

部分空間正則化付き主成分分析を用いた日米業種リードラグ投資戦略

Lead-lag strategies for Japanese and U.S. sectors using subspace regularization PCA

中川 慧^{1,5,*}, 竹本 悠城², 久保 健治^{3,5}, 加藤 真大^{4,1}
Kei NAKAGAWA^{1,5}, Yuki TAKEMOTO², Kenji KUBO^{3,5}, Masahiro KATO^{4,1}

¹ 大阪公立大学 経営学研究科

¹ Graduate School of Business, Osaka Metropolitan University

² 独立研究者

² Independent Researcher

³ 東京大学 工学系研究科

³ Graduate School of Engineering, The University of Tokyo

⁴ みずほ第一フィナンシャルテクノロジー株式会社

⁴ Mizuho-DL Financial Technology Co., Ltd.

⁵ 株式会社松尾研究所

⁵ MATSUO Institute, Inc

Abstract: This study tests a lead and lag hypothesis using U.S. and Japanese sector ETF data. The hypothesis is that, because trading hours do not overlap, information that is fully reflected in the market that closes first is then incorporated into the market that opens later, from the open through the trading day. Specifically, we use same day close to close returns of U.S. sector ETFs as the information set, and we predict next day open to close returns of Japanese sector ETFs. To do so, we build a predictive signal based on a subspace regularized PCA applied to the joint correlation matrix of U.S. and Japanese sectors. The signal can be written as a low rank linear predictor of Japanese returns from U.S. returns. Under an idealized model in which common factors are revealed in the U.S. and spill over to Japan on the next day, we show that this predictor is the best linear forecast. In our empirical analysis, a long short strategy based on the proposed signal outperforms several baselines, such as momentum, plain PCA without regularization, and a double sort that combines momentum and the proposed signal. The proposed strategy performs better in terms of risk adjusted performance and maximum drawdown.

1 はじめに

効率的市場仮説 (efficient market hypothesis; EMH) は、資産価格が利用可能な情報を即時に反映するという仮説であり、予見可能な超過収益 (リスク調整後のアルファ) を継続的に獲得することは困難であると主張する [1, 2]. しかし多くのファイナンスの実証研究は、必ずしもすべての情報が同時に全銘柄へ反映されるわけではなく、情報の拡散 [3] や投資家の注意制約 [4], 取引制度・時間帯の非同期性 [5]などを背景として予測

可能性やアノマリーが観測され得ることを示してきた。代表例として、過去数カ月から1年程度の相対的な勝ち銘柄が将来も勝ちやすいモメンタム [6], およびより長期の反転 (リバーサル) などが知られている [7]. さらに、モメンタムやバリュエーションといったファクターは多くの市場・資産で広く観測され [8, 9], ファクター自体にモメンタムが存在することも指摘されている [10].

本研究ではこのうち、クロスセクションの予測可能性の一つであるリードラグ効果に着目する。リードラグ効果とは、ある資産 (あるいはセクター) に顕在化した価格変化が、他の資産へ遅れて伝播し、時系列的な先行・追従関係として観測される現象を指す。例えば、セ

*連絡先: 大阪公立大学 大学院経営学研究科
〒558-8585 大阪市住吉区杉本 3-3-138
E-mail: kei.nak.0315@gmail.com

クター内での情報拡散に基づく大型銘柄から中小型銘柄へのリードラグ効果が示されている [3]. さらに、企業間の取引関係（サプライチェーン）を通じた情報伝播に着目し、顧客企業の価格変化が供給企業の将来リターンを予測し得ることも報告されている [11, 12]. また、市場間のボラティリティやリターンの伝播（Spillover）は古くから指摘されており [13, 14, 15], とりわけ取引時間帯の非同期性は先に開く市場で確定した情報が、後に開く市場の寄付きから日中にかけて反映されるという自然な予測構造を与える [16, 17].

本研究は、この時間帯の非同期性を投資可能な形で明示的に利用し、米国市場で時点 t に確定した業種別情報、日本市場の翌営業日 $t+1$ の日中リターン（Open-to-Close）に波及するという仮説を検証する. 具体的には、米国側は S&P 500 の 11 セクターに連動する Select Sector SPDR ETF, 日本側は TOPIX-17（配当込み）に連動する NEXT FUNDS TOPIX-17 業種別 ETF を用いて戦略を構成する.

