

# 管理工学における金融工学研究

今井 潤一

本稿では、管理工学科の金融工学分野にある三つの研究室の中で、今井研究室でこれまで行われてきた研究テーマの中からいくつかを選んで紹介する。まず、研究室内で用いている研究のフレームワークを紹介し、その後、コンピューテーショナル・ファイナンス分野からの研究として、モンテカルロ法の効率化研究を紹介する。次に、金融モデリングの研究として東京証券取引所一部上場会社の高頻度株価データを用いた実証分析研究、技術予測モデリングとして、3D プリンティングの普及モデルの開発研究を、最後に、事例の研究としてリアルオプション・アプローチを使った新規事業の経済価値評価のケーススタディを紹介する。

キーワード：金融工学、準モンテカルロ法、リアルオプション分析

## 1. 管理工学科における金融工学の研究

慶應義塾大学理工学部管理工学科には、金融工学系の研究室が三つ揃っている。金融というと、いわゆるお金のイメージが強いと思われるが、金融工学の研究で本質的に扱っているのはリスク（不確実性）、その中でも金融市場や企業経営など人間の経済活動の結果、生じるリスクである。

最も典型的な問題の一つが投資の問題である。たとえば、株式市場や債券市場、デリバティブ市場といった金融市場において、どのクラスの金融資産にどの程度の資金を投資すべきかという問題は、投資銀行、証券会社、保険会社といった金融機関のみならず、機関投資家、自治体、個人の資産運用の観点からも重要である。また、一般事業会社の経営者は、自らの事業を維持、発展させるための実物資産への投資をいかに行うかを考える必要がある。

金融投資と実物投資、そのいずれの投資についても、マネジメントは投資から得られる将来のリターンに加えて、その資産に投資することで引き受けることになるリスクに対処することが肝要である。なぜなら、いかなる投資を行う場合にもリスクがゼロ、すなわち絶対確実に超過的な収益を上げ続けられる機会を見つけることは不可能だからである。そのため、投資を行う場合には、その投資機会にどのようなリスクがどの程度内在しているかを見極め、投資するかどうかの決定を行い、投資した後も資産価値の変動に注意を払い、リスク量を継続的に測定し、それらのリスクを管理しながら、投資目標に応じたベストの戦略を実行していくことが求められる。

管理工学科にある金融工学系の3研究室では、このような背景を踏まえ、投資機会に含まれるリスクを特定し、それらのリスクを最適な方法で管理する方法について、互いに協力しながらも、それぞれが独自の視点で研究活動と教育活動を行っている。枇々木規雄研究室では、実際の金融取引に使えることを念頭に置き、主に資産配分決定やポートフォリオ選択などの資産運用技術、金融機関の資産と負債に関するリスクの総合的な管理技法、家計のフィナンシャル・プランニング、株式のティックデータ分析と最適執行戦略モデルの構築に関する研究などを行っている。山本零研究室では、金融データを用いて年金、金融機関、個人が行う資産運用全般に関するモデル開発、および実証分析を行っている。また、情報開示などの企業行動と株式投資リスクの関係に関する実証分析も行っている。

本稿では、今井潤一研究室でこれまで行われてきた研究テーマをいくつか選んで紹介する。

## 2. 研究の概観

今井研究室では、

1. リスクのダイナミクス
2. 実証結果の知見を踏まえた数理モデリング
3. 金融商品・金融市場に加えて、事業経営者の戦略的財務意思決定の重要性
4. 理論的な分析に加えて数値計算手法の積極的活用を意識して研究を行っている。本稿執筆中の現在は、ADPRL (Approximate Dynamic Programming & Reinforcement Learning, 図 1) と呼ぶフレームワークを設定し、そのフレームワークをもとに研究を行っている。ADPRL とは金融分野の分析をするうえで必要不可欠な動的確率計画問題を解決するための、シミュレーション技術を用いた数値的アプローチのフレームワークで、これは学術分野の分類というより、むしろ

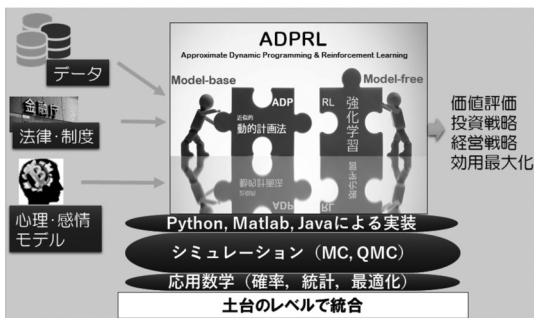


図1 ADPRL フレームワーク

研究分野の捉え方を表したものと見える。本稿では、(1) コア部分、(2) 土台部分、(3) モデリング部分、(4) 応用部分、の四つに分類して、それぞれのカテゴリ内の研究を簡単に紹介する。

