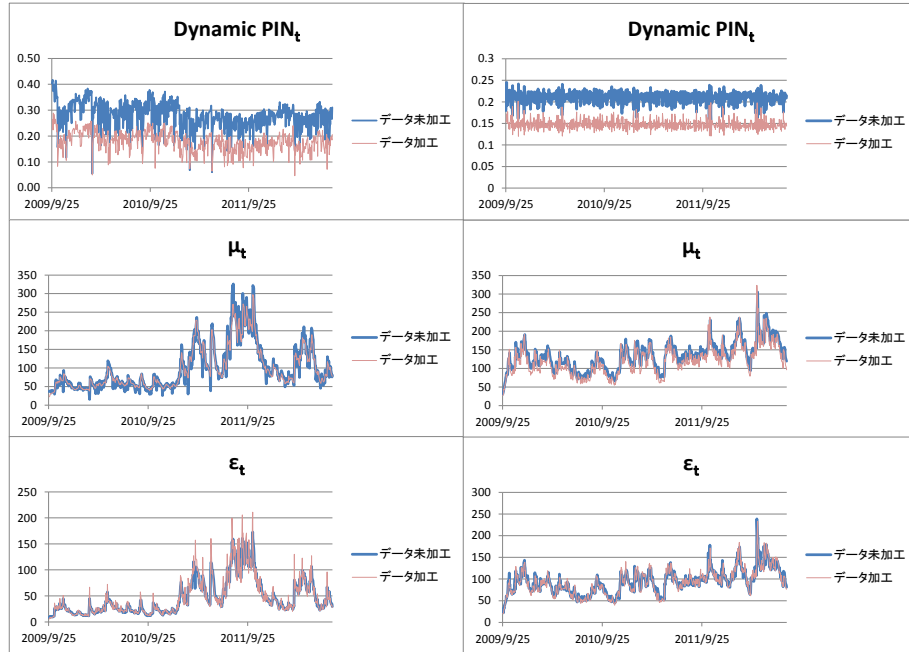
表 9.3 Dynamic PIN 及び μ_t, ε_t の推定結果

銘柄Code、会社名	本稿の推計		2157 (株)コシダカホールディングス		2400 (株)メッセージ		Easley et al. (2008)
	加工	未加工	加工	未加工	加工	未加工	
データの種類							
Dynamic-PINtの平均値	0.40	0.42	0.18	0.28	0.15	0.21	0.14
Dynamic-PINtの標準偏差	0.04	0.05	0.04	0.05	0.01	0.01	0.02
Dynamic-PINtの1階の自己相関係数	0.31	0.40	0.46	0.32	-0.44	-0.41	0.89
DW検定によるP値	0.05	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	-
μ_t の平均値	160	137	98	100	121	134	-
ε_t の平均値	31	26	48	47	94	94	-
μ_t の標準偏差	119	107	57	63	38	37	-
ε_t の標準偏差	24	20	37	34	30	28	-
Dynamic-PINtの変動係数	0.11	0.12	0.21	0.18	0.08	0.06	0.18
μ_t の変動係数	0.74	0.78	0.58	0.63	0.31	0.28	-
ε_t の変動係数	0.76	0.79	0.77	0.73	0.32	0.30	-

注) 筆者作成。Dynamic PIN は各銘柄における時系列データの平均値。D-W 検定による p 値は、正規近

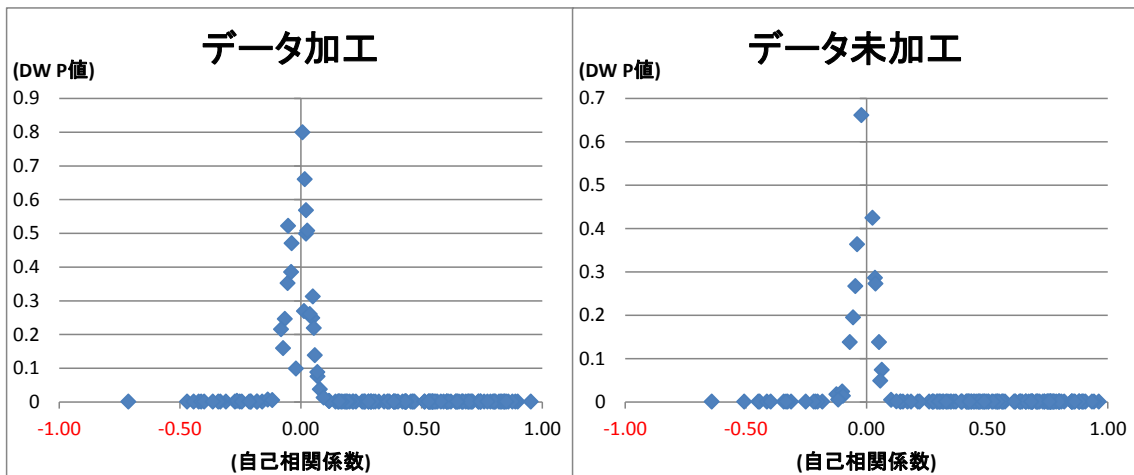
似にて計算。Easley et al. (2008) は、当論文にて示されている任意の 16 銘柄の平均値を記載。

図 9.1 個別銘柄の Dynamic PIN 及びパラメータ(μ_t , ε_t)の動向
 (株)コシダカホールディングス(2157) (株)メッセージ(2400)



注) 筆者作成。上図の PIN t は Dynamic PIN を指す。

図 9.2 Dynamic PIN の 1 階の自己相関及びダービン・ワトソン検定による p 値



注) 筆者作成。MATLAB の `dwtest` を用いて計算。p 値はダービン・ワトソン検定統計量に対して正規近似にて計算している。

(2) 表 9.3 から、Dynamic PIN の 1 階の自己相関は平均的にみて、Easley et al.(2008)の結果より低めの値となっている(本稿：加工データ 0.31、未加工データ 0.40、

Easley et al. (2008) : 0.89)。これは Easley et al. (2008) はすべての銘柄が正の高めの自己相関関係となっていることに対して、本論文の JASDAQ 株式市場では、図 9.2 でも確認できる通り、1 階の自己相関の値がマイナスの値となる銘柄が含まれているからである。例えば、(株)メッセージ(2400) の Dynamic PIN の 1 階の自己相関は -0.4 程度となっており、ダービン・ワトソン検定における P 値もほぼ 0 と 5% の有意水準を満たす結果となっている。

正の自己相関が意味するところは、Informed Trading が行われる場合、翌日も Informed Trading が発生しやすいことである。一方、負の自己相関関係となる場合、Informed Trading が行われた翌日には、Informed Trading の発生の可能性が小さくなる銘柄であることを意味している。JASDAQ 株式市場の Informed Trading は NYSE と比べて長くは続かないということを示唆している。Dynamic PIN の自己相関が小さいことは、JASDAQ 市場が NYSE よりも市場効率性が高いと解釈するよりも、情報に関する市場の混乱が高いと考えるべきであろう。いずれにせよ、この点は一層の考察が必要である。

- (3) 表 9.3 から、平均値で比較して、 μ_t は ε_t よりもかなり大きい。しかし、変動係数ではほぼ同程度である。これは、JASDAQ 株式市場では、Informed Trader の注文総量が Noise Trader の注文総量よりもはるかに大きいことを意味している。

(図 9.1 の個別銘柄評価)

- (4) 図 9.1 の通り、 μ_t は ε_t が同様の動きとなっている点についても注目される。Informed trader と noise trader が同じような売買注文動向を示すことを意味している。例えば、good news の私的情報を持って informed trader が買い注文を増やした場合、noise trader は買い注文だけでなく売り注文も同様に増やすことを意味する。この点は、いわゆる noise trader の〈バンドワゴン効果〉の存在を示唆している可能性がある³⁸

