

金融市場における行動バイアス軽減を目的とした介入の実証分析

Empirical Analysis of Interventions Mitigating Behavioral Biases
in Financial Markets

一橋大学大学院経営管理研究科
経営管理専攻
金融戦略・経営財務プログラム

安藤 希

(BD20F001)

目次	
1.	はじめに.....4
1.1.	本研究の目的.....4
1.2.	本論文の構成.....5
2.	Disposition effect に関する先行研究.....6
3.	教育的指導により Disposition effect は軽減するか9
3.1.	はじめに.....9
3.2.	本研究の貢献.....11
3.3.	実験.....13
3.3.1.	実験の目的.....13
3.3.2.	模擬市場を用いた実験環境.....13
3.3.3.	取引対象.....14
3.3.4.	模擬市場環境の設定.....14
3.3.5.	実験参加者.....15
3.3.6.	処置（損切りルール of 指導）.....15
3.3.7.	実験手順.....16
3.3.8.	実験スケジュール.....17
3.4.	データおよび記述統計.....18
3.4.1.	実験データ.....18
3.4.2.	個人属性.....20
3.4.3.	変数.....21
3.5.	分析手法.....22
3.5.1.	推定モデル (DID 推定).....22
3.6.	推定結果.....22
3.6.1.	Disposition effect に対する処置効果.....23
3.6.2.	投資パフォーマンスに対する処置効果.....24
3.6.3.	分析結果のまとめ.....24
3.7.	頑健性の確認.....25
3.7.1.	Propensity Score Matching(PSM) を用いた分析.....25
3.7.2.	処置以前の disposition effect の高低を考慮した分析.....25
3.7.3.	トレンドを考慮した分析.....25
3.7.4.	評価損が発生した取引に限定した分析.....26
3.8.	おわりに.....27
3.9.	図表等.....29
4.	Who Learns Well from Boosting? - Heterogeneous Treatment Effects on the Disposition Effect39
4.1.	Introduction.....39
4.2.	Literature review and contribution.....41
4.2.1.	Disposition effect.....41
4.2.2.	Nudging and boosting.....42
4.2.3.	Experimental market.....43

4.2.4.	Contribution.....	44
4.3.	Experiment	45
4.3.1.	Purpose of the experiment.....	45
4.3.2.	Experimental design	45
4.3.3.	Simulated experimental market.....	45
4.3.4.	Trading securities.....	47
4.3.5.	Treatment.....	47
4.3.6.	Experiment procedure.....	48
4.4.	Data.....	49
4.4.1.	Individual attributes.....	49
4.4.2.	Disposition effect.....	51
4.5.	Model and methodology.....	52
4.6.	Results	53
4.6.1.	CRT test score.....	53
4.6.2.	Investment experience	55
4.6.3.	Sufficient/insufficient investment experience	56
4.7.	Conclusion.....	58
4.8.	Appendix	60
5.	The Impact of Salience and Education on the Disposition Effect.....	64
5.1.	Introduction	64
5.2.	Data and methods	65
5.2.1.	Experimental procedure.....	65
5.2.2.	Data.....	67
5.2.3.	Models	68
5.3.	Results	69
5.4.	Discussion.....	70
6.	結論と課題.....	72
6.1.	本論文の要約.....	72
6.2.	本研究の結論と貢献	73
6.3.	本研究の限界と課題	74
	参考文献.....	75
	謝辞.....	81

1. はじめに

1.1. 本研究の目的

日本は人口減少に伴う経済成長の鈍化を経験しており、超高齢社会を支える経済力を維持することが困難になりつつある。そこで、「貯蓄から投資へ」という政策的なスローガンのもと、国民は主体的な資産形成を求められている。しかしながら、何の知識や経験もなしに資産形成に成功することは極めて難しく、不慣れな投資の結果、想定外の損失を被ったという事例も少なくない。個人に資産形成を促す際には、投資を推奨すると同時に、大きな損失を回避する方法を提示することも大切である。

こうした文脈において、投資家の投資パフォーマンスを下げる要因の一つとして行動バイアスが注目されている。例えば、自分のスキルを過大評価する「自信過剰バイアス」や、利益が出ているポジションをより早く決済し、損失が出ているポジションを長期保有する「**disposition effect**」(Shefrin and Statman, 1985)などの行動バイアスは、投資家が合理性を欠く行動をとり、結果として収益を最大化できていないという状況を端的に示すものである (Seru et al., 2010)。投資家が大きな損失を回避する上で、こうした行動バイアスの是正は重要な課題といえる。

一方で、投資行動における行動バイアスの決定要因には IQ などの投資家の先天的な資質が挙げられることが多く (Grinblatt et al., 2012)、後天的に行動バイアスを変容させる手法については、現時点では学術的な合意が得られていない。例えば、Da Costa et al. (2013)は経験豊富な投資家ほど **disposition effect** が少ないことを実証的に確認している一方で、Chen et al. (2007)は中国の新興市場での取引データを分析し、投資経験の多少により行動バイアスが軽減するわけではないことを示している。

そこで本研究では、金融市場における行動バイアスの中でも、投資パフォーマンスに影響するとされる **disposition effect** に着目し、後天的な介入によって軽減する効果的な手法を実証的に検討する。行動バイアスの軽減には、直接的に投資家に教育を与えるアプローチ（「ブースティング」とも呼ぶ）と、間接的に人々の行動に影響を及ぼし得る情報の提供方法を変えることによって、より望ましい選択に誘導する「ナッジ」(Thaler and Sunstein, 2008)のアプローチの二種類が

挙げられるが、本研究では特に教育（ブースティング）に着目し介入効果に関する研究を行う。具体的には、損切りの重要性を教えることで、投資家の **disposition effect** が変容するかどうか明らかにする。ただし一般に、教育の効果は学習者の属性に依存した個人差が大きいことが示されている。投資行動においても同様に、教育による行動バイアスの変容を狙う場合には、個人間の異質性に十分な注意を払う必要がある。

以上の議論を踏まえて、本研究では第一に、損切りの重要性を教える教育的介入が **disposition effect** の軽減に有効かどうかを分析する。第二に、個人属性の異質性に応じた介入効果の違いを検証する。第三に、取引システムなどの投資環境と教育的介入の交互作用について実証的に検討する。

以上の各分析にあたっては、実際の金融市場とほぼ同じ仕組みを持つ模擬市場での実験通じてランダム化比較試験（RCT）を行うことで実証的に分析を行う。

1.2. 本論文の構成

第2章では、本研究で扱う行動バイアスである **disposition effect** に関する先行研究を概観し、研究課題について明らかにする。つづいて第3章では、**disposition effect** に対する教育的介入の効果进行分析する。さらに、第4章では、教育的介入の効果に与える個人属性の影響を明らかにする。第5章では、**disposition effect** が増幅される状況下での教育的介入の効果の有無を検証する。最後に、第6章で結論と今後の課題について述べる。なお、第2章と第3章は現代ファイナンス誌に採択された論文からの抜粋である。また、第4章は金融経済研究誌に採択された論文からの抜粋である。

2. Disposition effect に関する先行研究

Disposition effect とは、損失が出ているポジションを長く保有する一方で、利益が出ているポジションは早くに解消する傾向があるという、投資における行動バイアスである。Disposition effect を示した代表的な実証研究としては、Odean (1998)が挙げられる。Odean は証券会社の 10,000 口座の取引履歴を分析し、節税対策として損失を実現しやすい 12 月を除いては、投資家は損失よりも利益を容易に実現することを示した。Disposition effect は個人投資家だけでなく、機関投資家の取引においても確認されている(Garvey and Murphy, 2004)。また、disposition effect は株式市場だけではなく、債券先物市場(Coval and Shumway, 2005)や商品先物市場および為替先物市場(Locke and Mann, 2005)、株価指数先物市場(Choe and Eom, 2009)など様々な投資対象においても確認されている。加えて、disposition effect が少ないほうが投資パフォーマンスがよいことが Seru et al. (2010)や Choe and Eom (2009)の研究で示されている。

Disposition effect が発生する理論的なメカニズムについて完全な合意が得られているわけではないが、代表的な説明としては、プロスペクト理論(Kahneman and Tversky, 1979)が用いられている¹。Kohsaka et al. (2017)は模擬株式市場を用いた実験を通じ、損失領域の価値関数の凸性が高いほど disposition effect が強く観察されることを示している。

Disposition effect の程度には個人差があることが知られており、決定要因に関する実証的な研究が数多く存在する。Disposition effect の決定要因に関する実証分析は大きく二種類に大別され、一つは IQ や性別などの個人の「先天的な」要因を扱ったものであり、もう一つは教育水準や投資経験などの「後天的な」要因を扱ったものである。

Disposition effect に与える「先天的な」要因に関する研究として、IQ について調べたものに Grinblatt et al. (2012)や Corgnet et al. (2018)の研究がある。Grinblatt らは IQ が高い投資家は disposition effect が少なく、取引のタイミングが優れていることを示している。その他の「先天的な」要因としては性別が挙げられる。Feng and Seasholes (2005)や Rau (2014)は、女性のほうが disposition effect が大き

¹ プロスペクト理論では Disposition Effect を説明できないという説もある。Barberis and Xiong (2009), Kaustia (2010), Hens and Vlcek (2011)など。

いことを示している。女性のほうが disposition effect を強く示す理由は、男性に比べ女性のほうが損失を嫌うためであると考えられている(Schmidt and Traub, 2002).

一方, disposition effect に影響を与える「後天的な」決定要因としては, 教育水準や投資経験などが挙げられる。教育水準と disposition effect の関連について Goo et al. (2010)は, 台湾の投資家の投資行動を分析し, 高水準の教育を受けた投資家のほうが disposition effect が小さいことを明らかにした。同様に Vaarmets et al. (2019)はエストニアの個人投資家の取引データを用いた分析から, 修士号または博士号を持つ投資家は disposition effect が小さく, 数学の能力が高いと disposition effect が小さいことを示している。このように教育水準に関しては, 高いほうが disposition effect が小さいという結論で一致している。一方で, 投資経験と disposition effect の関係については, 投資経験が豊富であればバイアスが軽減するとする議論と, バイアスは投資経験に依存しないとする議論の双方が存在する。Da Costa et al. (2013)は, 経験豊富な投資家と学部生の二群を比較し, 株式市場で 5 年を超える投資経験を有する投資家は, 投資経験が 5 年未満の投資家に比べ disposition effect が小さいことを示した。同様に, 投資経験によって disposition effect が軽減することを明らかにした研究は数多い (Feng and Seasholes (2005); Seru et al. (2010); Dhar and Zhu (2006)など)。しかし, Koestner et al. (2017)のようにいくら経験を積んでも disposition effect が軽減しないことを示した研究や, 逆に経験豊富な機関投資家のほうが素人である個人投資家よりも強いバイアスを示すとする研究も存在する (Frazzini, 2006)。このように, 投資経験が disposition effect を軽減するか否かについて完全な合意は得られていない。

Disposition effect の決定要因に関する議論を踏まえ, 近年では disposition effect を介入により軽減する方法についての研究もわずかではあるが行われている。Disposition effect の軽減に有効な介入として明らかになっているのは, 現時点ではロスカットオーダーのみで, Fischbacher et al. (2017)や Richards et al. (2017)などの研究が挙げられる。Fischbacher et al. (2017)は, 損失が一定水準に達した場合にリマインダを通知する群と, 水準に達した際にシステムが自動でロスカットオーダーを出す群を比較した実験の結果, システムが自動的に反対売買する場合に限り disposition effect が軽減することを明らかにした。

上記の disposition effect の分析には, 観察データに基づく実証分析と実験室実

験の両方が存在するが、実験的手法を用いた研究は実市場を十分に再現できていないという問題点が指摘されている。例えば Weber and Camerer (1998)が行った *disposition effect* を観測した実験は、取引対象の資産の価格が確率的にランダムに上下する中で資金配分を決定するという設計となっていた。また、Corgnet et al. (2018)が行った実験は、取引対象の資産の価格が三つの値しか取らない中で投資判断を行っており、実市場の取引と大きく乖離した設定になっていた。現実には資産価格は確率に基づいて変動するわけではなく、需給やトレンド、投資家心理などさまざまな要因によって不規則に変動するものである。この意味で、これらの研究が用いた実験環境は現実の市場と比較して簡便過ぎると言える。この点に関して、実市場に近い相場を再現して行った実験には Da Costa et al. (2013)の研究がある。Da Costa は過去の株価データを正規化した実験環境を用いて投資行動を分析した。ただしこの実験では取引参加者の売買が価格形成に影響しないという点で実市場取引との差異があるという点や、過去の相場を知る市場経験者にとって有利な実験となっているという問題点が挙げられる。以上の議論から明らかな通り、実験的手法を用いた研究では、分析目的に適した環境を作ろうとする結果、実験環境が非現実的な相場設定となりがちである。目的のデータを純粹に計測できる統制された仕組みを用いつつも、取引対象とする資産の動きや取引環境は可能な限り現実に近い環境を構築することが必要である。

3. 教育的指導により Disposition effect は軽減するか

3.1. はじめに

教育の目的は、個人や集団に対し知識を与えて判断基準や行動指針を身につけさせ、人々がより高い成果を得る手助けをすることである。教育が収益やパフォーマンスの向上に有効だということは、特に人的資本の研究において多く研究されている。例えば、Blundell et al. (1999)は教育が労働者の賃金向上に貢献することを明らかにしている。また、Ibrahim et al. (2017)はコミュニケーション能力や情報を収集する力などといったソフトスキルのトレーニングを通じて従業員の作業パフォーマンスが向上することを示している。

金融分野でも同様に、教育がパフォーマンス向上に果たす役割は無視できないとされる。例えば、Lusardi and Mitchell (2014)は「投資の意思決定に関する教育は、個人の金融リテラシーを向上させ、望ましい投資行動を動機づけ、さらには個人および集団の豊かさを高める」と述べている。実際、Kalwij et al. (2019)や Batty et al. (2015)は、小学生を対象とした金融教育プログラムにおいて貯蓄の大切さを指導したところ、貯蓄する意欲が向上したことを報告している。

このように、金融リテラシー教育が金融知識及び金融行動に影響を与えることが報告されてきたが、こうした金融分野での教育の効果に関する研究は主に学校教育での分析が中心であり、成人を対象にした教育の効果を扱った研究は現段階では数少ない。学校教育で扱う貯蓄の重要性などに代表される基礎知識も大切だが、金融商品や金融サービスが複雑化する現代では、資産形成を行う投資家への教育もまた重要である。

成人を対象として投資行動に対する教育の処置効果を扱った研究が乏しい最大の理由は、実証分析を可能とする環境を確保することの困難さにある。その困難さは、第一に投資の特性上、処置効果の有無が金銭的な損益に影響するため、実市場での実験自体が認められにくいという点にある。第二に、実市場での取引データを用いた分析の場合、分析対象となる取引行動には、相場状況や取引環境あるいは投資家ごとの資金制約などといった処置効果以外のさまざまな要因が影響しているため、純粋な処置効果を測定することが難しいという点が挙げられる。第三に、仮に実市場での観察データを用いることで実験とみなしうる分析を行うことができたとしても、実験時と同様の相場を再現することは不可能な

ため適切な追実験を行うことが難しく、科学的な分析としては説得力に欠けるという点も懸念される。

そこで本研究では、上記三点の課題を解決した模擬市場での実験環境を構築し、教育の処置効果を分析する。構築した模擬市場では市況に影響するニュースが配信され、市場参加者はそのニュースの影響を考慮して自由に取引を行う。この模擬市場では、実市場と同じように取引時のマーケットインパクトが存在し、参加者の取引を通じて内生的に価格が決定するという実市場に極めて近い環境が実現される。また、こうした模擬市場では仮想の資金を用いて取引を行うため、金銭的な損益を参加者に与えることなく処置効果を測る実験が可能となる。投資資金の金額を実験の設計者が自由に設定することができるという点も分析上の利点といえるだろう。さらに、実験で配信したニュースや値動きは繰り返し再現できるため、同一条件での追実験が可能な実験環境を確保することもできる。

こうした実験環境のもとで、本研究では投資行動における行動バイアスである「**disposition effect**(気質効果)」(Shefrin and Statman, 1985)に着目し、教育的介入によってこの **disposition effect** が軽減されるか否かを分析する。**Disposition effect** は、利益が出ているポジションをより早く決済し、損失が出ているポジションを長期保有する傾向を指す。**Disposition effect** が弱いほど投資パフォーマンスが高い (Seru et al., 2010)ことが知られており、**disposition effect** は軽減することが望ましいとされる。しかしながら、**disposition effect** の背景に存在する個人の選好は容易に変化しないと想定されていることもあり、この行動バイアスを軽減させる介入方法を検討した実証分析はほぼ存在しない。数少ない例外である Fischbacher et al. (2017)は、損失が一定水準に達した際にシステムが自動で反対売買するロスカットオーダーの仕組みを使用した場合には **disposition effect** が機械的に解消される一方で、損失が一定水準に達したことを投資家に通知するリマインダだけでは投資家が自発的に損切りをしないという結果を報告している。**Disposition effect** の軽減に対してリマインダが無効だとする Fischbacher らの結果は、個人の選好の安定性を示す結果だと解釈することができる一方で、情報提供が個人の行動や意思決定に影響するという示すナッジに関する多くの先行研究とは矛盾する結果でもある。**Disposition effect** の軽減に有効な介入方法については引き続き慎重に再検討されるべき問題であると言えるだろう。

以上の議論を踏まえて、本研究では投資家に対してロスカットの重要性を内

容とする教育的介入処置を行うことで **disposition effect** を軽減させることが可能かどうかを検証する。具体的には、投資家に「ルールに従い損切りを実施すべき」という教育的指導を与えることで、模擬市場での投資行動において **disposition effect** が軽減するかどうかを実験的に検証する。実験参加者全員に等金額の投資資金を与えた状態で、ランダムに実験参加者を二群に分け、指導を行った群と行っていない群の同一相場内での取引履歴を比較することで、相場状況・取引環境・資金制約などの諸条件を統一したうえで、**disposition effect** に対する教育的介入の純粋な処置効果を推定する。

本研究は、上述の通り模擬市場という、実市場に近似しているが統制された実験環境を用いて、成人の投資行動を対象とした教育の処置効果をランダム化比較試験(RCT)の手法で分析しているという特徴を有するのみならず、先物を投資対象とすることでロングポジションとショートポジションでの行動バイアスの変化の違いを考慮した分析を行っている点にも新規性がある。加えて、相場トレンドの有無による行動バイアスの変化の違いを分析している点にも特徴がある。

実験の結果は以下の通り要約される。損切りの重要性を内容とする教育的介入によって **disposition effect** を軽減できるかどうかを RCT の手法を用いて分析した結果、第一に、処置を通じて **disposition effect** が軽減された。第二に、ロングポジションとショートポジションを比較した分析から、ロングポジションに対してより顕著に処置効果が観察された。最後に、処置効果は相場にトレンドがある場合により強く観察されることが示唆された。以上の結果は、成人の投資行動に対しても教育的指導が有効であることを示すと同時に、**disposition effect** を対象とした介入の効果の大小には相場トレンドが影響することを示唆している。

本書の構成は次のとおりである。3.2 章では関連する先行研究に対する本稿の位置づけを示す。3.3 章では実験デザインを示す。3.4 章にてデータ・セットと、変数について説明する。3.5 章では分析のモデルについて説明する。3.6 章では推定結果から、**disposition effect** に対する教育的指導の効果について結論を示す。3.7 章では頑健性を確認し 3.8 章に本稿のまとめおよび今後の課題を示す。

3.2. 本研究の貢献

第 2 章で示した通り、**disposition effect** に関する研究の多くは、**disposition effect** の存在を実証したものや、個人の資質や能力と **disposition effect** の関連を調べた