### 3. 近似動的計画法 (ADP) と強化学習 (RL)

ADPRLのコア部分では、リスクのダイナミクスのモデリングと、最適解の導出方法に焦点を絞った研究を行っている。金融リスクのダイナミクスを正しく捉えるためには、金融資産市場の仕組み、さまざまなカテゴリーに属するリスク、それを司る人間行動など、現代の複雑な社会システムを理解する必要がある。一方でデータドリブンの視点で金融リスクを見ると、金融市場の実証分析が進み、資産価格変動の非正規性・非連続性、ボラティリティ変動、そして非線形な依存構造などが明らかとなり、それらの事実を適切に反映する、より洗練されたモデルを想定する必要性が認識されている。そのような背景のもと、金融産業では、投資部門やリスク管理部門でデリバティブ評価、ポートフォリオのリバランス、リスク指標計算などが日常的に行われていることから、コア部分で焦点を当てている数値計算能力は、金融機関の業務効率化の源泉となり得る重要な経営資源であるといえよう。

#### 3.1 ADP under Model Uncertainty

ADPRLのコア部分の研究の一例として、現在進行中のモデルの不確実性 (Model Uncertainty) を考慮した金融デリバティブの最適ヘッジ戦略の導出に関する研究を紹介する。リスクヘッジに関する研究は、金融工学分野で扱う問題の中でも中心的なテーマの一つといえる。典型的な問題においては、ターゲットとなる金融デリバティブを複製、あるいは相殺するダイナミックなポートフォリオをできる限り効率的に (低コストで) 作成する投資戦略を求めることが目的となる。また、ヘッジ戦略の導出の考え方は、金融デリバティブ

の価格導出の基盤となるだけでなく、投資銀行のリスク管理業務を実践するうえでも不可欠な投資戦略であるため、極めて実務的重要性の高いテーマでもあるといえる。

数あるヘッジの研究の中で、ここで取り上げる研究の特徴は、想定するモデルそのものが必ずしも正しいわけではないという前提に基づいて分析をするところにある。標準的な金融工学のアプローチでは、資産価格の変動を確率、あるいは確率過程 (under Risk) としてスタートすることが多いが、ここで取り上げる研究では、資産価格の変動にモデルの不確実性が存在し、将来の起こるさまざまなイベントに割り当てる確率が正確には特定できない状況を想定したうえで、問題の定式化を試みる。

このような問題意識は、決して新しいものではなく、その源流は19世紀に Frank Knight によって提唱されたナイト流不確実性にまでさかのぼることができる。その後、1961年の Daniel Ellsberg の研究を基点に、現在においても、経済学分野における曖昧さ (ambiguity) の研究、行動経済学、数理ファイナンス分野のロバスト・ファイナンスの研究など、さまざまな分野で密接に関連した研究が異なるフィールドで行われている興味深いテーマである。ここでは、この分野の中ではまだ研究が十分には進んでいない数値計算技術の観点からモデルの不確実性の研究を行っている。

この研究では、標準的なリスクを考える場合とモデルの不確実性が存在する場合のそれぞれに対して、不確実性を (確率的な) グリッドを用いて表現し、近似動的計画法を用いて具体的なヘッジ戦略の導出とオプションの上限および下限価値の計算を行っている。主要な結果は以下のとおりである。

1. 一般的な設定において、モデルの不確実性が存在する場合には、ヘッジに必要なコストが大きくなる。
2. 標準的なリスクを考慮する場合と比較すると、モデルの不確実性が存在する場合には、ヘッジのリバランスの感度が鈍くなる。
3. モデルの不確実性が存在する場合には、オプションを購入する場合と売却する場合のヘッジ戦略に大きな違い (非対称性) が生まれる。
4. モデルの不確実性の有無だけでなく、そのレベルによっても、ヘッジ戦略に違いが生まれる。

モデルの不確実性を考慮した問題に対する、効率的な数値計算手法が確立されれば、その汎用性によりさまざまな個別具体的な問題への適用が可能となり、その

結果、実務への応用に向けての扉が大きく開くこととなる。

### 3.2 Portfolio Selection via RL

今井研究室では強化学習を用いて動的なポートフォリオ選択の研究も行った。ポートフォリオ選択問題とは、複数の株式と債券からなるポートフォリオを、時間とともに組み替えながら、予め設定した基準（目的関数）の中で最も優れた投資戦略を導出する研究である。

