

IMES DISCUSSION PAPER SERIES

ファイナンス・ワークショップ
「ビッグデータ・AIを活用したリスク計測・分析」の模様

Discussion Paper No. 2020-J-3

IMES

INSTITUTE FOR MONETARY AND ECONOMIC STUDIES

BANK OF JAPAN

日本銀行金融研究所

〒103-8660 東京都中央区日本橋本石町 2-1-1

日本銀行金融研究所が刊行している論文等はホームページからダウンロードできます。

<https://www.imes.boj.or.jp>

無断での転載・複製はご遠慮下さい。

備考： 日本銀行金融研究所ディスカッション・ペーパー・シリーズは、金融研究所スタッフおよび外部研究者による研究成果をとりまとめたもので、学界、研究機関等、関連する方々から幅広くコメントを頂戴することを意図している。ただし、ディスカッション・ペーパーの内容や意見は、執筆者個人に属し、日本銀行あるいは金融研究所の公式見解を示すものではない。

ファイナンス・ワークショップ 「ビッグデータ・AIを活用したリスク計測・分析」の模様*

1. 概要

日本銀行金融研究所は、2019 年 11 月 28 日に「ビッグデータ・AI を活用したリスク計測・分析」と題するファイナンス・ワークショップを開催した¹。学界、民間金融機関などから約 70 名の参加者を迎え、冒頭の開会挨拶の後、まず、上記のテーマに沿ったキーノート・スピーチが行われた。続いて、同研究所のスタッフによって 3 本の研究論文が報告され、指定討論者、参加者、および報告者との間で多様な観点から活発な議論が行われた。本稿では、本ワークショップの模様を順に紹介する。

2. 開会挨拶

開会挨拶において、金融研究所長の関根敏隆（日本銀行）は、本ワークショップのテーマが、昨今の時流に適うだけでなく、中央銀行の研究活動においても関心を集めていることを指摘し、自身に関する例として、日本銀行におけるビッグデータや AI の活用状況に関して、海外中央銀行のエコノミストから質問を受ける機会が増えたことを紹介した。

そのうえで、中央銀行が取り扱うインフレ率などのデータにはビッグデータと呼べるほどの観測数がそもそも存在しないことや、AI に基づく予測は因果律や経済構造を捨象しがちであり、政策面での応用はルーカス批判に晒されかねないことから、ビッグデータや AI のマクロ経済分析における活用は意外に容易ではないと述べた。

他方、ファイナンス研究については、データ量が十分に豊富であることや、AI に基づく予測は実際の金融資産投資での活用に馴染みやすいことから、ビッグデータや AI との親和性が高いとし、本ワークショップの意義を強調した。

そのうえで、日本銀行金融研究所として、外部の専門家の支援を受けながらビッグデータ、AI の知見を深め、将来的には、その応用可能性をファイナンス以外の分野を

* 本稿に示された意見はすべて発言者たち個人に属し、その所属する組織の公式見解を示すものではない。

¹ プログラムは別添 1 を参照。参加者リストは別添 2 を参照。所属はワークショップ開催時点のもの。

含め探っていきたいと述べた。

3. キーノート・スピーチ「ビッグデータと AI のファイナンスへの利用」

大橋和彦（一橋大学）は、ビッグデータと AI に関連するファイナンス研究について、新しいデータ、新しい手法、新しい課題という 3 つの切り口から、論点整理を行った。

まず、ビッグデータと AI が脚光を浴びている背景として、大規模かつ多種類のデータが利用可能になったことと、分析技術が発展してきたことを指摘した。そのうえで、それらのファイナンス研究への利用に関し、①新しいデータで新しい側面をみる、②新しい手法で新しい視点の分析をする、③新しい課題への対応という 3 つの分類を行った。

