

## 遺伝的アルゴリズムによるリスク分散を考慮した

## 株式ポートフォリオの最適化

## Stock Portfolio Optimization Considering Risk Diversification Using Genetic Algorithm

田井 飛鳥<sup>†</sup>  
Asuka Tai堂 蘭 浩<sup>‡</sup>  
Hiroshi Douzono

## 1. はじめに

## 1.1 背景

昨今、取り沙汰された老後の 2000 万円問題からみるように日本は老後資金問題に直面している。2022 年 6 月現在におけるメガバンクの定期預金金利は年 0.002% であり、一方で日経 225 の銘柄における平均配当利回りは約 2.5% となっている。そこで政府は少額投資非課税制度(Nippon-Individual-Savings-Account:NISA)などの優遇制度を設立し、若年層の段階から貯蓄だけではなく投資での資産形成を促している。

また一般に、金融分野においてポートフォリオを最適に構築することは基本的な問題でありかつ重要であるとみなされている。ここでポートフォリオとは、資産を構成する具体的な金融商品の詳細な組み合わせのことであり、適切に組み合わせることによってリスク分散を図ることが可能である。このポートフォリオ最適化問題は 1952 年に Harry.Max.Markowitz によって明らかにされた[1]が、金融資産への投資比率をポートフォリオの収益率の平均(期待収益率)と分散によって決定するという特徴がゆえに、従来のコンピュータでは膨大な計算量と時間が生じるため、数百にも及ぶ株式銘柄から目的のポートフォリオになるように様々な制約条件をかけてきた。こうすることによって問題の規模を小さくし、解探索空間を縮小させ実用的に用いてきた。しかし、近年の量子コンピュータの発達により処理時間が大幅に短縮し、これまで事実上不可能と考えられていたすべての組み合わせを探索し、最適解を求めることが可能になった。[2]特に、富士通が開発した組み合わせ最適化問題を解くデジタルアニーラは高い性能を示し、数百銘柄の組み合わせ最適化計算を 10 分で解けるようになり、実際の資産運用業務で活用できるようになった。

## 1.2 目的

日本証券業協会が 2021 年に行った調査によると、投資信託を金融商品として保有している割合は 10.8%[3]であり、余り浸透していないのが現状である。また「証券投資は必要ない」と回答した人の理由として一番に「損をする可能性がある」と挙げられた。そこで本研究では、これまでの短期的な売買利益を目的とした時系列予測ではなく、株式の中長期保有を前提とし、分散投資を図ることによってこの問題の解決に取り組む。さらに「金融や投資に関する知識を持っていない」、「ギャンブルのようなもの」という金融知識不足の課題を解決するために、遺伝的アルゴリズムによって機械的に最適な株式ポートフォリオを求め、それをユーザーに提供するシステムの開発を目的とした。すなわち、いかにリスクを低減してわかりやすく投資を始めることができるかが課題となっている。

## 2. 遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm:GA)

遺伝的アルゴリズムとは、John.Henry.Holland によって提案された生物進化を原理とした進化型計算で、最適化手法である。問題の解を記号列の遺伝子として表現して個体を生成し、個体の優劣度を評価関数で定義する。それに基づく解の適応度に応じて選択、交叉、突然変異の演算を行うことで次世代の個体をつくりだす。この進化過程を繰り返すことで優秀な個体を最適解として求めることができる。

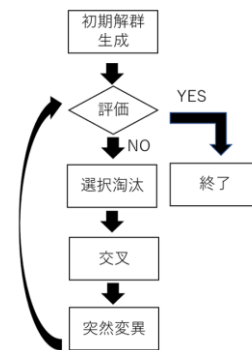


図 1 遺伝的アルゴリズムの流れ

## 2.1 GA の定式化

GA では決定変数を  $x$  とすると最適化問題を

$$\min f(x) \quad (1.1)$$

$$\text{subject to } x \in F \quad (1.2)$$

$$F \subseteq X \quad (1.3)$$

と数理的に定義できる。(1.1)式の  $f(x)$  は目的関数と呼ばれ、 $x$  という決定の良さを表す量の実数値である。(1.2)式の  $x$  は基本空間  $X$  の要素であるが、実際にはその部分集合  $F$  の要素しかとらない。この(1.3)式を制約条件といい、 $f(x)$  を最小(最大)にする  $x$  の値  $x_0$  を最適解という。GA では制約条件のもとで、 $f(x)$  の最小化または最大化を図ることにより組み合わせ最適化問題を取り扱うことができる。[4]

