# SHAP (SHapley Additive exPlanations) の詳細解析：計算アルゴリズム、特徴量重要度指標の戦略的使い分け、および経済・マーケット分析への応用動向

## I. SHAPの理論的基礎とXAIにおける位置づけ

### 1.1 説明可能なAI (XAI)の必要性と金融規制の背景

現代の金融セクターでは、予測精度の向上を目的として、深層学習やアンサンブル学習といった複雑な機械学習（ML）モデルの導入が急速に進んでいる。しかし、これらのモデルの高性能化は、その内部メカニズムが不透明になる「ブラックボックス化」という根本的な問題を伴う 1。この不透明性は、金融機関が直面するリスク管理、内部統制、および規制遵守（コンプライアンス）の課題を深刻化させている。

特に、融資決定のような重要な意思決定プロセスにおいて、モデルがなぜ特定の予測結果を導き出したのかを説明できないことは、規制リスクに直結する。米国をはじめとする各国の規制当局は、AIモデルのプロセスや結果が銀行の従業員や監査担当者によって「合理的に理解される」ことを要求しており、XAI（説明可能なAI）の導入が不可欠となっている 1。この傾向は、ベンダー提供の既製AutoMLソリューションの増加や、アジャイル開発による迅速なモデル展開の推進によってさらに加速されている。迅速なプロセスはモデル設計の初期段階での適切な制御設定を困難にするため、事後的なXAIによる透明性の確保がより重要になっている 1。XAIは、高度なAIモデルをリスクを抑えて導入し、規制要件を満たし、透明性と信頼性を確立するための基盤技術として位置づけられている 1。

### 1.2 Shapley値の起源と機械学習への適用

SHAPの理論的基盤は、1951年にロイド・シャプリーによって提唱された協力ゲーム理論の概念であるシャプリー値に由来する 2。シャプリー値は、複数のプレイヤーが協力して得られた成果（ペイアウト）を、各プレイヤーの貢献度に応じて公平に分配するための唯一の解として確立されている。

機械学習の文脈において、SHAPはモデルの予測結果をペイアウトとし、データインスタンスの各特徴量値をプレイヤー（連合のメンバー）として扱う 2。これにより、特定の予測値が、データセットの平均予測値（ベースライン）からどの程度乖離したかを、個々の特徴量の貢献度に「公平に分解」することが可能となる 3。

シャプリー値の計算は、特定の特徴量$i$の限界貢献度（その特徴量が連合$S$に追加された際の予測の変化）を、その特徴量$i$を含む全ての可能な連合の順列について加重平均することで定義される 2。数学的には、特徴量$i$のSHAP値$\phi\_i(x)$は以下のように表現される。

$$\phi\_i(x) = \sum\_{S \subseteq F \setminus \{i\}} \frac{|S|! (|\mathcal{F}| - |S| - 1)!}{|\mathcal{F}|!} \left$$

ここで、限界貢献度$\left$は、特徴量$i$がモデルに追加されたことによる予測の変化量を示し、この変化量が組合せ論的な重み$\frac{|S|! (|\mathcal{F}| - |S| - 1)!}{|\mathcal{F}|!}$で平均される 2。この結果、全ての特徴量のSHAP値の合計は、当該インスタンスの予測値とデータセット全体の平均予測値との差に等しくなる 3。例えば、ある日のレンタル自転車の予測数が平均予測4524に対し4945であった場合、その差422は各特徴量（温度、湿度、過去のカウントなど）のSHAP値の合計によって完全に説明される 3。

### 1.3 SHAPの公理的保証と理論的整合性

SHAPの強みは、その理論的基盤にある一連の公理的保証にあり、これにより他の多くの説明手法よりも信頼性が高いとされる 3。SHAPが満たす主要な公理は、「公平な重み付け」の定義を構成する。