第 1 の分類（新しいデータ）については、その具体例として、高頻度データを用いたマーケット・マイクロストラクチャーや資産価格ボラティリティの分析を挙げた。さらに、オルタナティブ・データにも言及し、その利用事例として、①衛星画像データを用いた石油タンクの備蓄量や駐車場の駐車台数の分析、②PM2.5（微小粒子状物質）の大気中濃度分布など環境データの利用、③POS データを用いたマーケティングや日次物価指数の作成、④ウェブページの閲覧履歴データの利用、⑤ニュース、レポート、およびツイッターといったテキストの分析を紹介した。

第 2 の分類（新しい手法）については、実務と学術研究それぞれにおけるビッグデータと AI の利用例を紹介した。実務における例としては、企業や個人の信用評価、不正会計の検知と予測、ナウキャスティング、および投資家センチメントの定量化と株価予測への活用を取り上げた。学術研究への利用については、日本銀行金融研究所から近年公表された論文に言及したあと、今年海外で発表された論文を 2 本取り上げた²。そのひとつは、テキスト分析の手法を用いて目論見書の内容から投資信託の独自性・商品差別化を定量化した Kostovetsky and Warner [2019]で、これは、新しいデータを新しい手法で加工したうえで、従来の方法で分析したものと評価した。もうひとつは、資産価格の予測における有効な変数の絞り込みや関数形の選択に機械学習を用いて得られたモデルが、既存のモデルよりも優れていることを示した Gu, Kelly, and Xiu [2019]で、これは、従来からあるデータを新しい手法で分析したものと評価した。

第 3 の分類（新しい課題）として、機械学習における解釈可能性向上への取り組みを論じた。まず、上述した 2 つの論文を比較し、「従来からあるデータを新しい手法で分析したもの」に比べ「新しいデータを新しい手法で加工し、従来の方法で分析したもの」の方が、結果に対して得られる納得感が高いと主張した。その理由として、

² ここで言及された、日本銀行金融研究所からの公表物は次の通り。熊野・五島 [2018]、五島・高橋・山田 [2019]、風戸・黒崎・五島 [2019]。

人間は、説明変数がどのようなメカニズムでどれだけ影響しているかわかるときに、解釈可能であると感じ得ることを指摘した。次に、こうした解釈可能性を考慮する手法として、説明変数の変化がスコアに与える影響の度合いから変数の重要性を評価する手法（Janitza, Celik, and Boulesteix [2018]、宇宿ほか [2019]）や、説明変数やモデルの構造を先に定めてからパラメータの推定に機械学習を利用する手法を紹介した。最後に、解釈可能性を巡る論点として、①解釈可能性と因果関係は別物であること、②モデルの解釈可能性向上と予測精度向上の間には常にトレードオフが存在すること、③人間にはよくわからないものの、機械が与える何らかの構造が存在し、それが人間の理解を深める可能性があることを指摘した。

結びとして、以上のような3分類を、本ワークショップにおける3本の報告論文と関連付けた。すなわち、生方・小川・渡部論文を第1の分類（新しいデータ）、新谷・宮川論文を第2の分類（新しい手法）、そして五島・三木論文を第3の分類（新しい課題）に、それぞれ属するとした。

4. 研究報告セッション

（1）「深層学習による株価収益率ボラティリティ予測：自己注意機構付きモデルの応用」

報告者の三木翔太（日本銀行）は、解釈可能な機械学習手法のひとつとされる、自己注意機構（Self-Attention Mechanism）付き深層学習モデル（Deep Learning Model: DL）を用いて日米欧の株価収益率に関する将来のボラティリティ予測を行い、その予測精度を伝統的なボラティリティ変動モデルと比較した。さらに、自己注意機構を通してDLの各説明変数に対する着目度を可視化し、同モデルの解釈可能性を検証した。

分析の結果、DLは伝統的なモデルと同程度の予測精度を達成することが示された。さらに、①ボラティリティ・クラスタリング、②レバレッジ効果、③波及効果といった、株価収益率ボラティリティの特徴をDLが適切に捉えている様子が確認された。以上の結果から、自己注意機構は、DLの予測精度を確保しつつ、モデルの解釈を可能にするとの主張がなされた。

