

金融機械学習における最先端ラベリング手法の包括的分析と実践的進化:トリプルバリア法とトレンドスキャンを超えて

1. イントロダクション: 金融機械学習における「教師」の進化

金融市場における機械学習(ML)の適用は、過去数十年で劇的な進化を遂げてきた。その中心的な課題は常に、「何を学習させるか(What to learn)」、すなわちラベリング(Labeling)の問題に帰着する。市場参加者の多くが、単純な価格予測から始まり、ボラティリティ予測、そしてリスク調整後リターンの最大化へと目的関数を高度化させてきた。ご質問にあるように、現在、トリプルバリア法(Triple Barrier Method: TBM)やトレンドスキャン(Trend Scanning)を使用されているという事実は、すでに一般的な「固定時間ホライゾン法(Fixed-Time Horizon Method)」の限界を克服し、経路依存性(Path-dependency)を考慮した高度なモデリング段階にあることを示唆している¹。

しかし、金融市場の非定常性、低いS/N比(信号対雑音比)、そして裁定機会の短命化は、これらの手法だけでは捉えきれない複雑性を含んでいる。2024年から2025年にかけての金融ML研究の最前線では、観測された価格変動を単に分類するだけでなく、「市場の内在的時間(Intrinsic Time)」の構造的理解や、「事後的な最適行動(Optimal Action)」の学習、さらには予測と行動を統合する「直接強化学習(Direct Reinforcement Learning)」へとパラダイムシフトが進行している。

本レポートでは、現在ご使用のTBMやトレンドスキャンの理論的背景とその限界を再定義した上で、それらを凌駕、あるいは補完する最先端のラベリング手法について、網羅的かつ詳細に分析する。具体的には、市場イベントに動的に反応する「方向転換(Directional Change)」、予測の信頼性を定量化しフィルタリングを行う「メタラベリング(Meta-Labeling)」、理論上の最大利益経路を教師データとする「オラクル・ラベリング(Oracle/Optimal Labeling)」、そしてラベリングプロセス自体をバイパスする「強化学習(RL)」のアプローチを体系化する。これらは、単なる予測精度の向上を超え、実運用におけるシャープレシオやドローダウン制御といったパフォーマンス指標の直接的な改善を目指すものである。

2. 既存手法の深化と限界: TBMとトレンドスキャンの再評価

2.1 固定時間ホライゾン法の統計的欠陥とTBMの功績

伝統的な金融MLのラベリング手法である「固定時間ホライゾン法」は、特定の時間経過後(例: $t+1$ 日後)のリターン $r_{[t, t+1]}$ が閾値を超えたかどうかでラベル ($y_i \in \{-1, 0, 1\}$) を付与する⁴。しかし、この手法には金融時系列特有の性質を無視した統計的な欠陥が存在する。

第一に、市場価格の変動は物理的時間(Physical Time)に従って均等に分布していない。ボラティリティが高い局面の「1日」と、閑散相場の「1日」では、情報の密度とリスク量が全く異なる。固定時間法はこれらを等価に扱うため、モデルは不均質分散性(Heteroscedasticity)の影響を強く受け、統計

的有意性の低いシグナルを学習してしまうリスクがある⁴。

第二に、経路依存性(Path-dependency)の無視である。ポジション保有期間中に、許容できないドローダウン(含み損)が発生していたとしても、満期時点でプラスであれば「正例(Buy)」としてラベル付けされる。これは、実務的なリスク管理(ストップロス)と乖離したモデルを生み出す主要因となる。

マルコス・ロペス・デ・プラド(Marcos Lopez de Prado)氏によって提唱されたトリプルバリア法(TBM)は、これらの問題に対する最初の体系的な解であった。TBMは、以下の3つのバリアを設定し、最初に接触したバリアによってラベルを決定する¹。

1. 上部水平バリア(**Upper Horizontal Barrier**): 利食い(Profit Taking)水準。
2. 下部水平バリア(**Lower Horizontal Barrier**): 損切り(Stop Loss)水準。
3. 垂直バリア(**Vertical Barrier**): タイムアウト(Time Limit)または保有期間限界。