1. **効率性 (Efficiency):** 全ての特徴量のSHAP値の総和は、最終的な予測値（またはベースラインからの差）と等しくなければならない 2。
2. **対称性 (Symmetry):** 全ての可能な特徴量の連合において、貢献度が同じ特徴量は、同じSHAP値を持つ 2。
3. **ダミー性 (Dummy):** どの連合に追加されてもモデルの予測に影響を与えない特徴量のSHAP値はゼロである 4。
4. **加法性 (Additivity):** モデルが決定木のアンサンブルのように複数のコンポーネントから構成されている場合、全体のSHAP値は個々のコンポーネントのSHAP値の合計として計算できる 3。

これらの公理を満たすことにより、SHAPは先行するLIMEなどの手法と比較して、厳密な理論的根拠を持つ唯一の解法となっている 3。特に、SHAPはモデルの変更（例：特徴量の重要度が増加）に対して、説明の割り当てが一貫して増加することを保証する**一貫性 (Consistency)** を満たしており、これが一貫性を保証できないLIMEなどの手法との決定的な差別化要因となっている 5。

この理論的整合性は、SHAPにローカル（個別のインスタンスの説明）とグローバル（モデル全体の挙動）な説明を統一的に提供できる能力を与えている 4。ローカルなSHAP値を集約することで、グローバルな特徴量重要度を導出できるため、異なる説明手法を組み合わせる際に発生する基盤の欠如（LIMEとPermutation Importanceを併用する場合など）が解消される 4。この統一性は、特に金融機関におけるモデルガバナンスの観点から、非常に強力な利点となる。

## II. SHAPライブラリにおける計算アルゴリズムと効率性

### 2.1 計算上のボトルネック：指数関数的複雑性と近似の必要性

特徴量の数$M$が増加すると、理論的なシャプリー値の計算には$2^M$通りの連合を評価する必要が生じ、計算複雑性は指数関数的に増大する。この指数関数的な計算負荷は、現実的な時間制約の下でのSHAP値の厳密な計算を不可能にする。このため、実用的なSHAPライブラリでは、計算効率を高めるために、モデルの構造を利用した最適化またはサンプリングに基づく近似手法が採用されている 8。

### 2.2 モデル不可知な近似：KernelSHAPの詳細と課題

KernelSHAPは、モデルの種類（ニューラルネットワーク、SVMなど）に依存せず、すべての機械学習モデルに対して適用できるモデル不可知な（Model-Agnostic）手法である 9。このアプローチでは、シャプリー値の定義を満たすように設計されたカーネル関数を用い、特徴量のサブセットのサンプリングに基づく加重線形回帰（WLS）によってSHAP値を近似する 10。この近似は、データセットの範囲と分布を捉えるために定義された代表的なバックグラウンドデータセットからの特徴量サンプリングに依存する 10。

しかし、KernelSHAPには実務上の大きな課題がある。一つは、サンプリングを伴うため計算に時間がかかり（低速）、特に多くのインスタンスに対してグローバルな解釈を計算する場合、非実用的となる 4。もう一つの課題は、KernelSHAPが周辺期待値に基づいて計算を行うため、現実世界のデータによく見られる特徴量間の依存性や相関を無視してしまう点である。この特徴量依存性の無視は、相関の高い特徴量が存在する場合に、不正確な説明を生じさせる可能性がある 4。

さらに、標準的なKernelSHAPのランダムサンプリングは、実行ごとに異なる結果を生む**不安定性（分散）** を導入する 9。この不安定性を低減するため、改良手法として、確率的なサンプリング重みを決定論的な重みに置き換えたり、特定の連合サイズ（層）の連合を完全に列挙したりするアプローチが提案されており、これにより再現性と安定性が向上することが確認されている 9。

### 2.3 決定木モデルに特化した高速アルゴリズム：TreeSHAP

TreeSHAPは、XGBoost、LightGBM、Random Forestなどの決定木アンサンブルモデルに特化して開発された、シャプリー値の高速計算アルゴリズムである 8。このアルゴリズムの特筆すべき点は、計算複雑性を指数関数的なものから、木の数$T$、葉の数$L$、深さ$D$に対して多項式時間$\mathcal{O}(TLD^2)$へと劇的に削減したことにある 8。これにより、実務的な大規模アンサンブルモデルの解釈が現実的な時間で可能となった 8。