強化学習は機械学習の中の一分野で、自分の行動に対して与えられる報酬をもとに、与えられた環境での最適行動を学習する方法である。強化学習の考え方は、解析的に解くことが困難なさまざまな問題に対して汎用的に適用することが可能である。本研究室では、強化学習の中でも Actor-Critic と呼ばれる手法を用いて、最適なポートフォリオ問題を分析した。Actor-Critic を用いることで、多くの金融問題で想定される連続的な状態空間や行動空間に対応することが容易となる。

ここで実装した手法を使って、いくつかの異なる基準の下で最適なポートフォリオ戦略を導出した結果、以下のことが明らかとなった。

1. 最適解が既知の問題に対しては、本手法が学習回数の増加とともに、期待どおりその最適解に収束していくことが確認できた。
2. 最適解が未知の問題に対しては、既存の投資戦略と比べて高いパフォーマンスを示すという結果が得られた。

一方で、金融問題に強化学習を使った場合には、問題によってはその計算の効率性が悪いことも同時に明らかとなった。したがって、より複雑な問題に適用するためには、基盤となるアルゴリズムの効率化が必要不可欠であり、この点は現在の研究課題の一つとなっている。

### 4. 土台となる数値計算手法：モンテカルロ法

次に、数値計算手法の開発に焦点を当てた研究の一つである準モンテカルロ法 (QMC) の効率化手法の研究を紹介する。本研究室では、この研究は図 1 の AD-PRL フレームワークの下部にある土台部分に位置づけられる。

モンテカルロ法 (MC) は確率的な挙動を分析する数値計算手法である。金融工学分野においては 1977 年に Phelim Boyle によって金融デリバティブの評価に利用されたのが最初といわれている。現代では、研究ではもちろん、実務においてもエキゾチック・オプションの評価や最適なヘッジ戦略の導出、バリュアット

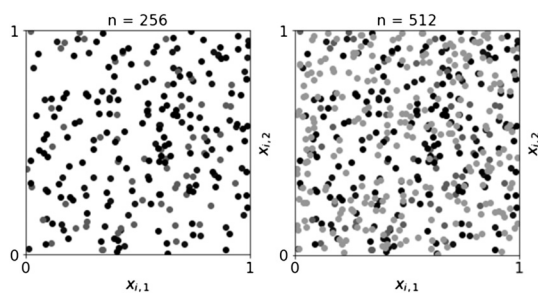


図 2 2次元乱数列のサンプル

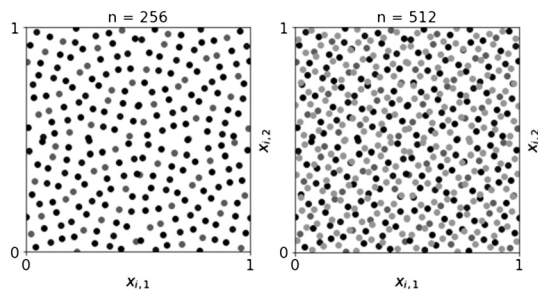


図 3 2次元 LD 列のサンプル

リスク (VaR) や信用評価調整 (CVA) といったリスク管理指標の計算など、金融や保険分野の特に高次元かつ複雑な問題の分析に用いられている。MC は、サンプルの発生に乱数列 (図 2) を用いる数値計算法で、その実装の容易さと高い汎用性という利点をもつ一方で、推定精度が悪いという欠点をもつ。それに対し、QMC は MC を代替する数値計算手法として知られており、数学的に厳密に定義された一様性の高い LD (Low Discrepancy) 列 (図 3) を利用することで、高い推定精度での計算が実現できる。QMC が MC よりも精度が高いことは、Koksma-Hlawka の不等式によって正当化されている。重積分計算を点列を用いた平均によって近似的に計算する場合、LD 列は現在考えられる最も収束速度の優れたクラスの点列ということになる。

実際に金融オプションの評価計算に適用してみると、MC に比べて QMC の精度が高いことが確認できる。図 4 は、過去 250 日の株価の平均値に依存してペイオフが決まるエイジアン・オプションと呼ばれるデリバティブの価格評価を、異なるシミュレーション手法で行った結果をまとめたものである。グラフでは  $2^{10} = 1,024$  回のサンプルで一つの推定値を計算し、それを 10 回繰り返すことで、推定値の 99% 信頼区間を導出している。グラフの一番左側の MC と、その隣の (乱数化した) QMC とを比較すると、明らかに QMC の信頼区