このアプローチにより、ボラティリティに基づいた動的なバリア設定が可能となり、ドローダウンを明示的に考慮したラベリングが実現された。また、垂直バリアへの到達は、予測期間内に有意な変動が起きなかったことを意味し、「0(Pass/Hold)」ラベルの質を向上させる効果がある³。

2.2 トレンドスキャンの特性と「トレンド定義」の難しさ

トレンドスキャン(Trend Scanning)は、TBMのバリア設定における恣意性(バリア幅をどう決めるか)を排除するために考案された手法である。この手法は、将来の一定期間(ウィンドウ \$L\$)におけるt値(t-value)を計算し、その統計的有意性に基づいて最も支配的なトレンドを検出する²。

トレンドスキャンの利点は、特定の利食い・損切り水準に依存せず、市場が形成するトレンドの「強さ」と「方向」を直接的に評価できる点にある。これにより、トレンドフォロー戦略においては極めて有効な教師データを提供する。しかし、その弱点は「トレンドが存在しない」または「平均回帰的(Mean-reverting)」な局面における挙動である。トレンドスキャンは本質的にモメンタムを捉えるように設計されているため、レンジ相場や急激な反転(V字回復など)においては、トレンドの定義が遅れる、あるいは誤ったラベルを生成する可能性がある²。

2.3 ポストTBM時代に求められる要件

TBMとトレンドスキャンは、金融MLの「第2世代」とも呼べる手法であるが、依然として以下の課題を残している。

- 局所的最適性: TBMのバリア幅やトレンドスキャンのウィンドウサイズは、ハイパーパラメータとして事前に設定されるか、過去のボラティリティに基づいて決定されるが、それが将来の市場環境において最適である保証はない。
- 離散化による情報損失: 連続的な価格変動を「-1, 0, 1」という離散的なクラスに分類することで、トレンドの強弱や確信度といった情報が失われる⁵。
- 「予測」と「行動」の乖離: ラベルはあくまで「価格がどう動くか」を示しており、「どう売買すれば(コストを含めて)最大利益になるか」を直接示しているわけではない。

これらの課題を克服するために、現在研究が進められているのが、次章以降で詳述する「メタラベリ

ング」、「方向転換(DC)」、「オラクル・ラベリング」、そして「強化学習」である。

3. 予測精度の質的転換: メタラベリング (Meta-Labeling)

3.1 メタラベリングの理論的枠組みと二段階構造

メタラベリングは、既存のモデル(TBMやトレンドスキャンを含む)を置き換えるものではなく、それらのパフォーマンスを劇的に向上させるための「フィルタリングレイヤー」として機能する手法である⁴。デ・プラド氏は、この手法を「モデルの適合率(Precision)とF1スコアを最大化するための最良の実践」として位置づけている⁴。

メタラベリングのアーキテクチャは、以下の二つの異なるモデルで構成される。

1. 一次モデル(Primary Model):

- 役割: エントリーの「方向(Side: Long/Short)」と「タイミング」を決定する。
- 特性: 高い再現率(Recall)を目指す。つまり、多少のダマシ(False Positive)を含んででも、潜在的な収益機会を全て捉えるように設計する。これには、単純な移動平均クロスオーバー、ボリンジャーバンド、あるいはファンダメンタルズ分析に基づく裁量判断などが使用される⁹。

2. 二次モデル(Meta Model / Secondary Model):

- 役割: 一次モデルが生成したシグナルに対し、「その取引を実行すべきか否か(Size/Action)」を判断する。
- 特性: 高い適合率(Precision)を目指す。一次モデルの出力が「正解(利益が出る)」か「不正解(損失が出る)」かを二値分類(Binary Classification)する⁴。

3.2 混同行列(Confusion Matrix)の最適化メカニズム

多くのトレーディング戦略は、低い勝率(Accuracy)に悩まされる。メタラベリングの核心は、一次モデルが見つけた「機会(Positives)」の中から、「真の機会(True Positives)」と「偽の機会(False Positives)」を識別することにある。

二次モデルの教師データ(ラベル)は、一次モデルのシグナルに基づいて以下のように生成される:

- 一次モデルがシグナルを出した時点で、実際に利益が出れば「1」、損失が出れば「0」。
- ここで、損失(0)には、スプレッドや手数料といった取引コストを加味することが重要である。

二次モデルの入力特徴量には、一次モデルで使用した特徴量に加え、一次モデルの予測確信度(Probability)、市場のボラティリティ、相関関係、出来高の異常値などを追加する⁷。これにより、二次モデルは「どのような市場環境下で一次モデルが失敗しやすいか」を学習する。

3.3 実証的効果:F1スコアとシャープレシオの改善

実証研究において、メタラベリングの効果は顕著である。Hudson & Thamesの研究¹⁰によれば、ボリンジャーバンドを用いた平均回帰戦略にメタラベリングを適用した場合、以下のような劇的な改善が見られた。

指標	一次モデルのみ (Out-of-Sample)	メタラベリング適用後 (Out-of-Sample)	改善率
正解率 (Accuracy)	17%	63%	+270%
適合率 (Precision)	0.17	0.20	+17%

この結果は、メタモデルが不適切なエントリー (False Positives) を効果的にフィルタリングし、勝率の高い取引のみを選択的に実行させたことを示している。これは、無駄な取引によるドローダウンの減少と、シャープレシオの向上に直結する。

3.4 量子化メンタル (Quantamental) アプローチへの応用

メタラベリングのもう一つの重要な利点は、その汎用性にある。一次モデルとして、必ずしも機械学習モデルを使用する必要はない。経済理論やアナリストの知見に基づいた「ファンダメンタルズモデル (ホワイトボックス)」を一次モデルとし、その判断の是非を機械学習 (メタモデル) で検証するという構成が可能である⁴。

これにより、説明可能性 (Interpretability) を重視するファンダメンタルズ分析と、非線形パターンの検知を得意とする機械学習の「いいとこ取り」が可能となる。これを「クオンタメンタル (Quantamental)」アプローチと呼び、近年、多くのヘッジファンドで採用が進んでいる。また、メタモデルの出力確率は、ケリー基準 (Kelly Criterion) などを用いたポジションサイジング (Bet Sizing) の入力としても利用でき、確信度の高い局面に資金を集中させるリスク管理の高度化にも寄与する¹³。

4. 時間概念の再定義: Directional Change (DC) とイベントベースサンプリング

4.1 物理的時間 (Physical Time) の呪縛からの解放

ご質問にあるTBMやトレンドスキャンは、依然として「日次」や「分次」といった物理的な時間枠 (Time Bars) の上で運用されることが多い。しかし、金融市場における情報の流れは物理的時間とは無関係である。重要指標の発表直後の1分間と、深夜の閑散とした1分間では、価格変動の意味合いが全く異なる。物理的時間ベースのサンプリングは、市場が動いていない時間のデータを大量の「ノイズ」としてモデルに入力することになり、学習効率を低下させる要因となる¹⁴。

この問題を解決するために提案されたのが、「内在的時間 (Intrinsic Time)」に基づくサンプリング手法、すなわち「方向転換 (Directional Change: DC)」である¹⁴。DCは、リチャード・オルセン (Richard Olsen) らによって提唱され、価格変動そのものを時間の刻みとするイベントドリブンなアプローチである。

4.2 DCイベントとオーバーシュート (OS) の構造

DCフレームワークでは、トレーダーが事前に定義した閾値 θ (例: 0.5%) に基づいて、市場の動きを以下のイベント列として記述する¹⁴。

1. 方向転換イベント (**Directional Change Event: DC**): 価格が直近の極値 (高値または安値) から閾値 θ 以上逆行した時点で記録されるイベント。これはトレンドの転換を確認 (Confirm) するシグナルとなる。
2. オーバーシュートイベント (**Overshoot Event: OS**): DCイベントが確認された後、次の逆方向へのDCイベントが発生するまでの間に、トレンド方向にさらに価格が伸びる部分。

この定義により、市場データは「アップトレンド (Upturn)」と「ダウントrend (Downturn)」の交互の連なりとして表現され、価格が動かない停滞期間は自動的に圧縮される。これにより、モデルは本質的な価格変動のみに集中して学習することが可能となる。