9.3 Static PIN と Dynamic PIN の推計結果の比較

次に、JASDAQ 株式市場における Static PIN 及び Dynamic PIN の推計結果の比較を行う。Static PIN、Dynamic PIN の比較では、それぞれ「データ加工」「データ未加工」を推計し、全ての推計が収束している同一の 155 銘柄を対象としている。

Static PIN の推計期間は Dynamic PIN と同様に、2009 年 9 月 24 日から 2012 年 7 月 31 日までである。

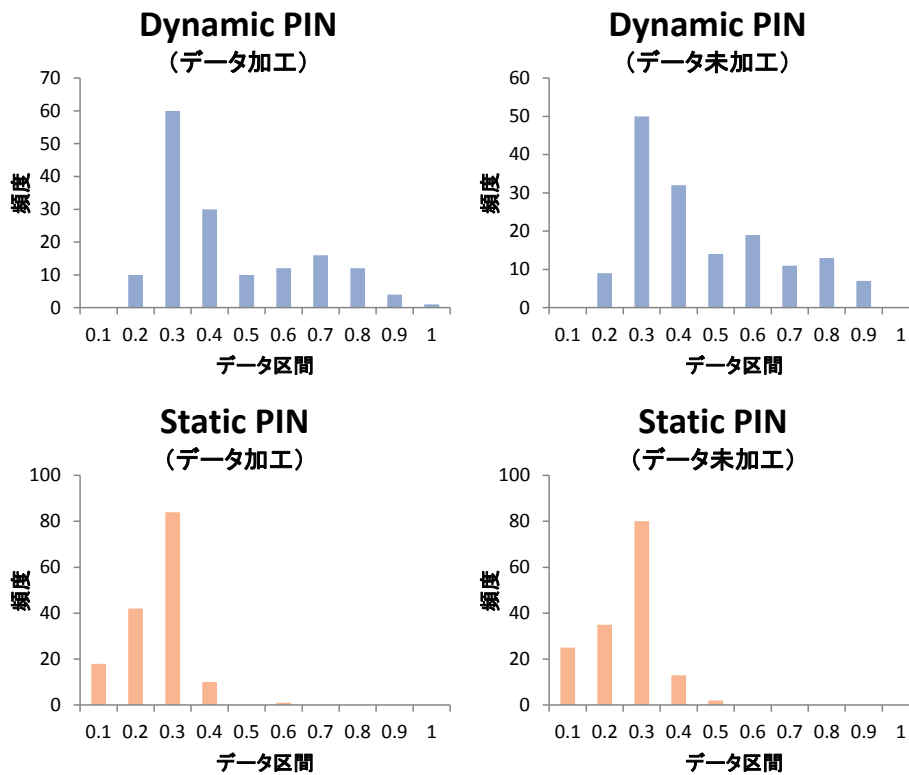
³⁸ ただ、バンドワゴン効果は、勝ち馬に乗る noise trader の一方向の取引である。

表 9.4 Dynamic PIN と Static PIN 及び各パラメータの平均値

	Dynamic PIN		Static PIN	
	データ加工	データ未加工	データ加工	データ未加工
α	0.30	0.30	0.12	0.11
$\bar{\delta}$	0.51	0.51	0.52	0.50
μ	106	95	182	192
ε	18	16	27	25
PIN	0.39	0.42	0.21	0.20

注) 筆者作成。Dynamic PIN において μ は μ_t 、 ε は ε_t 、PIN は PIN_t を示す。

図 9.3 Dynamic PIN(平均値)と Static PIN のヒストグラム比較



注) 筆者作成。Dynamic PIN は時系列データの平均値を使用。データ区間は、0~1 を 0.1 毎に表示。例えば、0.3 の表示は 0.2 より大きいものから 0.3 までの範囲を示す。

実証結果より以下の点が指摘できる。

- (1) 表 9.4 は Dynamic PIN の平均と Static PIN 及び推定パラメータを比較したものである。表 9.4 より、私的情報が発生する確率 α について、Dynamic PIN モデルでは 0.30 程度となる一方、Static PIN モデルでは 0.1 強と低い結果となっている。私的情報の発生確率は Dynamic PIN の方が高い結果となっている。
- (2) 図 9.3 は個別銘柄の Dynamic PIN(平均値)と Static PIN をヒストグラムに表したものである。どちらも 0.2~0.3 の範囲が多いが、Dynamic PIN のほうが Static PIN に比べ、

分布の裾野が右に広がる格好となっている。Dynamic PINの方が、銘柄ごとの違いがよく表れている。

9.4 株式の超過リターンと Dynamic PIN

本節では、Dynamic PINの推計データを用いて、株式の超過リターンと Dynamic PINの関係を検証する。

Easley, Hvidkjaer and O'Hara (2002)は、簡単な合理的期待モデルを使って私的情報に基づく取引が入るマーケットに株式の超過リターンが発生することを明らかにした。Informed Traderだけではなく、Uninformed Trader(Noise Trader)が入る市場においては、市場価格は私的情報を revealed しない。そこで、市場均衡においても、Informed Trader と Uninformed Trader の間で、将来起こり得る状態に関する信念(Beliefs)に相違が生じ、市場価格に miss-price が生ずる。この miss-price が株式の超過リターンをもたらす。

Easley, Hvidkjaer and O'Hara (2002)の合理的期待モデルをオーバータイムに拡張し、私的情報が入った場合の Informed Trader の取引もオーバータイムに変化する(時間に関して変動する)ケースでは、Informed Trader と Uninformed Trader の情報の非対称性が拡大し、市場価格の miss-price の可能性は高まる。そして、超過リターンは大きくなる。Informed Trader の取引が変動すればするほど、超過リターンは大きくなる可能性がある。

したがって、Dynamic PINの平均だけでなく標準偏差(ボラティリティ)も、株式の超過リターンを説明する有意なファクターとなる。

また、私的情報に基づく取引は、バリュー株よりもグロース株の方が大きいと推測される。グロース株は、バリュー株と比べて、企業業績の成長に関する材料が多い。したがって、私的情報に基づく取引も多く、その変動も大きいと推測される。このことから、グロース株の方がバリュー株よりも、Dynamic PINの平均、標準偏差が大きいと予想される。

以下では、クロス・セクションデータを用いて回帰分析を行う。被説明変数は、各銘柄の株式の超過リターンである。Easley, Hvidkjaer and O'Hara (2002)等と同様に、コントロール変数として β 値、BP レシオ(PBRの逆数)、時価総額を使う。説明変数としての PIN 変数は、Dynamic PINの平均値、Dynamic PINの標準偏差(以下、 σ Dynamic PINと呼ぶ)である。

被説明変数の株式超過リターンは、無リスク資産に対する超過収益率を用いる。無リスク資産は、無担保コール翌日物レートを用いている。

クロス・セクションデータは、2009年9月24日から2012年7月31日間の株式の各銘柄の超過リターンの平均、Dynamic PINの平均、標準偏差を用いる。 β 値は、2009年9月24日から2012年7月31日間の株式超過リターンとインデックスの回帰によって計算している。なお、インデックスにはJASDAQ総合指数を用いている。時価総額やBPレシオは、2012年7月31日の値を対数変換したものを使用する。株式の超過リターン、時価総額、

BP レシオは、Bloomberg のデータを使用している。

以下では、全銘柄を対象にしたクロス・セクションデータによる回帰分析とグロース株、バリュー株に分けて、Dynamic PIN、 σ Dynamic PIN の比較分析を行う。

9.4.1 株式超過リターンと Dynamic PIN の平均、 σ Dynamic PIN の関係

クロス・セクション分析の結果は、表 9.5 で与えられる。

表 9.5 Dynamic PIN(平均), σ Dynamic PIN を用いたクロス・セクション分析.