ものであり、直接的な介入による **disposition effect** の軽減方法を RCT の手法で研究したものは数少なく、あるとしてもロスカットオーダーの有効性を調べたものに限られている。そこで本研究では **disposition effect** を軽減させる介入の一つとして投資家に損切りの重要性を内容とする教育的指導を行い、その処置効果を明らかにする。

本研究の貢献としては、投資行動の分析において実市場に類似した実験環境を用いて RCT を行った点も挙げられる。既述の通り、先行研究における実験では市場を十分に再現できていないという問題点があるため、本研究では現実の市場取引に近似した模擬市場を構築した。今回用いた模擬市場には、実験者があらかじめ設定したトレンドに従って売買を行うコンピュータトレーダーが参加しているため、複数回の実験でもほぼ同一の価格パスを再現させることが可能となっており、実市場に近い取引環境でありながらほぼ同一相場を繰り返し再現できる環境と言える²。

本研究の特徴としては、株価指数先物取引を対象商品としている点も挙げられる。これまでの投資行動の研究の多くは、株式や不動産といった現物資産を対象商品としているが、現物資産を用いた分析では相場上昇時と下落時で行動バイアスに差が生じるおそれがある。その理由は、第一に現物資産の取引では、一般に相場下落時に収益を生むには「空売り」をしなければならないが、投資初心者にとって「保有していない資産を売る」という「空売り」の概念が理解しづらいためである。また第二に、「空売り」は現物買いと異なり証拠金取引のため、売りと買いでは資金効率が異なるためである。一方、株価指数先物取引(以下、先物取引)は差金決済(売値と買値の差額のみを受け渡し)であり、売りでも買いでも 1 取引当たりの証拠金額には差がない。したがって、先物取引では差金決済の概念をひとたび学びさえすれば、相場上昇時と下落時での投資行動の差は

² VTS² は、人間の参加者に加えて、一定のアルゴリズムに従い取引する複数のコンピュータトレーダーが模擬市場での売買に参加し、参加者とコンピュータトレーダーの売買によって内生的に価格が決定する点で特許を取得しているシステムである。したがって外生的に指定した価格パスを 1 単位の呼び値のずれもなく完全に再現することはできないが、システム設定によりコンピュータトレーダーの取引によるマーケットインパクトが実験参加者の取引によるマーケットインパクトを上回るよう設定することで、内生的価格形成機能を維持しつつ、呼び値の範囲内の誤差で想定トレンドを再現することが可能である。

なくなる。本研究では、先物取引を対象商品とすることで、相場の上昇・下落が行動バイアスに与える影響を可能な限り排除した上で、**disposition effect** に対する純粋な処置効果を分析することを可能とした。

3.3. 実験

3.3.1. 実験の目的

本実験の目的は、「ルールに従い損切りを実施すべき」という投資行動におけるルールを教える教育的介入が **disposition effect** に与える影響を明らかにすることである。そこで、実験参加者をトリートメント群とコントロール群の二群にランダムに分け、トリートメント群にのみ取引ルールの指導を行い、コントロール群との比較を行うことで教育的介入の処置効果を明らかにする。

3.3.2. 模擬市場を用いた実験環境

実市場を模した実験市場には、コンピューターによるシミュレーションのみで構成される市場と、それに加えて人間が取引に参加する市場の二種類がある。和泉 (2003)は、計算機内にトレーダーの行動を模擬した複数のエージェントを用意し、仮想の金融市場においてエージェントが発注行動を行うことで、実際の金融市場と同様の現象を再現するようなマルチエージェントシミュレーションモデルを、人工市場モデルと定義している。人工市場モデルを用いることで、規制や制度が市場に与えるインパクトや市場環境の変化が投資家に与える影響などの分析を行うことが可能となる。例えば、Yagi et al. (2011)では人工市場を用いて空売り規制が株式市場に与える影響を分析した。また、NASDAQ では呼び値の刻みの変更が投資家に与えるインパクトを検証するために人工市場を用いる (Darley and Outkin, 2007)など、人工市場は現実の市場設計にも応用されている。

このような、実際の金融市場とほぼ同じ仕組みを持つ仮想の金融市場に、さらに人間が市場参加者として参加して模擬的に投資を行い、そこで得られる市場参加者の取引履歴を用いて市場参加者の情報処理プロセスを詳細に特定する実験のことを「模擬市場実験」と呼んでいる (Izumi et al., 2005)。ここでは、人工市場に人間の参加者が参加している市場のことを「模擬市場」と呼ぶ。模擬市場では取引行動や市場データを詳細に取得することが可能であり、模擬市場は投資家の行動を分析するのに適した実験環境である。

本実験では実験装置として、株式会社シンプレクス・インスティテュート社の VTS²(Virtual Trading Simulation System)を使用した。VTS²は金融機関のトレーダーの育成や教育機関での市場の学習等に用いられる模擬市場システムで、取引所取引の仕組みを体験学習できるように実際の取引環境に近い操作画面及び操作方法を有するものである。VTS²は投資行動の分析ツールとしても用いられており、例えば、プロトレーダーと個人投資家の比較から投資熟達者は **disposition effect** が弱いことを示した Ueda et al. (2008)の実験や、プロトレーダーは相場にトレンドがある場合に、トレンドがない場合に比べより大きなリスクを取ることを示した岩崎ほか (2015)の実験などがある。

本実験では実験参加者は VTS² 上の取引口座を 1 人 1 口座ずつ保有し、1 人 1 台の PC を利用して VTS² 上で取引を行う。VTS² の画面を図 3.1 に示す。

3.3.3. 取引対象

Disposition Effect を扱った先行研究では、複数銘柄によるポートフォリオを対象とした分析が数多く存在するが、本実験の目的である **disposition effect** に対する処置効果をより明確に分析するには、単一の金融資産に関する投資行動を分析対象とするほうが望ましい。1 銘柄のみの取引を対象として **disposition effect** を分析した研究には Choe and Eom (2009)が挙げられる。Choe and Eom (2009)は韓国総合株価指数取引(KOSPI)の約 2 年間の全取引を分析し、個人投資家において特に **disposition effect** が強く確認されることを明らかにした。本実験においては、Choe and Eom (2009)を参考に、日本の株価指数先物である日経 225mini を取引対象とした。日経 225mini は日経平均株価を対象とした株価指数先物で、個人投資家が取引する先物の中では世界的にも最大規模の商品である。

3.3.4. 模擬市場環境の設定

VTS² は市場参加者の売買によって価格が変動する取引所取引の仕組みを採用した模擬市場である。参加者は VTS² 画面上で日経 225mini の板情報をリアルタイムに確認することができる。VTS² 画面には板情報だけでなく、参加者全員に同時に同一の市場ニュースが配信される。参加者は配信されたニュースが日経 225mini の変動に与える影響を判断し、売買を行う。模擬市場には、実験参加者以外に、実験者があらかじめ設定したトレンドに従って売買を行うコンピュータ

ートレーダーが参加しているため、実験者が事前に設定した基本の価格パスにほぼ近い値動きが実現されるが、最終的な価格は参加者全員の取引により内生的に決定する。配信されるニュース及びそれに対応する日経 225mini の基本の価格パスは、過去に実際に起こった出来事や株式市場で生じた価格パスを模した形で作成した。実験参加者の事前知識の差異が影響しないよう、ニュース中で使用する固有名詞は架空のものとした。実際に設定した基本の価格パスと配信したニュースの例を表 3.1 に示す。

3.3.5. 実験参加者

金融機関ではない事業会社 1 社の新入社員 112 名が実験に参加した。実験参加者は対象事業会社の新入社員全員であり、任意での参加・不参加は認められていない。112 名の実験参加者をトリートメント群とコントロール群の二群に分けた。二群の分類は事業会社の人事担当者が実施したもので、研究目的による恣意的な分類は行っておらず、本実験以前に実施した数学テストの成績が二群間でほぼ等しくなるように振り分けられている。

3.3.6. 処置（損切りルール of 指導）

Locke and Mann (2005)は、CME の先物取引のプロのトレーダーが非合理的な行動バイアスを最小限にするために、大きな評価損が出ているポジションを長く抱えないという「discipline（規律）」を重視しており、この規律を守るかどうかが取引の成功と関連することを示している。そこで本研究では、トリートメント群にのみ取引を行う前に次のようなルールを指導した。

< 損切りルール >

- ・プロの投資家は必ず損切り基準を守るものである。次のルールを守ること。
- ・取引においては、日経 225mini 1 枚当たり、10,000 円を超える評価損を抱えてはいけない。評価損が日経 225mini 1 枚につき 10,000 円を超えそうになった場合は速やかに損切りを行うこと。

本研究での介入は、一般的な意味での金融リテラシー教育というよりは、社員教育の一環として教育的指導を行うものである。したがって、学校教育などに比

べると強制力が強くなる可能性があるため、一般的な教育の文脈に当てはめる際には注意が必要である。しかし、指導内容を守るかどうかは実験参加者個人の判断に任せられており、教育的指導が行動バイアスに変容をもたらす可能性があるかどうかを検討することには意味があると考えられる。

なお、本研究では投資パフォーマンスに応じた金銭的な報酬を与えていない。そのため、実験参加者の投資行動を動機づけるために、「取引履歴はすべて新入社員の人事担当者に連携される」旨を伝えることで、人事面での評価の向上を代替的なインセンティブとした。この点に関しては、Camerer and Hogarth (1999)が過去の実験をレビューした論文において、金銭的インセンティブがパフォーマンス向上させるかどうかはタスクの種類に依存し、市場取引やゲーム、オークションあるいはリスクの高い選択においては金銭的インセンティブの有無はパフォーマンスに影響を及ぼさないと述べていることから、本実験での結果は実市場での結果と相違ないと解釈できると推測される。

3.3.7. 実験手順

模擬市場実験は合計5回実施した(ケース1からケース5)。各ケースの開始前に実験参加者全員に等金額の資金を与えておき、取引開始後、一定時間の市場取引を行い、取引期間中の投資行動や取引終了時点での収益などを計測する。

全5回の実験構成は図3.2に示す通り。ケース1及びケース2はトリートメント群・コントロール群いずれに対しても教育的指導を行わず、ケース3及びケース4においてトリートメント群にのみケース直前に損切りルールの指導を行う。ケース5では再び両群ともに指導を行わない。

各ケースの実施時間と取引時間内に配信されるニュース数、実験参加者に割り当てられた投資資金及びポジションを表3.2に示す。各ケースの実施時間は9分~17分となっている。実験はトリートメント群・コントロール群ともに連続した2日間で実施し、1日目にケース1からケース3を実施し、2日目にケース4及びケース5を実施する。同一日付内のケース間のインターバルは30分から2時間程度で、各日のスケジュールは後述の3.3.8. 実験スケジュールの通り、トリートメント群及びコントロール群で同一であり、時間効果は両群にとって共通とみなすことができる。また、各群が全ケースの完了までにかかる時間は約19時間であった。今回の実験での処置の対象としている損切りを実施する状況

が発生しやすくなるよう、ケース 3 以降の実験では、実験開始時点で現金に加えて日経 225mini の買い持ちを保有した状態としている。

各ケースでの日経 225mini の値動きの概要を表 3.3 に示す。各ケースにおける日経 225mini の日次収益率の平均値は-0.96%から 0.25%で、日次ボラティリティは 6.81%から 23.47%、期間収益率は-7.44%から 3.82%となっている。トレンドの有無については岩崎ほか (2015)に倣い、短期移動平均線と長期移動平均線の交差の有無によって判定し、交差があった場合は「トレンドなし」、交差がなかった場合は「トレンドあり」と判断した。

3.3.8. 実験スケジュール

処置に関する情報がトリートメント群の実験参加者からコントロール群の実験参加者に漏れることを防ぐため、先にコントロール群での実験を行い、続いてトリートメント群の実験を実施した。

- ・コントロール群：2019年6月3日～6月4日
- ・トリートメント群：2019年6月10日～6月11日

また、コントロール群からトリートメント群に各ケースでの値動きや配信ニュースなどの市況情報が事前に伝わらないよう、コントロール群の実験参加者には、これらについてトリートメント群に口外しないよう指示を行った。ただし、本実験ではコントロール群からトリートメント群に市況情報が漏れていた可能性については計測していない。

VTS²を用いた模擬市場では、同一のニュース及び相場トレンドを再現できるが、実験参加者の取引により呼び値程度の価格変動が生じるため、複数回同一ケースを実施した場合、値動きが完全に一致するわけではない。したがって、仮に先に実験を実施したコントロール群から後で実験を行うトリートメント群へ、各ケースの四本値などの情報が伝達された場合でも、トリートメント群での実験においてその通りに相場が実現されるわけではない。また、価格トレンドを生じる前提となるニュースは 5 ケースで合計 86 件あるが、ニュースが市場に与える影響はその前後の相場状況に応じて異なるため、仮に一部のニュースだけが事前に知らされていても、投資パフォーマンスに有利になるとは限らずコントロール群の実験参加者がすべてのニュースを記憶してトリートメント群に伝え

ることは不可能に近い。したがって、コントロール群の実験参加者が実験者の指示を守らず実験内容についてトリートメント群に口外した場合でも、両群を同等に比較して問題ないと考えられる。

3.4. データおよび記述統計

本研究で分析に用いるデータは、ケース 1 からケース 5 の各時点における実験データ及び事前に取得した実験参加者の個人属性である。以下データについて記載する。

3.4.1. 実験データ

本実験では、ケース 1 からケース 5 のすべての模擬市場取引において、「disposition effect に関連する指標」と、「投資パフォーマンスに関連する指標」を計測した。各指標の記述統計量を表 3.4 に示す。

3.4.1.1. disposition effect に関連する指標

Disposition effect の具体的な計測方法は研究及び利用可能なデータによって異なり、先行研究においては主に 3 つの手法が用いられている。第一は、Odean (1998)が行った PGR-PLR 分析である。これは、取引期間中に投資家が損益を実現したポートフォリオの数量と未実現のポートフォリオの数量を用いて、利益に占める実現利益の割合から損失に占める実現損失の割合を差し引いた値を 1 日単位で計算することで、disposition effect の大きさを測るものである。第二に Grinblatt and Keloharju (2001)によるロジット回帰が挙げられる。Grinblatt and Keloharju (2001)は保有しているポジションを売却するか保有し続けるかの比較と、買うか売るかの比較を通じて、投資家が売却する場合の決定要因が disposition effect と節税目的であることを明らかにしている。類似の手法として Kohnsaka et al. (2017)は返済売の取引を表すダミー変数をその時点の評価損の有無でロジット回帰することで disposition effect の大きさを推定した。第三の方法として、Feng and Seasholes (2005)が用いた生存分析が挙げられる。Feng and Seasholes (2005)は株式が保有されている期間を計測することで disposition effect を計測した。

本研究では 1 銘柄の株価指数先物の取引に限定して PGR-PLR 分析を行っ

た Choe and Eom (2009)に倣い、以下の通り *Proportion of Gain Realized (PGR)* と *Proportion of Loss Realized (PLR)*を計算し、*Disposition Effect(DE)*を定義した。

Proportion of Gain Realized (PGR) および Proportion of Loss Realized (PLR)

$$PGR_i = \frac{N_{RealizedGain}^i}{N_{RealizedGain}^i + N_{PaperGain}^i}$$

$$PLR_i = \frac{N_{RealizedLoss}^i}{N_{RealizedLoss}^i + N_{PaperLoss}^i}$$

ここで、実験参加者 i について $N_{RealizedGain}^i$ は、利益が実現された取引日数、 $N_{RealizedLoss}^i$ は損失が実現された取引日数、 $N_{PaperGain}^i$ は評価益が発生したが実現されなかった取引日数、 $N_{PaperLoss}^i$ は評価益が発生したが実現されなかった取引日数を表す。

Disposition Effect (DE)

$$DE_i = PGR_i - PLR_i$$

実験参加者 i の DE は、の PGR と PLR の差として定義される。 DE の値が正の値をとる場合、実験参加者が損失よりも利益をより高い割合で実現することを表し、 DE の値が大きいほど強い *disposition effect* を示すと解釈できる。

表 3.4 の通り、実験全体を通しての DE の平均値は 0.04、標準偏差は 0.32 となっており、本実験においても損失よりも利益を実現しやすい *disposition effect* の傾向が確認できる。

3.4.1.2. 投資パフォーマンスに関連する指標

投資パフォーマンスに関わる指標として、ケース終了時点での最終損益 (PL)を計測した。加えて、ケース中の手数料の合計値(*Commission*)を計測した。なお、本実験での手数料は取引金額の 0.01%である。

表 3.4 の通り、最終損益 (PL) の平均値は 705,920、標準偏差は 643,121 となっており、収益にはばらつきがあるが、全体としては利益が出る相場であったと解釈できる。

3.4.2. 個人属性

本実験は RCT の手法を用いているが、二群のランダム化の確認及び頑健性の確認のため、実験を行うより以前に次の個人属性を計測した。

CRT Score / CRT Time(認知反射テストスコア/認知反射テスト回答速度)

Frederick (2005)によって提案された認知反射テスト(Cognitive Reflection Test)を用いて認知反射能力を計測した。認知反射テストは最短で計測できる IQ テストとも呼ばれるもので、簡潔な 3 問によって構成されており、5 分未満で実施できる試験である。Oechssler et al. (2009)によれば、認知反射テストのスコアはリスク選好にも関係する。本実験では、Corgnet et al. (2018)に倣い当実験を行う以前に実験参加者に認知反射テストを実施し、当テストのスコア及び回答にかかった時間を計測した。

Math Score(数学テストスコア)

投資の能力は IQ に依存しており、特に IQ の構成要素の中でも数学の能力は投資行動への参加に影響することが示されている(Grinblatt et al., 2012)。本研究では、実験参加者を対象として事前に全 3 回の数学テストを実施し、その合計点を数学能力の指標として用いることとした。各テストとも 100 点満点で、3 回の合計は 300 点満点である。各テストの問題は計算問題と文章題からなり、高校数学(微積分は除く)までの知識で解ける問題からなっている。

RA Score(危険回避度)

Disposition effect は、プロスペクト理論に基づいて生じる行動バイアスと考えられており、損失をどの程度敏感に受け止めるかは、投資家個人の主観の影響を受ける。そこで、実験参加者の危険回避度をあらかじめ計測した。危険回避度の計測には、池田・筒井 (2006) が実施した危険回避度に関するアンケート調査を採用した。

Experience(投資経験)

経験豊富な投資家ほど disposition effect が少ない(Da Costa et al., 2013)という示唆を考慮し、株式、為替証拠金取引、商品先物、株価指数先物、オプション及び

その他金融商品の取引経験の有無を調査した。

Female (性別)

女性のほうが男性に比べてより強い *disposition effect* を示すことが Feng and Seasholes, (2005)や Rau (2014), Da Costa et al. (2013)らによって示されているため、本研究では個人属性として性別を考慮した。

Degree (最終学位)

Vaarmets et al. (2019)は修士号または博士号を持つ投資家は *disposition effect* が小さいことを示している。そこで本研究では最終学位が修士以上かどうかを表すダミー変数を設定した。

属性データの記述統計量を表 3.5 に示す。認知反射テストの平均点は 1.90 点であり、Frederick (2005)が大学生を対象に行ったテストの結果の平均点である 1.24 点よりも高い結果であった。投資経験に関しては、いずれか一つの金融資産でも取引経験がある投資家は 112 名中 23 名であった。性別に関しては、実験参加者 112 名中、97 名が男性、15 名が女性であった。実験参加者はいずれも学士以上の最終学位を保有している。実験参加者 112 名中、最終学位が学士であるものは 112 名中 47 名で、修士以上の学位を有する者は 65 名であった。

本実験では RCT を行うため、トリートメント群とコントロール群の二群間で個人属性に大きな偏りがないことを確認したところ、表 3.6 の通り、女性比率についてのみ二群間に 5%水準で有意な差があるが、それ以外の属性については二群間に有意な差はなく、ほぼランダム化されていると判断した。

