

## SBI ラップ AI 投資コース ホワイトペーパー

### 1. はじめに

「SBI ラップ AI 投資コース」は、先端の AI 技術による市場動向予測に基づいて運用が行われる投資一任サービスです。複数のラップ専用の投資信託（以下、「投資対象ファンド」と表示）を取得して、市場動向に合わせて自動でリスクを調整しながら、グローバル分散投資を行います。「SBI ラップ AI 投資コース」の主な特徴としては以下が挙げられます。

- 投資対象ファンドは、米国に上場されている全ての ETFの中から客観的な基準に基づいて選定した ETFに投資します。
- 投資対象ファンドの保有比率の算出は、AlpacaTech 株式会社（以下 AlpacaTech）の予測（主としてプロフェッショナルな金融機関向けに提供されていた予測システムを ETF 市場に適用したもの）を用いた上で、1990年にノーベル賞を受賞した平均分散法を使用して決定しております。
- お客様のポートフォリオは、常にモニタリングを行い、市場の動向に合わせたメンテナンスを自動的に行います。
- 一連の運用フローにおいて、人の予想や感情を可能な限り排除し、定量的な分析に立脚したアルゴリズムによる運用を心がけております。

## 2. 投資対象銘柄の選定

「SBI ラップ AI 投資コース」において投資対象としているアセットクラスは以下の通りです。

アセットクラス		説明
株式	米国株	伝統的なアセットであり、米国の経済成長によるリターン獲得が期待されます。また、インフレへの対応も期待されます。
	先進国株 (除く米国)	伝統的なアセットであり、先進国（主に日本と欧州）の経済成長によるリターン獲得が期待されます。また、インフレへの対応も期待されます。
	新興国株	伝統的なアセットであり、新興国の経済成長によるリターン獲得が期待されます。また、インフレへの対応も期待されます。
債券	米国債	伝統的なアセットであり、株に比べると安定した価格推移が期待されます。
	新興国債	株に比べると安定した価格推移が期待される他、新興国のほうが先進国より金利が高い傾向があるため、高いリターンが期待されます。
	ハイイールド債	株に比べると安定した価格推移が期待される他、国債よりも高いリターンが期待されます。
コモディティ	金	代表的な実物資産。インフレへの対応や、株や債券といった金融資産との分散効果が期待されます。
不動産	不動産	代表的な実物資産。インフレへの対応や、株や債券といった金融資産との分散効果が期待されます。

具体的な投資対象としてETFを運用対象とする投資信託を使用します。投資対象ファンドの運用対象となるETFは、米国をはじめ多くの国の銘柄を投資対象としているため、世界規模の分散投資を実現することができます。投資対象ファンドの運用対象となるETFは長期的な視点からお客様の資産の安定的な成長を狙うために、アセットクラスごとに最良と考えられるものを選定しています。具体的には、ほぼすべての上場ETFの中から以下のような観点により銘柄を選定しています。

- **資産規模** 資産規模が小さいETFには償還リスク（上場廃止リスク）、つまり運用会社が運用をやめてしまいその時点の評価額で資産が精算されてしまうリスクがあります。その場合、望まないタイミングで損益が一旦確定してしまうことで、値上がりしていた場合の税負担の発生など投資効率の低下につながることもあるため、資産規模が大きく償還リスクの低いETFに投資する投資対象ファンドに投資します。
- **流動性** 資産規模が大きいETFには高い流動性が期待できます。流動性が低いETFの場合、

投資家が購入もしくは売却したい数量に対して、売買が成立しなかったり、自らの注文によって取引価格が不利な方向に動いてしまうことがあります。長期投資であっても、運用開始時やリバランス時、急に資産の現金化が必要になったときなどには、狙ったタイミングで狙った価格での取引が望ましいため、流動性の高いETFに投資する投資対象ファンドに投資します。