データ加工	(1)		(2)		(3)		(4)	
	係数	P値	係数	P値	係数	P値	係数	P値
Dynamic PINt	-0.26	0.43	0.10	0.75				
σ Dynamic PINt	5.67	0.01			5.00	0.01		
BETA	0.06	0.60	0.06	0.62	0.06	0.61	0.06	0.61
BPR	-0.29	0.00	-0.32	0.00	-0.30	0.00	-0.32	0.00
MV	0.21	0.00	0.19	0.00	0.23	0.00	0.18	0.00
C	-1.77	0.00	-1.47	0.01	-1.96	0.00	-1.37	0.00
Adjusted R2	0.17	-	0.14	-	0.17	-	0.15	-

データ未加工	(1)		(2)		(3)		(4)	
	係数	P値	係数	P値	係数	P値	係数	P値
Dynamic PINt	-0.03	0.92	0.25	0.42				
σ Dynamic PINt	5.34	0.00			5.31	0.00		
BETA	0.15	0.22	0.11	0.37	0.15	0.22	0.11	0.38
BPR	-0.33	0.00	-0.33	0.00	-0.33	0.00	-0.33	0.00
MV	0.24	0.00	0.22	0.00	0.24	0.00	0.19	0.00
C	-2.16	0.00	-1.78	0.00	-2.19	0.00	-1.49	0.00
Adjusted R2	0.21	-	0.16	-	0.21	-	0.16	-

注) 筆者作成。Dynamic PIN は各銘柄における時系列データの平均値。Adjusted R2 は係数の欄に記載。

表 9.5 において、(1)は制約のないクロス・セクション分析である。(2)~(4)はそれぞれ制約をかけている。(2)は σ Dynamic PIN の係数を 0 としたもの、(3)は Dynamic PIN の係数を 0 としたもの、(4)は Dynamic PIN 及び σ Dynamic PIN の係数を 0 としたものである。上段は「データ加工」、下段は「データ未加工」である。なお、期待される符号条件について、Dynamic PIN の平均、 σ Dynamic PIN、 β 、BP レシオは正、時価総額(MV)は負である。

「データ加工」、「データ未加工」のいずれの(1)、(2)の結果からも、Dynamic PIN の平均は統計上 10%ですら有意水準を満たしていない。しかし、「データ加工」、「データ未加工」の(1)、(3)の結果から、 σ Dynamic PIN は符号条件を満たし、かつ統計上 5%有意水準も満たす結果となっている。

ベータ値(BETA)は、「データ加工」、「データ未加工」のいずれのケースも、符号条件を満たすものの統計上 10%ですら有意な結果とはならない。時価総額(MV)、BP レシオ(BPR)は統計上 1%有意水準を満たしているものの、符号条件を満たしていない。

以上の結果から、Dynamic PIN の平均は、従来の日本の実証結果と同様に、超過リターンの有意な変数とはならないが、 σ Dynamic PIN が株式超過リターンを説明する有意な説明変数となっている³⁹。

9.4.2 Dynamic PIN とスタイル(バリュー株 vs グロース株)の関係

最後に、スタイル別(バリュー株とグロース株)に Dynamic PIN の平均、Dynamic PIN に違いが見られるかを検証する。個々の銘柄を、バリュー株(Value)、グロース株(Growth)、そしてどちらにも属さないグループ(Neutral)に分ける。さらに、各々のグループを、時価総額を基準に、大型株グループ(Large)、中型株グループ(Mid)、小型株グループ(Small)に分類する。その結果、株式は3x3の合計9つにグルーピングされる。グループごとに(Dynamic PIN の平均、Dynamic PIN)の平均値を計算した結果が表 9.6 である。

表 9.6 スタイル別の Dynamic PIN 及び σ Dynamic PIN の平均値

加工

Dynamic PIN			
	Value	Neutral	Growth
Large	0.275	0.321	0.296
Mid	0.329	0.500	0.422
Small	0.477	0.461	0.548

σ Dynamic PIN

	Value	Neutral	Growth
Large	0.027	0.044	0.031
Mid	0.033	0.043	0.055
Small	0.048	0.051	0.070

未加工

Dynamic PIN			
	Value	Neutral	Growth
Large	0.305	0.350	0.288
Mid	0.394	0.509	0.463
Small	0.447	0.487	0.597

σ Dynamic PIN

	Value	Neutral	Growth
Large	0.035	0.050	0.031
Mid	0.045	0.062	0.052
Small	0.062	0.050	0.073

注) 筆者作成。

最初に、時価総額と Dynamic PIN の平均、 σ Dynamic PIN の関係を見てみよう。表 9.6 から、「データ加工」、「データ未加工」のいずれのケースも、Dynamic PIN の平均、 σ Dynamic PIN の値は、スタイル別に関わらず、大型株(Large)よりも小型株(Small)の方が大きいことがわかる。

次に、バリュー株、グロース株の Dynamic PIN の平均、 σ Dynamic PIN を比較すると、「データ加工」、「データ未加工」のいずれのケースも、中型株、小型株において、バリュー株よりもグロース株の方が大きい。

「データ加工」、「データ未加工」のいずれのケースにおいても、Dynamic PIN の平均、

³⁹ なお、比較のために上記分析と同じ期間をサンプル期間とした Static PIN を推計し、Static PIN、 β 、時価総額、BP レシオを説明変数として同様の分析を行った。しかしながら Static PIN は符号条件は満たしたものの p 値は 0.5 程度となり、有意な変数とはならなかった。

σ Dynamic PIN が大きいのは、小型のグロース株である。このことから、小型のグロース株は、もっとも私的情報に基づく取引の割合が高く、その割合は時間的に大きく変動することがわかる。

次に、スタイル別に株式の超過リターンと Dynamic PIN の平均及び σ Dynamic PIN の関係を検証する。被説明変数及び説明変数は表 9.5 の分析と同様である。スタイル別のグルーピングも表 9.6 と同様である。その結果が表 9.7 である。

表 9.7 スタイル別の Dynamic PIN(平均値)、 σ Dynamic PIN のクロス・セクション分析

データ加工	Value		Neutral		Growth	
	係数	P値	係数	P値	係数	P値
Dynamic PIN	0.15	0.657	-0.02	0.952	-1.71	0.083
σ Dynamic PIN	3.00	0.233	3.00	0.222	14.89	0.006
BETA	-0.00	0.969	-0.21	0.215	0.60	0.061
BPR	-0.65	0.002	-0.06	0.887	-0.39	0.092
MV	0.07	0.300	0.06	0.356	0.47	0.001
C	-0.14	0.847	-0.22	0.748	-4.41	0.005
Adjusted R2	0.19		-0.00		0.22	

データ未加工	Value		Neutral		Growth	
	係数	P値	係数	P値	係数	P値
Dynamic PIN	0.14	0.692	0.32	0.320	-0.83	0.338
σ Dynamic PIN	2.65	0.078	3.07	0.047	14.41	0.003
BETA	0.05	0.649	-0.16	0.301	0.50	0.124
BPR	-0.61	0.004	-0.07	0.837	-0.37	0.111
MV	0.09	0.146	0.09	0.159	0.46	0.003
C	-0.52	0.463	-0.65	0.294	-4.56	0.007
Adjusted R2	0.18		0.08		0.23	

注) 筆者作成。Dynamic PIN は各銘柄における時系列データの平均値。Adjusted R2 は係数の欄に記載。

Dynamic PIN 及び σ Dynamic PIN について注目する。まず Dynamic PIN の平均について、「データ加工」の Growth のみ統計上 10%の有意水準を満たすも、符号条件を満たしていない。「データ加工」の Growth 以外では、統計上 10%の有意水準を満たしていない。また、「データ加工」の Neutral、「データ未加工」の Growth は符号条件を満たしていない。 σ Dynamic PIN については、符号条件は「データ加工」「データ未加工」の全てのスタイル別分析で満たしている。その中で、「データ加工」では Growth のみが統計上 1%有意水準及び符号条件を満たしている。「データ未加工」ではすべてのスタイルについて統計上 10%有意水準を満たす結果となっている。そして、バリュー株に比べて、グロース株のほうが、その係数が高めとなっている。「データ未加工」にて特に顕著に確認されるように、はバリュー株よりもグロース株の σ Dynamic PIN の方が株式超過リターンに影響を与えることが確認される。