指定討論者の北村能寛（早稲田大学）は、経済学やファイナンス論においては、モデルの予測精度や計算速度だけではなく、変数間の因果関係の説明が重要になることもあると指摘したうえで、DLのような解釈可能性の低いモデルを使用するにあたっては変数の重要度を可視化する仕組みが重要であるとして、本研究に好評を寄せた。

そのうえで、予測精度について、複雑な構造を持つDLがより単純な構造を持つ伝統的なモデルを完全には上回らない理由や、予測精度の評価基準によって両モデルの優劣が異なる理由について質した。また、DLを構成する線形写像と非線形写像に関して、非線形写像特有の利点はあるかとコメントした。さらに、期間別や国別にみた

説明変数の相対的な重要度について言及したうえで、説明変数をひとつずつ取り除いた際の予測精度の比較により各モデルが重視した説明変数を特定する分析手法を提案した。

フロアから、DL の構造について、**大橋**は、説明変数の重要度を表す自己注意ウェイトを説明変数自身の関数として表すことが、モデルで表現できる入出力関係を制約している可能性を指摘したうえで、その構造を採用する利点、およびそのほかの自己注意ウェイトの算出方法の有無について質した。また、**吉野貴晶**（ニッセイアセットマネジメント）は、入力の変換型写像として順伝播型ニューラル・ネットワークの代わりに畳み込みニューラル・ネットワークを採用した理由を質した。また、**足立高德**（首都大学東京）は、本研究で使った DL は、特徴量の算出に当たり入力行列の行ベクトル・列ベクトルを別々に扱うなどネットワーク構造が制約されているため、完全にデータ・ドリブンな機械学習とは呼べない可能性を指摘した。

変数選択について、**水田孝信**（スパークス・アセット・マネジメント）は、本分析では株価収益率やボラティリティといった出力結果に対する寄与が比較的明快な変数のみが使われていたことを指摘した。そのうえで、一見関係のないものも含めた大量の変数を DL に入力し、そこにある新しい構造を発見できると一段と興味深い研究になると付言した。最後に、各時点における説明変数の重要度の違いなど、従来のモデルでは捕捉できないが、DL を採用することで新たに明らかになったことがあるかと質した。

このほか、**塩路悦朗**（一橋大学）は、モデルの複雑さを定量的に評価する基準の有無や、そうした基準を用いてモデルの複雑さの抑制と性能の維持を両立させる手法の有無を質した。

（２） 「分散リスク・プレミアムと株価収益率の予測可能性」

報告者の**小川俊明**（日本銀行）は、不確実性やリスク回避の代理変数として注目を集めている分散リスク・プレミアム（Variance Risk Premium: VRP）、すなわち、インプライド・ボラティリティ（Implied Volatility: IV）と実現ボラティリティ（Realized Volatility: RV）の期待値の差と、超過株式リターン（Excess Stock Return: ESR）との関係が金利環境によって変化するとの結果を理論・実証両面で報告した。

実証分析によると、第 1 に、先行研究に比べて精度の高いモデルを高頻度データに適用し VRP を推計した結果、株式リターン（Stock Return: SR）と安全利子率（Risk-Free Rate: RFR）の差として定義される ESR との相関が、日本においては有意に負になることが確認された。第 2 に、米国における VRP と ESR の相関は、全サンプル期間（1992 年 1 月～2017 年 7 月）で分析を行うと有意に正になり、先行研究と整合的な結果が得られた一方で、ゼロ金利時代（2008 年 11 月～2016 年 10 月）に限って分

析を行うと有意でなくなることがわかった。

こうした実証結果を理解するために、RFR にゼロ金利制約を課して構築された均衡資産価格の理論モデルの分析を通じ、SR と RFR の差である ESR が、不確実性との関係で、次のように変動することが示された。すなわち、景気が減速し不確実性が高まると、投資家はより高いリスク・プレミアムを要求するため、ESR は上昇する。もっとも、不確実性がさらに高まるもとで個人消費の伸び率と RFR が低下し、ゼロ金利制約に直面すると、ESR は縮小に転じる。このように ESR が不確実性に対してこぶ状 (hump-shaped) の形状となることが、VRP と ESR の相関の符号や有意性に対して影響を与えているとの主張がなされた。