4.3 ZigZag指標との決定的な違い: 後知恵 vs リアルタイム確認

DCと形状が似ているテクニカル指標に「ZigZag」がある。ZigZagもまた、一定率以上の変動のみを描画し、トレンドを可視化する。しかし、機械学習のラベリングにおいて両者には決定的な違いがある¹⁸。

- **ZigZag**: 「後知恵 (Hindsight)」の指標である。最新の価格変動によって、過去の頂点 (Peak) や底 (Trough) の位置がリペイント (書き換え) される可能性がある。これをそのまま特徴量として使うと、未来の情報を過去にリークさせることになり、バックテストでは高収益でも実運用では機能しないモデルが出来上がる²⁰。
- **Directional Change (DC)**: 「確認 (Confirmation)」の指標である。DCイベントは、価格が閾値 θ を超えた瞬間に確定し、その後変更されることはない。したがって、DC確認点 (DCC) をトリガーとして、その後のオーバーシュート (OS) の大きさや期間を予測するモデルは、完全な因果性を保ったまま構築可能である¹⁵。

4.4 マルチスケールDC分析によるSOTAアプローチ

最先端のDC活用法として、単一の閾値ではなく、複数の異なる閾値 (例: $\theta \in \{0.1\%, 0.5\%, 1.0\%, 2.5\%\}$) を同時に監視する「マルチスケール分析」がある¹⁴。これは、短期トレーダーから長期投資家まで、異なる時間軸を持つ市場参加者の行動を同時にモデル化することに相当する。

機械学習モデル (ランダムフォレストやLSTMなど) に対し、これらのマルチスケールDC指標を入力特徴量として与え、次に発生するイベントの種類や、オーバーシュートの終了地点を予測させるアプローチは、従来の時間ベースのモデルを凌駕するパフォーマンスを示している¹⁵。特に、為替 (FX) 市場や暗号資産市場のような、24時間稼働しボラティリティが変動しやすい市場において、DCベースのラベリングは非常に強力なツールとなる。

5. 理論上の最適解: オラクル・ラベリング (Oracle / Optimal Labeling)

5.1 完全予見 (Perfect Foresight) に基づく教師データ生成

TBMやメタラベリング、DCはすべて「現在の情報から未来をどう予測するか」という観点に立つが、学習段階においては「過去のデータは全て既知」である。この利点を最大限に活かすのが「オラクル・ラベリング (Oracle Labeling)」または「最適ラベリング (Optimal Labeling)」である²²。

この手法の哲学は、「恣意的なルール(閾値や期間)に基づくラベル」ではなく、「その局面で取り得た『最適な行動』」を教師データとする点にある。具体的には、過去の価格データ系列全体を見渡し、スプレッドや手数料といった取引コストを差し引いた上で、累積リターンやシャープレシオを最大化する売買タイミングを事後的に特定する。

5.2 最適化アルゴリズム: 動的計画法と差分進化

オラクル・ラベリングの実装は、数学的な最適化問題として定式化される。

$$\text{\$}\text{\$}\text{\text{Maximize }} \quad F(\text{\text{Positions}}, \text{\text{Prices}})\text{\$}\text{\$}$$

$$\text{\$}\text{\$}\text{\text{Subject to }} \quad \text{\text{Constraints (Risk, Leverage, Costs)}}\text{\$}\text{\$}$$

この問題を解くために、以下のアルゴリズムが用いられる。

1. 動的計画法 (**Dynamic Programming: DP**): 離散的な状態空間において、未来から現在へと逆算的に最適解を求める手法。特に、取引コストを考慮した多期間のポートフォリオ最適化において、厳密な最適経路 (Global Optimum) を導出できる²³。
2. 差分進化 (**Differential Evolution: DE**): 目的関数が微分不可能 (例えば、最大ドローダウン制約やシャープレシオ最大化など) な場合や、探索空間が複雑な場合に有効な進化的アルゴリズム。勾配を必要とせず、大域的な探索を行うため、局所解に陥りにくい²²。