3.4.3. 変数

3.4.3.1. 被説明変数

前述した実験で計測したデータを被説明変数として用いる。

3.4.3.2. 説明変数

前述の個人属性に加え、ケース番号を表すケースダミーと、処置の有無を表す処置ダミー、ケースダミーと処置ダミーの交差項を説明変数とする。

3.5. 分析手法

本章では、4章で定義したデータを用いてどのような手法で分析を行うかを示す。本研究では、外生的に与えた教育的介入の処置効果を計測するため、全5回の実験ケースと実験参加者レベルで計測されたパネルデータを用いた実証分析を行った。

3.5.1. 推定モデル (DID 推定)

教育の処置効果を計測するため、全5回の実験ケースでの結果を被説明変数とし、ケースダミー、処置ダミー、ケースダミーと処置ダミーの交差項を説明変数として標準的な DID(Difference-In-Difference)推定を行った。推定式は次の通りである。

<DID 推定式>

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 Treatment_i + \sum_{t=2}^5 \beta_l CaseDum_t + \sum_{t=2}^5 \beta_m CaseDum_t * Treatment_i + \eta_i + \varepsilon_{it}$$

ここで、被説明変数 Y_{it} には 4.3.1. で示した被説明変を個々に用いる。 $Treatment_i$ は実験参加者 i がトリートメント群に属しているとき 1、そうでないとき 0 をとるダミー変数(処置ダミー)である。 $CaseDum_t$ はケース t のとき 1、そうでないとき 0 をとるダミー変数(ケースダミー)である。 η_i は実験参加者 i の固定効果を示す。

本実験では内生性の問題が生じ無いう、統制された環境下で処置を施しているため、上記モデルの $CaseDum_t$ と $Treatment_i$ の交差項の係数を推定することで、バイアスが生じる可能性を排除しつつ各ケース t における教育の処置効果を推定することができる。教育的介入により disposition effect が減少するならば、DE を被説明変数とした場合の交差項の係数の符号が負になると予想される。

3.6. 推定結果

本実験の主眼である教育の処置効果を計測するため、全5回の実験ケースの結果をパネルデータとして認識したうえで、3.5章で定義したモデルに従い DID

推定を実施した。ハウスマン検定の結果、変量効果モデルが妥当との結果が得られたため、以降の分析では変量効果分析の実施結果を記載する。被説明変数には、disposition effect 指標 (PGR, PLR, DE) と、投資パフォーマンス指標 (最終損益, 手数料) を用いた。以下に分析結果を記載する。

3.6.1. Disposition effect に対する処置効果

3.6.1.1. 平均的な処置効果の推定

Disposition effect を対象とした回帰の結果、処置 1 回目に該当するケース 3 において処置効果による PLR の増加及び DE の減少が確認された。一方 PGR に対する有意な処置効果は確認されなかった。結果を表 3.7 に示す。

PLR に関しては、ケース 3 においてケースダミーと処置ダミーの交差項の係数は有意に正の値を示している(係数 0.22, 標準偏差 0.05)。一方、処置 2 回目に該当するケース 4 での交差項の係数は正の値であるが有意ではない。 DE に関しては、処置 1 回目であるケース 3 においてケースダミーと処置ダミーの交差項の係数が有意に負の値を示している(係数-0.21, 標準偏差 0.06)が、処置 2 回目であるケース 4 の係数は有意ではない。

以上から、トリートメント群の実験参加者は、処置効果により損失を実現する傾向が高まり PLR が増加したことで、結果的に DE が減少したと解釈できる。このことは本実験の処置が損失領域に対する指示であったことと整合的な結果である。ケース 3 でのみ有意な処置効果が観察され、ケース 4 では観察されなかった理由としては、処置効果が回数を経るごとに低減することによるもの、あるいはケース 3 とケース 4 の相場トレンドの違いが原因として推察される。この点に関しては次章の頑健性の確認において再度検討する。

3.6.1.2. ロング・ショート別の処置効果の推定

Disposition effect はショートポジションよりもロングポジションにおいてより強く観察されるという Choe and Eom (2009)の指摘を踏まえ、処置効果がロングポジションとショートポジションで異なる可能性を考慮して、ロングポジションのみの取引とショートポジションのみの取引に分けてそれぞれ DID 推定を実施した。ロングポジションのみを対象とした推定結果を表 3.8 に、ショートポジションのみを対象とした推定結果を表 3.9 に示す。

表 3.8 で確認される通り、ロングポジションのみの推定において、*PLR* を被説明変数とした場合、ケース 3 の係数が有意に正(係数 0.17, 標準偏差 0.07)であることに加え、ケース 4 においても係数が有意に正(係数 0.16, 標準偏差 0.07)となっている。また *DE* に関しても同様に、ケース 3 の係数が有意に負(係数-0.15, 標準偏差 0.09)であることに加え、ケース 4 においても係数が有意に負(係数-0.18, 標準偏差 0.08)となっている。全取引を対象とした推定ではケース 3 でのみ処置効果が確認できたが、ロングポジションに対してはケース 3 だけではなくケース 4 においても処置効果が確認できる。一方、表 3.9 の通り、ショートポジションに対して処置効果が確認されるのは、*PLR* を被説明変数とした場合のケース 3 においてのみである(係数 0.16, 標準偏差 0.08)。

3.6.2. 投資パフォーマンスに対する処置効果

最終損益(*PL*)および手数料(*Commission*)を対象とした DID 推定の結果を表 3.10 に示す。最終損益に関しては、ケース 3 におけるケースダミーと処置ダミーの交差項の係数が有意ではなく、ケース 4 の係数は有意に正の値を示している(係数 172,547, 標準偏差 100,066)。一方、ケース 5 の交差項の係数は有意に負の値を取っている(係数 -188,740, 標準偏差 100,066)。

3.6.1 章の *disposition effect* に対する処置効果と照らし合わせて考察すると、本研究における実験環境では、教育的介入による *disposition effect* の軽減が安定的な損益の改善にはつながっていないことが分かる。この理由として、教育的介入により行動バイアスそのものは比較的短期間で変容するが、行動バイアスの変容を通じたパフォーマンスの改善を確認するには、ある程度長期にわたって運用する必要があるためだと考えられる。本研究では実験期間が限られていることから *disposition effect* の軽減が長期的に投資パフォーマンスの改善をもたらすというパターンを安定的に確認できなかった可能性がある。

手数料に関しては処置の有意な影響はなく、教育的介入による取引頻度への影響は存在しないことが確認できる。したがって、最終損益に与える処置効果は、取引頻度の変化に起因したものではないことがわかる。

3.6.3. 分析結果のまとめ

上述の通り「ルールに従い損切りを実施するべき」という損切りルールを教え

る処置により、*PLR* を高める形で *disposition effect* を軽減させることが可能であることが確認された。その効果は特にロングポジションに対して強く有効であることが示された。一方で、*disposition effect* の軽減は短期的には投資パフォーマンスには直接影響しないことが示唆された。

3.7. 頑健性の確認

3.7.1. Propensity Score Matching(PSM) を用いた分析

本実験では RCT の手法を用いているが、二群の分類は事業会社の人事担当者が実施したもので、数学テストの成績が二群間でほぼ等しくなるように振り分けられたため、完全なランダム化とはなっていないおそれがある。そこで、実験以前に取得した個人属性（認知反射テストスコア、認知反射テスト回答速度、数学テストスコア、危険回避度、投資経験、性別、最終学位）を用いてマッチングを行った上で、処置前後での *DE* の変化を処置の有無によって推定した。表 3.11 に示す通り、マッチングを行った推定においてもマッチングを行っていない場合の推定結果と同様に、トリートメント群のほうが処置後に *DE* が減少していることが確認できた。

3.7.2. 処置以前の *disposition effect* の高低を考慮した分析

処置以前の *disposition effect* により処置効果が異なる可能性を考慮し、処置以前の *DE* が平均以上の群と平均以下の二群にサンプルを分けて処置効果をそれぞれ推定した。ここで、処置以前の *disposition effect* にはケース 1 とケース 2 での *DE* の値を各ケースの取引日数で加重平均した値を用いた。高 *DE* 群の推定結果を表 3.12 に、低 *DE* 群での推定結果を表 3.13 に示す。

表 3.12 及び表 3.13 の通り、処置以前の *DE* の高低によらずケース 3 において処置効果により *PLR* が増加し *DE* が減少することが確認された。さらに *DE* を被説明変数とした場合の交差項の係数の推定値を確認すると、高 *DE* 群では係数 -0.15、標準偏差 0.09 であるのに対し、低 *DE* 群では係数 -0.28、標準偏差 0.09 である。このことから、処置以前の *disposition effect* が少ない実験参加者に対してより強い処置効果が見られると解釈できる。

3.7.3. トレンドを考慮した分析

本実験では、全 5 回の実験ケースのうちケース 3 のみトレンドのある相場であり、それ以外はトレンドがない相場であった。トレンドの有無が投資行動および処置効果に影響を及ぼす可能性を考慮し、ケース 3 を除いた 4 ケースのみを用いた DID 推定を実施した。その結果、処置を行ったケース 4 において、全サンプルを用いた推定と同様の処置効果が観測された。推定結果を表 3.14 に示す。

PLR に関しては、処置 2 回目であるケース 4 においてケースダミーと処置ダミーの交差項の係数は有意に正の値を示している(係数 0.08, 標準偏差 0.04)。DE に関しては、ケース 4 においてケースダミーと処置ダミーの交差項の係数が有意に負の値を示している(係数-0.10, 標準偏差 0.06)。このことから、トレンドの有無によらず処置効果により disposition effect が軽減すると解釈できる。ただし、PLR 及び DE いずれにおいても交差項の係数の絶対値は表 3.8 で確認した全サンプルを対象とした場合のケース 3 での交差項の係数の絶対値よりも小さい値であり、相場にトレンドがある場合のほうが処置効果が強くみられると解釈できる。ケース 3 は下落トレンドを有する相場であり、投資家がベアマーケットのほうが disposition effect の影響を受けやすく、また学習の速度も速いとする Muhl and Talpsepp (2018)の指摘と一致する結果と言える。

3.7.4. 評価損が発生した取引に限定した分析

本研究では、トリートメント群に対して一定のルールに従い損切りを行うように指示を与えたが、取引期間中に大きな損失が発生せず、損切りルールを適用する必要がなかった実験参加者も存在する。そこで、評価損が一定水準以上発生した取引に限定して処置効果を分析した。具体的には、一度でも評価損が発生した取引に限定したサンプルと、mini1 枚あたりの評価損が 5,000 円以上になった取引に限定したサンプルを用いて DE を被説明変数とした DID 推定を実施した。推定結果を表 3.15 に示す。

表 3.15 (2) の通り、損失が一度でも発生した取引に限定したサンプルにおいてもケース 3 において処置効果により DE が有意に軽減することが確認された。また表 3.15 (3) の通り mini1 枚あたりの評価損が 5,000 円以上になった取引に限定したサンプルに対しては、ケース 3 だけでなくケース 4 においても処置効果が有意に観察された。損失が一定以上発生したサンプルに限定することで、より明瞭に処置効果が観測できたと解釈できる。

3.8. おわりに

本研究では、損切りの重要性を教育的観点から指導する介入により **disposition effect** という行動バイアスを軽減できるかどうかを実験的に分析した。その結果、第一に、処置を通じて **disposition effect** を軽減させることが可能であることが示された。また第二に、ロングポジションとショートポジションの比較から、ロングポジションに対してより顕著に処置効果が観察された。最後に、相場にトレンドがある場合により強く処置効果が得られることが示唆された。以上の結果は、成人の投資行動に対しても教育的介入が有効であることを示すと同時に、**disposition effect** を対象とした介入の効果の大小には相場トレンドが影響することを示唆するものである。

最後に本研究の課題についての考察を述べる。まず処置の強度について考察する。教育的指導の本来の目的は、学習が定着して指示が与えられなくなっても自発的に望ましい行動ができるようになることである。しかしながら本実験では処置をとりやめたケース 5 では処置効果は観測されなかった。処置後も効果が持続するために必要な処置の回数や指導方法については現段階では明確ではない。処置の回数を増やしたり、1 回あたりの教育の時間を変更したり、あるいはルールを守らなかった場合の罰則を強化するなどにより処置の強度を高めた場合に処置効果が変化するかどうかを分析する必要がある。

また、処置の内容に関しても工夫が可能である。本実験では損切り基準の基準はトリートメント群において全ケースとも同一であったが、トリートメント群を複数に分けて異なる損切り基準を設けたり、ケースごとに損切り基準を変化させることによって、**disposition effect** の軽減に最適な損切り基準を分析することが可能になると考えられる。また、**disposition effect** は損失領域と利潤領域で行動に偏りが出ることから、損切り基準だけでなく利益確定基準を指導した場合の処置効果を調べることも重要と考えられる。

続いて実験環境に関する課題を考察する。模擬市場を用いた取引では、売買において利益が出ても実験参加者には金銭的な便益が発生しないという点で実取引との差異が存在する。本実験では報酬を一切与えていないが、投資パフォーマンスに応じた報酬を与えた場合に結果が変化するかを調査することが望ましい。また、本実験ではトレンドのない相場と下落トレンドがある相場のみを対象としたが、上昇トレンドの相場の場合の処置効果を比較することも必要と考えら

れる。現段階では RCT の手法で投資行動に与える教育効果の分析を行った研究はまだ数少なく、模擬市場を活用した今後のさらなる研究が期待される。

加えて、介入処置の対象とする行動バイアスもさらなる検討課題である。本研究では、投資行動における代表的な行動バイアスとして **disposition effect** を処置の対象としたが、**disposition effect** だけではなく、代表性ヒューリスティクスや利用可能性ヒューリスティクスなどの行動バイアスなども、投資行動に影響する行動バイアスであり、これらのバイアスの是正に適した介入処置とバイアスの計測を行うことが今後の課題として挙げられる。

さらに、実験参加者についても工夫の余地がある。例えばプロのトレーダーと個人投資家を比較することで、投資行動に影響する要因の分析や、取引経験に応じた処置効果を分析することが有益だと考えられる。

上記のような分析を通じ、今後は処置の内容や対象、インセンティブの与え方などを工夫することでより幅広い教育的介入の因果効果を研究できると考える。

3.9. 図表等

図 3.1 VTS² 2019 年度版 取引画面

模擬市場の参加者は画面左上の「News」エリアに配信されるニュースを読み、市場への影響を判断したうえで、画面左下の「Order」エリアで売買を行う。取引はザラ場形式である。保有している現金及びポジションと損益は画面中段の「Position」エリアで常に確認することができる。

The screenshot displays the VTS² trading interface with the following sections:

- Info:** FirmA Trader001, 2018 06/02 14:00
- News:**
 - <1-3月GDP成長率> 前期比+0.3%、年率換算+1.2%、予想を上回る
 - <コンビニ売上高> 既存店2.7%増
 - <指標予測：1-3月GDP> 前期比0.2%増、年率換算0.9%増
- Product:**

コード	銘柄名	タイプ	満期日	現値	IV	Delta
0001	日経平均	指標		22,209.65	...	
0010	金利	金利		0.10%	...	
0020	円/ドル	為替		112.30	...	
M225-06	6月日経mini	先物	2018 06/10	22,210	...	0.10
- Position:**

現金	証拠金総額	損益合計	手数料合計
506,400	550,000	105,000	1,100

コード	銘柄名	枚数	現値	前日比	時価	IV	コスト	実現損益	評価損益	損益合計	手数料
M225-06	6月日経mini	5	22,210	95	11,105,000	...	22,000	0	105,000	105,000	1,100
- Order:**

価格	枚数	注文数
22,230	538	4
22,225	625	4
22,220	572	3
22,215	494	3
22,210	527	5
22,205	502	3
22,200	642	4
22,195	524	4
- OrderManagement:**

銘柄名	B/S	状態	現値	注文数	注文価格	約定数	約定価格	発注日
M225-06	新規買	全出来	22,210	5	22,000	5	22,000	2018 05/31

図 3.2 実験の流れ

処置の効果を調べるため、実験参加者をコントロール群とトリートメント群の二群に分ける。ケース 1 及びケース 2 では二群間に実験設定の違いはなく、ケース 3 とケース 4 の直前にトリートメント群にのみ一定のルールで損切りを行うよう処置を与える。ケース 5 では再び両群同一条件とし一切処置を与えない。



表 3.1 価格パスと配信ニュースの例

模擬市場内では仮想の日時が進行しており、該当する日時になるとあらかじめ設定されたニュースが配信される。また設定により、指定した仮想日時に指定した日経平均の値を実現するようにコンピュータトレーダーが売買する。

日付	ヘッドライン	詳細	Index
3月7日	<消費支出>消費支出2.5%増、 6ヵ月連続プラス	総務省が発表した先月の全世帯の家計調査によると、一世帯あたりの消費支出は32万3,405円で、前年同月比2.5%増加となり、前年水準を6ヵ月連続で上回った。同省は「約6割を占めるサラリーマン世帯を中心に消費を後押ししている」と判断している。	22,109.60
3月8日	<民間設備投資>今年度は前年度比20%の増加の見込み	経済産業省が発表した今年度の民間設備投資計画によると、前年度比20%増の見込み。特にIT分野は30%増と大幅な伸びを見込んでおり、需要が引き続き強いことを示している。	22,189.67
3月9日	<市場予測>政策金利引上げ幅は0.25%が市場コンセンサス	日銀による政策金利引上げは時間の問題と見られている。現在0.25%の政策金利がどれだけ引上げられるかを、市場は注目している。民間シンクタンク14社の引上げ幅の予想は0.15～0.35%の範囲に収まっており、そのうちの10社が0.25%としている。	22,244.73

表 3.2 実験ケース概要

全 5 ケースの取引実験を行った。各実験は 1 ケースあたり 15 分前後で、取引対象商品はいずれも日経 225mini である。取引開始時点で 1,000,000 円の資金が与えられている。ケース 3 からケース 5 では現金に加えて日経 225mini の 5 枚の買い持ちも与えられている。

Experience	Time(min)	Number of News	Initial position	Cash	Treatment
Case1	12	13	-	1,000,000 JPY	no
Case2	17	22	-	1,000,000 JPY	no
Case3	11	18	5 contracts long of Nikkei 225 mini	1,000,000 JPY	yes
Case4	15	16	5 contracts long of Nikkei 225 mini	1,000,000 JPY	yes
Case5	9	17	5 contracts long of Nikkei 225 mini	1,000,000 JPY	no

表 3.3 実験ケースの相場設定

各ケースでの日経 225mini の値動きの概要を示す。長期移動平均線と短期移動平均線が交差した場合にはトレンドがあると判断した。

Experience	Price(Start)	Price(End)	Average daily return	Daily Volatility	holding period return	Trend
Case1	21,835	22,670	0.25%	10.26%	3.82%	no
Case2	20,000	19,875	-0.05%	6.81%	-0.63%	no
Case3	22,040	20,400	-0.96%	18.22%	-7.44%	yes
Case4	21,995	22,260	0.08%	13.39%	1.20%	no
Case5	22,000	21,215	-0.51%	23.47%	-3.57%	no

表 3.4 実験データの記述統計量

PGR および PLR は 0 から 1 の間をとる値である。DE は PGR から PLR を差し引いた値であり、-1 から 1 の間をとる。PL は 1 ケースが終了した時点での損益で、未実現損益と実現損益の合計額を表す。

Variable	Definition	Obs.	Mean	Std. Dev.	Min.	Max.
<i>PGR</i>	The proportion of gain realized	560	0.50	0.21	0.00	1.00
<i>PLR</i>	The proportion of loss realized	556	0.46	0.25	0.00	1.00
<i>DE</i>	dispositon effect (PGR-PLR)	556	0.04	0.32	-0.80	1.00
<i>PL</i>	Final Profit/Loss without commission in one case (Unit: Yen)	560	705,920	643,121	-421,000	2,978,500
<i>Commission</i>	Total transaction fee in one case. (The commission rate was 0.01% of the trading value.) (Unit: Yen)	560	32,446	17,753	3,097	99,477

表 3.5 個人属性の記述統計量

認知反射テストは 3 点満点のテスト、数学テストは 300 点満点のテストである。危険回避度の計測には、池田・筒井 (2006) が実施した危険回避度に関するアンケート調査を採用している。投資経験、性別、学位は 0 または 1 の二値のいずれかをとる。

Attribute	Definition	Obs.	Mean	Std. Dev.	Min.	Max.
<i>CRT Score</i>	Score on cognitigve reflection test (CRT) CRT test consists of 3 questions , and the score is from 0 point to 3 point. (Unit : Point)	112	1.90	0.98	0.00	3.00
<i>CRT Time</i>	Time needed to solve CRT test Generally, CRT test can be solved within 300seconds. (Unit : Second)	112	100.23	38.02	23.00	188.00
<i>Math Score</i>	Score on math test (300 points out of the total of 3 tests) (Unit : Point)	112	177.44	50.62	51.00	287.00
<i>RA Score</i>	Score on risk aversion test (Unit : Point)	112	0.00005	0.00010	-0.0001	0.0003
<i>Experience</i>	Investment experinece in stocks, foreign exchange trading, commodity or sotck futures, or other financial products. (0 : No experience / 1: Have experience)	112	0.21	0.41	0.00	1.00
<i>Female</i>	1: female / 0 : male	112	0.13	0.34	0.00	1.00
<i>Degree</i>	1 : master's degree and above / 0: otherwise	112	0.58	0.50	0.00	1.00

表 3.6 個人属性の記述統計量(コントロール群とトリートメント群の比較)

トリートメント群とコントロール群の二群間での個人属性に関する t 検定の結果を示す.