9.5 Dynamic PIN の平均値と株式の超過リターン

これまで幾度となく説明してきたように、従来の日本データを用いた実証研究では、東証であれ JASDAQ 市場であれ、PIN のレベル値は株式の超過リターンを説明する有意な変数と認められなかった。また、本章の Dynamic PIN に関しても、前節のクロス・セクション分析において、Dynamic PIN の平均値は有意な説明変数であることが実証されなかった。

本稿での分析対象は、市場規模の小さい JASDAQ 市場が対象なので、「PIN が超過リターンの有意な変数ではない」と結論を出すことには慎重でなければならない。本節では、前節での実証結果を踏まえて、「PIN 及び Dynamic PIN の平均値の有意性の欠如」の問題を考察する。

9.5.1 PIN と市場の流動性

9.2 の(表 9.3 の全体評価)の(3)で指摘したように、JASDAQ 市場では、Informed Trader の期待取引注文総量が Uninformed Trader の期待取引注文総量 よりもかなり大きい。これは、JASDAQ 市場の取引高の大半は Informed Trader がリードする取引であることを意味する。

また、JASDAQ 市場では、銘柄によっては取引ゼロの日が続く。取引があっても、取引高が極めて少ない銘柄が少なくない。この点は、Informed Trader の取引が入らないと、市場の取引は成り立たないことを示唆する。要するに、JASDAQ 市場は、Noise Trader が少ないのである。

これらの点を踏まえると、JASDAQ 市場のような取引規模の小さな市場では、PIN は私的情報を持った取引確率の指標だけでなく、流動性の指標にもなっている。すなわち、Uninformed Trader(Noise Trader)の取引注文が少ないので、私的情報を持った取引注文が入らないと、市場での取引がゼロか極めて少ない。逆に、私的情報を持った取引注文が入ると、市場の取引は大きくなる。市場の取引が大きくなると流動性リスクは低下し、それは株式の超過リターンを下げる働きをする。

したがって、PIN の大きな(小さな)銘柄の市場は、一方で、私的情報を持った取引確率が大きく(小さく)株式の超過リターンは大きい(小さい)が、他方で、PIN の大きな(小さな)銘柄の市場は、取引高が大きく(小さく)流動性が高い(低い)。流動性が高い(低い)ので、株式の超過リターンは小さい(大きい)。このように、PIN の大きさは、超過リターンに対して相反する効果をもっている。この点が、JASDAQ 市場での PIN の超過リターンの説明力の低さに関係しているのではないかと推測する。

ところで、通常、株式の超過リターンを説明する上で、流動性の指標として時価総額が使われる。しかし、JASDAQ 市場のような市場規模の小さな市場では、時価総額が取引高の代理変数にはなっていない。クロス・セクションで見た時価総額(対数)と出来高(対数)の

相関は、「データ加工」で 0.14、「データ未加工」で 0.15 である。この点で、時価総額は流動性の代理変数になっていないことも指摘しておく。

いずれにせよ、**Informed Trader** の取引が大半を占める市場での **PIN** の情報の非対称性と流動性の役割の識別問題は、今後の課題である。

9.5.2 私的情報取引の大きさと市場価格

もう一つの説明は、マーケットで **Informed Trader** の取引が **Uninformed Trader(Noise Trader)** の取引と比べて圧倒的に多いと、市場価格は **Informed Trader** の私的情報を反映しやすくなり、情報の非対称性リスクが小さくなる点である。 **JASDAQ** 市場の取引注文の多くが、**Informed Trader** によって牽引されているとすれば、市場価格はそれを反映し、私的情報はマーケットで顕示される。これは有名な **Stiglitz** の市場価格の情報伝達機能である、また、**Easley, Hvidkjaer and O'Hara (2002)** の **Noisy Supply**、あるいは、**Noise Trader** が入らないケースである。

市場価格の情報伝達機能が損なわれるのは、市場に **Noise Trader** が存在するからである。したがって、**Informed Trader** の取引注文が **Uninformed Trader** の取引注文と比べて圧倒的に多いマーケットでは、私的情報は市場価格に反映され、私的情報による情報の非対称性が存在しても、それが市場価格の **miss-price** をもたらさない。

Static PIN の世界のように、私的情報を持った **Informed Trader** の取引注引量が時間に関して一定である場合には、**Informed Trader** 取引が圧倒的に多い市場では、市場価格の **miss-price** は起こらず、超過リターンも発生しない可能性が高い。

ところが、**Informed Trader** の取引注引量の予想が每期、現実の売り注文、買い注文の結果に応じて改訂される **Dynamic PIN** の世界では、現時点での **PIN** と将来時点での **PIN** は異なってくる。オーバータイムの意思決定を行っている **Trader** は、将来の私的情報に基づく取引確率 **PIN** を予想して意思決定を行うが、将来になれば、将来の売り買いの注文が **revealed** されるので、その予想は改訂される。

現時点での将来の **PIN** の予想は、現時点での情報(現在の売り注文、買い注文)に基づき、将来の情報が反映されない。限られた現在の情報のみによって **PIN** を予想して意思決定を行い、株式の注文を決定するので、市場価格に **miss-price** が発生する可能性がある。

現在の **Trader** は、現在の売り買いの注文を基に、次期の将来の私的情報に基づく取引確率 **PIN** を予想する。しかし、次期になると、例えば、**Informed Trader** による大量の買い注文が入れば、大幅に私的情報に基づく取引確率 **PIN** を引き上げることになる。ところが、現時点では、それは分からないので、**PIN** を低めに予想する。情報が入る前の予想と入った後の **PIN** の予想の違いによって、現在の市場価格は **miss-price** になる可能性がある。

Dynamic PIN の世界では、私的情報に基づく取引確率 **PIN** が変化することによって、市場価格を **miss-price** させる新たな **noise** が市場に入る。私的情報に基づく確率が每期大きく

変動すればするほど、**miss-price** の程度は大きくなるものと推測される。すなわち、**PIN** の変動の大きさは、株式の超過リターンを説明する変数になる。

もっとも、上のような問題は、私的情報に基づく取引確率が一定の **Static PIN** の世界では生じない。したがって、私的情報に基づく取引の多い **JASDAQ** 市場においては、**Static PIN**、あるいは、**Dynamic PIN** の平均は超過リターンを説明する有意な変数にならず、**Dynamic PIN** のボラティリティこそが超過リターンを説明する有意な変数である。

以上の観点からの詳細な分析は今後の課題としたいが、ここでは本稿での実証結果を説明する要因として、上記の観点を説明するだけに留めておくことにする。

9.6 小括

本章は、**Easley et al.(2008)**に従い、**JASDAQ** 株式市場における **Dynamic PIN** を推計したものである。**Dynamic PIN** の推計結果は、**Easley et al.(2008)**の **NYSE** よりも本章の **JASDAQ** の方が高めの結果となっている。**JASDAQ** は **NYSE** と比べてはるかに小さな市場である。流動性を考慮すると、小さな市場の **PIN** は大きな市場の **PIN** よりも高めであるとの結果は、過去の先行研究と同様である。本稿は、**Dynamic PIN** について、この点を確認した。

Easley et al. (2008) との違いとして、**Dynamic PIN** の1階の自己相関係数が負の値の銘柄も存在することを明らかにした。日本と米国で情報保有者による取引動向が異なるか、**JASDAQ** と **NYSE** のマーケット・マイクロストラクチャーの違いを反映しているものと思われる。

さらに、**JASDAQ** 株式市場の銘柄を対象として、**Dynamic PIN** と **Static PIN** の比較も行った。私的情報の発生の確率の推定に関して、**Dynamic PIN** の方が **Static PIN** よりも大きく、それが、**Dynamic PIN** が **Static PIN** よりも大きい原因になっている可能性がある。

加えて、**Dynamic PIN** が株式の超過リターンの有意な説明変数になり得るかを検証した。その結果、従来の実証結果と同様に、**Dynamic PIN** の平均で測った **PIN** のレベル値は超過リターンの有意な説明変数にはならなかった。しかし、**Dynamic PIN** のボラティリティ(標準偏差)は、有意な説明変数になることがわかった。