指定討論者の**内山朋規**（首都大学東京）は、VRP による ESR の予測力が金利環境に依存するという結論は大変興味深いと評価した。そのうえで、日米だけではなく他の国々の市場も含めて分析することと、株式以外のリスク・プレミアムとの相関も金利環境に依存するか否か追加的に分析することを提案した。

次に、理論モデルで金利に下限を仮定していることについて、経済主体の最適化問題が変化しないのか、プライシング・カーネルを用いた ESR 分析と整合的なのか、そもそも金利に下限はあるのか、といった点に関してより詳細な検討を行う必要性や、内生的な金融政策ルールをモデルに導入する重要性を指摘した。

フロアからは、実証分析に関し、**林高樹**（慶應義塾大学）が、日本の VRP は金融危機時にジャンプしており、こうした異常値を説明変数に含めた単回帰分析の結果は、異常値の影響を受けやすく、それが日本における VRP と ESR の負の相関を生み出している可能性があるとして指摘した。このため、金融危機時のデータを取り除くなどして結果の頑健性を確認することを提案した。これに関連して、**福田慎一**（東京大学）は、ゼロ金利時代に VRP と ESR との相関の有意性が失われるという米国の分析結果について、金融危機時の非定常的な振る舞いが結果に影響している可能性に言及し、金融危機時のデータを取り除いたときにもなお有意な相関がみられないのか確認することを勧めた。**新谷元嗣**（東京大学）は、ゼロ金利時と通常時とで、ESR 予測に関するインプリケーションが変化するとの結果は興味深いと評価した。そのうえで、VRP の推計誤差が結果に与える影響を定量的に評価する必要性に付言した。また、ESR を VRP に単回帰する際、通常用いられる t 検定の次数（バートレット・カーネル）とは異なる特殊な値を用いた理由を質した。実務的な観点から、**内山雅浩**（ゴールドマン・サックス・アセット・マネジメント）は、VRP がボラティリティ・キャリーと呼ばれる投資戦略において取引されていることを紹介したうえで、実務的には、VRP が変動する背景について知見を蓄積することも重要であると指摘した。

理論分析について、**植田和男**（東京大学）は、ゼロ金利に到達した時期において、株価やそのリスク・プレミアムを動かしていた最大の要因は金融不安であり、経済に対する金融不安の影響を緩和するために中央銀行が利下げした結果、ゼロ金利に到達

したことが現実的な解釈であると主張したうえで、こうしたメカニズムをモデルで表現できれば望ましいと助言した。**大橋**は、モデル上、オイラー方程式を解いた後にゼロ金利制約を課すことの正当性について質した。**塩路**も、モデルにおける安全資産の具体例（国債か、中央銀行準備か）や、株式の需給が均衡する一方で安全資産の需給は均衡しないとの仮定の妥当性、実質金利に対するゼロ金利制約を内生的に生じさせるために追加的に必要となる仮定についてそれぞれ質した。

（３） 「機械と人間の倒産予測におけるシステマティックな相違」

報告者の**新谷幸平**（日本銀行）は、約 100 万社／年に上る大規模な個社レベルの企業情報データをもとに、過去 3 年間の情報を入力として、翌年にかけての企業の倒産を予測する機械学習モデル（以下、機械）を構築するとともに、同じ予測作業に対する機械と人間の予測精度を比較し、人間の相対的な予測精度が高まる条件を識別した。具体的には、まず、財務情報や取引関係情報といった企業情報データを入力とする重み付きランダム・フォレスト（Weighted Random Forest: WRF）を用い、各企業が倒産する蓋然性を予測する機械を構築した。そのうえで、信用調査会社の調査員が作成した評点を説明変数、倒産を被説明変数としたプロビット・モデルによる推計結果を人間の予測とし、両者の予測精度を比較した。さらに、予測作業において人間が強みを発揮するための条件を検証するため、2013 年から 2016 年にかけての両者の予測精度の差を被説明変数とし、企業、調査員および調査員が所属する部署の属性を説明変数としたパネルデータ分析を行った。