TreeSHAPは、決定木の構造を再帰的に辿ることで最適化を実現し、パスに沿って特徴量が存在する場合としない場合の全体的な影響を調整しながらSHAP値を効率的に計算する 12。また、TreeSHAPは特徴量間の相互作用の貢献度（Shapley Interaction Values）も計算できるが、その複雑性は$\mathcal{O}(MTLD^2)$（$M$: 特徴量数）となり、計算資源を多く必要とするものの、GPUを活用した並列化などによって効率化が進められている 12。

TreeSHAPが提供する計算効率の高さは、高性能な予測モデルと厳格な説明可能性要求を両立させたい金融機関にとって、決定木アンサンブルモデル（例：XGBoost）をディープラーニングモデルよりも戦略的に優先させる強力な根拠となっている。XAIが規制要件となる状況下では、この計算効率の差が、モデル選択の決定要因の一つとなる。

Table 1: 主要なSHAP計算アルゴリズムの比較

| **アルゴリズム** | **モデル適用範囲** | **計算原理** | **計算複雑性（目安）** | **主な課題** | **ソース** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| KernelSHAP | モデル不可知 (Model-Agnostic) | 重み付き線形回帰近似 (サンプリング) | 低速 (指数関数をサンプリング近似) | 特徴量依存性の無視、計算の不安定性 | 4 |
| TreeSHAP | 決定木アンサンブル専用 | パス依存型最適化 | 高速 ($\mathcal{O}(TLD^2)$ 多項式時間) | ツリーモデルに限定、パス依存によるニュアンス | 4 |

## III. 特徴量重要度指標の戦略的使い分けとSHAPの限界

### 3.1 SHAP重要度 vs. Permutation Importanceの比較と戦略的使い分け

SHAP重要度（平均絶対SHAP値）とPermutation Importance（PI）は、ともに特徴量の全体的な重要度を測るグローバルな指標として使用されるが、その測定基準と提供する情報には本質的な違いがある 4。

PIは、特定の特徴量の値をシャッフルした際にモデルの**性能（精度）がどれだけ低下するか**に基づいて重要度を測定する 4。これは、その特徴量がモデルの全体的な予測健全性にとってどれだけ不可欠かを示す。PIは方向性を持たない（純粋な重要度の大きさのみを示す） 13。

一方、SHAP重要度は、個々の予測に対する特徴量の貢献度（SHAP値）の絶対値の平均であり、**特徴量の帰属の大きさ**に基づいて重要度を測定する 4。SHAPの最大の利点は、個々のSHAP値が正または負の方向性を持ち、特定の特徴量の値が予測をどのように押し上げたり（正の寄与）、押し下げたり（負の寄与）したかを明確に示す点である 13。また、SHAPはPIができない、特定の**特徴量の値**が結果にどのように影響したかを理解するために使用できる、より詳細な粒度を提供する 14。

実務においては、これらの指標を戦略的に使い分けることが推奨される。PIはモデル開発およびグローバルな検証段階で、モデルの安定性を評価し、最も重要な予測変数を特定するために使用される。対して、SHAPは、個別の意思決定（例：融資決定の正当化）における要因の貢献の方向性と強さを特定し、ローカルな透明性を確保するために使用される 10。この組み合わせにより、モデルのグローバルなロバスト性と、個別決定の正確な説明責任の両方を達成できる。

### 3.2 SHAP vs. LIME：理論的整合性と適用範囲

SHAPとLIMEはともにモデル不可知なローカル説明手法として使用されるが、その理論的堅牢性と適用範囲には大きな違いがある 5。

LIMEは、対象インスタンスの近傍でブラックボックスモデルを線形モデルで近似し、その局所的な振る舞いを説明する 5。この手法は計算が比較的単純で高速であるという利点を持つが、LIMEが局所的な線形仮定に基づいているため、モデルが複雑な非線形性を持つ場合や、データサンプリングの変動によって、説明が一貫しない（Consistencyを欠く）という問題がある 5。