また、バリュー株、グロース株、時価総額で測った大型株、小型株の分類では、予想通り、小型のグロース株が **Dynamic PIN** の平均値、標準偏差ともに最も大きいことが確認された。また、株式の超過リターンとの関係においては、バリュー株よりもグロース株の **Dynamic PIN** のボラティリティのほうが株式超過リターンにより影響を与えることが判った。

その後、**Dynamic PIN** の平均が株式の超過リターンの有意な説明変数にならなかった仮説を2点挙げた。1つは **JASDAQ** 市場の取引の大半が **Informed Trader** の取引であることである。このようなケースでは、**PIN** は私的情報に基づく取引確率の指標だけでなく、流動性の指標となる可能性がある。超過リターンに与えるこうした相反する要因が、**PIN** の説明力の低さの原因になっていることを指摘した。

2つ目として、**Noise Trader** が少なく、取引の大半が **Informed Trader** の取引であれば、市場価格の情報機能が高まり、情報の非対称性リスクが低下する可能性に言及した。さらに、私的情報に取引確率 **PIN** が大きく変化する市場では、**Trader** の **PIN** の予想が一定でなく、そのことが新たな市場の **Noise Factor** になり得ることを指摘した。このことは、**Dynamic PIN** の変動の大きさが超過リターンの有意な説明変数になり得ることを説明する。

本邦株式市場における **PIN** の研究において、株式の超過リターンとの明確な関係を確認している先行研究は筆者の知る限り存在しない。その意味において、本章で、私的情報に基づく取引のボラティリティと株式超過リターンとの関係を明らかにした点は、今後の **JASDAQ** 市場のマーケット・マイクロストラクチャーの研究に資するものと思われる。

本章では、トレンド項を勘案せずに推計を行っているが、リーマショック後の影響を受けない別のサンプル期間を対象としたときに、有意なトレンド項が確認できるかを調べることは今後の課題である。売買の峻別の際に、最良気配値を使用せずに判定を行っているため、最良気配を用いた売買の峻別を行い、それでも同様の結果となるか確認することも必要であろう。本章の結果は、**JASDAQ** 株式市場であり、日本の市場である東証 1 部市場でも同様の結果となるかについても検証が必要である。また、**Static PIN** が株式超過リターンを説明する有効な変数として認められている海外株式市場においても、同様の検証が必要であろう。加えて、**JASDAQ** 市場が **NYSE** より **Dynamic PIN** の自己相関が小さいことに対する一層の分析も必要である。最後に、**JASDAQ** 市場のような取引の大半が **Informed Trader** の市場に関する上記の観点を踏まえ、**Dynamic PIN** の平均値が株式の超過リターンの有意な説明変数にならず、その標準偏差(ボラティリティ)が有意な説明変数になる理論モデルの提示することも、今後の課題である。

終章 研究結果のまとめと残された課題

マーケット・マイクロストラクチャーに関する分析は、序章にて述べた通り研究環境の整備により、近年発展が著しい。特に、ティックデータを用いた分析は日本内外問わず、盛り上がりを見せている。本論文はそのうちの一研究として、JASDAQ 株式市場を分析対象として、私的情報取引、中でも PIN モデルにフォーカスして実証分析を行った。

本章では、本論文の総括を行う。まず、本論文の各章毎を要約し、本論文の意義を明らかにする。その後、本論文の限界を示すとともに、今後の課題を列挙する。

本論文は 3 部構成となっている。第 I 部では理論編として、PIN に関する理論を展開した。第 1 章では、PIN のオリジナルのモデルである Easley et al.(1996)及び Easley et al.(2002)について整理した。Easley et al. (1996) は、流動性が高い銘柄と低い銘柄において私的情報に基づく売買の割合がどの程度異なるのかという問題意識を背景に、まず市場の取引参加者を私的情報に基づいて売買を行う Informed Trader と、私的情報に基づかずに売買を行う Noise Trader の二者に分類する。両者による売買の注文総量はポアソン過程に基づく仮定し、またマーケットメイカーが Bayesian であることも仮定することで、一日の取引に関する売買の注文の確率をモデル化している。そして、当該モデルから求められたパラメータを用いて、私的情報取引に基づく売買の確率を定量化している。

また、Easley et al.(1996)の基本的枠組みを維持しながら、売りと買いでは注文総量の期待値が異なることをモデルに反映し、パラメータの細分化を行ったものが Easley et al.(2002)となる。

第 2 章は、Duarte and Young(2009)によるオリジナルの PIN への批判及びその批判を考慮した新たな PIN モデルを紹介した。Duarte and Young(2009)では、買い注文総量と売り注文総量が PIN モデルでは理論的に負の相関を持つが、実際のデータは高い正の相関関係にあることを指摘している。そのうえで、売買双方に影響を与える Symmetric Order-flow Shocks(SOS)の存在を想定し、買い注文総量と売り注文総量の相関関係が理論上正となりうることを示した。SOS を組み入れたうえでの PIN を Adjusted PIN とし、新たなモデルを提案している。そして Adjusted PIN モデルをベースに、本論文では 2 つの拡張モデルを提示した。

第 3 章では、Easley et al.(2008)によるオリジナルの PIN に対する評価及び動的な PIN モデルを展開した。Easley et al. (2008) では、PIN 及び PIN を構成するパラメータが時間依存的事であることを指摘し、従来の静的な枠組みの中で展開されている PIN モデルを、時間依存的事なモデルとして発展させていることを示した。

第 II 部では、推計方法について言及した。第 4 章ではまず最適化する際の推定方法について述べた。具体的には、オリジナルの PIN モデル及び Adjusted PIN モデル、Dynamic PIN モデルの尤度関数について述べた。Dynamic PIN モデルは、第 3 章で確認した制約式が unobservable な変数に関するものとなるため、GARCH モデルと同様の推定方法となって

いる。

また、非線形最適化における定義域の制約をはずすための変数変換についても説明した。**Static PIN**、**Dynamic PIN** ともに尤度関数を最大化するが、パラメータは全て制約条件が付されている。例えば、 α は0から1の範囲となる。また、 ε_b は、0以上の値をとる。そのため、制約を外すために変数変換を行っていることを示した。

第5章では第3部の**JASDAQ** 株式市場の実証分析で使用するデータについて説明した。本論文の実証分析では、1分間毎データとティックデータの2種類を使用している。それぞれのデータについて、サンプル期間や銘柄の選定条件、売買の峻別方法等について説明した。また、第9章で行う**Dynamic PIN**の実証分析では、**Easley et al.(2008)**と同様のデータ処理の方法に加え、異なる処理方法に基づくデータに対しても実証分析を行っている。

Easley et al. (2008) のデータ処理方法は情報の欠損といったデメリットがあるため、異なる処理方法を用いることでより情報を活用しようとするものである。その内容についても最後に触れた。

第Ⅲ部では、**JASDAQ** 株式市場を対象として、第Ⅰ部で整理したモデルを用いた実証分析を行った。第6章では、1分間のデータを用いて、**JASDAQ** 株式市場における**PIN**の推計を行った。**JASDAQ** 株式市場の上場銘柄を対象にポアソン分布の尤度関数を求め、最尤法によりポアソン分布のパラメータを推定した。そして、パラメータの推定値を用いて**PIN**を推定した。次いで、**PIN**の推定値を用いて、**Fama-MacBeth(1973)**型も含めてクロス・セクション分析を行い、**PIN**が株式の超過リターンに対する説明変数として有意なものと認められるか検証した。**PIN**が株式リターンの有意な説明変数であることは、**Easley, Hvidkjaer and O'Hara.(2002)**や**Duarte and Young(2009)**など海外の株式市場を対象にした多くの先行研究において確認されている。日本の株式市場、うち東証を対象とした研究では、**Kubota and Takehara(2009)**や太田、宇野、竹原(2011)などで検証されているが、株式超過リターンとの関係においては有意な説明変数とはなっていない。本論文においても、株式超過リターンとの関係性は否定される結論となった。