分析の結果、受信者動作特性曲線（Receiver Operating Characteristic curve: ROC 曲線）に基づく評価基準では、機械の平均的な予測精度は、人間を大きく上回ることが確認された。一方、予測結果を個社ごとにみると、人間の予測精度が機械を上回る事例も散見された。パネルデータ分析によれば、評価対象が、①透明性が低い、②複雑な、③低成長である企業である場合や、調査員が、①勤続年数が長い、②担当企業と同業種の調査経験が豊富である、③担当企業が多い、④予測作業を行う時間的余裕があるといった特性を持つ場合に、人間の相対的な予測精度が高まることが確認された。また、同様の結果は、調査員が所属する部署について、①同僚の勤続年数が長い、②担当企業と同業種の調査経験が豊富である、③業務への対応に余力があるといった場合にも得られることが確認された。また、交互作用項を追加した分析では、企業が不透明であるほど、調査員の勤続年数が、人間の予測精度により大きく影響することが示された。

指定討論者の**渡辺安虎**（東京大学）は、機械と人間の予測精度の比較という問題設定は、学術的のみならず一般的にも関心が高いものであり、それに対して一定の回答を与えているという点で本研究は非常に重要なものと評価した。そのうえで、本研究に限られた問題ではないと付言しつつ、機械と人間との間において厳密な比較は必ず

しも行えないことを次のように指摘した。

第1に、機械とはそもそも何かという論点を示したうえで、WRFが機械であるとの前提の妥当性や、ロジット・モデルや線形回帰といった伝統的なモデルとWRFとの違いを明確にする必要があると指摘した。第2に、人間による予測であると定義した信用調査会社の評点は、必ずしも企業の倒産予測を目的としたものではない可能性に言及した。さらに、評点と倒産の関係が明らかではない中、両者の関係がプロビット・モデルで記述できると仮定している点にも疑問を呈した。こうした批判への対応として、前者については、評点を構成する項目のうち、倒産との関係が強く想定される項目に絞って予測に利用すること、後者については、評点と倒産の関係を先験的に仮定しないモデルを利用することを提案した。第3に、機械と人間が必ずしも同じ情報を利用していない可能性を指摘した。すなわち、機械は過去3年間の情報をもとに予測を行う一方、調査員はそれ以前の情報も活用して評点を作成している可能性がある点や、機械の予測では多数の企業情報そのものを入力データとしているのに対し、人間の予測では、多数の企業情報を何らかのルールで集約した評点を入力データとしているため、人間の予測では、機械に比べて、入力データが持つ情報量が小さくなっている可能性を指摘した。

渡辺は、このほかに、別の機械学習モデルを適用した場合の予測精度や人間との比較について関心を示したほか、予測の誤り方にも機械と人間で特徴的な違いが観察される可能性に言及した。

フロアから、パネルデータ分析結果の解釈について、**岩壺健太郎**（神戸大学）は、WRFが非線形モデルであるため、被説明変数である機械と人間の予測精度の差が説明変数と非線形の関係を持ち得る点に言及し、線形回帰モデルによる分析結果の解釈に当たっては、この点について理解を深める必要があると指摘した。そのうえで、具体的な方法として、サブサンプルに対する説明変数の係数や説明力の頑健性を確認することを提案した。**楡井誠**（東京大学）は、ROC曲線の形状を踏まえ、評点が低い企業ほど、調査員がより正確に倒産を予測している可能性を指摘したうえで、調査員の属性に関するパネルデータ分析において勘案する必要性を指摘した。**藤木裕**（中央大学）は、透明性が低い企業ほど相対的に人間の予測精度が高まる一方、透明性と正に相関することが想定される売上規模については、大きい企業ほど相対的に人間の予測精度が高まるとの分析結果をどう解釈するべきか質した。