- **低コスト** 保有にかかる経費率（Expense Ratio）の低いETFに投資する投資対象ファンドに投資します。

### 3. 運用モデル

各資産への投資比率の決定は、1990年にノーベル賞を受賞したハリー・マーコヴィッツ氏が礎を築いた現代ポートフォリオ理論に基づいた、平均分散法をベースとしています<sup>1</sup>。平均分散法とは、将来期待されるリターンとリスク（リターンの分散をリスクとして考えます）に基づいてポートフォリオを設計する手法です。一定の仮定のもとで、不確実性を伴う投資に対する個人の満足度（経済学における期待効用）は、リターンからリスクを差し引いた形で表現されます<sup>2</sup>。その際、個人の満足度の中にリスク許容度と呼ばれるパラメータが存在し、任意に値を設定できます。「SBI ラップ AI 投資コース」においては、AlpacaTechによる予測を用いた機動的な銘柄選択を行い、高いリターンを目指すため、一定程度のリスクを許容し、やや高い水準のリスク許容度を設定しております。

期待リターンの推定にあたってはBlack-Littermanモデル<sup>3</sup>を利用します。期待リターンをヒストリカルデータのみから推定することは多くの問題点が指摘されており、その問題点を克服した手法であるBlack-Littermanモデルは多くの機関投資家にも利用されています。当該モデルは、資本資産価格モデル（CAPM）<sup>4</sup>にもとづいて推定される市場均衡での期待リターンをベースに、モデルの利用者が独自の相場見通しを加味して各銘柄の期待リターンを推定するものです。「SBI ラップ AI 投資コース」では、長期的な市場成長の仮定のもとに市場均衡での期待リターンを計算し、そこにAlpacaTechによる各銘柄の予測値を合成し、最終的な期待リターンを算出しております。

上記の通り算出されたリスク・相関・期待リターンをもとに、以下の最適化問題を解くことで、最適投資比率  $w$  を決定します。

$$\arg \max_w \mu'w \text{ s.t. } w'\Sigma w = \sigma^2, a_i \leq w_i \leq b_i, \sum_i w_i = 1$$

$w$  は各投資対象ファンドに対する投資比率ベクトル、 $w_i$  は投資比率ベクトルの各要素、 $\mu$  は期待リターン、 $\Sigma$  は分散共分散行列、 $\sigma$  はリスク許容度に応じたボラティリティとなります。また、 $w'$  はベクトルを行列とみなした時の転置行列を表しています。最適化時の制約として、投資対象ファンド毎の保有比率に上下限  $a_i, b_i$  を設定しており、新興国債およびハイイールド債の保有比率は2%以上10%以下、金の保有比率は2%以上20%以下、その他のアセットの保有比率は2%以上50%以下と定めています。ただし、リバランス時における最適投資比率の変化により大幅な売却が発生する場合、保有比率の下限を適応的に調整することがあります。本制約は、特定の投資対象ファンドに投資が集中することを避けるように運用することを原則としつつも、マーケット状況によっては必要な投資対象ファンドへの投資配分を相対的に高めることができるようにするために設けられたものです。「SBI ラップ AI 投資コー

ス」は、本制約を考慮した上で、リスク許容度に応じたボラティリティの下、期待リターンを最大化するようにポートフォリオを組成しています。

1. H.Markowitz, (1952), Portfolio Selection. Journal of Finance.
2. 池田昌幸,(2000), 『金融経済学の基礎』(ファイナンス講座 2) 朝倉書店
3. F.Black and R.Litterman, (1992), Global Portfolio Optimization. Financial Analysts Journal.
4. W. Sharpe, (1964), Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risks. Journal of Finance.

#### 4. リバランス

「SBI ラップ AI 投資コース」では、最適な資産運用を実現するために市場環境やポートフォリオの状況のモニタリングを日々行い、リバランスなどのメンテナンスを必要に応じて実施しています。運用開始時に最適ポートフォリオを構築したとしても、その後の運用を経て、ポートフォリオ内の配分比率は徐々に変化しています。また、個別銘柄に対する AlpacaTech の予測も日々更新されるため、最適な運用比率は時時刻々と変化していきます。そこで「SBI ラップ AI 投資コース」では市場環境に合わせて定期的なリバランスと臨時的なリバランスを使い分ける仕組みを導入し、Adaptive Rebalance Control(ARC)と名付けています。

まず原則として1ヶ月間リバランスが行われていない場合にお客様のポートフォリオの配分比率を最適な状態に戻すようリバランスを行います。そしてリーマンショックやコロナショックのように市場の変動が激しい局面になったと判定した場合には臨時的なリバランスも行われます。この平常時と変動の激しい局面を判別するために ARC ではレジームスイッチングモデルを活用しています。