5.3 教師あり学習と強化学習の架け橋

オラクル・ラベリングによって生成された「理想的な取引シーケンス」を教師データ (正解ラベル) として、教師あり学習モデル (XGBoostやLSTMなど) を訓練する。これにより、モデルは「価格が上がるか下がるか」という間接的な予測ではなく、「いつ売買すればトータルで勝てるか」という戦略そのものを学習することになる²²。

このアプローチは、強化学習 (RL) が目指す「長期的報酬の最大化」という目標を、教師あり学習の安定したフレームワークで実現しようとする試みである。RLは探索 (Exploration) の過程で学習が不安定になりやすいが、オラクル・ラベリングは「正解」が明示的に与えられるため、学習の収束が早く、計算コストも低いという利点がある。これは「模倣学習 (Imitation Learning)」の一種とも解釈でき、複雑な制約条件下でのトレーディング戦略構築において、現在最も注目されている手法の一つである。

6. 「予測」から「行動」へ: 直接強化学習 (Direct Reinforcement Learning)

6.1 ラベル不要の学習パラダイム

これまでに紹介した手法は、高度化されているとはいえ、依然として「特徴量 x からラベル y を予測する」という教師あり学習の枠組みに留まっている。しかし、トレーディングの最終目的は予測ではなく「利益獲得行動」である。この目的に対し、予測ステップを完全にバイパスし、環境（市場）との相互作用を通じて直接的に方策 (Policy) を学習するのが「直接強化学習 (Direct Reinforcement Learning: DRL)」である²⁵。

RLのエージェントは、現在の状態 (State) を観測し、行動 (Action: Buy, Sell, Hold) を選択し、その結果としての報酬 (Reward: 損益、シャープレシオなど) を受け取る。このプロセスを繰り返すことで、エージェントは「どのような状況でどのような行動をとれば、長期的に報酬が最大化されるか」を自律的に学習する。ここでは、人間が定義した「正解ラベル」は一切必要ない²⁸。

6.2 2024-2025年のRLアーキテクチャの進化

金融分野におけるRLは、ディープラーニングの進化と共に急速に高度化している。

1. **Deep Direct Reinforcement Learning (DDR):** ディープニューラルネットワーク (DNN) やリカレントニューラルネットワーク (RNN/LSTM) を関数近似器として用いる手法。市場の非線形な特徴量を自動的に抽出し (Deep Learning 部分)、それを基に意思決定を行う (RL 部分) というエンドツーエンドの学習を実現している²⁶。
2. **TransformerベースのRLとマルチモーダル入力:** 近年、Transformerアーキテクチャや大規模言語モデル (LLM) をRLエージェントに組み込む研究が進んでいる³⁰。これにより、数値データ (価格、出来高) だけでなく、ニュース見出しやSNSのセンチメント (テキストデータ) を同時に処理し、文脈を理解した上での高度な意思決定が可能になりつつある。例えば、LLMが抽出したニュースのセンチメントスコアをRLの状態空間の一部として組み込むことで、突発的なニュースイベントに対する適応力が向上する³⁰。
3. **アンサンブルRL:** 単一のRLアルゴリズム (DQNやPPOなど) の不安定さを克服するために、複数のアルゴリズムを組み合わせる手法。Value-based (価値ベース) なDQNと、Policy-based (方策ベース) なPPOなどをアンサンブルすることで、異なる市場環境 (トレンド、レンジ、高ボラティリティ) に対してロバストな戦略を構築する²⁷。

6.3 RLの課題とSim-to-Realギャップ

RLは強力である反面、実務適用には高いハードルが存在する。最大の課題は「Sim-to-Real (シミュレーションと現実の乖離)」である。シミュレーション環境では学習できた戦略が、実市場の流動性不足やマーケットインパクト、約定遅延などの影響で機能しないケースが多い³¹。また、報酬関数の設計 (Reward Shaping) も極めて重要であり、単純な利益最大化だけを報酬にすると、過度なリスクテイクを学習してしまう危険性がある。

これらの課題に対し、最新の研究では、より現実的な市場シミュレータ (オーダーブックの再現など) の構築や、リスク制約を明示的に組み込んだ「制約付きマルコフ決定過程 (CMDP)」の導入などが進められている³²。