機械と人間の予測精度の差について、**山中卓**（武蔵野大学）は、評点の採点において調査員がより長期の倒産の予兆を捉えている可能性を指摘し、2年後や3年後の倒産に対する予測を行った場合の結果を比較することを提案した。**渡部敏明**（一橋大学）は、機械と人間の予測精度について、統計的にみて有意な差があるか、仮説検定を行う必要があると指摘した。**内山朋規**は、ハイパー・パラメータの設定によらず、機械の予測精度は常に人間を上回っているか否か質した。

実務的な観点から、**水門善之**（野村証券）は、LASSO 回帰モデルや Elastic Net といった変数選択手法を活用して機械の汎化性能を高めていくことを提案した。また、興味深い研究トピックとして、クレジット・デリバティブや株価から計測されるデフォルト確率と機械の予測を比較することに付言した。**柳岡優希**（東京商工リサーチ）は、機械学習に基づく予測一般について、実務面での課題として、数値化が難しい情報の活用を指摘した。さらに、**河原光雄**（東京商工リサーチ）は、本研究の含意をどのように倒産予測の実務に活用していくかについて報告者の見解を質した。資産運用実務との関連では、**川代尚哉**（三井住友 DS アセットマネジメント）が、テキストデータなどのオルタナティブ・データを活用したクレジット・スコアリングの高度化が求められている現状を紹介した。

5. 閉会挨拶

閉会挨拶において、**植田**は、キーノート・スピーチ、報告論文、および一連の議論を非常に興味深いものであったと高く評価したうえで、出席者の議論への貢献に謝意を示した。また、本ワークショップのテーマと関連して、**Zuckerman [2019]**を引用しながら、金融市場においては、比較的大規模なデータを活用できる短期売買型の取引において、AI の活用が進んでいる点を指摘した。そのうえで、AI を活用した短期売買型の取引の台頭が金融市場に与える影響、すなわち、AI を活用した取引の増加が市場全体のパフォーマンスにどう影響するか、市場取引が短期売買に集中することで長期保有型の取引の効率性が変わり得るか、市場の均衡や均衡の安定性が時間とともにどう変化するかといった論点が学術的にも非常に興味深い問題であるとの見解を示し、挨拶を締め括った。

参考文献

- 宇宿公紀・加藤尚吾・加藤由樹・千田国広、「LINE グループにおいて返信ができないことで生じるネガティブ感情：ネガティブ感情が生じるまでの時間と性格特性及び LINE メール依存度との関係」、『日本認知心理学会発表論文集』、日本認知心理学会第 17 回大会、2019 年、115 頁
- 風戸正行・黒崎哲夫・五島圭一、「日本銀行による景気判断のトーン分析」、金融研究所ディスカッション・ペーパーNo. 2019-J-16、日本銀行金融研究所、2019 年
- 熊野雄介・五島圭一、「金融政策アナウンスメントとアルゴリズム取引：ウェブページへのアクセス情報を用いた検証」、金融研究所ディスカッション・ペーパーNo. 2018-J-11、日本銀行金融研究所、2018 年
- 五島圭一・高橋大志・山田哲也、「自然言語処理による景況感ニュース指数の構築とボラティリティ予測への応用」、『金融研究』第 38 巻第 3 号、日本銀行金融研究所、2019 年、1～42 頁
- Gu, Shihao, Bryan T. Kelly, and Dacheng Xiu, “Empirical Asset Pricing Via Machine Learning,” NBER Working Paper No. 25398, National Bureau of Economic Research, 2019.
- Janitza, Silke, Ender Celik, and Anne-Laure Boulesteix, “A Computationally Fast Variable Importance Test for Random Forests for High-dimensional Data,” *Advances in Data Analysis and Classification*, 12(4), 2018, pp.885-915.
- Kostovetsky, Leonard, and Jerold B. Warner, “Measuring Innovation and Product Differentiation: Evidence from Mutual Funds,” *Journal of Finance*, 2019 (forthcoming).
- Zuckerman, Gregory, *The Man Who Solved the Market: How Jim Simons Launched the Quant Revolution*, Portfolio Penguin, 2019.