<i>Attribute</i>	<i>Control</i>		<i>Treatment</i>		p-value
	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.	
<i>CRT Score</i>	2.00	0.12	1.80	0.14	0.28
<i>CRT Time</i>	96.58	4.64	104.02	5.51	0.30
<i>Math Score</i>	179.77	6.27	175.02	7.30	0.62
<i>RA Score</i>	0.000045	0.000013	0.000053	0.000013	0.67
<i>Experience</i>	0.19	0.05	0.22	0.06	0.74
<i>Female</i>	0.21	0.05	0.05	0.03	0.02 **
<i>Degree</i>	0.58	0.07	0.58	0.07	0.98
Obs.	57		55		

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

表 3.7 disposition effect に対する処置効果

PGR 及び PLR と DE を被説明変数とした DID 推定の結果を示す. 処置を行ったケースはケース 3 及びケース 4 であり, 各ケースでの処置効果は DID の項目で確認できる.

<i>Dependent variable</i>	<i>PGR</i>		<i>PLR</i>		<i>DE</i>	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent Variables						
Treatment	-0.05	0.03 *	0.00	0.03	-0.06	0.05
CaseDum2	0.12	0.02 ***	0.01	0.03	0.11	0.04 ***
CaseDum3	0.27	0.02 ***	0.03	0.04	0.24	0.05 ***
CaseDum4	0.13	0.02 ***	0.02	0.04	0.11	0.05 **
CaseDum5	0.29	0.02 ***	0.21	0.04 ***	0.08	0.05 *
DID						
CaseDum3 × Treatment	0.02	0.03	0.22	0.05 ***	-0.21	0.06 ***
CaseDum4 × Treatment	-0.02	0.03	0.08	0.05	-0.10	0.06
CaseDum5 × Treatment	-0.01	0.03	-0.02	0.05	0.01	0.06
<i>cons</i>	0.36	0.02 ***	0.37	0.03 ***	-0.01	0.04
No. Obs.	560		556		556	
No. Groups	112		112		112	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

表 3.8 disposition effect に対する処置効果 (ロングポジションのみ)

ロングポジションに限定して計測した DID 推定の結果を示す。

Dependent variable	<i>PGR_Long</i>		<i>PLR_Long</i>		<i>DE_Long</i>	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent Variables						
Treatment	-0.05	0.03	-0.05	0.04	0.00	0.06
CaseDum2	0.05	0.02 **	0.10	0.04 ***	-0.05	0.05
CaseDum3	0.22	0.03 ***	0.27	0.05 ***	-0.04	0.07
CaseDum4	0.07	0.03 **	0.03	0.05	0.04	0.06
CaseDum5	0.38	0.03 ***	0.23	0.05 ***	0.15	0.06 **
DID						
CaseDum3 × Treatment	0.01	0.04	0.17	0.07 **	-0.15	0.09 *
CaseDum4 × Treatment	-0.02	0.04	0.16	0.07 **	-0.18	0.08 **
CaseDum5 × Treatment	0.01	0.04	0.04	0.07	-0.03	0.08
<i>_cons</i>	0.39	0.03 ***	0.35	0.03 ***	0.04	0.05
No. Obs.	560		534		534	
No. Groups	112		112		112	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

表 3.9 disposition effect に対する処置効果 (ショートポジションのみ)

ショートポジションに限定して計測した DID 推定の結果を示す。

Dependent variable	<i>PGR_Short</i>		<i>PLR_Short</i>		<i>DE_Short</i>	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent Variables						
Treatment	-0.04	0.03	0.02	0.05	-0.07	0.06
CaseDum2	0.25	0.02 ***	-0.12	0.05 ***	0.38	0.05 ***
CaseDum3	0.40	0.03 ***	-0.14	0.06 **	0.57	0.07 ***
CaseDum4	0.25	0.03 ***	0.02	0.06	0.24	0.07 ***
CaseDum5	0.32	0.03 ***	0.07	0.06	0.27	0.07 ***
DID						
CaseDum3 × Treatment	0.04	0.04	0.16	0.08 **	-0.14	0.10
CaseDum4 × Treatment	-0.04	0.04	0.03	0.08	-0.06	0.09
CaseDum5 × Treatment	-0.02	0.04	0.03	0.08	-0.05	0.09
<i>_cons</i>	0.34	0.02 ***	0.53	0.04 ***	-0.20	0.05 ***
No. Obs.	558		519		519	
No. Groups	112		112		112	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

表 3.10 投資パフォーマンスに対する処置効果

最終損益 (PL) 及び手数料 (Commission) を被説明変数とした DID 推定の結果を示す。処置を行ったケースはケース 3 及びケース 4 であり，各ケースでの処置効果は DID の項目で確認できる。

Dependent variable	PL			Commission		
	Coef.	Std. Err.		Coef.	Std. Err.	
Independent Variables						
<i>Treatment</i>	42,150	81,187		-704	2,616	
<i>CaseDum2</i>	-333,192	57,764	***	6,776	1,248	***
<i>CaseDum3</i>	649,202	75,837	***	14,764	1,639	***
<i>CaseDum4</i>	497,071	75,837	***	25,008	1,639	***
<i>CaseDum5</i>	523,422	75,837	***	20,151	1,639	***
DID						
<i>CaseDum3 × Treatment</i>	-64,639	100,066		-941	2,163	
<i>CaseDum4 × Treatment</i>	172,547	100,066	*	1,241	2,163	
<i>CaseDum5 × Treatment</i>	-188,740	100,066	*	-444	2,163	
<i>_cons</i>	425,859	63,804	***	19,466	1,936	***
No. Obs.	560			560		
No. Groups	112			112		

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

表 3.11 Propensity Score Matching による処置効果

個人属性 (認知反射テストスコア, 認知反射テスト回答速度, 数学テストスコア, 危険回避度, 投資経験, 性別, 最終学位) を用いて傾向スコアをマッチングした上で, 処置前後での DE の変化をトリートメントの有無によって比較した。表の DE(Case3-Case1,2)はケース 1 及びケース 2 での加重平均 DE とケース 3 での DE の階差を, DE(Case4-Case1,2)はケース 1 及びケース 2 での加重平均 DE とケース 4 での DE の階差を対象とした推定値を表す。

Dependent variable	DE (Case3-Case1,2)		DE (Case4-Case1,2)	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent Variable				
Treatment	-0.25	0.09 ***	-0.14	0.06 **
No. Obs.	108		108	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

表 3.12 高 DE 群に限定した処置効果

処置前のケース 1 及びケース 2 での DE の平均値が平均以上だった実験参加者に限定した DID 推定の結果を示す。

Dependent variable	PGR		PLR		DE	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent Variables						
Treatment	-0.07	0.04 *	0.02	0.04	-0.09	0.06
CaseDum2	0.11	0.03 ***	0.02	0.04	0.09	0.05 *
CaseDum3	0.24	0.03 ***	0.14	0.05 ***	0.11	0.07 *
CaseDum4	0.09	0.03 ***	0.11	0.05 **	-0.03	0.06
CaseDum5	0.25	0.03 ***	0.28	0.05 ***	-0.03	0.06
DID						
CaseDum3 × Treatment	0.00	0.04	0.14	0.07 *	-0.15	0.09 *
CaseDum4 × Treatment	-0.03	0.04	0.07	0.07	-0.10	0.09
CaseDum5 × Treatment	-0.06	0.04	-0.04	0.07	-0.01	0.09
<i>cons</i>	0.47	0.03 ***	0.28	0.04 ***	0.19	0.05 ***
No. Obs.	280		277		277	
No. Groups	56		56		56	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

表 3.13 低 DE 群に限定した処置効果

処置前のケース 1 及びケース 2 での DE の平均値が平均以下だった実験参加者に限定した DID 推定の結果を示す。

Dependent variable	PGR		PLR		DE	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent Variables						
Treatment	-0.02	0.03	-0.03	0.05	0.01	0.06
CaseDum2	0.14	0.02 ***	0.00	0.04	0.13	0.05 ***
CaseDum3	0.30	0.03 ***	-0.09	0.06	0.39	0.07 ***
CaseDum4	0.17	0.03 ***	-0.09	0.06	0.26	0.07 ***
CaseDum5	0.34	0.03 ***	0.13	0.06 **	0.21	0.07 ***
DID						
CaseDum3 × Treatment	0.03	0.04	0.32	0.07 ***	-0.28	0.09 ***
CaseDum4 × Treatment	-0.01	0.04	0.11	0.07	-0.12	0.09
CaseDum5 × Treatment	0.03	0.04	0.02	0.07	0.01	0.09
<i>cons</i>	0.24	0.03 ***	0.48	0.04 ***	-0.24	0.05 ***
No. Obs.	279		279		279	
No. Groups	56		56		56	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

表 3.14 トレンドの無いケースに限定した処置効果

相場にトレンドが生じていたケース 3 を除いたサンプルを用いた DID 推定結果を示す。

Dependent variable	PGR		PLR		DE	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent Variables						
Treatment	-0.05	0.03 *	0.00	0.03	-0.06	0.04
CaseDum2	0.12	0.02 ***	0.01	0.03	0.11	0.03 ***
CaseDum4	0.13	0.02 ***	0.02	0.03	0.11	0.04 **
CaseDum5	0.29	0.02 ***	0.21	0.03 ***	0.08	0.04 **
DID						
CaseDum4 × Treatment	-0.02	0.03	0.08	0.04 *	-0.10	0.06 *
CaseDum5 × Treatment	-0.01	0.03	-0.02	0.04	0.01	0.06
<i>cons</i>	0.36	0.02 ***	0.37	0.02 ***	-0.01	0.03
No. Obs.	448		448		448	
No. Groups	112		112		112	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

表 3.15 損失発生取引に限定した処置効果

DE を被説明変数とした場合の DID 推定結果を示す。(1)は全サンプル、(2)は一度でも損失が発生したサンプル、(3)は mini1 枚あたり 5,000 円以上の評価損が発生したサンプルでの分析結果である。

Dependent variable	DE		DE (Loss=Y)		DE (Loss< -5,000)	
	(1)		(2)		(3)	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent Variables						
Treatment	-0.06	0.05	-0.06	0.05	-0.06	0.05
CaseDum2	0.11	0.04 ***	0.11	0.04 ***	0.14	0.04 ***
CaseDum3	0.24	0.05 ***	0.24	0.05 ***	0.29	0.05 ***
CaseDum4	0.11	0.05 **	0.11	0.05 **	0.15	0.06 ***
CaseDum5	0.08	0.05 *	0.08	0.05 *	0.11	0.05 **
DID						
CaseDum3 × Treatment	-0.21	0.06 ***	-0.21	0.06 ***	-0.33	0.08 ***
CaseDum4 × Treatment	-0.10	0.06	-0.09	0.06	-0.12	0.07 *
CaseDum5 × Treatment	0.01	0.06	0.01	0.06	0.00	0.07
<i>cons</i>	-0.01	0.04	-0.01	0.04	-0.06	0.04
No. Obs.	556		554		400	
No. Groups	112		112		110	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

4. Who Learns Well from Boosting? - Heterogeneous Treatment Effects on the Disposition Effect

4.1. Introduction

With the deepening of research in behavioral economics, it has become widely known that irrational behavioral biases and heuristics drive our decisions. Behavioral biases and heuristics can prevent us from getting the desired results. For example, people tend to draw statistically incorrect conclusions, such as the Linda problem³ (Tversky and Kahneman, 1983), or make different judgments about the same event depending on the salience of the information (see Kahneman, 2012). The prospect theory (Kahneman and Tversky, 1979), in which the shape of the value function under uncertainty is assumed to be concave for profits and convex for losses, is a representative model that explains how such irrational decision-making occurs.

One of the typical biases thought to be explained by prospect theory is the disposition effect, which is the tendency of an investor to realize winning positions rather quickly while holding on to losing positions (Odean, 1998). According to the assumptions of prospect theory, investors are risk-loving in the loss domain and, therefore, reluctant to realize valuation losses. Alternatively, in the profit domain, they are risk-averse and therefore tend to realize valuation gains immediately, resulting in the disposition effect. The disposition effect inevitably leads to lost opportunities, which is not an optimal investment behavior. Some researches show that the disposition effect negatively affects investment performance (Seru et al., 2010; Locke and Mann, 2005).

The purpose of the present paper is to deal with our behavioral biases and achieve better welfare. Behavioral insights, such as nudging and boosting based on behavioral economics, can be helpful to manage our biases in decision-making. Among these approaches, considering behavioral insights in investment is an essential issue because it can reduce the economic disadvantages caused by behavioral biases. A good example of boosting approaches in investment behavior is Ando (2021). She shows through

³ Linda problem is an example of a conjunction fallacy that originated with Tversky and Kahneman (1983). The conjunction fallacy occurs when it is assumed that specific conditions are more probable than a single general one. Tversky and Kahneman (1983) argue that most people get this problem wrong because they use a heuristic procedure called representativeness to make judgments.

experiments that the disposition effect can be mitigated on average by teaching investors the importance of cutting their losses.

Although the results of Ando (2021) are significant as they show that boosting is effective for trading behavior, they are still insufficient for actual application to financial literacy education. This inadequacy is due to the fact that Ando (2021) lacks a perspective on the differences in effects caused by the heterogeneity of individuals who receive boosting. Behavioral interventions can improve people's well-being, but the effect of the intervention depends on their heterogeneity.⁴ Behavioral insights are not always a panacea, and it is essential to clarify when cases work and when they do not. The study by Ando (2021) should also clarify the effects of heterogeneity.

Against this background, this study extends the work of its companion paper, Ando (2021), to examine the implication of investor heterogeneity for the treatment effects of education on the disposition effect. To conduct this examination, I use the same dataset as Ando (2021) and focus on individual attributes such as gender, cognitive ability, and investment experience that studies have reported as direct determinants of the disposition effect and examine the effect of these attributes on boosting. Ando (2021) used a difference-in-difference (DD) approach to analyze uniform treatment effects. In contrast, I use a difference-in-difference-in-difference (DDD) approach to explicitly address which individual attributes increase or decrease the effect of boosting.

The results of my experiment can be summarized as follows: the effect of boosting on the disposition effect is not uniform across individual attributes. First, the experiment shows a more substantial reduction in the disposition effect through educational treatment when the investor's cognitive ability is higher. Second, investors with more than three years of investment experience show a more significant decrease in the disposition effect after boosting than investors with no investment experience. However, for investors with only one or two years of investment experience, boosting increases the disposition effect, contrary to its intention. These results indicate that

⁴ For example, applying the same tax policy to different countries or regions will have different effects. Patients who take the same medicine will have different results that depend on their age and medical history. The organization of the Ministry of the Environment, Government of Japan, BEST (2019), states: "Effective examples of using behavioral insights in other countries may not always work out in the same way in Japan because cultures, customs, and other aspects are different."

considering investors' cognitive ability and investment experience is essential when analyzing the treatment effect of boosting because these factors influence the effectiveness of education. Additionally, education in the very early stages of investment (i.e., no experience) is essential to encourage investors to make rational decisions as investors with no investment experience can learn more effectively about the necessity of cutting losses than investors with one or two years of investment experience. I have clarified the effect of the treatment on the disposition effect, but I have not analyzed the effect on performance because behavioral change takes more time to have a long-lasting effect on trading performance.

The remainder of this paper is organized as follows: In Section 4.2, I provide an overview of the relevant studies and present the position of this study. Section 4.3 presents the experimental design. The data are described in Section 4.4. In Section 4.5, I describe the model used for the analysis. Section 4.6 presents the effects of individuals' attributes on the education treatment of the disposition effect. Section 4.7 presents a summary of this study and topics for future studies. Note that this study uses the experimental data of Ando (2021) to deepen her research. For this reason, the experimental design, tools, intervention methods, and data sets described in Chapters 3 and 4 below are all the same as those of Ando (2021), the source of the citation.

4.2. Literature review and contribution

4.2.1. Disposition effect

The disposition effect is a well-known behavioral bias in which investors dispose of profitable positions early while holding losing positions longer (Odean, 1998). As with other heuristics and biases, the disposition effects can lead to irrational decision-making under uncertainty. Seru et al. (2010) showed that investors with lower disposition effects have higher investment performance.

The extent of the disposition effect varies between individuals, and many empirical studies exist on its determinants. For example, Grinblatt et al. (2012) show that investors with higher IQs demonstrate a smaller disposition effect. Moreover, Rau (2014) shows that the disposition effect is more significant for women. Vaarmets et al. (2019) find that the disposition effect is smaller for investors with higher levels of education.

However, two opposing arguments exist on the effect of investment experience. Some studies show that investment experience effectively reduces the disposition effect (e.g., Da Costa et al., 2013; Dhar and Zhu, 2006). However, one study argues that the disposition effect does not depend on investment experience (Frazzini, 2006).

Recently, two types of studies have emerged concerning treatment methods to reduce the disposition effect. One uses institutional devices as the treatment. For example, Fischbacher et al. (2017) show that stop-loss orders effectively reduce the disposition effect. Ando (2021) uses boosting to point out that teaching people the importance of cutting their losses can reduce their disposition effect. These studies show that the treatment can mitigate the disposition effect, but they do not show how much the treatment differs among heterogeneous individuals.

4.2.2. Nudging and boosting

Two contrasting approaches to behavioral change are nudging and boosting. Nudging is an intervention designed to guide people in a particular direction while maintaining freedom of choice (Thaler and Sunstein, 2008). Nudging takes advantage of people's cognitive deficiencies to encourage them to make better decisions.⁵ Typical examples of nudging are changing the default option to encourage pension enrollment (Beshears et al., 2006) or encouraging people to choose healthier foods by making the information as clear and simple as possible (Van Gestel et al., 2018). Nudging can help improve decision-making in health and wealth. However, a criticism of nudging is that it undermines people's autonomy by deliberately using their irrationality to influence their choices (Wilkinson, 2013; Saghai, 2013) and reducing their ability to make autonomous decisions (Hausman and Welch, 2010; Selinger and Whyte, 2012).

Boosting has emerged as an alternative behavioral approach to this criticism (Hertwig and Grüne-Yanoff, 2017; Grüne-Yanoff et al., 2018). Boosting is a policy approach that allows people to improve their competencies and literacy and develop decision-making capabilities on their initiative (BEST: Japan's national Behavioral

⁵ Nudging is based on the philosophy of libertarian paternalism. Thaler and Sunstein (2008) defined the concept as: "A nudge, as we will use the term, is any aspect of the choice architecture that alters people's behavior in a predictable way without forbidding any options or significantly changing their economic incentives."