対照的に、SHAPはゲーム理論に基づく公理的基盤を持ち、高い信頼性と一貫性を保証する 5。SHAPは、LIMEが捉えきれない可能性のある非線形な関連性にも対応でき（使用するモデルに依存する） 16、ローカルな説明を理論的に一貫した方法でグローバルな説明に集約できる能力を持つ 4。この一貫性と統一性は、特に高リスクな意思決定が伴う分野での採用において、SHAPの優位性を確立している 7。

### 3.3 SHAP分析の限界と責任ある解釈のフレームワーク

SHAPは優れた解釈性を提供する一方で、その結果の限界を認識せずに使用すると、誤解を招く可能性がある。

限界 1: 相関関係 vs. 因果関係:

SHAP値は、モデルがデータ内で学習した特徴量間の相関関係を説明する。これは、SHAPが「現実世界での特徴量の因果的な重要性」ではなく、「モデルの予測に対する特徴量の重要性」を定量化していることに他ならない 10。この違いは、モデルにバイアスや過学習がある場合に特に重要であり、SHAP値が高いからといって、その特徴量が現実の問題解決において最も重要な要因であるとは限らない 10。

限界 2: 多重共線性の影響:

データ内に相互に強く相関する特徴量（多重共線性）が存在する場合、SHAPは貢献度を相関する特徴量間で不均一に割り当てる傾向がある 17。これは、モデルが訓練過程で一方の変数に優先的に重みを割り当てた結果、ビジネス的な直感とは異なり、もう一方の相関変数のSHAP値が非常に低くなるという結果を生むことがある 17。この問題はSHAPの割り当て方法そのものというより、モデルの訓練方法とデータ内の依存関係に起因する 17。

深遠な解釈のフレームワーク:

SHAPは、モデルの予測をグローバルな平均値（ベンチマーク値）からの感度として表現するため 17、SHAPの推論（符号や重要度）は、そのモデルが適切に開発され、訓練されていること、そしてベンチマーク値が適切に設定されていることに強く依存する。もしモデル自体が不適切であったり、バイアスがかかっていたり、あるいはベンチマーク値が不正確であったりする場合、導出されたSHAPの推論全体が信頼性を失う 10。したがって、SHAPを責任を持って利用するためには、分析者はSHAPの適用に先立ち、モデルの健全性（バイアス、オーバーフィッティングの有無）を徹底的に検証し、SHAPの結果をドメイン知識と組み合わせて批判的に吟味する手順を確立する必要がある。

Table 2: 主要な特徴量重要度指標の戦略的比較

| **指標** | **理論的根拠** | **説明範囲** | **方向性** | **測定基準** | **典型的な用途** | **ソース** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| SHAP (Shapley値) | ゲーム理論（厳密な公理） | 局所的 ＆ 大局的 | 有（正負の寄与） | 平均予測からの貢献度 | 個別説明、規制対応 (AANs) | 2 |
| Permutation Importance | 経験的（モデル性能測定） | 大局的のみ | 無 (絶対的な重要度) | 特徴量シャッフルによる精度低下 | モデル開発・改善、グローバルな特徴量選択 | 4 |
| LIME | 局所的な線形近似 | 局所的のみ | 有（局所的な傾き） | 単一インスタンス周辺の単純モデル | 迅速な局所デバッグ、単純モデル | 5 |

## IV. 経済・マーケット分析におけるXAI/SHAPの応用動向 (FinXAI)

### 4.1 金融規制対応と信用リスク評価への適用

金融業界におけるXAIの最も重要な応用分野の一つは、信用リスク評価と規制遵守である。特に米国では、融資拒否などの不利な決定（Adverse Action）を下す際に、その理由を申請者に明確に通知するAdverse Action Notices (AANs) の提供が、ECOA（平等信用機会法）などの規制により義務付けられている 18。