## 2.2 GA の利点及び問題点

GA を投資ポートフォリオなどの実問題へ応用する際の利点は、探索性能、汎用性、実用性にある。GA は同時に非常に多くの解を扱うので、一度に広範囲の探索空間をみることができるが、その性能は設計者によるパラメータの定義によって左右される面が大きい。また、離散問題においても用いられ汎用性は高い。並列処理と高い親和性もあるのでより計算負荷の大きい実問題に応用が可能である。

<sup>†</sup> 佐賀大学大学院先進健康科学研究科 Graduate School of Advanced Health Sciences, Saga University

<sup>‡</sup> 佐賀大学 Saga University

### 3. 実験方法

#### 3.1 入力データ

Yahoo finance のサイトから国内時価総額上位 100 社の 2017 年 11 月～2020 年 11 月の 3 年分時系列株価 (1 日毎) を取得し、過去 2 年と直近の過去 1 年にデータを分割して各々を入力ベクトルとした。また本実験では、同銘柄における 2020 年 11 月～2021 年 11 月の 1 年分の時系列株価 (1 日毎) も同サイトから取得し、入力とした。

#### 3.2 アルゴリズムとパラメータ

GA は量子コンピュータなどの高性能な計算アーキテクチャを用いる必要がなく一般的なコンピュータでも演算処理が可能で、ある程度よい解が得られるので使用した。各企業を整数の遺伝子と表現した上でその組み合わせである解を個体とみなし、進化オペレーションを行い最適解を求めた。評価関数は入力データの期間における最初と最後の株価比である変動率と株価変動の大きさを表す変動係数とし、重み付き線形結合によって単一目的関数として扱った。

$$w1 \times \text{変動率}(E1) + w2 \times \text{変動係数}(E2) \\ ((w1 + w2) = 1)$$

過去の実験により最適な重み比率は  $w1:w2 = 3.5:6.5$  であったので、その条件下で実行した。また、これまでは 10 社の組み合わせを求めていたが、本研究では同一銘柄を複数株購入可能という制約条件を加えて、合計 20 株となる組み合わせで最適化を行い比較、検討した。なお、定義したパラメータは遺伝子長 20、個体数 100、エリート選択率 0.2、突然変異率 0.01、世代数 300 である。

### 4. 実験結果

入力の時系列株価が 2017 年～2019 年の二年分、2019 年～2020 年の一年分、2020 年～2021 年の一年分の各実行結果 (最適解) を表 1 に示す。

表 1 各入力データにおける最適ポートフォリオ

| 2017～2019 |        | 2019～2020  |        | 2020～2021 |        |
|-----------|--------|------------|--------|-----------|--------|
| 銘柄        | 保有株数   | 銘柄         | 保有株数   | 銘柄        | 保有株数   |
| 中外製薬      | 1      | オムロン       | 1      | レーザーテック   | 14     |
| 第一三共      | 7      | 日本ベイントHD   | 1      | 東京エレクトロン  | 3      |
| HOYA      | 1      | 中外製薬       | 1      | デンソー      | 2      |
| 日本ベイントHD  | 1      | エムスリー      | 9      | NTTデータ    | 1      |
| オービック     | 3      | シスメックス     | 1      | 計4(社)     | 計20(株) |
| アドバンテスト   | 7      | ネクソン       | 2      |           |        |
| 計6(社)     | 計20(株) | 信越化学工業     | 1      |           |        |
|           |        | ソフトバンクG    | 1      |           |        |
|           |        | SGホールディングス | 3      |           |        |
|           |        | 計9(社)      | 計20(株) |           |        |