Sciences Team, 2019). The focus of boosting is on interventions that help people develop their independence by developing existing abilities or instilling new ones. Examples of boosting are teaching statistical literacy to enhance the ability to scrutinize potentially manipulated information, teaching citizens the symptoms and coping strategies for myocardial infarctions and strokes, or providing a simple and highly efficient decision tree that supports decisions under uncertainty (Grüne-Yanoff and Hertwig, 2016).

Nudging assumes somewhat mindless, passive decision-makers hostage to a rapid and instinctive automatic system (Thaler and Sunstein, 2008). By contrast, boosting assumes a decision-maker whose competencies can be improved by enriching skills and decision tools. Using Kahneman's (2012) definitions of two different ways in which the brain forms thoughts, nudging uses the unconscious System 1 and boosting uses the concept of training under the contemplation System 2.⁶

Grüne-Yanoff and Hertwig (2016) show that boosting contains at least three approaches. The first is to foster risk competence in situations where risks are known and measurable. The second is to identify the limited core of factual and procedural smart knowledge that constitutes health, risk, dietary, or financial literacy and to boost people's competence by teaching them these domain-specific ABCs. The third approach is to build and teach simple, intuitive, and efficient heuristics to support decisions in various situations for which knowledge about risks is incomplete and uncertain. Considering these three approaches, this study uses investment behavior as the best area to apply boosting.

4.2.3. Experimental market

There are two types of experimental markets: an artificial market consisting entirely of computer simulations and a simulated experimental market in which humans also participate in transactions. Artificial markets help with investigating the effect of institutional design on the market. For example, Yagi et al. (2011) use an artificial market

⁶ The dual-process theory helps us understand how we make decisions. The theory assumes that "thinking has two modes: fast thinking and slow thinking." The terms System 1 and System 2 were coined by Stanovich and West (2000) and popularized by Kahneman (2012). System 1 is intuitive, fast, automatic, effortless, implicit, and emotional. System 2 is slower, more cautious, and logical and requires effort and energy.

to analyze the effect of short-selling regulations on the stock market. NASDAQ uses an artificial market to examine the effect of changes in nominal tick size on investors (Darley and Outkin, 2007). On the other hand, the simulated experimental market is a suitable experimental environment for analyzing investor behavior (Ando 2021). For example, Ueda et al. (2008) show that professional traders have a weak disposition effect by comparing individual investors in a simulated market.

An experimental market provides a pure measure of traders' behavior than a real market, with more control over irrelevant variables that might affect the results. However, some studies have pointed out that the experimental market is not a perfect representation of the actual market. For example, in the experiment conducted by Corgnet et al. (2018), investors made decisions in a setting that was very different from an actual market and that the prices of the traded asset could have only three values. In experimental studies, it is essential to construct a market as close to reality as possible in terms of pricing and trading, even while using a controlled mechanism that enables the measurement of the target data alone (Ando, 2021).

4.2.4. Contribution

Many studies have examined the relation between the disposition effect and individuals' attributes or abilities. Very few studies have examined methods to mitigate the disposition effect through direct treatments, and even then, they have not considered the effect of investor heterogeneity. For example, Ando (2021) uses a DD approach to show that education reduces the education disposition effect on average but does not specify how education works for individual investors. This study contributes to this work by extending Ando's (2021) analysis, in other words, by using a DDD approach to show in more detail that the treatment effect of education on the disposition effect is not uniform when the different attributes of individuals are considered.

Furthermore, this study contributes to the analysis of boosting by using experimental methods. While many analyses use behavioral insights, few studies have explored the effects of boosting on behavioral biases in investors' behavior. This study, along with Ando (2021), is one of the first to examine boosting on the disposition effect.

Another contribution of this study is its high reproducibility. As Ando (2021)

mentioned, in this series of studies, I use an RCT in a well-controlled experimental environment that closely resembles a real market, in which asset prices are endogenously formed by trading just like in a real market. In the experimental virtual market, in addition to the human trader, computer traders follow a trend set in advance by an experimenter to participate in the virtual experimental market. With the coexistence of computer traders, I can repeatedly reproduce almost the same market trend across multiple rounds of the experiment in the virtual market without interfering with the function of forming prices (Ando 2021).

4.3. Experiment

4.3.1. Purpose of the experiment

This experiment aims to clarify the effectiveness of an educational intervention in reducing the disposition effect on a heterogeneous sample of participants. The design and procedures of the experiment are all the same as those of Ando (2021).

4.3.2. Experimental design

A total of 112 newly recruited employees from a nonfinancial company participated in this experiment. The company's human resources personnel randomly divided participants into two groups. One was the treatment group that received instruction on the importance of a stop-loss order, and the other was a control group without it. Each group traded separately in the experimental market. When heterogeneity influenced the treatment, each participant of both groups showed a different effect.

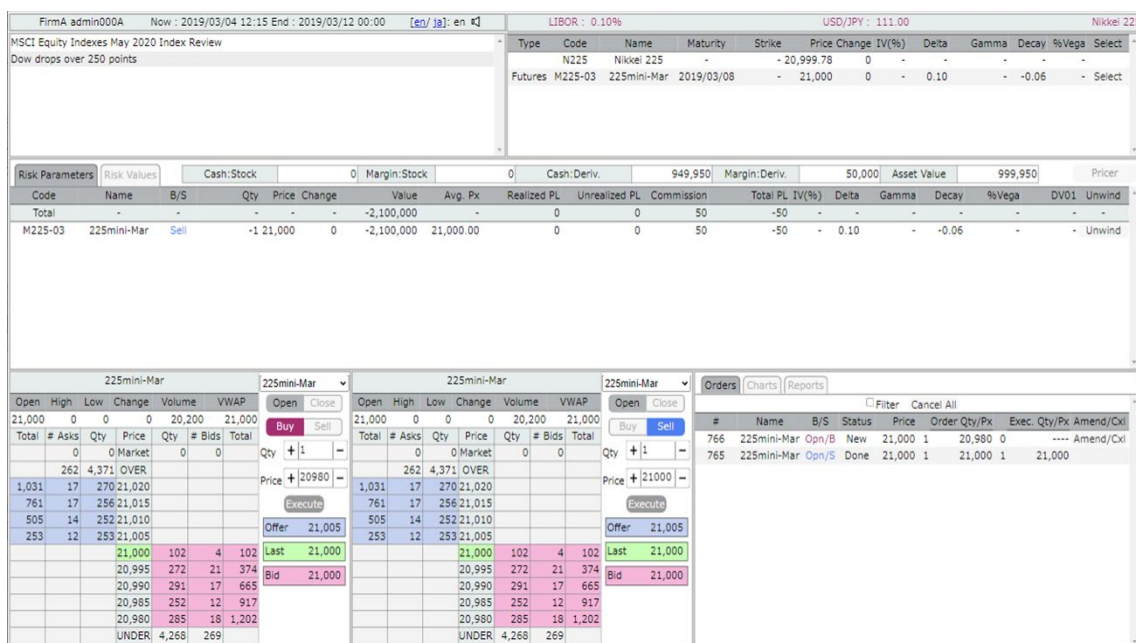
4.3.3. Simulated experimental market

As an experimental environment, I used the Virtual Trading Simulation System (VTS²) developed by the Simplex Institute Inc. VTS² is used in financial institutions to train traders or in educational institutions to teach students about markets. Studies have also used VTS² as a tool to analyze investment behavior, such as in an experiment by Ueda et al. (2008). These authors show that a professional trader has a smaller disposition effect than a retail investor.

VTS² is a simulated market that uses an exchange trading mechanism in which

prices change depending on the market participants' trading. It has interfaces close to real trading environments to experience the trading mechanisms of exchange transactions. The VTS² interface is shown in Figure 4.1. Participants could check the board in real time on the screen. Besides board information, market news was delivered to all participants simultaneously on the VTS² screen. Participants determined the impact of the news on the securities and traded based on their judgment. The news and the corresponding basic price path were created by imitating the past price paths in the real market. Table 4.1 shows an example of the basic price path that was set and the news that was delivered.⁷⁸

Figure 4.1 The VTS² trading interface



⁷ The proper nouns used in the news are fictitious so that differences in the prior knowledge of participants in the experiment do not affect them.

⁸ In addition to the participants, computer traders who trade according to the trends set by the experimenter also participated in the simulated market so that we realized the price movements that were close to the basic price path. However, the final price was determined endogenously by the transactions of all participants.

Table 4.1 Sample of news and index price movements

Date	Headline	Detail	Index
2-Jun	<January-March GDP growth rate> YoY + 0.3%, annualized + 1.2%, exceeding expectations	The January-March GDP growth rate announced by the Cabinet Office increased by 0.3% from the previous quarter and increased by 1.2% on an annualized basis, exceeding the previous forecast of 0.9%. Both personal consumption expenditure and capital investment grew.	22,159.64
2-Jun	<Nikkei decline> GDP is favorable and the index hits the highest in half a year, but is sold down at the close.	Following the announcement of good GDP, the Tokyo stock market rallied in the morning, and the Nikkei Stock Average reached 22,220 yen for the first time in half a year. However, it closed 70 yen up compared to the previous day.	22,169.66
3-Jun	<CPI rises 1.5% YoY>	According to the Ministry of Internal Affairs and Communications, the national consumer price index (excluding fresh food) last month rose 1.5% year-on-year. In the preliminary forecast survey, the median forecast was + 1.2%. It has increased year-on-year for the third consecutive month.	22,119.70

4.3.4. Trading securities

Participants traded the Nikkei 225 mini in this experiment, a stock-index futures contract based on the Nikkei Stock Average. This futures contract is one of the world's most actively traded. The studies that deal with the disposition effect have typically used stock portfolios. However, the stock portfolio has an asymmetry between cash and the margin in which only short-selling requires a margin, and there may be a difference in investment behavior between bull and bear markets. Alternatively, futures have the advantage of being traded on the same margin regardless of whether buying or selling. There is no need to worry about the effects of market trends on trading behavior when using futures. The analysis of the behavior with a single financial asset is preferable to analyze the treatment effect more clearly.

4.3.5. Treatment

Locke and Mann (2005) show that professional CME futures traders emphasize the "discipline" of not holding positions with significant valuation losses for a long time to minimize irrational behavioral biases. They also find that adherence to this discipline is associated with trading success. Considering this finding, the following educational treatment was provided only to the treatment group.

“Based on behavioral insights, professional investors always cut their losses at certain

criteria to minimize the negative effects of bias and heuristics. Learn from the efforts of professionals and abide by the following rules:

You must not have a paper loss greater than ¥10,000 per one contract of Nikkei 225 mini. Should a paper loss on one contract exceed ¥10,000, you must realize your losses immediately.”

The treatment in this study was guidance as part of employee training rather than general education for financial literacy. Therefore, caution should be exercised when applying the treatment to the context of general education, as it might be more coercive than school education. In this regard, Ando (2021) adds that since the individual participant had to decide whether to follow the instruction, examining whether educational instruction can change a behavioral bias is meaningful.

Further, no monetary reward was given based on investment performance in this study. Although this point is controversial, according to Camerer and Hogarth (1999), “whether financial incentives improve performance depends on the type of task and that the presence or absence of financial incentives does not affect performance in market transactions, games, auctions, or risky choices.” Hence, Ando (2021) argues that the results of this experiment could be assumed as no different from the results in the real market.

4.3.6. Experiment procedure

I conducted a total of five experiments (Cases 1 to 5). In each case, all participants were given an equal amount of cash and futures positions before trading. After trading on the market for a certain period, I measured the disposition effect in each case. Case 1 is the benchmark. The treatment was given to the treatment group in Cases 3 and 4 only. I prepared two treatments in case one did not work. In Cases 1, 2, and 5, both treatment and control groups did not receive any treatment. The configuration is shown in Figure 4.2.

Table 4.2 shows the time, the initial cash and positions, and the market price in each case. The time for each case is 9 to 17 minutes. The experiment was carried out for two consecutive days for one group. Cases 1 to 3 were the first day, and cases 4 and 5

were the second day. The interval between cases within the same date was about 30 minutes to 2 hours. It took about 19 hours for each group to complete all cases. The schedule was the same for the treatment and control groups so that the time effect could be regarded as common for both groups.

Figure 4.2 Experimental procedure.

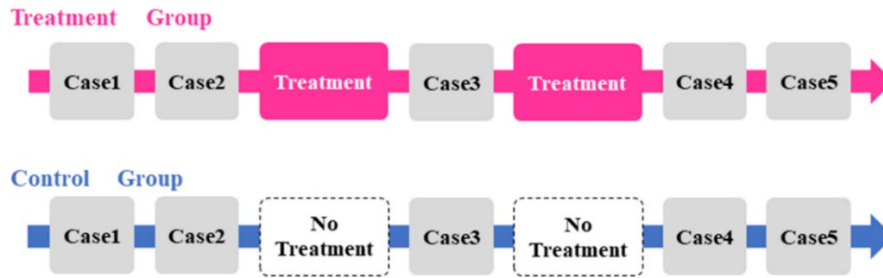


Table 4.2 Outline of experimental settings

Experience	Time (min)	Initial cash	Initial position	Price (Start)	Price (End)	Daily volatility
Case1	12	1,000,000 JPY	-	21,835	22,670	10.26%
Case2	17	1,000,000 JPY	-	20,000	19,875	6.81%
Case3	11	1,000,000 JPY	5 contracts long of Nikkei 225 mini	22,040	20,400	18.22%
Case4	15	1,000,000 JPY	5 contracts long of Nikkei 225 mini	21,995	22,260	13.39%
Case5	9	1,000,000 JPY	5 contracts long of Nikkei 225 mini	22,000	21,215	23.47%

4.4. Data

4.4.1. Individual attributes

By conditioning personal attributes, I can investigate how the heterogeneity of individuals influences the effectiveness of the treatment. The questionnaires and tests measured various characteristics of the participants before the experiment. Table 4.3 shows the descriptive statistics of the individual attributes, which is a partial replication of Ando (2021) Table 4.5 as I am using the exact same data used in Ando (2021).

I measured cognitive ability and grades in mathematics as measures for IQ because the disposition effect might be related to IQ (Grinblatt et al., 2012). Following Corgnat et al. (2018), I measured their cognitive ability using the cognitive reflection test

(CRT) that was proposed by Frederick (2005). Hanaki (2020) shows the importance of paying attention to differences in participants' cognitive ability in laboratory experiments. Akiyama et al. (2017) and Hanaki (2020) have shown in experiments in asset trading games that participants behave differently depending on their CRT score. In addition to the CRT test, I conducted a total of three mathematical tests. Each exam had a maximum score of 100 points, and the total for the three tests was 300 points. Each exam question consisted of a calculation and a word problem at the level of high school mathematics (excluding calculus).

Table 4.3 Descriptive statistics of individual attributes

Attribute	Definition	Obs.	Mean	Std. Dev.	Min.	Max.
<i>CRT Score</i>	Score on cognitigve reflection test (CRT, Fredric 2005) CRT test consists of 3 questions, and the score is from 0 to 3 points. (Unit : Point)	112	1.90	0.98	0.00	3.00
<i>Math Score</i>	Score on math test (a total of 300 for the 3 tests) (Unit : Point)	112	177.44	50.62	51.00	287.00
<i>Risk Aversion</i>	Score on risk aversion test proposed by Ikeda and Tsutsui (2006) (Unit : Point)	112	0.00005	0.00010	-0.0001	0.0003
<i>Experience</i>	Investment experinece in stocks, foreign exchange trading, commodity or sotck futures, or other financial products. (0 : No experience / 1: Have experience)	112	0.21	0.41	0.00	1.00
<i>Female</i>	1: Female / 0 : Male	112	0.13	0.34	0.00	1.00
<i>Final Degree</i>	1 : Master's degree and above / 0: Otherwise	112	0.58	0.50	0.00	1.00

I also examined whether the participants had any experience with trading stocks, foreign exchange margins, commodity futures, stock-index futures, options, or other financial instruments because more experienced investors present a smaller disposition effect (Da Costa et al., 2013). Further, I measured some attributes that were thought to be determinants of the disposition effect, such as gender (Feng and Seasholes, 2005; Rau, 2014; Da Costa et al., 2013), final degree (Vaarmets et al., 2019), and degree of risk aversion (Prates et al., 2017). I used the questionnaire survey that was proposed by Ikeda and Tsutsui (2006) to measure the degree of risk aversion.

Table 4.4 shows the attribute statistics for each treatment and control group. This table is a partial replication of Ando (2021) Table 6, using the same data as Ando (2021). Except for the female ratio, there was no significant difference between the two groups

for each attribute, and I determined that participants were randomly divided.

Table 4.4 Statistics of individual attributes (Comparison between groups)

<i>Attribute</i>	<i>Control</i>		<i>Treatment</i>		p-value
	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.	
<i>CRT Score</i>	2.00	0.12	1.80	0.14	0.28
<i>Math Score</i>	179.77	6.27	175.02	7.30	0.62
<i>Risk Aversion</i>	0.000045	0.000013	0.000053	0.000013	0.673
<i>Experience</i>	0.19	0.05	0.22	0.06	0.74
<i>Female</i>	0.21	0.05	0.05	0.03	0.02 **
<i>Final Degree</i>	0.58	0.07	0.58	0.07	0.98
Obs.	57		55		

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

4.4.2. Disposition effect

I measured the data on the disposition effect by using the trading logs on the VTS². In this study, I conducted a PGR-PLR analysis, a typical method for measuring the disposition effect conducted by Odean (1998). In this analysis, the disposition effect is calculated as the difference between the PGR (proportion of gain realized) and the PLR (proportion of loss realized). Following Choe and Eom (2009), who use futures contracts, I define the PGR, the PLR, and the disposition effect (DE) as follows:

The proportion of gain realized (*PGR*) and the proportion of loss realized (*PLR*)

$$PGR_i = \frac{N_{RealizedGain}^i}{N_{RealizedGain}^i + N_{PaperGain}^i}$$

$$PLR_i = \frac{N_{RealizedLoss}^i}{N_{RealizedLoss}^i + N_{PaperLoss}^i}$$

Here, for participant *i*, $N_{RealizedGain}^i$ is the number of days with realized gains, $N_{RealizedLoss}^i$ is the number of trading days with realized losses, $N_{PaperGain}^i$ is the number days with valuation gains, and $N_{PaperLoss}^i$ is the number of days with valuation losses.

The disposition effect (*DE*)

The *DE* of participant *i* is defined as the difference between the *PGR* and the *PLR*.

$$DE_i = PGR_i - PLR_i$$

A positive *DE* indicates that an investor is more likely to realize gains than losses.

The greater the DE , the more likely an investor is to realize a winner over a loser. Table 4.5 presents an overview of the DE at the beginning of the experiment (Case 1).

Table 4.5 Descriptive statistics for the disposition effect

Variable	Definition	Obs.	Mean	Std. Dev.	Min.	Max.
PGR	The proportion of gain realized High PGR represents a tendency to realize profits	112	0.34	0.16	0.06	0.83
PLR	The proportion of loss realized High PLR represents a tendency to realize losses	112	0.38	0.22	0.00	1.00
DE	Disposition effect (PGR minus PLR)	112	-0.04	0.29	-0.80	0.64

4.5. Model and methodology

I perform a “difference-in-difference-in-differences” (DDD) approach to identify the treatment effect on the disposition effect according to the attributes of individuals. Specifically, I conduct a DDD estimation with interaction terms between the case dummy and the educational treatment dummy and personal attributes. The estimation equation is as follows:

$$\begin{aligned}
 Y_{it} = & \beta_0 + \beta_1 Treatment_i \\
 & + \sum_{t=2}^5 \beta_t CaseDum_t + \sum_{t=2}^5 \beta_{t+4} CaseDum_t * Treatment_i \\
 & + \sum_{t=2}^5 \beta_{t+8} CaseDum_t * Treatment_i * Attribute_i + \eta_i + \varepsilon_{it}
 \end{aligned}$$

The outcome variable Y_{it} is DE , PGR , and PLR . $Treatment_i$ is a dummy variable that equals one when participant i belongs to the treatment group, and zero otherwise. $CaseDum_t$ is a dummy variable that equals one for case t , and zero otherwise. $Attribute_i$ is participant i 's attributes measured previously (CRT test scores, math test scores, risk aversion, investment experience, gender, and final degree). These personal attributes are antecedent variables that do not change over the short period of the experiment, so they are not endogenous. η_i is the fixed effect for participant i .