高度なAIモデルは、代替データや複雑な特徴量相互作用を利用するため、従来の単純な線形モデルよりも精度が高い一方で、決定理由が不透明になりがちである 18。ここでSHAPが、複雑なAIモデルの決定を人間が理解できる形に分解する役割を果たす。Upstart社などのフィンテック企業は、SHAP値を活用して、個別の融資拒否決定に対し、最も影響力の高かった要因（例：特定の低信用スコアや過去の取引履歴）を特定し、具体的でコンプライアンスに適合したAANsを生成している 18。SHAPは、個別インスタンスレベルでの説明能力により、信用リスク管理における透明性確保のデファクトスタンダードとなりつつある 20。

### 4.2 説明のロバスト性評価：Kendall's W統計量の利用

規制環境下でのAIモデルの利用において、説明が正確であるだけでなく、安定している（ロバストである）ことが強く求められている 20。モデルの初期値や軽微な再訓練によって説明が大きく変動する場合、それはコンプライアンス上のリスクとなる。

SHAPベースの説明のロバスト性を定量的に評価するため、\*\*KendallのW統計量（一致係数）\*\*が活用されている 20。これは、異なる初期シードで独立して訓練された複数のモデル間で計算されたSHAP特徴量重要度ランキングの協調性（一致度）を示す指標であり、値が1に近いほど安定性が高いことを意味する 21。

信用リスクモデリングの研究では、高い予測力を持つ主要な特徴量は非常に安定したSHAPランキングを示す（Kendall's Wは約0.93）が、貢献度が中程度の特徴量では不安定性（Wは約0.34）が増すことが確認されている 22。この知見は、XAIの評価が単なる解釈を超えて、モデルの信頼性と監査可能性を確保するためのリスク指標として機能していることを示している。実務的な推奨事項として、不安定性の高い特徴量は、規制当局や顧客に提供する説明（AANsなど）から除外すべきであるとされている 22。

Table 3: 金融におけるXAIのロバスト性評価：Kendall's W統計量

| **メトリック** | **測定対象** | **評価範囲** | **目的** | **実務上の示唆** | **ソース** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Kendall's W統計量 | SHAPベースの特徴量重要度ランキングの一致度 | グローバル | モデル初期値変動に対する説明のロバスト性確保 | 安定性の高い特徴量のみを規制対応の説明に利用する | 20 |

### 4.3 マーケット予測と資産運用戦略への展開

SHAPは、金融市場予測や資産運用戦略の透明化にも応用されている。LightGBMなどの高性能なアンサンブルモデルを用いた株価リターン予測において、SHAP値は予測に最も貢献する金融指標（特徴量）を特定し、解釈可能な特徴量選択の根拠を提供する 23。この手法により、予測精度と解釈性を両立させることが可能となり、市場ベンチマークを上回る戦略的なポートフォリオ構築に繋がっている 23。

特に、非構造化データ（テキスト）を扱う応用において、SHAPの価値は高まっている。FinBERTのようなドメイン特化型センチメント分析モデルから抽出された特徴量が、短期間の株価予測モデルにおいて、技術指標と並んで最も影響力の高い予測因子として機能していることがSHAP分析によって示されている 24。

SHAPの統合は、複雑なAIモデル（例：NLPモデル）が生み出す抽象的な特徴量を、投資家や資産運用担当者が明確な意思決定に利用できる具体的な貢献度（予測を正負にどの程度寄与させたか）へと変換する。これにより、高度なAIと人間の意思決定者との間に存在する「理解のギャップ」が解消され、AI主導の知見が実務的な投資戦略に組み込まれる際の信頼性が向上する 24。

### 4.4 公共政策および社会科学へのXAIの展開

XAI技術は、経済学や公共政策の分野においても、データ駆動型意思決定の透明性を確保するために活用が広がっている。政策立案環境では、AIモデルが提示する政策インサイトや、決定を左右する主要なパラメーターを解明することが求められる 25。XAI技術は、ディープニューラルネットワークのようなブラックボックスモデルであっても、その操作を説明可能なルールや人間が理解できる形式で提示することを可能にする 25。