7. 高度な文脈理解: レジーム検知とソフトラベリング

7.1 隠れマルコフモデル (HMM) によるレジームラベリング

市場には「上昇・下降」の方向性だけでなく、「高ボラティリティ・低ボラティリティ」や「トレンド・ミーンリバージョン」といった「レジーム(局面)」が存在する。同じTBMやトレンドスキンのシグナルであっても、市場レジームが異なれば、その信頼性は大きく変わる。

隠れマルコフモデル(HMM)は、観測データ(リターン系列など)の背後にある「隠れた状態(Hidden States)」を確率的に推定する手法である³³。HMMを用いて現在の市場レジームを特定し、それをメタラベリングの特徴量として使用する、あるいはレジームごとに異なるラベリングルール(例えば、高ボラティリティ時はTBMのバリアを広げる、低ボラティリティ時はトレンドスキンの期間を短くするなど)を適用することで、モデルの適応能力を飛躍的に高めることができる³⁶。

特に、Directional Change(DC)指標をHMMの入力として用いることで、物理的時間ベースのHMMよりも早期にレジーム転換を検知できるという研究結果も報告されており、手法間のシナジーが期待できる¹⁷。

7.2 連続的・ソフトラベリング (Continuous / Soft Labeling)

最後に、ラベリングの「離散性」の問題に対処するアプローチに触れる。TBMやトレンドスキンは、最終的に「Buy/Sell/Hold」のような離散的なクラスを出力するが、これは情報の損失を招く。「連続トレンドラベリング(Continuous Trend Labeling)」は、トレンドの強さを連続値(例えば、回帰直線の傾きや、平滑化されたトレンド成分の強度)として扱い、回帰問題として解くアプローチである³⁷。また、ターゲットを「0か1か」のハードラベルではなく、「上昇確率0.7」のような確率分布(ソフトラベル)として学習させることで、モデルに不確実性を教え込み、過信(Overconfidence)を防ぐ手法も有効である。

8. 比較分析と実装へのロードマップ

これまでに紹介した手法の特性を以下の表にまとめる。

手法カテゴリ	具体的手法	主な目的	メリット	デメリット・課題	推奨される適用フェーズ
ベースライン	TBM / Trend Scanning	経路依存リスクの管理、トレンド特定	実務的で実装が容易。ドローダウン管理が可能。	パラメータ(バリア幅等)の依存性が高い。	現在(維持・改善)
品質向上	メタラベリン	予測精度の	既存モデル	二段階モデ	即時導入推

	グ	向上、F1スコア改善	の弱点を補完。適合率の劇的改善。	ルによる計算コスト増。	奨
データ構造	Directional Change (DC)	本質的な市場変動の抽出	ノイズ除去性能が高い。マルチスケール分析。	時間軸が不規則になるため、既存パイプラインの修正が必要。	高頻度・高ボラティリティ市場
理論的最適化	オラクル・ラベリング	理論最大利益の学習	教師あり学習でRL並みの最適化が可能。収束が早い。	過学習 (Look-ahead Bias) のリスク管理が必須。計算負荷。	ポートフォリオ最適化、スイング
自律学習	直接強化学習 (RL)	エンドツーエンドの行動最適化	複雑な非線形戦略の獲得。ラベル設計不要。	学習の不安定さ。Sim-to-Realギャップ。	R&D、マーケットメイク
環境適応	HMM / レジーム検知	局面判断、パラメータ動的調整	市場環境に応じた戦略切り替え。	状態数の決定が難しい。分布の仮定が必要。	リスク管理、アセットアロケーション

実装に向けた推奨ロードマップ

質問者様の現在の状況(トレンドスキャンとTBMを使用中)を踏まえると、最も低コストかつ効果的な次のステップは、「メタラベリング」の導入である。現在運用中のTBM/トレンドスキャンモデルを「一次モデル」と位置づけ、その出力結果をフィルタリングする二次モデル(Random ForestやLightGBMなど)を構築することで、即座にシャーププレシオの向上が期待できる。