### 5. 考察

線形加重和法を用いて単目的最適化を行ったところ、変動率を 35%、変動係数を 65% 重視した割合比において含み益があるが、株価変動リスクの大きい解が得られた。特に、入力が 2020 年～2021 年の 1 年分の時には、変動率が 2.49 と大きい変動係数が 0.760 と他と比較して小さかった。これはある企業の株価がその短期間で高くなると、変動率の評価関数の方に大きく依存し、ある特定の銘柄に偏りやすくなるからであると考えられる。その結果、ハイリスク・ハイリターンなポートフォリオが最適解として導き出されてしまった。

### 6. まとめ

本研究では、時系列株価を入力とし 100 銘柄のなかから合計で 20 株となる最適なポートフォリオを GA を用いて求めた。2 つの評価関数にそれぞれ重みをかけて足し、一つの目的関数とみなす重み係数法でもある程度良い解を求めることは可能であることがわかった。しかし、重み係数を合理的に決定する方法がなく、入力データが変わると逐一総当たりに検証する必要があり、難解になる。

### 7. 課題と展望

本実験の結果から、より長期で時系列データを見る必要があることがわかった。そこで現在は  $\text{stoq}^*1$  から時系列株価を自動取得し、入力が様々な期間における日経 225 の銘柄での最適ポートフォリオを求める研究を進めている。銘柄の数については順次増やしていく予定である。また、急騰する株価の銘柄に依存するのを防ぐためとポートフォリオ理論に沿ってリターンを「期待収益率」、リスクを「分散」とし評価関数を改めて定義した。期待収益率は、 $(\text{収益率}) = ((\text{末日の株価}) - (\text{月初の株価})) / (\text{月初の株価})$  と定義し、その平均をとって導出している。株価変動のリスクはその収益率の分散を計算することで表している。

実際の株式市場では銘柄ごとの異なる配当金や売買利益に生じる税金、単元株制度におけるミニ株\*2、資金設定などの条件付与が必須となってくる。

実用化には上記のように挙げられる様々な制約条件を考慮しなければならず、かつ最終的にはユーザーが選択可能なポートフォリオの提供を目指すうえで「視覚化」が課題となってくるので、GA を用いた多目的最適化の手法で取り組んでいる。GA を利用した多目的最適化については多くの手法があるが、現在は古典的な方法のベクトル評価遺伝的アルゴリズム (Vector Evaluated Genetic Algorithm: VEGA) の面からアプローチしている。VEGA は単一目的 GA を多目的に拡張したシンプルなものである。母集団を評価関数の数に分割し、サブ母集団ごと独立に個体の選択を行い、その後再び統合することで新たな母集団を生成し、それに対して交叉・突然変異を施す。またこちらも順次、より多くの手法で実験を進めていく予定である。

展望としては多目的最適化を行い、パレート最適解を求めてそれを図示し、ユーザーにわかりやすいような形にした上でその内から、個々人の志向に沿った選好解を選択するといったように考えている。

\*1  $\text{Stoq}$  から日本株の時系列株価は取得できる。

\*2 10 株単位での取引方式。証券会社によって扱っている銘柄も異なる。

#### 参考文献

- [1] 津野義道, “ポートフォリオ選択論入門”, 共立出版, (1991.12)
- [2] [メルコインベストメンツ、株式投資の運用にデジタルアニーラを活用、ポートフォリオを 10 分で生成 | IT Leaders \(impress.co.jp\)](https://www.impress.co.jp/article/2021/07/07_01)
- [3] [PowerPoint プレゼンテーション \(jsda.or.jp\)](https://www.jsda.or.jp/)
- [4] 三宮信夫, 喜多一, 玉置久, 岩本貴司, “遺伝的アルゴリズムと最適化”, 朝倉書店, (2001.9)