社会科学的な応用では、労働市場分析が注目されている。XAIは、採用プロセスや人事システムにおけるAIの決定を解釈し、ユーザー（人事担当者、求職者、政策立案者）の信頼を構築する上で不可欠である 26。経済学研究では、SHAPを用いて、失業者の求職活動結果を予測するモデルを分析し、予約賃金やその他の要因が求職の受け入れ率の低下にどの程度貢献しているかを定量化するために使用されている 28。これは、複雑な社会現象を説明するモデルの透明性を高め、根拠に基づく公共政策の策定を支援する。

## V. 結論と戦略的提言

### 5.1 総合的な洞察の要約

SHAPは、ゲーム理論に基づいた公理的な厳密さにより、機械学習モデルの解釈手法の中で卓越した位置を占めている。SHAPの能力は、単なるグローバルな特徴量重要度測定にとどまらず、個々の予測に対する詳細かつ一貫した貢献度の分解を提供する点にある。これは、特に金融規制対応（AANsの生成）において、モデルの透明性と説明責任を果たす上で不可欠である。技術面では、決定木に特化したTreeSHAPが計算効率のボトルネックを解消し、実務での利用を加速させている。しかし、SHAPの限界（相関関係と因果関係の峻別、多重共線性の影響）を理解し、そのロバスト性を定量的に評価（Kendall's Wなど）することが、責任あるAI運用のための重要な要素として認識されている。

### 5.2 責任あるAI利用のための実践的な推奨事項

複雑なMLモデルを経済および市場分析に応用し、同時に説明責任を果たすために、以下の実践的な推奨事項を提言する。

1. 特徴量重要度評価の多角的実施:  
   モデルのグローバルな安定性と予測健全性を確認するためにPermutation Importance (PI) を適用し、個別の決定理由の透明性を確保するためにSHAPを適用するという、二段階の検証を標準化すべきである。これにより、モデル全体に対する信頼性（PI）と、個別意思決定に対する説明責任（SHAP）の両方が達成される。
2. アルゴリズム選択と計算戦略の最適化:  
   決定木アンサンブルモデルを採用する際は、その計算効率の高さからTreeSHAPを優先的に使用すべきである。モデル不可知なKernelSHAPを使用せざるを得ない場合は、標準的なサンプリングの不安定性に対処するため、決定論的重み付けなどの改良されたサンプリング戦略を導入し、説明の安定性を高める必要がある。
3. 規制コンプライアンスにおけるロバスト性監査の義務化:  
   金融機関は、規制要件に関連するモデルの説明について、Kendall's W統計量を用いてSHAPランキングの安定性を定期的に監視する体制を確立すべきである。このロバスト性監査の結果、安定性が低いと判断された特徴量は、法的・規制上の説明文書（例：AANs）の根拠として利用することを避ける厳格なガイドラインを設定する必要がある。
4. SHAP結果の因果的解釈の回避と専門家のレビュー:  
   SHAP値はモデル構造内の相関を示すに過ぎないため、これを直接的に現実世界の因果関係として解釈することを避けるべきである。多重共線性の影響やモデルバイアスによる不自然な貢献度の割り当てがないかを特定するために、SHAPの結果をドメイン専門家による批判的なレビューと、モデルの健全性検証と組み合わせるプロセスを必須とすることが、誤った戦略的介入を防止する上で不可欠となる。