中期的には、**Directional Change (DC)** の概念をデータ前処理や特徴量エンジニアリングに取り入れ、物理的時間のノイズを排除することを推奨する。また、より高度な戦略構築を目指すのであれば、オラクル・ラベリングを用いた教師データの最適化に着手し、モデルが「予測」だけでなく「最適な取引行動」を学習できる環境を整備すべきである。強化学習(RL)は強力な選択肢だが、実務投入に

は強固なバックテスト環境とリスク管理システムが不可欠であるため、まずはオラクル・ラベリングによる「教師あり学習版の行動最適化」から始めるのが現実的な解となるだろう。

引用文献

1. Enhanced Genetic-Algorithm-Driven Triple Barrier Labeling Method and Machine Learning Approach for Pair Trading Strategy in Cryptocurrency Markets - MDPI, 12月 4, 2025にアクセス、<https://www.mdpi.com/2227-7390/12/5/780>
2. Creative target variables for supervised ML? : r/algotrading - Reddit, 12月 4, 2025にアクセス、
https://www.reddit.com/r/algotrading/comments/1c2jtut/creative_target_variables_for_supervised_ml/
3. Labeling Methods - Mizar, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://docs.mizar.com/mizar/mizarlabs/transformations/labeling-methods>
4. Data Labelling - Mlfin.py, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://mlfinpy.readthedocs.io/en/latest/Labelling.html>
5. A Dynamic Labeling Approach for Financial Assets Forecasting - Neuravest, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://www.neuravest.net/a-dynamic-labeling-approach-for-financial-assets-for-ecasting-2/>
6. Financial time series: labeling - Ozan Ciga - WordPress.com, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://ozanciga.wordpress.com/2024/04/25/financial-time-series-labeling/>
7. Improve Your ML Model With Better Labels | by David Zhao, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://ai.plainenglish.io/start-using-better-labels-for-financial-machine-learning-6eeac691e660>
8. Meta Labeling for Algorithmic Trading: How to Amplify a Real Edge : r/algotrading - Reddit, 12月 4, 2025にアクセス、
https://www.reddit.com/r/algotrading/comments/1lnm48w/meta_labeling_for_algorithmic_trading_how_to/
9. Meta Labeling (A Toy Example) - Hudson & Thames, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://hudsonthames.org/meta-labeling-a-toy-example/>
10. Does Meta-Labeling Add to Signal Efficacy? | Hudson & Thames, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://hudsonthames.org/wp-content/uploads/2022/04/Does-Meta-Labeling-Add-to-Signal-Efficacy.pdf>
11. Why Meta-Labeling Is Not a Silver Bullet by Francesco Baldisserri - QuantConnect.com, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://www.quantconnect.com/forum/discussion/14706/why-meta-labeling-is-not-a-silver-bullet/>
12. Does Meta Labeling Add to Signal Efficacy? - Hudson & Thames, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://hudsonthames.org/does-meta-labeling-add-to-signal-efficacy-triple-barrier-method/>
13. hudson-and-thames/meta-labeling - GitHub, 12月 4, 2025にアクセス、