In this experiment, the treatment was carried out in a controlled environment. Therefore, I can estimate the effect of $Attribute_i$ on the treatment effect in each case t without any possibility of endogeneity. Consequently, I can estimate the conditional effect by estimating the DDD coefficients for the interaction terms between $CaseDum_t$, $Treatment_i$, and $Attribute_i$. In other words, the coefficients of most significant interest are those for the triple cross-terms from β_{10} to β_{13} .

4.6. Results

This survey examines the possibility that the effectiveness of a treatment depends on the attributes of individuals. I ran regressions using the interaction terms between personal attributes and the treatment. The dependent variables with significant effects (CRT test scores and investment experience) are described below. However, the other attributes made no significant difference in the effect of education on the disposition effect (see appendix).

4.6.1. CRT test score

Table 4.6 shows the results of the regression conditional on the CRT test scores. Regarding the DE , the DD estimator in Case 3 (first intervention) is significantly negative (coefficient -0.22 , standard deviation 0.06). This result indicates that the DE can be reduced by the treatment, regardless of the personal attributes, and it is consistent with the results in Ando (2021). The DDD estimator in Case 3 is -0.10 (standard deviation 0.04), indicating that the higher a participant's CRT test score, the more likely the educational treatment would reduce the DE . To summarize, these results show that education is more effective for participants with higher cognitive ability. In other words, applying the treatment for the first time reduces the DE for a person with a CRT test score of 0 by 0.22 points, and a person with a CRT test score of 1 has an additional 0.10 point reduction. For people with a CRT test score of 3 (perfect score), the treatment reduces the DE by 0.52 points.

Concerning the PGR , the DDD estimator in Case 3 is -0.03 (standard deviation 0.02), and the PLR is 0.07 (standard deviation 0.03). These results indicate that an increase in the PLR contributes more to the decrease in DE than the decrease in the PGR .

This result is consistent with the fact that the treatment in this experiment only addresses the loss domain.

Table 4.6 Results of DDD estimation (CRT test scores)

Dependent variable	<i>DE</i>		<i>PGR</i>		<i>PLR</i>	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent variables						
<i>Treatment</i>	-0.06	0.05	-0.05	0.03	0.00	0.03
<i>CaseDum2</i>	0.11	0.04 ***	0.12	0.02 ***	0.01	0.03
<i>CaseDum3</i>	0.24	0.05 ***	0.27	0.02 ***	0.03	0.04
<i>CaseDum4</i>	0.11	0.05 **	0.13	0.02 ***	0.02	0.04
<i>CaseDum5</i>	0.08	0.05 *	0.29	0.02 ***	0.21	0.04 ***
DD						
<i>CaseDum3 × Treatment</i>	-0.22	0.06 ***	0.01	0.03	0.23	0.05 ***
<i>CaseDum4 × Treatment</i>	-0.10	0.06	-0.02	0.03	0.08	0.05
<i>CaseDum5 × Treatment</i>	0.01	0.06	-0.01	0.03	-0.02	0.05
DDD						
<i>CaseDum3 × Treatment × CRT</i>	-0.10	0.04 **	-0.03	0.02 *	0.07	0.03 **
<i>CaseDum4 × Treatment × CRT</i>	-0.02	0.04	-0.03	0.02 *	-0.01	0.03
<i>CaseDum5 × Treatment × CRT</i>	0.05	0.04	-0.01	0.02	-0.06	0.03 *
<i>cons</i>	-0.01	0.04	0.36	0.02 ***		
No. Obs.	560		556		556	
No. Groups	112		112		112	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

This result is consistent with other studies that show that higher cognitive ability (i.e., higher IQ) relates to lower *DE* (Grinblatt et al., 2012). The CRT test requires careful consideration to arrive at the correct answer, as intuitive solutions can lead to mistakes. People with high cognitive ability are good at consciously using System 2. They are inherently less likely to be dominated by the disposition effect caused by System 1. Therefore, if they were taught the importance of cutting their losses, they could easily modify their decision-making and behavior to cut their losses. On the other hand, people with low cognitive ability could have difficulty using System 2. They would not have easily resisted the heuristics caused by System 1 even after receiving the treatment.

In summary, this analysis shows the importance of considering the effect of cognitive ability when educating investors about their behavior. Further, this analysis shows that the mitigating effect of boosting on investment bias depends on the individuals' cognitive ability. This result supports the argument for the need to consider the heterogeneity in

individuals' cognitive ability when examining the intervention effects.

4.6.2. Investment experience

Table 4.7 shows the analysis results that are conditional on investment experience. Regarding the *DE*, the DDD estimator in Case 3 is 0.43 (standard deviation 0.10). It indicates that participants with investment experience have a greater *DE* after the educational treatment than those without investment experience. Since the unconditional treatment effect on the *DE* is -0.30 (standard deviation 0.07), investment experience cancels the treatment effect. The *DE* ranges from -2 to 2, and the DDD term of 0.43 indicates that the investment experience has quite an influence on the educational effect. These results can be summarized as somewhat questionable: education is less effective for participants with prior investment experience.

Table 4.7 Results of DDD estimation (Investment experience)

Dependent variable	<i>DE</i>			<i>PGR</i>			<i>PLR</i>	
	Coef.	Std. Err.		Coef.	Std. Err.		Coef.	Std. Err.
Independent variables								
<i>Treatment</i>	-0.06	0.05		-0.05	0.03		0.00	0.03
<i>CaseDum2</i>	0.11	0.04	***	0.12	0.02	***	0.01	0.03
<i>CaseDum3</i>	0.24	0.05	***	0.27	0.02	***	0.03	0.04
<i>CaseDum4</i>	0.11	0.05	**	0.13	0.02	***	0.02	0.04
<i>CaseDum5</i>	0.08	0.05	*	0.29	0.02	***	0.21	0.04
DD								
<i>CaseDum3</i> × <i>Treatment</i>	-0.30	0.07	***	-0.02	0.03		0.28	0.05
<i>CaseDum4</i> × <i>Treatment</i>	-0.12	0.06	*	-0.04	0.03		0.08	0.05
<i>CaseDum5</i> × <i>Treatment</i>	0.02	0.06		0.00	0.03		-0.02	0.05
DDD								
<i>CaseDum3</i> × <i>Treatment</i> × <i>Exp</i>	0.43	0.10	***	0.15	0.05	***	-0.27	0.08
<i>CaseDum4</i> × <i>Treatment</i> × <i>Exp</i>	0.11	0.09		0.11	0.05	**	0.02	0.07
<i>CaseDum5</i> × <i>Treatment</i> × <i>Exp</i>	-0.03	0.09		-0.01	0.05		0.04	0.07
<i>cons</i>	-0.01	0.04		0.36	0.02	***	0.37	0.03
No. Obs.	560			556			556	
No. Groups	112			112			112	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

There are two possible reasons for the reactionary increase in the *DE* when the importance of cutting losses is taught to experienced investors. Either experienced participants might be confused by the instructions to trade differently than usual, or the

intervention might be more effective for those without investment experience. In any case, the results show that educating investors while they are still inexperienced might allow them to make rational decisions easily and get better results. Just as the saying goes, "A little knowledge is a dangerous thing," teaching investors that biases and heuristics influence their investment decisions and behavior before they have developed their bad trading habits will contribute to their rational investment. These results highlight that investment experience interferes with intentionally reducing behavioral biases and may be the reason for disagreements in earlier studies. A more detailed analysis of the effect of investment experience on education is still needed.

4.6.3. Sufficient/insufficient investment experience

The results in subsection 4.6.2 show that investment experience inhibits the learning effect, contrary to Da Costa et al. (2013) and Dhar and Zhu (2006), who show that investment experience effectively reduces the disposition effect. To clarify why the results of this experiment are different from other studies, I conduct a DDD analysis of the effect of investment experience separately for those with sufficient investment experience and those without. Specifically, I use explanatory variables to conduct a regression analysis: the interaction terms between the treatment dummy variable and dummy variable that represent participants with less than three years of investment experience, and the interaction terms between the treatment dummy and dummy variable that represent participants with more than three years of investment experience.

Table 4.8 shows the results of this analysis. The coefficients in the DDD cross-term, including `Exp_under3Y`, represent the treatment effect for those participants with less than three years of investment experience; the coefficients in the DDD cross-term, including `Exp_over3Y`, represent the treatment effect for those participants with more than three years of investment experience.⁹

Regarding the DE, the DDD estimator in Case 3 for `Exp_under3Y` is 0.53 (standard deviation 0.10). It indicates that participants with investment experience of fewer than three years have a greater DE after the educational treatment than those

⁹ The three-year period was set simply for the convenience of the survey, and analyses for other periods will be a future challenge.

without investment experience. However, the DDD estimator in Case 3 for *Exp_over3Y* is -0.61 (standard deviation 0.29). It indicates that participants with investment experience of more than three years have a smaller DE after the educational treatment than those without investment experience. Taken together, these results show that education is more effective for participants with sufficient investment experience, but surprisingly, less effective for participants with little investment experience than for participants with no investment experience.

Table 4.8 Results of DDD estimation (Investment experience by the number of years)

Dependent variable	<i>DE</i>		<i>PGR</i>		<i>PLR</i>	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent variables						
<i>Treatment</i>	-0.06	0.05	-0.05	0.03 *	0.00	0.03
<i>CaseDum2</i>	0.11	0.03 ***	0.12	0.02 ***	0.01	0.03
<i>CaseDum3</i>	0.24	0.05 ***	0.27	0.02 ***	0.03	0.04
<i>CaseDum4</i>	0.11	0.05 **	0.13	0.02 ***	0.02	0.04
<i>CaseDum5</i>	0.08	0.05 *	0.29	0.02 ***	0.21	0.04 ***
DD						
<i>CaseDum3</i> × <i>Treatment</i>	-0.30	0.06 ***	-0.02	0.03	0.28	0.05 ***
<i>CaseDum4</i> × <i>Treatment</i>	-0.12	0.06 *	-0.04	0.03	0.08	0.05
<i>CaseDum5</i> × <i>Treatment</i>	0.02	0.06	0.00	0.03	-0.02	0.05
DDD						
<i>CaseDum3</i> × <i>Treatment</i> × <i>Exp_under3Y</i>	0.53	0.10 ***	0.18	0.05 ***	-0.33	0.08 ***
<i>CaseDum4</i> × <i>Treatment</i> × <i>Exp_under3Y</i>	0.12	0.10	0.13	0.05 ***	0.04	0.08
<i>CaseDum5</i> × <i>Treatment</i> × <i>Exp_under3Y</i>	0.03	0.10	0.00	0.05	0.00	0.08
<i>CaseDum3</i> × <i>Treatment</i> × <i>Exp_over3Y</i>	-0.61	0.29 **	-0.25	0.15 *	0.32	0.23
<i>CaseDum4</i> × <i>Treatment</i> × <i>Exp_over3Y</i>	0.05	0.29	-0.12	0.15	-0.21	0.23
<i>CaseDum5</i> × <i>Treatment</i> × <i>Exp_over3Y</i>	-0.69	0.29 **	-0.20	0.15	0.45	0.23 **
<i>cons</i>	-0.01	0.04	0.36	0.02 ***	0.37	0.03 ***
No. Obs.	556		560		556	
No. Groups	112		112		112	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

This more careful analysis shows that the effectiveness of education varies depending on the amount of investment experience. In other words, people with inadequate investment experience are less likely to accept education, while people with sufficient investment experience can use education to their advantage. This result may fill in the blanks as to why other studies have not agreed on the causal effect of investment experience on the disposition effect. One explanation for why the treatment effect varies with investment experience is that the degree of overconfidence varies with investment

experience. Menkhoff et al. (2013) find that inexperienced investors are overconfident, but the degree of overconfidence may decrease with experience. One possible explanation is that the education was least effective for inexperienced investors because they could not accept the education honestly due to their overconfidence bias. On the other hand, the degree of overconfidence of inexperienced investors were neutral, indicating they show an average effect of education.

4.7. Conclusion

One of the goals of this study is to experimentally analyze the heterogeneity treatment effect of boosting on the disposition effect by extending the work of Ando (2021). The results show that teaching the importance of cutting losses can reduce the disposition effect and that investors' attributes increase or decrease the effectiveness of the treatment effect. Specifically, the results show that education is more effective for participants with higher cognitive ability or sufficient investment experience. However, one point to note is that education is less effective when the investment experience is halfway through.

The personal attributes that influenced the treatment effect in this study, cognitive ability and investment experience, have been treated as determinants of the disposition effect in other studies. The results indicate that when planning interventions that use behavioral insights, investors should consider the heterogeneous effects of personal attributes as determinants of behavioral bias. The results also support the literature that argues the importance of paying attention to differences in participants' cognitive ability in lab and field experiments (Hanaki, 2020; Wai et al., 2018).

Another implication of this study is the importance of education for novice investors. As the saying goes, "Strike while the iron is hot"; timing is important in teaching. Educating people before they develop their habits is much more effective than educating people who are halfway through their experience. This observation is equally helpful in investment education. The effect of education may be counterproductive for those with only a limited trading experience of one or two years. Therefore, it is essential to teach investors how to deal with investment heuristics and biases early before they become less educated due to inadequate trading experience. From the perspective of education policy, it is appropriate to encourage them to make rational decisions and build

their assets efficiently in the very early stages of investment. On the other hand, it is also essential to provide practical education to those with investment experience because they are more likely to learn.

Finally, I will discuss the topics for future studies. First, an examination of the effects of the educational treatment is important when it specifies criteria not only for cutting losses but also for taking profits because the difference in decision-making between the loss and profit domains causes the disposition effect. Second is the issues that relate to the experimental environment. While no rewards were given in this experiment, as Ando (2021) points out, they could help investigate whether the outcome may change if participants receive a financial return on their investment performance. A further challenge is to find out the difference between boosting and different types of treatments such as nudging and automation (such as stop-loss orders). In addition, in this experiment, the criteria for investment experience is set at "more than/less than three years," but further analysis is needed to determine how much experience will have a positive impact on education about the frequency of investment, investment amount, and experience with investment products.

As financial products become more complex, providing proper education to investors is becoming a significant issue. I hope that experimental markets are used more in the field of behavioral finance and financial education.

4.8. Appendix

This appendix shows the regression results that are conditional on the attributes that did not make much of a significant difference in the effectiveness of education on the disposition effect.

A.1. Math Score

Table A.1 shows the analysis results conditional on the math score. Although not statistically significant, the DDD coefficients in Cases 3 and 4 are negative. Some studies state that cognitive ability can predict a student's math performance (Hilbert et al., 2019), so estimates that use the math score may be similar to the CRT estimates. In other words, higher math scores may be associated with slightly higher educational effectiveness.

Table A.1 Results of DDD estimation (Math Score)

Dependent variable	<i>DE</i>		<i>PGR</i>		<i>PLR</i>	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent variables						
<i>Treatment</i>	-0.06	0.05	-0.05	0.03	0.00	0.03
<i>CaseDum2</i>	0.11	0.04 ***	0.12	0.02 ***	0.01	0.03
<i>CaseDum3</i>	0.24	0.05 ***	0.27	0.02 ***	0.03	0.04
<i>CaseDum4</i>	0.11	0.05 **	0.13	0.02 ***	0.02	0.04
<i>CaseDum5</i>	0.08	0.05 *	0.29	0.02 ***	0.21	0.04 ***
DD						
<i>CaseDum3 × Treatment</i>	-0.21	0.06 ***	0.02	0.03	0.22	0.05 ***
<i>CaseDum4 × Treatment</i>	-0.10	0.06	-0.02	0.03	0.08	0.05
<i>CaseDum5 × Treatment</i>	0.01	0.06	-0.01	0.03	-0.02	0.05
DDD						
<i>CaseDum3 × Treatment × Math</i>	-0.05	0.04	-0.04	0.02 **	0.01	0.03
<i>CaseDum4 × Treatment × Math</i>	-0.04	0.04	-0.04	0.02 **	0.00	0.03
<i>CaseDum5 × Treatment × Math</i>	0.02	0.04	-0.02	0.02	-0.04	0.03
<i>cons</i>	-0.01	0.04	0.36	0.02 ***	0.37	0.03 ***
No. Obs.	560		556		556	
No. Groups	112		112		112	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

A.2. Risk Aversion

Table A.2 shows the results of the analysis that uses risk aversion. Regarding the *PLR*, the DDD coefficient in Case 3 is significantly negative. On the other hand, there is no statistically significant effect regarding the *DE*. Thus, there is no clear evidence that risk aversion affects the treatment's efficiency.

Table A.2 Results of DDD estimation (Risk Aversion)

Dependent variable	<i>DE</i>		<i>PGR</i>		<i>PLR</i>	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent variables						
<i>Treatment</i>	-0.06	0.05	-0.05	0.03	0.00	0.03
<i>CaseDum2</i>	0.11	0.04 ***	0.12	0.02 ***	0.01	0.03
<i>CaseDum3</i>	0.24	0.05 ***	0.27	0.02 ***	0.03	0.04
<i>CaseDum4</i>	0.11	0.05 **	0.13	0.02 ***	0.02	0.04
<i>CaseDum5</i>	0.08	0.05 *	0.29	0.02 ***	0.21	0.04 ***
DD						
<i>CaseDum3</i> × <i>Treatment</i>	-0.21	0.06 ***	0.02	0.03	0.22	0.05 ***
<i>CaseDum4</i> × <i>Treatment</i>	-0.09	0.06	-0.01	0.03	0.08	0.05
<i>CaseDum5</i> × <i>Treatment</i>	0.01	0.06	-0.01	0.03	-0.02	0.05
DDD						
<i>CaseDum3</i> × <i>Treatment</i> × <i>Risk Aversion</i>	0.07	0.04	-0.01	0.02	-0.08	0.03 ***
<i>CaseDum4</i> × <i>Treatment</i> × <i>Risk Aversion</i>	-0.03	0.04	-0.02	0.02	0.00	0.03
<i>CaseDum5</i> × <i>Treatment</i> × <i>Risk Aversion</i>	0.02	0.04	0.00	0.02	-0.03	0.03
<i>_cons</i>	-0.01	0.04	0.36	0.02 ***	0.37	0.03 ***
No. Obs.	560		556		556	
No. Groups	112		112		112	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

A.3. Gender

Table A.3 shows the results of the analysis based on gender. Regarding the *PLR*, the DDD coefficient in Case 3 for the *PLR* is significantly negative. On the other hand, there is no statistically significant effect regarding the *DE*. Thus, there is no clear evidence that risk aversion affects the treatment's efficiency. This result may help explain the relation between gender and other attributes. Other studies have indicated that women are more risk-averse (Charness and Gneezy, 2012), while others have found that risk aversion is not related to gender (Sarin and Wieland, 2016). However, some studies have shown that cognitive ability is not associated with gender (Primi et al., 2018). In this experiment, the results on gender are similar to those for risk aversion but not those for cognitive ability.