#### 引用文献

1. Unleashing the power of machine learning models in banking through explainable artificial intelligence (XAI) - Deloitte, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.deloitte.com/us/en/insights/industry/financial-services/explainable-ai-in-banking.html>
2. Explainable Machine Learning, Game Theory, and Shapley Values: A technical review, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.statcan.gc.ca/en/data-science/network/explainable-learning>
3. 17 Shapley Values – Interpretable Machine Learning, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/shapley.html>
4. 18 SHAP – Interpretable Machine Learning, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/shap.html>
5. LIME vs SHAP: What's the Difference for Model Interpretability? - ApX Machine Learning, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://apxml.com/posts/lime-vs-shap-difference-interpretability>
6. SHAP Analysis for ML Explanations - Emergent Mind, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.emergentmind.com/topics/shapley-additive-explanations-shap-analysis>
7. LIME vs SHAP: A Comparative Analysis of Interpretability Tools - MarkovML, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.markovml.com/blog/lime-vs-shap>
8. Compute SHAP Values for Your Tree-Based Models Using the TreeSHAP Algorithm, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://modeloriented.github.io/treeshap/>
9. Kernel SHAP: Model-Agnostic Explanations - Emergent Mind, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.emergentmind.com/topics/kernel-shap>
10. Practical guide to SHAP analysis: Explaining supervised machine learning model predictions in drug development - NIH, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11513550/>
11. Improving the Weighting Strategy in KernelSHAP - arXiv, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://arxiv.org/html/2410.04883v2>
12. GPUTreeShap: massively parallel exact calculation of SHAP scores for tree ensembles - PMC - NIH, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9044362/>
13. Understanding feature importance | Qlik Cloud Help, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://help.qlik.com/en-US/cloud-services/Subsystems/Hub/Content/Sense_Hub/AutoML/feature-importance.htm>
14. 12月 7, 2025にアクセス、 <https://help.qlik.com/en-US/cloud-services/Subsystems/Hub/Content/Sense_Hub/AutoML/feature-importance.htm#:~:text=Permutation%20importance%20cannot%20be%20used,specific%20feature%20influence%20the%20outcome.>
15. Feature importance — what's in a name? | by Sven Stringer | bigdatarepublic | Medium, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://medium.com/bigdatarepublic/feature-importance-whats-in-a-name-79532e59eea3>
16. A Perspective on Explainable Artificial Intelligence Methods: SHAP and LIME - arXiv, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://arxiv.org/html/2305.02012v3>
17. Using SHAP for explainability - Understand these Limitations First!! | Towards Data Science, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://towardsdatascience.com/using-shap-for-explainability-understand-these-limitations-first-1bed91c9d21/>
18. Adverse Action Notices - Upstart for Lenders, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.upstart.com/lenders/regulatory-compliance/adverse-action-notices>
19. § 1002.9 Notifications. | Consumer Financial Protection Bureau, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.consumerfinance.gov/rules-policy/regulations/1002/9/>
20. SHAP Stability in Credit Risk Management: A Case Study in Credit Card Default Model - arXiv, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://arxiv.org/pdf/2508.01851>
21. SHAP Stability in Credit Risk Management: A Case Study in Credit Card Default Model, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.mdpi.com/2227-9091/13/12/238>
22. SHAP Stability in Credit Risk Management: A Case Study in Credit Card Default Model, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.scilit.com/publications/16180a56b4e4c72b88f1e94d8236a829>
23. Stock Return Forecasting Using SHAP-Based Feature Selection and Risk-Controlled Portfolio Construction - Atlantis Press, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.atlantis-press.com/article/126015307.pdf>
24. Stock Price Prediction Using FinBERT-Enhanced Sentiment with SHAP Explainability and Differential Privacy - ResearchGate, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.researchgate.net/publication/394994117_Stock_Price_Prediction_Using_FinBERT-Enhanced_Sentiment_with_SHAP_Explainability_and_Differential_Privacy>
25. Explainable and transparent artificial intelligence for public policymaking | Data & Policy, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.cambridge.org/core/journals/data-and-policy/article/explainable-and-transparent-artificial-intelligence-for-public-policymaking/51D4C6E27CFDEB3CD19EC5E1A6F4FAE7>
26. Explainable AI in Labor Market Applications - SciTePress, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.scitepress.org/Papers/2025/133841/133841.pdf>
27. Explainable AI in Labor Market Applications - Consensus, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.consensus.app/papers/explainable-ai-in-labor-market-applications-pinto-mello/8350551d8e0550cabef21a6236d4d353/>
28. Job Applications and Labor Market Flows - The Review of Economic Studies, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://www.restud.com/wp-content/uploads/2024/06/MS31695.pdf>
29. Job Applications and Labor Market Flows, 12月 7, 2025にアクセス、 <https://conference.iza.org/conference_files/Macro_2021/wee_s9071.pdf>