第7章では、ティックデータを用いて、約2年間のサンプルデータをもとに**Easley et al.(2002)**のモデルの実証分析を行った。その結果、ティックデータを使った本章での検証結果も、先行研究及び第6章と同様に**PIN**が株式の超過リターンを説明する意味のあるファクターにならないことを示した。

次いで、**PIN**が有効な説明変数とならない理由を考察した。マクロ的視点やマーケット・マイクロストラクチャーの問題に言及するとともに、**PIN**モデルそのものの問題点を挙げた。そして、その理由の一つとして、流動性の代理変数である時価総額と**PIN**の構成パラメータの α が理論的な関係を満たさない事実を指摘した。

第8章では、**Duarte and Young (2009)**が開発した**Adjusted PIN**モデルを用いて、**JASDAQ** 株式市場における**Adjusted PIN**や**PSOS**を推計した。事前に期待されていた通り、それらはどちらも東証に比べて高めとなっていることを明らかにした。また、**Duarte and**

Young(2009)にて展開された **Adjusted PIN** や **PSOS** のモデルについて、依然として発展余地が残されていることを示した。具体的には、パラメータを減らす格好で 2 つの拡張モデルを提案した。第 8 章のモデルの検証は基本的な統計量の比較にとどまっているものの、拡張モデルのうちの 1 つが **Duarte and Young(2009)** で示された **Model** よりも実際のデータの分布に近いことを明らかにした。つまり、**Duarte and Young(2009)** のモデルの一層の発展的余地があることを示した。また、拡張モデルも含めて株式超過リターンとの関係について検証した。結論としては、第 6 章、第 7 章と同様に、**Adjusted PIN** や **PSOS** 等は、株式超過リターンを説明する有意な説明変数にはならないことを確認した。

第9章では、**Easley et al.(2008)** に従い、まず **JASDAQ** 株式市場における **Dynamic PIN** を推計した。**Dynamic PIN** の推計結果は、**NYSE** を対象とした **Easley et al.(2008)** の結果よりも **JASDAQ** 株式市場を対象とした本論文の方が高めの結果となることを確認した。**Easley et al. (2008)** との違いとして、**Dynamic PIN** の 1 階の自己相関係数が負の値の銘柄も存在することを明らかにした。

さらに、**JASDAQ** 株式市場の銘柄を対象として、**Dynamic PIN** と **Static PIN** の比較も行った。私的情報の発生の確率の推定に関して、**Dynamic PIN** の方が **Static PIN** よりも大きく、それが、**Dynamic PIN** の平均値が **Static PIN** よりも高めとなっている一因の可能性があると指摘した。

加えて、**Dynamic PIN** について、株式の超過リターンとの関係について実証分析を行った。その結果、株式の超過リターンは、**Dynamic PIN** の水準ではなく、その標準偏差に大きく影響を受けていることを明らかにした。また、スタイル別の分析では、小型のグロース株か **Dynamic PIN** の平均値、標準偏差ともに最も大きいことが確認された。株式の超過リターンとの関係においては、バリュー株よりもグロース株の **Dynamic PIN** のボラティリティのほうが株式超過リターンにより影響を与えることが判った。

その後、**Dynamic PIN** の平均が株式の超過リターンの有意な説明変数にならなかった仮説を 2 点挙げた。1 つは **JASDAQ** 市場の取引の大半が **Informed Trader** の取引であることである。このようなケースでは、**PIN** は私的情報に基づく取引確率の指標だけでなく、流動性の指標となる可能性がある。超過リターンに与えるこうした相反する要因が、**PIN** の説明力の低さの原因になっていることを指摘した。2 つ目として、**Noise Trader** が少なく、取引の大半が **Informed Trader** の取引であれば、市場価格の情報機能が高まり、情報の非対称性リスクが低下する可能性に言及した。さらに、私的情報に取引確率 **PIN** が大きく変化する市場では、**Trader** の **PIN** の予想が一定でなく、そのことが新たな市場の **Noise Factor** になり得ることを指摘した。このことは、**Dynamic PIN** の変動の大きさが超過リターンの有意な説明変数になり得ることを説明する。

以上が本論文の要約である。序章でも触れた通り、近年マーケット・マイクロストラクチャーの分野に関する分析は盛り上がりを見せている。本邦でも学者・実務者の双方が積

極的に取り組んでおり、様々な研究が行われている。その中で、情報をパブリックなものとプライベートなものに 2 分し、プライベートな情報に基づく取引の発生確率について理論及び実証分析を展開したものが本論文である。

ただし、本論文の分析は、私的情報取引に関して包括的に研究したものではない。**JASDAQ** 株式市場のみに焦点を当て、限られた期間のデータのみを用いて研究したものである。そのため、今後の拡張余地は大きい。本論文の限界や今後の課題も含め、以下 3 点指摘する。

第 1 に、異なるサンプル期間での検証や国内外を含めて分析対象とする市場を拡大すること、また売買の峻別方法の変更により本論文の実証結果が妥当なものか検証する必要がある。サンプル期間について、本論文では 1 分間データは 2011 年の半年間、ティックデータは 2009 年から 2012 年の 3 年弱の期間のみを分析対象としている。どちらもリーマンショック後から安倍内閣によるいわゆる「アベノミクス」出動までの、日本株式市場の停滞期を対象としている。リーマンショックのようなグローバルな金融ショックを挟んで私的情報取引の発生確率がどのように推移しているか確認することは、意味のあることであろう。また、**Dynamic PIN** の分析では、サンプル期間の影響からトレンドが検出されなかったため、トレンド無しでの分析を行っている。アベノミクス出動後には市場全体としてトレンドが発生しているものと考えられるため、本論文以降を対象期間とした分析も残された課題である。

また、本論文では **JASDAQ** 株式市場に限定して研究している。これは、東証 1 部のような大型株中心の市場に比べ、小型株中心の **JASDAQ** 株式市場のほうが流動性が低いいため、私的情報取引が多めとなっているであろうことから当市場を対象としている。しかし、東証 1 部銘柄や、米国では **NYSE・NASDAQ** 株式市場を対象として研究を進め、本論文の実証結果と比較することは有用であろう。

加えて、本論文のティックデータの分析は売買のデータを作成する際、価格の方向性のみで売り買いを峻別している。最良気配値を用いた売買の峻別を行った場合に同様の結果となるか確認することも必要である。

第 2 に、**Static PIN**、**Dynamic PIN** とともに株式の超過リターンとの関係に関する一層の研究・考察が必要である。本論文では **Static PIN** は株式超過リターンに対して有意な説明変数とはならないこと、**Dynamic PIN** の標準偏差が株式超過リターンに対して有意な説明変数となることを示した。第 9 章の小括でも記したとおり、私的情報に基づく取引のボラティリティと株式超過リターンとの関係を明らかにした点は、今後のマーケット・マイクロストラクチャーの研究に資するものと思われる。しかしファクトファイディングに終始しており、なぜ標準偏差のみが説明力を有するのか、本邦株式市場の **Static PIN** 及び **Dynamic PIN** の平均値が株式超過リターンの説明力を有していないかは、依然として解明していない。海外株式市場を対象とした先行研究では、株式リターンを説明する一要素と認められるものも存在するため、この点については更なる調査が必要である。

また、株式超過リターンとの関係については本論文ではクロス・セクション分析に終始しているが、Dynamic PIN を用いた時系列分析やパネル分析についても研究余地が残されている。今後の課題としたい。