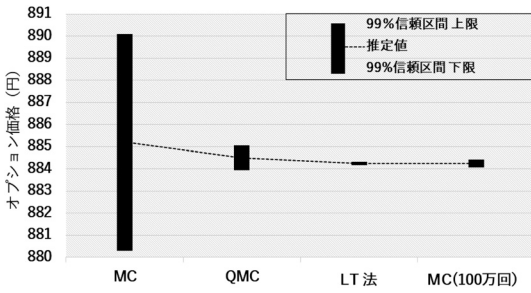


図4 MC-QMCによるエイジアン・オプションの評価

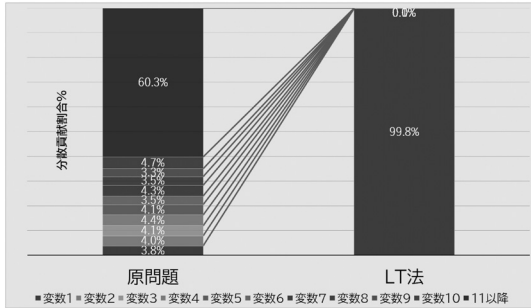


図5 オプション価格に占める各成分の分散貢献度

間が小さいことが見て取れる。つまり、問題によっては、単純にMCの乱数列をQMCのLD列に置き換えるだけで、これだけの精度向上が達成できるのである。

QMCは、実質次元減少法という手法を組み合わせると、さらにその精度を飛躍的に上昇させることができる。先の例のエイジアン・オプションは250日分の株価の平均値に依存することから、250次元の重積計算を伴う。MCと異なり、QMCで利用するLD列は次元の影響を受けるが、その影響の受け方が成分ごとに異なるという特徴をもつことが知られている。具体的には、多くのLD列は次元の低い方(第1成分、第2成分、...)の方が次元の高い成分(249成分、250成分)よりも、一様性が高いという特徴をもっている。そのため、低い次元の成分の影響割合が大きいほど、計算結果の精度も向上することが期待されるのである。図4の右から2番目のLT法は、Linear Transformation method [1, 2]と名付けた実質次元減少法を用いた場合の信頼区間を表している。LT法の信頼区間が、MC、QMCと比較しても際だって小さい、つまり非常に高い精度でオプション価格が計算されていることがわかる。図4の一番右の列には、比較のため、1,024回ではなく100万回を1セットにしたMCの結果を示している。驚くべきことに、100万個のサンプルを用いたMCと比較しても、1,024個のサンプルを用

いたLT法の方が精度が高い。

図5は、重積分の各成分がエイジアン・オプション価値に分散の意味でどの程度影響を与えているかを示している棒グラフである。左側がオリジナルの場合、右側がLT法による変換後のグラフである。オリジナルの問題では、すべての成分の影響力の大きさに際立った差が見られないのに対し、LT法を用いた後では実に全体の99.8%がその第1成分に集中している。この事実と、LD列の低次元成分の高い一様性が組み合わせられ、図4のような高い計算精度が実現したと考えられるのである。

## 5. モデリング

モデリングのカテゴリーでは、ビッグデータ、すなわち大量のデータ入手が可能な分野の研究と、直接的なデータが十分に収集できない分野のそれぞれのケースにおけるモデリングの研究を紹介したい。

### 5.1 高頻度データの分析

2010年に東京証券取引所がアローヘッドを導入して以来、注文処理の高速化やデータの時間解像度の向上が続いている。現在、東証より配信されるリアルタイム情報であるFLEX Fullデータはマイクロ秒単位で記録されている。高頻度領域で観測される諸現象は、市場参加者にとって取引の意思決定を行う際に重要な情報となる。高頻度データの詳細な分析が可能になったことで、金融分野においてはそれ以前には見られなかった現象が次々と報告されている。たとえば、株式市場においては開場直後と閉場直前に取引が集中し、そのボラティリティが大きくなる傾向があることが明らかとなった。同様の現象は、為替市場において主要通貨の取引市場の昼間時間においても観測されている。取引速度の高速化に伴い、データの時間解像度も高くなり続けていることから、このような研究は今後も継続することが重要である。

ここで紹介する研究 [3] は、マーク付き多次元 Hawkes 過程を用いた東京証券取引所(東証)の株価ティックデータの実証分析である。Hawkes 過程は1971年に Alan G. Hawkes により提唱された点過程の一種である。最初は、地震学の分野において本震の後に余震が伝播していく様子を表現するモデルとして提唱された。点過程における点の発現頻度(単位時間当たりの点の発現確率)である強度関数に自己励起性と呼ばれる性質をもたせていることが特徴である。この性質を用いると、市場においてある取引が約定すると、それによりその後の取引が発生するという取引自体の相互関連