Table A.3 Results of DDD estimation (Gender)

Dependent variable	<i>DE</i>		<i>PGR</i>		<i>PLR</i>	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent variables						
<i>Treatment</i>	-0.06	0.05	-0.05	0.03	0.00	0.03
<i>CaseDum2</i>	0.11	0.04 ***	0.12	0.02 ***	0.01	0.03
<i>CaseDum3</i>	0.24	0.05 ***	0.27	0.02 ***	0.03	0.04
<i>CaseDum4</i>	0.11	0.05 **	0.13	0.02 ***	0.02	0.04
<i>CaseDum5</i>	0.08	0.05 *	0.29	0.02 ***	0.21	0.04 ***
DD						
<i>CaseDum3</i> × <i>Treatment</i>	-0.22	0.06 ***	0.02	0.03	0.24	0.05 ***
<i>CaseDum4</i> × <i>Treatment</i>	-0.09	0.06	-0.02	0.03	0.08	0.05
<i>CaseDum5</i> × <i>Treatment</i>	0.01	0.06	-0.01	0.03	-0.02	0.05
DDD						
<i>CaseDum3</i> × <i>Treatment</i> × <i>Female</i>	0.22	0.18	0.02	0.09	-0.24	0.14 *
<i>CaseDum4</i> × <i>Treatment</i> × <i>Female</i>	-0.03	0.18	0.04	0.09	0.04	0.14
<i>CaseDum5</i> × <i>Treatment</i> × <i>Female</i>	0.01	0.18	0.08	0.09	0.04	0.14
<i>cons</i>	-0.01	0.04	0.36	0.02 ***	0.37	0.03 ***
No. Obs.	560		556		556	
No. Groups	112		112		112	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

A.4. Final Degree

Table A.4 shows the analysis results based on the final degree. There are no statistically significant DDD estimates. This result means that the final degree does not affect the treatment's efficiency.

Table A.4 Results of DDD estimation (Final Degree)

Dependent variable	<i>DE</i>		<i>PGR</i>		<i>PLR</i>	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent variables						
<i>Treatment</i>	-0.06	0.05	-0.05	0.03	0.00	0.03
<i>CaseDum2</i>	0.11	0.04 ***	0.12	0.02 ***	0.01	0.03
<i>CaseDum3</i>	0.24	0.05 ***	0.27	0.02 ***	0.03	0.04
<i>CaseDum4</i>	0.11	0.05 **	0.13	0.02 ***	0.02	0.04
<i>CaseDum5</i>	0.08	0.05 *	0.29	0.02 ***	0.21	0.04 ***
DD						
<i>CaseDum3 × Treatment</i>	-0.20	0.08 **	0.03	0.04	0.23	0.06 ***
<i>CaseDum4 × Treatment</i>	-0.13	0.08 *	0.00	0.04	0.13	0.06 **
<i>CaseDum5 × Treatment</i>	0.04	0.08	-0.01	0.04	-0.04	0.06
DDD						
<i>CaseDum3 × Treatment × Final Degree</i>	-0.01	0.08	-0.02	0.04	-0.01	0.06
<i>CaseDum4 × Treatment × Final Degree</i>	0.06	0.08	-0.03	0.04	-0.08	0.06
<i>CaseDum5 × Treatment × Final Degree</i>	-0.05	0.08	0.00	0.04	0.05	0.06
<i>cons</i>	-0.01	0.04	0.36	0.02 ***	0.37	0.03 ***
No. Obs.	560		556		556	
No. Groups	112		112		112	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

5. The Impact of Salience and Education on the Disposition Effect

5.1. Introduction

Traders often suffer from biases that lead to irrational investment behavior. One of the factors causing bias is trading tools. In recent years, trading systems have become more sophisticated, making profit and loss information more visible. This salient profit-and-loss information amplifies investor biases further. For example, Frydman and Wang (2020) find that when a brokerage firm has a new trading system that clearly shows real-time profits and losses on investors' screens, investors show a greater disposition effect (DE), i.e., a greater tendency to dispose of profitable positions early while holding on to positions that have fallen in value (Shefrin and Statman, 1985; Odean, 1998). Some studies have shown that the DE lowers the return on investment (Seru et al., 2010; Choe and Eom, 2009). This DE can be amplified by the introduction of new trading systems that raise the salience of profit and loss information. An important issue therefore is how to mitigate the DE.

Although studies have shown that external interventions can mitigate the DE, there are no empirical studies that have focused on the interaction between the effect of salience and the interventions. For example, Ando (2021) found that teaching the importance of loss-cutting reduces the DE, but whether educational intervention can reduce the DE even in a situation where salience amplifies the DE remains to be tested. However, just as mixing alcohol and medication can make the medication less or more effective or sometimes even harmful to the body, the combined effects of bias-reducing and bias-increasing interventions on behavioral biases may not be zero. As pointed out in Ando (2022), since the effect of education depends on individuals' cognitive ability and investment experience, it is crucial to consider the interaction between an intervention and other factors affecting the DE.

This study hypothesizes that educational interventions can reduce the DE when salience amplifies the DE, even when allowing for the possibility of interaction between interventions. To test this, I conducted a randomized controlled trial (RCT) in a virtual market to examine how education may change the DE in a situation where salience

amplifies the DE. The empirical results indicate that education on appropriate stop-loss orders and profit-taking can mitigate the increase in the DE due to salience.

Specifically, the findings are as follows. First, both interventions ("education" and "salience") affect the DE; second, their effects are independent and do not interact; and third, their effects operate in opposite directions so that they offset each other.

The remainder of the study proceeds as follows. The next section details the experimental procedure and the model for the empirical analysis. This is followed by a description of the regression results. Finally, the effect of the simultaneous impact of salience and education on the DE are discussed.

5.2. Data and methods

To examine the hypothesis, I conducted a trading experiment and analyzed participants' transaction logs. The experiment was conducted using the Virtual Trading Simulation System (VTS²), which offers high reproducibility and controllability.¹⁰ VTS² is a simulated trading system with an operating screen and trading mechanism similar to actual trading environments. A total of 108 working adults from nonfinancial firms participated in this experiment.

5.2.1. Experimental procedure

Participants were randomly divided into four groups (Table 5.1). Specifically, participants were first divided into those that used trading screens highlighting profits and losses ("Salience") and those that did not. Next, each of the two groups was further divided into a group that was educated about the importance of setting stop-loss limits and profit-taking ("Education") and those that were not. The group with neither "Salience" nor "Education" represents the control group. The "Salience" only group is referred to as the Treatment-S group, the "Education" only group is referred to as the Treatment-E group, and the group with both "Salience" and "Education" is referred to as

¹⁰ VTS² automatically records all transactions. It is used to analyze investment behavior. For example, Ueda et al. (2008), comparing individual investors in a simulated market, used VTS² to show that professional traders have a weak disposition effect.

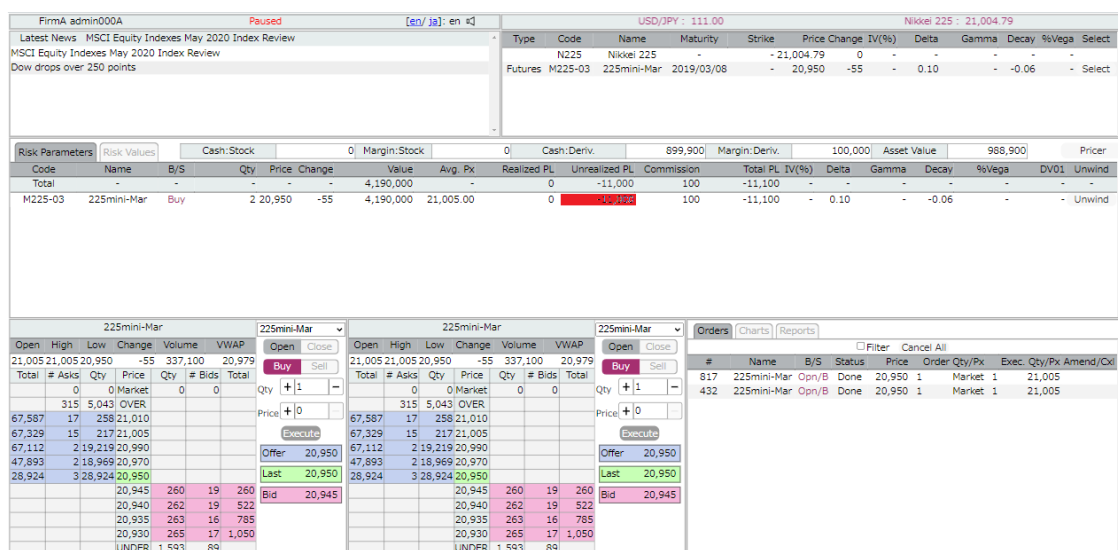
the Treatment-SE group. The Treatment-S and Treatment-SE groups used a modified trading screen which highlights valuation losses in red, as shown in Figure 5.1, while the other two groups used the original system.

Table 5.1. Division of participants into four groups

		Salience	
		Yes	No
Education	Yes	Treatment-SE	Treatment-E
	No	Treatment-S	Control

Figure 5.1. Screen highlighting the valuation loss

Note: On the screens given to the Treatment-SE and Treatment-S groups, the "Unrealized PL" is highlighted in red when it exceeds a certain level.



All participants traded in the same market under the same conditions. The only difference was the trading screen they used and the education they received. In order to analyze the effect of the interventions ("Salience" and "Education") without worrying about the impact of market trends on trading behavior, participants were asked to trade

the Nikkei 225mini, a stock index futures contract on the Nikkei Stock Average.¹¹ The trading session was divided into two halves. The Treatment-E and Treatment-SE groups received education at the end of the first session (Table 5.2). They were instructed to have the "discipline" to realize profits and losses appropriately and were encouraged to realize valuation gains or losses of more than 10,000 yen per Nikkei 225mini when they arose. This discipline conforms to the that professional investors take to avoid the effects of bias, as shown in Locke and Mann (2005). The experiment was conducted over two days, with Session 1 on the first day and Session 2 on the following day.

Table 5.2. Treatment of the four groups in trading sessions 1 and 2

	Treatment-SE		Treatment-S		Treatment-E		Control	
	Saliency	Education	Saliency	Education	Saliency	Education	Saliency	Education
Trading Session 1	Yes	No	Yes	No	No	No	No	No
Trading Session 2	Yes	Yes	Yes	No	No	Yes	No	No

5.2.2. Data

To measure the DE for participants, so-called PGR-PLR analysis is used, where the DE is calculated as the difference between the proportion of gain realized (PGR) and the proportion of loss realized (PLR) (Odean, 1998). Following Choe and Eom (2009) and Ando (2021), who conducted a PGR-PLR analysis using futures, the DE is estimated using the following equations:

$$DE_i = PGR_i - PLR_i \quad (1)$$

¹¹ Ando (2022) suggests that futures trading is more suitable for analyzing bias than equity trading. When the market falls, equity investors profit from short selling, which requires a margin. Because of the difference in leverage between margin and cash transactions, equity investors are subject to different financial constraints when the market is bearish and when it is bullish. The difference in financial constraints can contribute to differences in investment decisions. Futures trading, on the other hand, requires the same amount of margin when selling and buying. Therefore, for futures investors, there is no difference in financial constraints depending on the direction of the market. In other words, examining the behavior of futures investors is a better way to detect bias than examining the behavior of equity investors.

$$PGR_i = \frac{N_{RealizedGain}^i}{N_{RealizedGain}^i + N_{PaperGain}^i} \quad (2)$$

$$PLR_i = \frac{N_{RealizedLoss}^i}{N_{RealizedLoss}^i + N_{PaperLoss}^i} \quad (3)$$

where $N_{RealizedGain}^i$, $N_{RealizedLoss}^i$, $N_{PaperGain}^i$ and $N_{PaperLoss}^i$ are the number of days on which participant i made realized gains and losses and valuation gains and losses.

A positive DE indicates that investors are more likely to realize gains than losses. The greater the DE, the more likely is it that investors will realize gains than losses. Table 5.3 presents an overview of the DE for the control group at the beginning of the experiment. The mean DE value is -0.05 (SE 0.27), indicating that there is little bias in participants' investment behavior in term of their DE.

Table 5.3. Descriptive statistics of the disposition effect (DE)

Variable	Definition	Obs.	Mean	Std. Dev.	Min.	Max.
<i>DE</i>	Disposition effect (PGR minus PLR)	52	-0.05	0.28	-0.58	0.70
Proportion of gain realized						
<i>PGR</i>	A higher PGR represents a higher likelihood that profits are realized	54	0.49	0.18	0.13	0.91
Proportion of loss realized						
<i>PLR</i>	A higher PLR represents a higher likelihood that losses are realized	52	0.55	0.27	0.00	1.00

5.2.3. Models

The "difference-in-difference-in-differences" (DDD) approach is employed to identify the simultaneous influence of salience and education on the DE. Specifically, the following equation is estimated:

$$DE_i = \beta_0 + \beta_1 Treatment_i + \beta_2 Post + \beta_3 Post * Treatment_i + \beta_4 Post * Treatment_i * Salience_i + \eta_i + \varepsilon_i \quad (4)$$

where DE_i is the dependent variable, which represents the DE value of participant i . A higher DE value means the trader's behavior is more biased as a result of the DE. $Treatment_i$ is a dummy variable that equals one if participant i is in the Treatment-E or Treatment-SE group. $Saliency_i$ is a dummy variable that equals one if participant i used a screen highlighting profits and losses. $Post$ is a dummy variable that equals one if the trading session falls on the second day (after Treatment-E and Treatment-SE group participants were educated) and zero otherwise. η_i is the fixed effect for participant i . Since $Saliency_i$ is time-invariant, it is not included on its own in this equation.

The coefficient β_3 represents the unconditional effect of education, while β_4 represents the effect of education conditional on the presence of saliency. Suppose the hypothesis posited at the outset is correct and education does reduce the amplification of the DE due to saliency, then $\beta_3 < 0$ and $\beta_4 > 0$. If $\beta_3 + \beta_4 < 0$, this indicates that education reduces DE to a greater extent than saliency increases it; on the other hand, if $\beta_3 + \beta_4 > 0$, this indicates that saliency reduces the effect of education.

In addition to equation (4), similar DDD estimations using the PGR and PLR as dependent variables are conducted to examine in more detail whether changes in the DE are attributable to the PGR, the PLR, or both.

5.3. Results

This section presents the estimation results obtained based on the approach described above.

The results are shown in Table 5.4. Starting with the main results when the DE is the dependent variable, the coefficient on $Post * Treatment$ is negative and significant, taking a value of -0.22. This result implies that educating participants reduces the DE by 0.22. This finding is consistent with the result in Ando (2021) suggesting that education weakens the DE. The effect of education conditional on saliency is captured by the coefficient on $Post * Treatment * Saliency$. The coefficient on this term is positive and significant at the 10% level. The value of 0.23 indicates that the DE increases by 0.23 when participants used the screen highlighting losses. The sum of these two coefficients is close to zero.

Table 5.4. Estimation results

Dependent variable	DE		PGR		PLR	
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Independent Variables						
<i>Post</i>	0.17	0.06 ***	0.21	0.03 ***	0.03	0.05
<i>Post</i> × <i>Treatment</i>	-0.22	0.11 **	-0.11	0.05 **	0.12	0.09
<i>Post</i> × <i>Treatment</i> × <i>Salience</i>	0.23	0.13 *	0.08	0.06	-0.15	0.10
<i>Constant</i>	-0.07	0.03 **	0.49	0.01 ***	0.56	0.02 ***
No. obs.	210		216		210	
No. individuals	108		108		108	

***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

These results indicate the following. First, education decreases the DE, while salience amplifies it; however, in the experiment here, the two effects were of similar magnitude and essentially cancelled each other out. Second, the direction of the effect of each intervention ("education" and "salience") is identical regardless of whether they occur separately or simultaneously, and no interaction resulting from the combination of the two is observed. In conclusion, the hypothesis that education reduces the amplification of the DE brought about by salience is supported. However, education does not appear to be powerful enough to outweigh the effect of salience.

Turning to the estimation results for the PGR and the PLR, the coefficient on *Post* × *Treatment* is negative and significant for the PGR, while it is not significant for the PLR. These results suggest that education reduced the propensity to realize gains, and that this is the reason for the reduction in the DE found in the main analysis.

5.4. Discussion

This study aimed to quantitatively examine the simultaneous influence of salience and education on the DE. While previous studies have examined the effects of salience or education on the DE, no studies have considered them simultaneously to examine the interaction between the two. Filling this gap by taking salience and education simultaneously into account, the present study found no evidence of such interaction: in the experiment conducted for the analysis, the effects of each remained and essentially cancelled each other out. The results suggest that education can reduce investors' behavioral biases to some extent, even under circumstances where biases are amplified

due to more sophisticated trading screens and more salient information. The contribution of this study is that it simultaneously examines the quantitative effects of salience and education on the DE. A practical contribution is that it explains and demonstrates the importance of considering the interaction effects of multiple interventions in a behavioral approach.

Finally, some limitations of this study should be mentioned. For example, while the effects of two interventions were examined, it did not consider the simultaneous effects of three or more interventions. It also does not address the effectiveness of other DE-reducing interventions, such as stop-loss orders, in comparison to education in reducing the amplification of the DE as a result of salience. Further, it would be interesting to examine in detail differences across individuals, but this requires data to observe educational effects based on individual characteristics, and therefore I leave this issue for future research.

6. 結論と課題

6.1. 本論文の要約

第1章では、本研究の目的の目的を述べた。本研究の目的は、金融市場における行動バイアスの中でも **disposition effect** に着目し、教育的介入によって **disposition effect** が軽減されるか否かを実証的に分析することである。

第2章では、本研究で扱うバイアスである **disposition effect** に関する先行研究を概観し、先行研究で明らかとなっていない課題について検討した。

第3章では、損切りの重要性を教育的観点から指導する介入処置が、**disposition effect** に与える因果効果を実証的に明らかにした。具体的には、投資家に「ルールに従い損切りを実施するべき」という教育的指導を行い、**disposition effect** が軽減するかどうかを検証した。本研究の特徴として、模擬市場を用いたランダム化比較試験を行った点が挙げられる。分析に当たっては、**disposition effect** の代表的な計測手法である PGR-PLR 分析を用いた。分析の結果、第一に、教育を通じて **disposition effect** を軽減させることが可能であることが示された。また第二に、ロングポジションとショートポジションの比較から、ロングポジションに対してより顕著に処置効果が観察された。最後に、相場にトレンドがある場合により強く処置効果が得られることが示唆された。

第4章では第3章の研究を拡張し **disposition effect** の軽減を目的とした教育の効果について、投資家の属性に明示的に着目して処置効果の異質性を明らかにした。結論として、第一に、教育による **disposition effect** の軽減は、投資家の認知能力が高い場合により効果的であることが明らかとなった。第二に、教育による **disposition effect** の軽減の効果は投資経験にも依存することが示された。教育の処置効果に影響を与えた個人属性（認知反射能力と投資経験）はいずれも **disposition effect** の決定要因とされてきたものである。本結果は、行動バイアスに対する介入を計画する際、その行動バイアスの決定要因となる個人属性の異質な影響を考慮すべきことを示唆している。また、中途半端な投資経験が教育的介入の効果을阻害することから、投資家への教育を行うにあたっては介入のタイミングも重要であることを示す結果であった。

第5章では、**disposition effect** が増幅するような状況下でも教育的介入が有効であることを明らかにした。投資家が利用するトレーディング画面上に、評価損

益、損益合計などが表示されると **disposition effect** が高まるという、**saliency** の問題が知られている。本実験では、**saliency** がある状況下で教育を行い、**saliency** と教育両者の影響度合いを比較した。分析の結果、本研究においては教育と **saliency** の影響は同程度の大きさで、実質的に打ち消し合うことが示された。この結果は、より洗練された取引画面やより顕著な情報によってバイアスが増幅される状況下でも、教育によって投資家の行動バイアスをある程度低減できることを示唆している。

6.2. 本研究の結論と貢献

本研究では、**disposition effect** というバイアスについて、介入を通じてバイアスの軽減が可能かどうか、可能だとすればどのような人に対して介入が効果的であるか、またどのような状況で介入の効果があるのかという三点について実験的に明らかにした。分析の結果、損切りの重要性を教えるという教育的介入を通じて **disposition effect** の軽減が可能であり、その効果は投資家の認知能力や投資経験に依存することを明らかとなった。また、トレーディングツールの設計によってはバイアスが増幅されるような状況が生じるが、その中でも教育の効果が観察されることも示された。