- <https://github.com/hudson-and-thames/meta-labeling>
14. Algorithmic trading with directional changes - Essex Research Repository, 12月 4, 2025にアクセス、<https://repository.essex.ac.uk/33750/1/s10462-022-10307-0.pdf>
 15. (PDF) Machine Learning Classification and Regression Models for Predicting Directional Changes Trend Reversal in FX Markets - ResearchGate, 12月 4, 2025にアクセス、
https://www.researchgate.net/publication/348873932_Machine_Learning_Classification_and_Regression_Models_for_Predicting_Directional_Changes_Trend_Reversal_in_FX_Markets
 16. Directional Changes: A New Way to Look at Price Dynamics - ResearchGate, 12月 4, 2025にアクセス、
https://www.researchgate.net/publication/320000412_Directional_Changes_A_New_Way_to_Look_at_Price_Dynamics
 17. Directional Change in Trading: Indicators, Python Coding, and HMM Strategies, 12月 4, 2025にアクセス、<https://blog.quantinsti.com/directional-change-trading/>
 18. Zig Zag Indicator: Formula, Calculation, and How It's Used - Investopedia, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://www.investopedia.com/ask/answers/030415/what-zig-zag-indicator-formula-and-how-it-calculated.asp>
 19. Event-Driven LSTM For Forex Price Prediction - arXiv, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://arxiv.org/pdf/2102.01499>
 20. Zig Zag Indicator - Technical Analysis - Corporate Finance Institute, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://corporatefinanceinstitute.com/resources/career-map/sell-side/capital-markets/zig-zag-indicator/>
 21. Zigzag trend indicator (black lines) calculated based on foreign exchange rates (red and blue candles) - ResearchGate, 12月 4, 2025にアクセス、
https://www.researchgate.net/figure/Zigzag-trend-indicator-black-lines-calculated-based-on-foreign-exchange-rates-red-and_fig1_262934823
 22. Optimal Labeling in Trading: Bridging the Gap Between Supervised ..., 12月 4, 2025にアクセス、
<https://www.sitmo.com/optimal-labeling-in-trading-bridging-the-gap-between-supervised-and-reinforcement-learning/>
 23. A New Alternating Suboptimal Dynamic Programming Algorithm with Applications for Feature Selection - MDPI, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://www.mdpi.com/2227-7390/12/13/1987>
 24. Solving the Optimal Trading Trajectory Problem Using a Quantum Annealer - arXiv, 12月 4, 2025にアクセス、<https://arxiv.org/pdf/1508.06182>
 25. Reinforcement learning - Wikipedia, 12月 4, 2025にアクセス、
https://en.wikipedia.org/wiki/Reinforcement_learning
 26. Deep Direct Reinforcement Learning for Financial Signal Representation and Trading - PubMed, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/26890927/>
 27. Deep Direct Reinforcement Learning for Financial Signal Representation and Trading | Request PDF - ResearchGate, 12月 4, 2025にアクセス、

- https://www.researchgate.net/publication/294723330_Deep_Direct_Reinforcement_Learning_for_Financial_Signal_Representation_and_Trading
28. Training a neural net without labels in Reinforcement Learning, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://cs.stackexchange.com/questions/89165/training-a-neural-net-without-labels-in-reinforcement-learning>
 29. What are the key differences between reinforcement learning and supervised learning?, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://milvus.io/ai-quick-reference/what-are-the-key-differences-between-reinforcement-learning-and-supervised-learning>
 30. News-Aware Direct Reinforcement Trading for Financial Markets - arXiv, 12月 4, 2025にアクセス、<https://arxiv.org/html/2510.19173v1>
 31. The Limitations of Reinforcement Learning in Algorithmic Trading: A Closer Look - Medium, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://medium.com/@survexman/the-limitations-of-reinforcement-learning-in-algorithmic-trading-a-closer-look-7312d692ffe5>
 32. Reinforcement Learning for Trade Execution with Market Impact - arXiv, 12月 4, 2025にアクセス、<https://arxiv.org/pdf/2507.06345>
 33. Hidden Markov Models - QuantConnect.com, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://www.quantconnect.com/docs/v2/research-environment/applying-research/hidden-markov-models>
 34. Regime Detection and Risk Allocation Using Hidden Markov Models – BSIC, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://bsic.it/regime-detection-and-risk-allocation-using-hidden-markov-models/>
 35. Detecting Market Regimes: Hidden Markov Model | by David Borst - Medium, 12月 4, 2025にアクセス、
<https://datadave1.medium.com/detecting-market-regimes-hidden-markov-model-2462e819c72e>
 36. Market Regime using Hidden Markov Model - QuantInsti Blog, 12月 4, 2025にアクセス、<https://blog.quantinsti.com/regime-adaptive-trading-python/>
 37. A Labeling Method for Financial Time Series Prediction Based on Trends - ResearchGate, 12月 4, 2025にアクセス、
https://www.researchgate.net/publication/346242985_A_Labeling_Method_for_Financial_Time_Series_Prediction_Based_on_Trends
 38. A Labeling Method for Financial Time Series Prediction Based on Trends - MDPI, 12月 4, 2025にアクセス、<https://www.mdpi.com/1099-4300/22/10/1162>