第3に、モデルの拡張についてである。Dynamic PIN モデルでは Easley et al.(1996)と同様、Informed Trader 及び Noise Trader の期待注文総量を売り買いともに同一と仮定している。この仮定により、パラメータを推計する際に簡易になることがその根拠であるが、その点に本論文の限界があるともいえる。例えば Easley et al.(2002)のように売り買いの注文総量のパラメータを峻別することで、本論文で指摘している Informed Trader 及び Noise Trader の行動の連関性に対する一層の研究が出来るものと思料する。また、Duarte and Young (2009)にて提案されている SOS のパラメータを Dynamic PIN モデルに組み入れることにより、Adjusted な Dynamic PIN の推計が可能となる。本論文では Dynamic PIN の標準偏差と株式超過リターンとの有意な関係が確認できたが、Adjusted な Dynamic PIN 及びその標準偏差と株式超過リターンとの関係について確認することは興味深い研究課題である。また、PSOS が公的情報の発生をどの程度とらえているのかという観点からは、Dynamic な PSOS の推移と実際のニュース件数のデータを用いた比較なども可能となろう⁴⁰。加えて、Adjusted な Dynamic PIN と Dynamic な PSOS の自己相関関係の比較等も可能となる。これらは今後の課題としたい。

⁴⁰ 永易・小原・牧田(2008)では、JASDAQ 株式市場の PIN とパブリック・インフォメーション量(日経テレコン 21 から集計した検索ヒット件数)について分析している。パブリック・インフォメーション量と PIN の相関関係は認められないことから、両者に特有な統計関係が存在しないことを指摘している。

参考文献

<英語文献>

- Abada, David and José Yagüe(2012), “From PIN to VPIN: An introduction to order flow toxicity”, *The Spanish Review of Financial Economics*, Volume 10, Issue 2, July–December 2012, pp. 74–83
- Aktas, Nihat, Eric de Bodt, Fany Declerck and Hervé Van Oppens (2007), “The PIN anomaly around M&A announcements”, *Journal of Financial Markets*, Volume10, Issue 2, May 2007, pp.169-191
- Aky, Ozgur, Ken B. Cyree, Mark D.Griffiths and Drew B. Winters (2012), “What does PIN identify? Evidence from T-bill market”, *Journal of Financial Markets*, Volume15, 2012, pp.29-46
- Amihud, Yakov and Haim Mendelson (1986), “Asset pricing and the bid-ask spread”, *Journal of Financial Economics*, 17, pp.233-249
- Amihud, Yakov(2002) “Illiquidity and stock returns: Cross-section and time-series effects“ *Journal of Financial Markets*, 5 , pp. 31-56.
- Aslan, Hadiye, David Easley, Soeren Hvidkjaer and Maureen O’Hara (2011), “The Characteristics of Informed Trading: Implications for Asset Pricing”, *Journal of Empirical Finance*, Vol.18, pp.782-801
- Bollerslev, Tim, Gerge Tauchen and Hao Zhou (2009), “Expected Stock Returns and Variance Risk Premia”, *The Review of Financial Studies*, Volume 22, Issue 11, pp.4463-4492
- Botosan, Christine A. and Marlene A. Plumlee(2013), “Are Information Attributes Priced?”, *Journal of Business Finance & Accounting*, 40(9)&(10), pp.1045-1067
- Chang Sanders S., Lenisa V. Chang and F. Albert Wang,(2014), “A Dynamic Intraday Measure of the Probability of Informed Trading and Firm-Specific Return Variation”, *Journal of Empirical Finance*, Vol29, 2014, pp.80-94
- Chen, Yifan and Huainan Zhao (2012), “Informed trading, information uncertainty, and price momentum”, *Journal of Banking & Finance*, 36(2012), pp.2095-2109
- Chung, Kee H., Mingsheng Li and Thomas H. McInish(2005) ” Information-based trading, price impact of trades, and trade autocorrelation”, *Journal of Banking & Finance*, Volume 29, Issue 7, July 2005, pp. 1645–1669
- Duarte, Jefferson and Lance A. Young (2009), “Why is PIN priced? “ *Journal of Financial Economics*, 91, pp. 119-138.
- Duarte, Jefferson, Xi Han, Jarrad Harford and Lance A. Young(2008), “Information Asymmetry, Information Dissemination and the Effect of Regulation FD on the Cost

- of Capital”, *Journal of financial economics*, 87, pp.-1-24
- Easley, David, Marcos M. Lopez de Predo and Maureen O'Hara(2012), “Flow Toxicity and Liquidity in a High-Frequency World” , *Review of Financial Studies*, Vol. 25, No. 5, pp. 1457-1493
- Easley, David and Maureen O'Hara (2004), “Information and the Cost of Capital “, *The Journal of Finance*, August 2004 Vol.59, Issue 4, pp. 1553-1583.
- Easley, David, Nicholas M. Kiefer and Maureen O'Hara (1997), “One Day in the Life of a Very Common Stock“, *The Review of Financial Studies*, Fall 1997 Vol.10, No.3, pp. 805-835.
- Easley, David, Nicholas M. Kiefer, Maureen O'Hara, Joseph B. Paperman (1996), “Liquidity, information, and infrequently traded stocks“, *Journal of Finance*, 51, pp. 1405-1436.
- Easley, David, Robert F. Engle, Maureen O'Hara and Liuren Wu (2008), "Time-Varying Arrival Rates of Informed and Uninformed Traders", *Journal of Financial Econometrics*, Vol. 6 No. 2: pp. 171-207
- Easley, David, Soeren Hvidkjaer and Maureen O'Hara (2002), “Is information risk a determinant of asset returns? “ *Journal of Finance*, 57, pp. 2185-2222.
- Ebihara, Takashi, Keiichi Kubota, Hitoshi Takehara, and Eri Yokota (2012). “Quality of accounting disclosure by family firms in Japan“ Working paper at ssrn.com; (<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1996505> 2014年2月14日アクセス)
- Ellul, Andrew, Craig W. Holden , Pankaj Jain and Robert Jennings(2003), “Determinants of Order Choice on the New York Stock Exchange”, Working paper, Indiana University (http://www.business.unr.edu/faculty/liuc/files/RUC/topic_limitorderbook/Ellul_etal_2003.pdf, 2015年5月6日アクセス)
- Fama, Eugene F. and James D. MacBeth (1973), “Risk, Return, and Equilibrium: Empirical Tests”, *Journal of Political Economy*, Vol. 81, Issue 3, pp. 607-636.
- Fuller, Kathleen P., Bonnie F. Van Ness and Robert A. Van Ness (2009), “Is information risk priced for NASDAQ-listed stocks?” *Review of Quantitative Finance and Accounting*, Volume 34, Issue 3, pp.301-312
- Gan, Quan, David James Johnstone and Wang Chun Wei (2014), “Cluster PIN: A New Estimation Method for the Probability of Informed Trading”, Working paper at the university of Sydney (http://sydney.edu.au/business/finance/research/discussion_papers, 2014年2月22日アクセス)
- George, Thomas J., Gautam Kaul and M. Nimalendran (1991), “Estimation of the bid-ask spread and its components: A new approach,” *Review of Financial Studies* 4, pp.623-656.
- Gordon, Narelle, Edward Walts and Qiong Wu (2014), ” Information Asymmetry, Information