投資行動に対する介入に関する実験を実市場で実施することは困難なため、これまでの投資行動に関する研究の多くが、個人の資質や能力と投資行動および投資パフォーマンスとの定性的な関連を調べているのに対し、本研究では、模擬市場を用いた実験を行うことで、再現性の高い環境で介入を通じた動的なバイアスの変容をとらえている点が貢献といえる。また、実践的な貢献として、投資家教育の意義を示している点が挙げられる。先行研究の多くでは、先天的な要因が行動バイアスの決定要因とされてきたが、本研究が明らかにした通り、後天的な教育を通じた行動バイアスの軽減が可能である。このことは、投資家の合理的な資産形成に対して教育が有効であることを示唆するものである。本研究の結果を活用することで、投資家が大きな損失を発生させないための教育手法を検討し、金融リテラシー教育の改善に役立てることができよう。投資家の非合理的な行動バイアスを削減し、結果的に損失を減少させることができれば、多くの投資家を抱える金融機関の収益を向上させることにもつながることが期待される。

6.3. 本研究の限界と課題

本研究では、模擬市場を用いた実験を行い、介入の効果を分析しているが、模擬市場を用いた取引では、売買において利益が出ても実験参加者には金銭的な便益が発生しないという点で実取引との差異が存在する。本実験では報酬を一切与えていないが、投資パフォーマンスに応じた報酬を与えた場合に結果が変化するかを調査するか、あるいは事後調査等を通じて、教育的介入を受けた投資家の実取引における行動変容を追跡することが望ましい。

また、介入処置の対象とする行動バイアスならびに介入方法もさらなる検討課題である。本研究では **disposition effect** のみを対象のバイアスとし、介入には損切りの重要性を教えるという手法のみを扱った。しかしながら、投資行動におけるバイアスは **disposition effect** 以外にも多数知られており、他のバイアスに対してどのような効果があるかも分析の対処となるであろう。また、損切りの重要性を教える以外にも、さらに有効な介入があるかどうかについて本研究では議論されていない。バイアスごとにどのような介入が効果的であるかは今後の検討課題といえる。

参考文献

- Ando, N., 2021. Can education mitigate the disposition effect? empirical analysis using an RCT in a simulated market. *Gendai Finance*, 43(1), 49–74 (in Japanese).
<https://doi.org/10.24487/gendaifinance.430002>
- Ando, N., 2022. Who learns well from boosting? heterogeneous treatment effects on the disposition effect. *Kinyu Keizai Kenkyu*, forthcoming.
- Akiyama, E., Hanaki, N., Ishikawa, R., 2017. It is not just confusion! strategic uncertainty in an experimental asset market. *Econ. J.* 127, F563–F580.
<https://doi.org/10.1111/eoj.12338>
- Barberis, N., Xiong, W., 2009. What drives the disposition effect? an analysis of a long-standing preference-based explanation. *J. Finance* 64, 751–784.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2009.01448.x>
- Batty, M., Collins, J.M., Odders-White, E., 2015. Experimental evidence on the effects of financial education on elementary school students' knowledge, Behavior, and Attitudes. *J. Consum. Aff.* 49, 69–96. <https://doi.org/10.1111/joca.12058>
- Beshears, J., Choi, J., Laibson, D., Madrian, B., 2006. The importance of default options for retirement savings outcomes: evidence from the United States. *Natl. Bur. Econ. Res.* 1. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- BEST, 2019. Annual Report (FY 2017 and FY 2018).
- Blundell, R., Dearden, L., Meghir, C., Sianesi, B., 1999. Human capital investment: the returns from education and training to the individual, the firm and the economy. *Fisc. Stud.* 20, 1–23. <https://doi.org/10.1111/j.1475-5890.1999.tb00001.x>
- Camerer, C.F., Hogarth, R.M., 1999. The effects of financial incentives in experiments: a review and capital-labor-production framework. *J. Risk Uncertain.* 19, 7–42.
https://doi.org/10.1007/978-94-017-1406-8_2
- Charness, G., Gneezy, U., 2012. Strong evidence for gender differences in risk taking. *J. Econ. Behav. Organ.* 83, 50–58. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2011.06.007>
- Chen, G., Kim, K.A., Nofsinger, J.R., Rui, O.M., 2007. Trading performance, disposition effect, overconfidence, representativeness bias, and experience of emerging market investors. *J. Behav. Decis. Mak.* 20, 425–451.
<https://doi.org/10.1002/bdm.561>
- Choe, H., Eom, Y., 2009. The disposition effect and investment performance in the futures market. *J. Futur. Mark.* 29, 496–522. <https://doi.org/10.1002/fut.20398>
- Corgnet, B., Desantis, M., Porter, D., 2018. What makes a good trader? on the role of intuition and reflection on trader performance. *J. Finance* 73, 1113–1137.

- <https://doi.org/10.1111/jofi.12619>
- Coval, J.D., Shumway, T., 2005. Do behavioral biases affect prices? *J. Finance* 60, 1–34. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2005.00723.x>
- Da Costa, N., Goulart, M., Cupertino, C., Macedo, J., Da Silva, S., 2013. The disposition effect and investor experience. *J. Bank. Financ.* 37, 1669–1675. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2012.12.007>
- Darley, V., Outkin, A. V., 2007. A NASDAQ Market simulation, complex systems and interdisciplinary science. World Scientific. <https://doi.org/10.1142/6217>
- Dhar, R., Zhu, N., 2006. Up close and personal: Investor sophistication and the disposition effect. *Manage. Sci.* 52, 726–740. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1040.0473>
- Feng, L., Seasholes, M.S., 2005. Do investor sophistication and trading experience eliminate behavioral biases in financial markets? *Rev. Financ.* 9, 305–351. <https://doi.org/10.1007/s10679-005-2262-0>
- Fischbacher, U., Hoffmann, G., Schudy, S., 2017. The causal effect of stop-loss and take-gain orders on the disposition effect. *Rev. Financ. Stud.* 30, 2110–2129. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhx016>
- Frazzini, A., 2006. The disposition effect and underreaction to news. *J. Finance* 61, 2017–2046. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2006.00896.x>
- Frederick, S., 2005. Cognitive reflection and decision making. *J. Econ. Perspect.* 19, 25–42. <https://doi.org/10.1257/089533005775196732>
- Frydman, C., Wang, B., 2020. The impact of salience on investor behavior: evidence from a natural experiment. *J. Finance* 75, 229–276. <https://doi.org/10.1111/jofi.12851>
- Garvey, R., Murphy, A., 2004. Are professional traders too slow to realize their losses? *Financ. Anal. J.* 60, 35–43. <https://doi.org/10.2469/faj.v60.n4.2635>
- Goo, Y.J., Chen, D.H., Chang, S.H., Yeh, C.F., 2010. A study of the disposition effect for individual investors in the Taiwan stock market. *Emerg. Mark. Financ. Trade* 46, 108–119. <https://doi.org/10.2753/REE1540-496X460110>
- Grinblatt, M., Keloharju, M., 2001. What makes investors trade? *J. Finance* 56, 589–616. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00338>
- Grinblatt, M., Keloharju, M., Linnainmaa, J.T., 2012. IQ, trading behavior, and performance. *J. Financ. Econ.* 104, 339–362. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2011.05.016>
- Grüne-Yanoff, T., Hertwig, R., 2016. Nudge versus boost: how coherent are policy and theory? *Minds Mach.* 26, 149–183. <https://doi.org/10.1007/s11023-015-9367-9>

- Grüne-Yanoff, T., Marchionni, C., Feufel, M.A., 2018. Toward a framework for selecting behavioural policies: how to choose between boosts and nudges. *Econ. Philos.* 34, 243–266. <https://doi.org/10.1017/S0266267118000032>
- Hanaki, N., 2020. Cognitive ability and observed behavior in laboratory experiments: implications for macroeconomic theory. *Japanese Econ. Rev.* 71, 355–378. <https://doi.org/10.1007/s42973-019-00018-7>
- Hausman, D.M., Welch, B., 2010. Debate: To nudge or not to nudge. *J. Polit. Philos.* 18, 123–136. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9760.2009.00351.x>
- Hens, T., Vlcek, M., 2011. Does prospect theory explain the disposition effect? *J. Behav. Financ.* 12, 141–157. <https://doi.org/10.1080/15427560.2011.601976>
- Hertwig, R., Grüne-Yanoff, T., 2017. Nudging and boosting: steering or empowering good decisions. *Perspect. Psychol. Sci.* 12, 973–986. <https://doi.org/10.1177/1745691617702496>
- Hilbert, S., Bruckmaier, G., Binder, K., Krauss, S., Bühner, M., 2019. Prediction of elementary mathematics grades by cognitive abilities. *Eur. J. Psychol. Educ.* 34, 665–683. <https://doi.org/10.1007/s10212-018-0394-9>
- Ibrahim, R., Boerhannoeddin, A., Bakare, K.K., 2017. The effect of soft skills and training methodology on employee performance. *Eur. J. Train. Dev.* 41, 388–406. <https://doi.org/10.1108/EJTD-08-2016-0066>
- Ikeda, S., Tsutsui, Y., 2006. Elucidation of risk aversion and time discount rate by questionnaire survey and economic experiment (japanese). *Secur. Anal. J.* 44, 70–81.
- Izumi, K., Nakamura, S., Ueda, K., 2005. Development of an artificial market model based on a field study. *Inf. Sci. (Ny)*. 170, 35–63. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2003.03.024>
- Kahneman, D., 2012. *Thinking, fast and slow*. Penguin Books.
- Kahneman, D., Tversky, A., 1979. Prospect theory: an analysis of decision under risk.
- Kalwij, A., Alessie, R., Dinkova, M., Schonewille, G., van der Schors, A., van der Werf, M., 2019. The effects of financial education on financial literacy and savings behavior: evidence from a controlled field experiment in dutch primary schools. *J. Consum. Aff.* 53, 699–730. <https://doi.org/10.1111/joca.12241>
- Kaustia, M., 2010. Prospect theory and the disposition effect. *J. Financ. Quant. Anal.* 45, 791–812. <https://doi.org/10.1017/S0022109010000244>
- Koestner, M., Loos, B., Meyer, S., Hackethal, A., 2017. Do individual investors learn from their mistakes? *J. Bus. Econ.* 87, 669–703. <https://doi.org/10.1007/s11573-017-0855-7>

- Kohsaka, Y., Mardyla, G., Takenaka, S., Tsutsui, Y., 2017. Disposition effect and diminishing sensitivity: an analysis based on a simulated experimental stock market. *J. Behav. Financ.* 18, 189–201.
<https://doi.org/10.1080/15427560.2017.1308941>
- Locke, P.R., Mann, S.C., 2005. Professional trader discipline and trade disposition. *J. Financ. Econ.* 76, 401–444. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2004.01.004>
- Lusardi, A., Mitchell, O.S., 2014. Of Financial Literacy : Theory and Evidence 52, 5–44.
- Menkhoff, L., Schmeling, M., Schmidt, U., 2013. Overconfidence, experience, and professionalism: An experimental study. *J. Econ. Behav. Organ.* 86, 92–101.
<https://doi.org/10.1016/j.jebo.2012.12.022>
- Muhl, S., Talpsepp, T., 2018. Faster learning in troubled times: How market conditions affect the disposition effect. *Q. Rev. Econ. Financ.* 68, 226–236.
<https://doi.org/10.1016/j.qref.2017.08.002>
- Odean, T., 1998. Are investors reluctant to realize their losses? *J. Finance* 53, 1775–1798. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00072>
- Oechssler, J., Roider, A., Schmitz, P.W., 2009. Cognitive abilities and behavioral biases. *J. Econ. Behav. Organ.* 72, 147–152.
<https://doi.org/10.1016/j.jebo.2009.04.018>
- Prates, W.R., da Costa, N.C.A., Dorow, A., 2017. Risk aversion, the disposition effect, and group decision making: an experimental analysis. *Manag. Decis. Econ.* 38, 1033–1045. <https://doi.org/10.1002/mde.2843>
- Primi, C., Donati, M.A., Chiesi, F., Morsanyi, K., 2018. Are there gender differences in cognitive reflection? Invariance and differences related to mathematics. *Think. Reason.* 24, 258–279. <https://doi.org/10.1080/13546783.2017.1387606>
- Rau, H.A., 2014. The disposition effect and loss aversion: Do gender differences matter? *Econ. Lett.* 123, 33–36. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2014.01.020>
- Richards, D.W., Rutterford, J., Kodwani, D., Fenton-O’Creevy, M., 2017. Stock market investors’ use of stop losses and the disposition effect. *Eur. J. Financ.* 23.
<https://doi.org/10.1080/1351847X.2015.1048375>
- Saghai, Y., 2013. Salvaging the concept of nudge. *J. Med. Ethics* 39, 487–493.
<https://doi.org/10.1136/medethics-2012-100727>
- Sarin, R., Wieland, A., 2016. Risk aversion for decisions under uncertainty: Are there gender differences? *J. Behav. Exp. Econ.* 60, 1–8.
<https://doi.org/10.1016/j.socec.2015.10.007>
- Schmidt, U., Traub, S., 2002. An experimental test of loss aversion. *J. Risk Uncertain.*

- 25, 233–249. <https://doi.org/10.1023/A:1020923921649>
- Selinger, E., Whyte, K.P., 2012. Nudging cannot solve complex policy problems. *Eur. J. Risk Regul.* 3, 26–31. <https://doi.org/10.1017/S1867299X0000177X>
- Seru, A., Shumway, T., Stoffman, N., 2010. Learning by trading. *Rev. Financ. Stud.* 23, 705–739. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhp060>
- Shefrin, H., Statman, M., 1985. The Disposition to sell winners too early and ride losers too long: theory and evidence. *J. Finance* 40, 777–790. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1985.tb05002.x>
- Thaler, R.H., Sunstein, C.R., 2008. *Nudge : improving decisions about health, wealth, and happiness*. Yale University Press.
- Tversky, A., Kahneman, D., 1983. Extensional versus intuitive reasoning: The conjunction fallacy in probability judgment. *Psychol. Rev.* 90, 293–315. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.90.4.293>
- Ueda, K., Iwasaki, Y., Ito, Y., Izumi, K., 2008a. The influence of market trend and investors' risk attitude on their investment behavior. *J. Financ. Econ.* 1–4.
- Vaarmets, T., Liivamägi, K., Talpsepp, T., 2019. How does learning and education help to overcome the disposition effect?. *Rev. Financ.* 23, 801–830. <https://doi.org/10.1093/rof/rfy006>
- Van Gestel, L.C., Kroese, F.M., De Ridder, D.T.D., 2018. Nudging at the checkout counter—A longitudinal study of the effect of a food repositioning nudge on healthy food choice. *Psychol. Heal.* 33, 800–809. <https://doi.org/10.1080/08870446.2017.1416116>
- Wai, J., Brown, M.I., Chabris, C.F., 2018. Using standardized test scores to include general cognitive ability in education research and policy. *J. Intell.* 6, 1–16. <https://doi.org/10.3390/jintelligence6030037>
- Weber, M., Camerer, C.F., 1998. Weber, Martin / Camerer, Colin F. (1998): The disposition effect in securities trading: an experimental analysis, *Journal of Economic Behavior and Organization* 33, 167-184. *J. Econ. Behav. Organ.* 33, 167–184. [https://doi.org/10.1016/S0167-2681\(97\)00089-9](https://doi.org/10.1016/S0167-2681(97)00089-9)
- Wilkinson, T.M., 2013. Nudging and manipulation. *Polit. Stud.* 61, 341–355. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9248.2012.00974.x>
- Yagi, I., Mizuta, T., Izumi, K., 2011. An analysis of the market impact of short-selling regulation using artificial markets. *Trans. Japanese Soc. Artif. Intell.* 26, 208–216. <https://doi.org/10.1527/tjsai.26.208>
- 安藤希, 2021. 教育的指導により Disposition effect は軽減するか? ~ 模擬市場における RCT による実証分析 ~.

<https://doi.org/https://doi.org/10.24487/gendaifinance.430003>

和泉 潔, 2003. 人工市場：市場分析の複雑系アプローチ. 森北出版.

池田新介, 筒井義郎, 2006. アンケート調査と経済実験による危険回避度と時間割引率の解明. 証券アナリストジャーナル 44, 70–81.

岩崎 雄斗, 和泉 潔, 伊藤 祐輔, 植田 一博, 2015. 投資家のリスク態度と熟達度ならびに市場動向が投資行動に与える影響. 認知科学 22, 389–408.

謝辞

本稿は、一橋大学大学院経営管理研究科経営管理専攻金融戦略・経営財務プログラムで学び研究した内容をまとめたものです。執筆に際して多くの方々よりご支援を賜りました。この場を借りて感謝の言葉を申し上げます。

本研究科の宮川大介教授には、修士課程 2 年間と博士課程 3 年間、指導教官としてとして終始ご指導ご鞭撻を頂きました。修士課程では計量経済の基礎からご指導いただき、博士課程に進学してからは研究のご指導のみならず、論文の読み手を意識した書き方をするようにと、再三ご指導いただきました。宮川大介教授にご指導いただけたことで、研究者としての道を亀の歩みながらも一歩ずつ学びながら歩き出すことができました。惜しみないご指導を賜りましたこと、感謝してもし尽くせません。誠にありがとうございました。

また、博士課程では本研究科の先生方から手厚いご指導を賜りありがとうございました。サマーキャンプでは指導教官の宮川大介教授、本研究科のプログラムディレクターである本多俊毅教授をはじめ、伊藤彰敏教授、大橋和彦教授、中村信弘教授、中川秀敏教授、野間幹晴教授、鈴木健嗣教授、横内大介准教授より貴重なご意見を頂戴し、研究内容をさらに深めることができました。ありがとうございました。

博士課程の多くの期間はコロナ禍の影響でオンラインであったため心細い時期もありましたが、幸いにもゼミでともに学んだ駒井隼人さん、小谷野良太さんに支えていただき、研究を継続することができました。感謝申し上げます。

本論文は、学術誌に投稿した論文および研究会で報告した内容をもとに構成されております。『現代ファイナンス』の編集者である山田徹様、『金融経済研究』編集委員長の櫻川昌哉教授、ならびに各誌の匿名のレフェリーの方々には大変お世話になりありがとうございました。英文校正にあたっては Ralph Paprzycki 先生からも丁寧なご指導を賜りました。また、研究発表にあたっては学外の先生方にもご指導賜りました。大垣昌夫教授、花木伸行教授、岩壺健太郎教授、筒井義郎教授、高阪勇毅准教授、畠田敬准教授、小塚匡文教授、石橋尚平准教授、Russ Wermers 教授、Alang Huang 教授はじめ、多くの方より研究に関するアドバイスを賜りました。また、山口勝業教授には行動経済学の基礎を教えてくださいました。山根承子様には発表の機会を多数いただきました。お世話になった皆さまに深く御礼申し上げます。

実験の実施に当たっては、シンプレクス・ホールディングス株式会社のヒューマン・リソーシーズ・ディビジョンのみなさまはじめ、多くの方にご協力いただきました。貴重な実験の機会を賜りましたこと深く感謝申し上げます。実験にご参加いただいた社員の皆様のご活躍を心より祈念しております。

VTS²の利用にあたっては、本システムを設計開発してくださった故瀧本真澄様と、追加機能開発を実施いただいた東京技術計算コンサルタントの方々に感謝申し上げます。

5年もの間、仕事をしながらの研究に理解を示し、応援してくださった株式会社シンプレクス・インスティテュートの伊藤祐輔様に深く感謝申し上げます。

博士論文を書き上げることが出来たのは、宮川大介教授を始めとする皆様からのあたたかいご支援のおかげです。本当にありがとうございます。この学びを社会に還元できるように、今後も研究活動に取り組む決意をここに明らかにし、謝辞といたします。