日本銀行金融研究所 ファイナンス・ワークショップ — ビッグデータ・AI を活用したリスク計測・分析 —

▽ 日程と場所

(日程) 2019 年 11 月 28 日 (木) 13:30~17:35

(場所) 日本銀行本店・新館 9F・大会議室 A

▽ プログラム

司会：稲葉 圭一郎 (日本銀行)

13:30~13:35 開会挨拶：関根 敏隆 (日本銀行 金融研究所長)

13:35~14:00 キーノート・スピーチ

ビッグデータと AI のファイナンスへの利用

大橋 和彦 (一橋大学 教授)

[研究報告]

いずれも報告 20 分、指定討論 10 分、フロア質疑応答 35 分

14:00~15:05 深層学習による株価収益率ボラティリティ予測：自己注意機構付きモデルの応用

報告者：三木 翔太 (日本銀行)

指定討論者：北村 能寛 (早稲田大学 教授)

15:05~15:20 休憩

15:20~16:25 分散リスク・プレミアムと株価収益率の予測可能性

(Stock Return Predictability and Variance Risk Premia around the ZLB)

報告者：小川 俊明 (日本銀行)

指定討論者：内山 朋規 (首都大学東京 教授)

16:25~17:30 機械と人間の倒産予測におけるシステマティックな相違

(Systematic Disagreement between Human and Machine Predictions)

報告者：新谷 幸平 (日本銀行)

指定討論者：渡辺 安虎 (東京大学 教授)

17:30~17:35 閉会挨拶：植田 和男 (東京大学 名誉教授)

参加者の氏名および所属（所属はワークショップ開催時点のもの。敬称略、五十音順）

氏名	所属
足立 高德	首都大学東京
磯貝 明文	三菱 UFJ トラスト投資工学研究所
稲葉 圭一郎	日本銀行
井上 広隆	日本銀行
岩壺 健太郎	神戸大学
植田 和男	東京大学
内山 朋規	首都大学東京
内山 雅浩	ゴールドマン・サックス・アセット・マネジメント
宇野 淳	早稲田大学
生方 雅人	明治学院大学
大橋 和彦	一橋大学
小川 俊明	日本銀行
金子 泰啓	野村證券
亀山 智行	三井住友銀行
川代 尚哉	三井住友 DS アセットマネジメント
河原 光雄	東京商工リサーチ
木島 俊哉	三菱 UFJ 銀行
北村 能寛	早稲田大学
楠岡 成雄	東京大学兼明治大学
五島 圭一	早稲田大学
塩路 悦朗	一橋大学
塩野 剛志	クレディ・スイス証券
新谷 幸平	日本銀行
新谷 元嗣	東京大学
水門 善之	野村證券
関根 敏隆	日本銀行
武田 直幸	みずほ第一フィナンシャルテクノロジー
竹田 陽介	上智大学
田中 健太郎	みずほ情報総研
千葉 貴司	三井住友銀行

氏名	所属
寺口 征行	日興アセットマネジメント
長倉 大輔	慶應義塾大学
永山 恒彦	みずほ第一フィナンシャルテクノロジー
楡井 誠	東京大学
林 健司	日本銀行
林 高樹	慶應義塾大学
原田 泰	日本銀行
福田 慎一	東京大学
藤木 裕	中央大学
堀金 哲雄	三菱 UFJ 銀行
前田 栄治	日本銀行
牧本 直樹	筑波大学
三木 翔太	日本銀行
水田 孝信	スパークス・アセット・マネジメント
宮川 大介	一橋大学
柳岡 優希	東京商工リサーチ
山内 浩嗣	三菱 UFJ トラスト投資工学研究所
山岸 吉輝	野村アセットマネジメント
山中 卓	武蔵野大学
吉野 貴晶	ニッセイアセットマネジメント
渡辺 真吾	日本銀行
渡部 敏明	一橋大学
渡辺 安虎	東京大学

※ このほか、日本銀行職員が約 20 名参加。