- Attributes and Industry Sector Returns”, *Pacific-Basin Finance Journal*, Vol 26, January 2014, pp.156-175
- Jackson, David (2013), “Estimating PIN for firms with high levels of trading”, *Journal of Empirical Finance*, Vol24, 2013, pp.116-120
- Kaul, Gautam, Qin Lei and Noah Stoffman (2008), “Aiming at PIN: Order Flow, Information, and Liquidity”, Working Paper, Southern Methodist University
(<http://leiq.bus.umich.edu/papers/pina.pdf>, 2015年5月4日アクセス)
- Kubota, Keiichi and Hitoshi Takehara (2009), “Information-based trade, the PIN variable, and portfolio style differences: Evidence from Tokyo Stock Exchange firms“, *Pacific-Basin Finance Journal*, 17, pp. 295-318
- Kubota, Keiichi, Kazuyuki Suda and Hitoshi Takehara (2010), “Impact of quarterly disclosure on information asymmetry: Evidence from Tokyo Stock Exchange firms“, Paper presented at the 2010 37 American Accounting Association Annual Meeting, San Francisco.
- Kyle, Albert S. (1984), “Market Structure, Information, Futures Markets, and Price Formation” In G.G. Storey, A.Schmitz and A.H.Sarris (Eds.), *International Agricultural Trade: Advanced Readings in Price Formation, Market Structure, and Price Instability*. Boulder and London: Westview Press pp.45-64
- Kyle, Albert S. (1995), “Continuous Auctions and Insider Trading”, *Econometrica*, Vol53, No.6. (Nov 1985), pp.1315-1335
- Hasbrouck, Joel (1991), “The Summary Informativeness of Stock Trades: An Econometric Analysis”, *The Review of Financial Studies*, 1991 Volume 4, number 3, pp.571-595
- Heidle, Hans G. and Roger D. Huang (2002), “Information-Based Trading in Dealer and Auction Markets: An Analysis of Exchange Listings”, *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 37, No. 3 (Sep., 2002), pp. 391-424
- Hughes, John S., Jing Liu, and Jun Liu (2007), “Information Asymmetry, Diversification, and Cost of Capital”, *The Accounting Review*, May 2007, Vol. 82, No. 3, pp. 705-729.
- Hwang, Lee-Seok, Woo-Jong Lee, Seung-Yeon Lim and Kyung-Ho Park (2013), “ Does information risk affect the implied cost of equity capital? An analysis of PIN and adjustedPIN”, *Journal of Accounting and Economics*, Vol55, pp.148-167
- Idier, Julien and Stefano Nardelli (2011), “Probability of Informed Trading on the Euro Overnight Market Rate”, *International Journal of Finance and Economics*, 16(2011), pp. 131-145
- Lambert, Richard, Christian Leuz and Robert E. Verrecchia (2007), “Accounting Information, Disclosure, and the Cost of Capital”, *Journal of Accounting Research*, Vol.45 No.2, pp.385-420

- Lee, Charles M. C. and Mark J. Ready (1991), "Inferring Trade Direction from Intraday Data", *The Journal of Finance*, Vol. 46, No. 2, pp. 733-746
- Lei, Qin and Guojun Wu (2005), "Time-varying informed and uninformed trading activities", *Journal of Financial Markets*, Vol.8. (2005), pp.153-181
- Lesmond, A. David, Joseph P Ogden and Charles A Trzcinka (1999), "A new estimate of transaction costs", *Review of Financial Studies*, 12 (5), pp.1113-1141
- Liu, Weimin (2006) "A liquidity-augmented capital asset pricing model", *Journal of Financial Economics*, 82(3), pp631-671
- Madhavan, Ananth (2000), "Market microstructure: A survey", *Journal of Financial Markets*, 3, pp.205-258
- Marsh, Ian W. and Jun Nagayasu (2009), "Determinants of the PIN Evidence from the Japanese Stock Exchange Market", *Western Economic Association International* (Kyoto 2009)
- Odders-White, Elizabeth R. and Mark J. Ready (2005), "Credit Ratings and Stock Liquidity", *The Review of Financial Studies*, Spring 2006, Vol. 19 (1), pp. 119-157.
- Pastor, L., and Robert F. Stambaugh (2003), "Liquidity Risk and Expected Stock Returns", *Journal of Policy Economy*, 111(3), pp.642-685
- Sankaraguruswamy, Srinivasan, Jianfeng Shen and Takeshi Yamada (2013), "The relationship between the frequency of news release and the information asymmetry: The role of uninformed trading", *Journal of Banking & Finance*, 37(2013), pp.4134-4143
- Straser, Vesna (2002), "Regulation fair disclosure and information asymmetry", University of Notre Dame working paper
(www.itg.com/news_events/papers/straser_rfd.doc, 2015年5月5日アクセス)
- Vega, Clara (2006), "Stock price reaction to public and private information", *Journal of Financial Economics*, 82(2006), pp.13-133
- Xu, Min and Shancun Liu (2009), "The Probability of Informed Trading Based on VAR Model", *International Conference on Business Intelligence and Financial Engineering, 2009. BIFE '09*
- Zhao, Xin and Kee H. Chung (2006), "Decimal Pricing and Information-Based Trading: Tick Size and Informational Efficiency of Asset Price", *Journal of Business Finance & Accounting*, 33(5) & (6), pp.753-766

<日本語文献>

- 青木真之(2012a)「東証株式市場における PIN(Private Information Trade)の推計」『商学研究論集』(36), pp.159-177, 2012, 明治大学大学院商学研究科
- 青木真之(2012b)「JASDAQ 市場における PIN の有意性について」『商学研究論集』(37), pp.135-145, 2012, 明治大学大学院商学研究科
- 青木真之(2014a)「JASDAQ 市場における私的情報取引の役割」『商学研究論集』(40), pp.1-11, 2014, 明治大学大学院商学研究科
- 青木真之(2014b)「JASDAQ 市場での Adjusted PIN モデルの妥当性」『商学研究論集』(41), pp.15-28, 2014, 明治大学大学院商学研究科
- 青木真之(2015)「JASDAQ 株式市場におけるダイナミック PIN の推計」『商学研究論集』(43), pp.13-27, 2015, 明治大学大学院商学研究科
- 赤嶺達郎(1999)「混合正規分布のパラメータ推定における Hasselblad 法の収束」中央水産研究所研究報告 14 号, pp.49-58, 1999 年 12 月, 農林水産省 農林水産技術会議事務局筑波事務所
- 伊庭斉志(2011)『金融工学のための遺伝的アルゴリズム』(オーム社)
- 宇野淳、嶋谷毅、清水季子、万年佐知子(2002)「JASDAQ 市場のマーケット・マイクロストラクチャーとスプレッド分布」, 日本銀行金融市場局ワーキングペーパーシリーズ 2002-J-2, 日本銀行金融市場局
- 太田亘、竹原均、宇野淳(2011)『株式市場の流動性と投資家行動』(中央経済社)
- 大崎貞和(2009)「株式市場間競争と日本市場の課題」今後の証券市場の在り方に関する研究会報告書、(<http://www.fsa.go.jp/frtc/kenkyu/20090722.html>, 2015 年 5 月 4 日アクセス)
- 大村敬一、宇野淳、川北英隆、俊野雅司(1998)『株式市場のマイクロストラクチャー：株価形成メカニズムの経済分析』(日本経済新聞社)
- 北岡孝義、高橋青天、矢野順治(2008)『EViews で学ぶ実証分析入門 応用編』(日本評論社)
- 清水葉子(2013)「HFT、PTS、ダークプールの諸外国における動向～欧米での証券市場間の競争や技術革新に関する考察～」金融庁金融研究センターディスカッションペーパー(<http://www.fsa.go.jp/frtc/seika/discussion/2013/01.pdf>, 2015 年 5 月 4 日アクセス)
- 谷川寧彦(2002)「マーケット・マイクロストラクチャーと流動性」斉藤誠・柳川範之編著『流動性の経済学』(東洋経済新報社)
- 玉井恵美、永易淳(2006)「ヘラクレス取引所における投資家の情報量」,筑波大学データバンクプロジェクト平成 18 年度報告書
http://infoshako.sk.tsukuba.ac.jp/~databank/thesis/2006/a2006_nagayasu.pdf (2010 年 9 月 26 日アクセス)
- 津野義道(2003)『ファイナンスの数理入門』(共立出版株式会社)
- 永易淳、小原覚、牧田英(2008)「JASDAQ 証券取引所におけるプライベート・インフォメ

ーション量の推定」筑波大学データバンクプロジェクト平成19年度報告書、
<http://infoshako.sk.tsukuba.ac.jp/~databank/thesis/2007/a2007nagayasu.pdf>
(2010年9月26日アクセス)

藤田勉(2013)「世界の証券取引所改革と日本への示唆」『月刊資本市場』(329), pp.44-52,
2013, 公益財団法人資本市場研究会