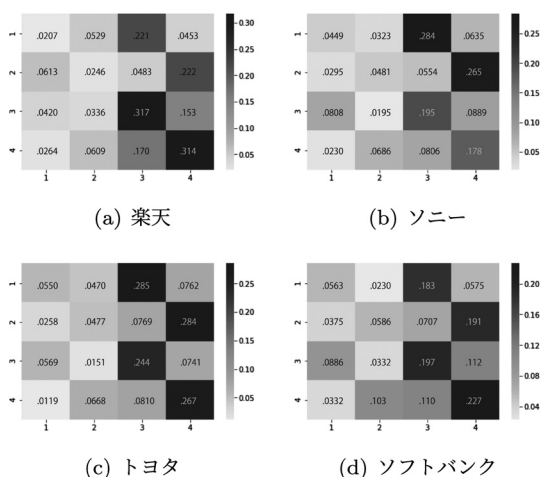


図 6 分枝行列の推定値のヒートマップ

性や、注文量/取引量が次の取引注文に影響を与えるといった性質をモデル化することができる。

この研究では、取引量をマークとしたマーク付きの Hawkes 過程を使って、東証のティックデータからモデルのパラメータを推定し、その推定結果の分析を行った。本稿では、その結果の一部を紹介する。図 6 は、実証分析の結果得られたグラフの一部で、Hawkes 過程の分枝行列と呼ばれる行列に関するヒートマップである。両軸にある番号はそれぞれ、

1. 直前の取引よりも価格上昇を示す取引、
2. 直前の取引よりも価格下降を示す取引、
3. 取引成立を伴わないが、板中心が変化するビッド側の注文、
4. 取引成立を伴わないが、板中心が変化するアスク側注文

を意味している。図 6 では、縦軸が発生したイベントの系列、横軸がインパクトを受ける系列を表しており、色が濃いほどインパクト（関連）が大きいことを表している。

実証研究の結果、(1) 約定というイベントに対する自己励起性は小さいのに対し、約定されない気配値の変化に対する自己励起性は相対的に大きいこと、(2) 相互励起性に関しては、価格上昇を伴う約定が最良買い気配値の変化を伴う系列に、価格下落を伴う約定は最良売り気配値の変化を伴う系列に大きな影響を与えていることなどが明らかとなった。

## 5.2 3D プリンティング市場の予測の確率モデリング

スマートフォンや SNS の普及、GPS に代表されるセンシング技術の発達によるビッグデータの拡大、そし

て AI を用いた分析技術、拡張現実 (AR) の活用など、情報技術 (IT) の急速な進歩を背景として、いわゆる情報産業のみならず、その他の産業の構造も大きく変わりつつある。たとえば、金融産業においては FinTech という言葉に代表されるように、ブロックチェーン技術を利用した暗号資産やデジタル通貨の可能性が注目されている。そして現在、デジタルトランスフォーメーション (DX) という言葉がビジネス界を席巻している。Eric Stoltermann によると、DX は「IT 技術の浸透が人々の生活をあらゆる面でより良い方向に変化させる」未来を意味している。このような背景のもと、ビジネスモデルもそれに応じて大きな変革が求められている。旧来のやり方から、デジタル技術の優位性を 100% 生かすビジネスモデルへの転換 (デジタル・ビジネス・トランスフォーメーション, DBX) が求められている。

本研究室では、このような状況を踏まえ、デジタル技術の経済モデリングと、その中での企業の最適な意思決定に関する問題をリアルオプション・アプローチを用いて研究している [4]。リアルオプションとは、実物への投資の世界における資本予算の問題で、不確実な環境の下での経営者の柔軟性を意味している [5]。たとえば、典型的なリアルオプションの一つである延期オプションは、投資プロジェクトの開始時点を現時点に限るのではなく、延長する権利をもつと考えることで、事業価値を増大させる可能性があることを示唆している。

デジタル技術の進化やその普及のスピードには大きな不確実性がある。過去においても、新技術や新製品が予想を超える速度で普及した事例や、逆にマスコミを大いに賑わした新製品がほとんど普及しなかった事例が数多く存在している。そういった意味で、これらの不確実性に着目するには正当な理由がある。ただし、デジタル技術の普及プロセスは、従来のリアルオプションの分析対象であった資産価格や事業価値の変動プロセスとは大きく異なる。また、デジタル技術へ投資する場合のコスト構造も収益構造も、通常の実物資産への投資の場合とは大きく異なる。したがって、デジタル技術への投資に関する戦略的意思決定の特徴は、旧来の意思決定の特徴と大きく異なることが予想される。