市場にはリスクオン/リスクオフというような局面があることは広く受け入れられた考え方だと思います。レジームスイッチングモデルはそういった局面の変化を考慮にいたした時系列データを扱うための統計モデルです。レジームスイッチングモデルの一つであるマルコフスイッチングモデルを使ってマクロ経済における景気循環を実際のデータから推定する研究<sup>5</sup>をはじめ、ファイナンス理論の分野でも広く応用が研究されてきました。米国株式と米国債券の資産価格の推移(収益率の同時分布)から実際の市場における局面を推定する研究も行われています<sup>6</sup>。ARC ではこのレジームスイッチングモデルを

「SBI ラップ AI 投資コース」で運用している銘柄を含む複数の資産の収益率に適用することで、臨時リバランスを行うべき局面変化を推定することに利用しています。

具体的には Markov-switching Vector Autoregression(MSVAR)と呼ばれるマルコフスイッチングモデルの一種を使用しています。このモデルは直接観測することはできない市場の各局面を表す状態変数  $s$  と状態変数の時間発展を記述する状態方程式、実際に観測される資産の収益率のベクトル  $r$  と観測値の生成過程を記述する観測方程式から構成されています。  $t$  時点における状態変数を  $s_t$ 、観測値を  $r_t$  と表します。次の時点での状態変数の値は一つ前の状態にしか依存しないというマルコフ性を仮定し、  $t$  時点で各状態である確率を並べたベクトル  $\pi_t$  と遷移行列  $P$  を使って状態方程式は以下のように記述されます。

$$\pi_{t+1}=P\pi_t$$

また観測値である収益率は状態  $s_t$  が与えられた下でベクトル自己回帰モデル (VAR モデル) に従うと仮定し、観測方程式は以下のように記述されます。

$$r_t = \mu_{s_t} + A_{1,s_t} r_{t-1} + A_{2,s_t} r_{t-2} + \dots + A_{p,s_t} r_{t-p} + \epsilon_t$$

ただし  $\mu_{s_t}$  は状態  $s_t$  における収益率の期待値、 $A_{n,s_t}$  は状態  $s_t$  における  $n$  ステップ前のデータからの影響を表す係数行列、 $p$  は考慮するラグの数、 $\epsilon_t$  は多変量正規分布に従う観測誤差を表しています。

ARC では市場における局面の数と VAR モデルにおけるラグの値を情報量基準を用いてデータから選択すると共に、各時点における状態遷移とモデルのパラメータを EM アルゴリズムによってデータから推定しています。MSVAR モデルから最もボラティリティの高い局面に変化した可能性が高いと判断された時に臨時リバランスを行います。データとして日次の収益率を用いることで、日々の局面変化を監視することが可能になり、機動的な臨時リバランスを実現しています。

- 
- James D. Hamilton, (1989), "A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle".
  - Guidolin, Massimo, and Allan Timmermann, (2006), "An econometric model of nonlinear dynamics in the joint distribution of stock and bond returns."

## 5. 投資委員会

FOLIO では、「SBI ラップ AI 投資コース」の投資対象ファンド及び運用アルゴリズムの内容を決定する投資委員会を設置しています。投資委員会では、客観的かつ専門的な観点から想定した運用がなされているかのモニタリングを行い、必要に応じて、投資対象ファンドの入れ替え及び運用アルゴリズムの改善を決定します。例えば、より先進的かつ実践的な運用アルゴリズムが確認された場合や、市場環境の変化などに起因してより良い投資対象が現れたり、現行のアルゴリズムの老朽化が急速に進みうる場合など、時代の変化に合わせてモデルを改良していく予定です。

## 6. 注意事項

本資料は、FOLIO が作成したものです。本資料には FOLIO のサービスと商品についての情報を含みますが、お客様の投資目的、財務状況、資金力にかかわらず、情報の提供のみを目的とするものであり、金融商品の勧誘、取引の推奨、売買の提案を意図したものではありません。また、本資料は FOLIO が客観的で信頼できるとされる情報にもとづいて作成したのですが、FOLIO は、本資料が提供する情報、分析、予測等の正確性、確実性、完全性、安全性等について一切の保証をしません。FOLIO は、本資料を参考にした投資勧誘が将来の利益あるいは損失の回避を保証・示唆するものではありません。また、提供された情報等に起因して、お客様が損失を被った場合でも、FOLIO は一切の責任を負いません。