このような状況において、定量分析を目的とする実践的モデリングを行う場合には、前節の高頻度データを使ったモデリングとは異なるアプローチが必要となる。なぜなら、事業会社を経営していくうえでの多くの戦略的意思決定が、直接的なデータが得られない中

で行われるからである。一方で、経営の意思決定においてしばしば語られる「ベストプラクティス」が、必ずしも次の時代のベストでないことも指摘されており、過度に経験的事実に基づいたモデリングも危険である。そこで、ここでは、過去の直接のデータからではなく、周辺のさまざまなデータと人間行動のメカニズムをモデル化することで、パラメータ推定を行った研究事例として、3D プリンティング技術の予測モデル開発研究を紹介する。

技術予測を行う理由は、必ずしも未来を正確に予測することではない。技術予測は、事業経営者の現在の意思決定に有益な情報を提供し、どのような経営戦略が妥当かを特定し、その技術に投資すべきかどうか、もし投資するのであればどのようなタイミングで投資すべきかなどを可能な限り客観的に議論するための前提となる知識を共有するためのものでもある。

3D プリンティング技術の推移を推定するためには、3D プリンタ市場のデータを用いることが最も良さそうに思えるが、3D プリンタ市場は未だ立ち上がったばかりであり、そのデータを用いてデータドリブンなモデルを構築することは困難である。そこで、この研究では、BASS モデルというマーケティング分野の製品普及の分析に利用される微分方程式を利用している。BASS モデルでは最初に市場に参入するイノベーターと追従するアダプターの行動様式がモデル化されている。本研究では、そのモデルに技術予測の不確実性を組み込んで、リアルオプションの分析に用いることのできる確率モデルを開発した。

この研究では、パラメータ推定の情報源として、研究論文 (Scopus, Web of Science)、ニュース記事 (Factiva)、そして特許データ (Derwent Innovations Index) を利用している。研究論文やニュース記事を利用して、定量的な分析を行う学問は、計量書誌学 (Bibliometrics) と呼ばれ、図書館情報学に属していることが知られているが、本研究ではそのテクニックを利用している。

分析方法の詳細は本稿では省略するが、最後に興味深い結果の一つだけ紹介する。図 7 は、本研究のモデルによる 3D プリント技術の市場規模の推移予測と、技術予測を提供している 11 社の予測 42 点との関係を見たグラフである。グラフの横軸は時間軸 (1990 年から 2090 年まで)、縦軸は 3D プリンティング市場の経済規模 (単位 10 億ドル)、点線が 2019 年を表している。実線のグラフが本研究で推定したモデルを表す曲線、小さい点が技術予測会社が提供している予測点で

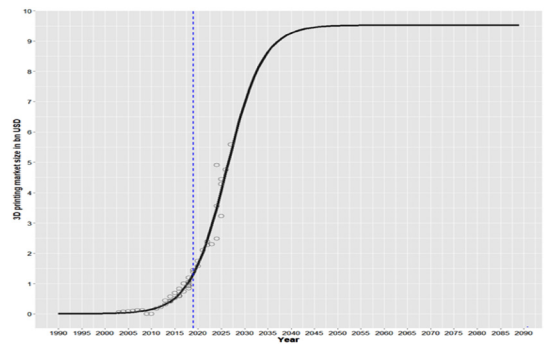


図 7 3D プリンティング技術の市場規模予測

ある。微妙な差違はあるものの、おおむね技術予測会社による予測と本研究のモデルによる予測は非常に近い値を取っていることが見て取れる。このことから、本研究で開発したモデルの妥当性がある程度確認できたと考えられる。

## 6. 個別問題への応用

最後に、ADPRL フレームワークを用いたリアルオプション・アプローチのケーススタディ [6] を紹介する。リアルオプションが新しい資本予算の概念として提案されて以来、今日に至るまで数多くの研究が行われてきた。実務においても天然資源開発、IT 投資、不動産投資など、不確実性が高くかつ投資額が巨大な投資案件の評価法としてその重要性が認識されている。ところが、現在行われている多くの研究は、定性的な知見獲得を目的とした金融経済の理論研究であり、実在企業の投資意思決定に活用できる、事業価値の定量的分析に焦点を絞った研究は非常に限られている。

そこでこの研究では、実在する企業の新事業開拓プロセスをケースとして取り上げ、リアルオプションの価値を定量的に分析している。リアルオプション・アプローチによる分析を行うために、この研究では、次の四つのステップに従って分析を行っている。

1. 不確実性の特定
2. リアルオプションの認識
3. リスク・モデリングとパラメータの推定
4. バリュエーション

ステップ 1 は、この企業が晒されている主要な不確実性を特定することである。現実の企業は大小さまざまなリスクに晒されており、企業の経営者がすべてのリスクを明示的に捉えているわけではない。その中で、事業の価値に影響を与える最も重要な不確実性は何かを明らかにすることが第 1 のステップとなる。この研究では全部で 4 種類のリスクを特定している。

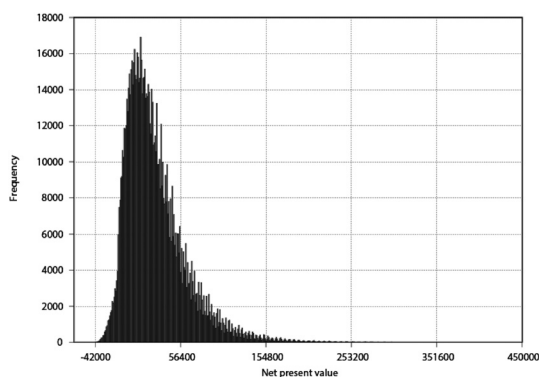


図 8 NPV 法による事業価値

ステップ 2 は、リアルオプションの認識である。ステップ 1 で求めた不確実性に対して、この事業がもつリアルオプション、すなわち状況に応じて柔軟に対応できる戦略とは何かを認識、創造する。この研究では、この事業会社のもつリアルオプションは三つのステージをもつスイッチング・オプションとして評価できることが判明した。「ステージ 0」は既存の事業のみを継続している状態、「ステージ 1」は既存製品に加え新製品の販売をしている状態、そして「ステージ 2」は、新製品用の設備を導入して内製化した状態である。

ステップ 3 は、リスク・モデリングとパラメータの推定である。ステップ 1 で特定した不確実性をどのようにモデル化するか、そしてモデルのパラメータをどのようにして求めるかがこのステップの要点となる。この研究では、リスクのモデルとして標準的な幾何ブラウン運動を想定した場合に加え、モデルの不確実性を考慮したモデルでも分析を行っている。

最後のステップは、バリユエーションである。本研究では、コンピューターシミュレーション・ファイナンスで用いられる格子法とモンテカルロ法を組み合わせ、新規事業価値の評価を行っている。比較のため、柔軟性がない場合の正味現在価値 (NPV)、柔軟性がある場合のリアルオプション価値、そして、モデルの不確実性 (Model Uncertainty) がある場合のリアルオプション価値をそれぞれ導出している。

図 8 は、ベースケースとなるシナリオを固定した上で、NPV をいわゆるモンテカルロ DCF 法によって計算したヒストグラムである。このヒストグラムの平均値がちょうどベースケースの評価価値に対応する。ヒストグラムを見ることで、事業の正味現在価値に加えて、その事業がもつリスク特性が明らかとなる。図 9 は、リアルオプションを含む事業価値に関するヒストグラムである。図 8 との違いは、シナリオは固定されず、

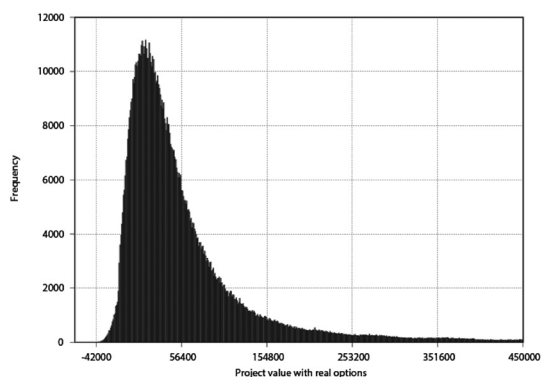


図 9 リアルオプションを含む事業価値

四つのリスクファクターが変動する下で、リアルオプションに関して最適な行使戦略を採った場合の、事業価値が計算されていることである。

二つのグラフを比較して明らかになったことは、次の 2 点である。第 1 に、図 8 と図 9 のグラフの形状 (リスク特性) は非常によく似ている。すなわち、ともに単峰 (unimodal) であり、正の方向に少し歪んで (positive skewness) いる。第 2 に、リアルオプションを含む事業価値の図 9 では、右側の裾が厚いということである。それぞれの平均値 (すなわち事業の現在価値) を比較するとおよそ 4.7 倍の差がある。この事実より、(1) リアルオプションを含む事業価値が、成長を含まない事業価値と比較して大幅なプラスとなっていること、(2) ここで考えているリアルオプションは、プットオプションのような下方リスクの回避ではなく、コールオプションのような成長機会の獲得に寄与していることが明白となった。この事業で考えている柔軟性が、新規事業への拡張やさらなる収益化を目指した新事業の内製化であることを考えると、この企業にとっての新規事業への拡張は期待どおり大きな収益機会への可能性を含んでいることが、明らかになったといえる。

次に、スイッチング・オプションの最適な行使戦略について分析すると、(1) 新製品市場への参入準備が整えば、直ちに新製品の販売を開始するのが望ましい (条件付き確率 75%) ことが明らかとなった。これは、ステージ 0 からステージ 1 へはできるだけ早く移った方が良いということの意味しており、リアルオプションの観点から考察すると、ステージ 0 からステージ 1 へスイッチする権利としてのオプションの価値はそれほど大きくないということの意味している。一方、(2) 期間中ステージ 1 からステージ 2 へ移る確率は、将来のリスク・ファクターの変動に依存しており、最も低い

期間で確率 2%, 高い場合でも確率 14%であった。ただし、スイッチした後の収益性は非常に大きく、その意味でリアルオプション価値は大きいことも明らかとなった。また、(3) ステージ 2 からステージ 1 に戻るスイッチング・オプションは、可能ではあるものの、実際には行使される確率が小さいことも分析の結果明らかとなった。

最後に、モデルの不確実性を考慮して事業価値を評価した場合について分析すると、標準的なリスクの場合と異なり、事業価値は相対的に小さく評価されることが確認できた。ただし、興味深いことに、この企業が取るべき最適なリアルオプションの行使戦略は、通常のリスクの場合とほとんど変わらなかった。つまり、モデルの不確実性の有無にかかわらず、企業が取るべき事業戦略はあまり変化しない。この分析結果は、一般的には成立しないことから、このケーススタディの独自の結果であり、それ故企業が実際の戦略を実行するうえで大きな示唆となっている。

## 7. さいごに

本稿の研究紹介の中でも触れたように、DX、DBX の重要性が叫ばれている現在、FinTech、Insure-Tech といった IT 分野から金融・保険産業へ参入事業者も続々登場し、今後既存の金融業界の枠組みや制度が大きく変わっていく可能性がある。しかし、認識すべきことは、業界の既存構造がどのように変化しようとも、世界経済における『金融システムの役割』の重要性は全く変わらないであろうということである。他方、メ

ディアで報道されることはほとんどないが、金融工学分野の分析の基盤となる基礎理論、データ分析技術、モデリングで用いられる応用数学、計算技術やプログラミング環境も、負けず劣らず著しい進歩を続けている。

金融工学分野の研究は、金融・経営・経済の知識はもちろんのこと、統計学、OR、AI、IE、ヒューマン・ファクターズなどの知見を総合的に利用して行うことが求められる研究領域である。慶應義塾大学の管理工学科は、これら多様な分野の専門家が一つの学科に集合しているという、希有にして恵まれた環境が備わっているため、この環境を最大限に生かして引き続き研究を推進していきたいと考えている。

## 参考文献

- [1] J. Imai and K. S. Tan, "An accelerating Quasomonte Carlo method for option pricing under the generalized-hyperbolic Lévy process," *SIAM Journal on Scientific Computing*, **31**, pp. 2282–2302, 2009.
- [2] J. Imai and K. S. Tan, "A general dimension reduction technique for derivative pricing," *Journal of Computational Finance*, **10**, pp. 129–155, 2007.
- [3] 佐藤正崇, 今井潤一, "マーク付き多次元 Hawkes 過程を用いた高頻度注文板データの分析," *ジャファイ・ジャーナル*, **18**, pp. 63–88, 2020.
- [4] R. Schneider and J. Imai, "Valuing investments in digital transformation of business models," *International Journal of Real Options and Strategy*, **7**, pp. 1–26, 2019.
- [5] 今井潤一, "リアルオプション—金融工学とのつながり—," *オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学*, **61**, pp. 371–377, 2016.
- [6] Y. Fukui and J. Imai, "A study on a membrane ceilings business under ambiguity," *International Journal of Real Options and Strategy*, **6**, pp. 13–44, 2018.