方法論的には、本研究は日米業種の結合相関行列に対して部分空間正則化付き PCA [18] を適用し、少数次元の共通ファクター（グローバル、国スプレッド、シクリカル・ディフェンシブ業種）を安定的に抽出する. 推定した上位固有空間に米国の当日 t ショックを射影してファクタースコアを得て、それを日本側ローディングで復元することで、日本業種の翌営業日シグナルを構成する. この構造は、米国側の情報を K 次元の低次元表現へ圧縮し、日本側へ写像する低ランク線形予測器として解釈できる. 加えて、得られた戦略リターンに対しては、Fama-French 3 ファクターおよび Carhart 4 ファクターによるリスク調整後のアルファを計測し統計的有意性を評価する.

本研究の主な貢献は次のとおりである. 第一に、日米の取引時間帯の非同期性を利用した米国市場の業種リターンから日本市場の業種リターンへのリードラグ仮説を、実務的に取引可能な ETF データにより検証し、短期（寄引）投資戦略として定式化する. 第二に、経済的に解釈可能な事前部分空間を組み込んだ部分空間正則化付き PCA により、日米の共通モードを安定的に推定し、低ランク伝播行列としてシグナルを構成する枠組みを提示する. 第三に、単純モメンタムや通常の PCA シグナルと比較し、正則化がパフォーマンスと頑健性を改善し得ることを示すとともに、ファクターモデルによるリスク調整後のアルファの観点から経済的意義を検討する.

2 問題設定

2.1 投資ユニバースとリターン定義

米国の業種指数を $\mathcal{U} = \{u_1, \dots, u_{N_U}\}$ と書き、日本の業種指数を $\mathcal{J} = \{j_1, \dots, j_{N_J}\}$ とし、総数を $N = N_U + N_J$ とする.

業種指数 $i \in \mathcal{U} \cup \mathcal{J}$ の始値および終値をそれぞれ $P_{i,t}^{\text{open}}, P_{i,t}^{\text{close}}$ とし、後述する主成分の推定には終値ベースの Close-to-Close リターン

$$r_{i,t}^{\text{cc}} := \frac{P_{i,t}^{\text{close}}}{P_{i,t-1}^{\text{close}}} - 1 \quad (1)$$

を用いる. 一方、戦略リターンの評価には、日本市場への投資（米国市場クローズ後に日本市場で翌営業日に執行）を意識し、Open-to-Close リターン

$$r_{j,t}^{\text{oc}} := \frac{P_{j,t}^{\text{close}}}{P_{j,t}^{\text{open}}} - 1, \quad j \in \mathcal{J} \quad (2)$$

を用いる. すなわち、時点 t までに観測可能な米国情報から、翌営業日 $t+1$ の日本市場の日中（Open-to-Close）リターンを予測し投資する.

2.2 ロングショートポートフォリオの構築

翌営業日 $t+1$ において、取引可能な日本市場の銘柄集合を $\mathcal{J}_{t+1} \subseteq \mathcal{J}$ とする.

上位と下位の分位点割合を $q \in (0, 1/2)$ （3 分位 $q = 0.3$ ）とする. 後の章で構築するシグナル $s_{j,t} := \hat{z}_{j,t+1}$ に基づき、

$$\mathcal{L}_{t+1} := \text{Top-}q \text{ set of } \{s_{j,t}\}_{j \in \mathcal{J}_{t+1}}, \quad (3)$$

$$\mathcal{S}_{t+1} := \text{Bottom-}q \text{ set of } \{s_{j,t}\}_{j \in \mathcal{J}_{t+1}} \quad (4)$$

を定義する. 等ウェイトポートフォリオのウェイトを

$$w_{j,t+1} := \begin{cases} +\frac{1}{|\mathcal{L}_{t+1}|}, & j \in \mathcal{L}_{t+1}, \\ -\frac{1}{|\mathcal{S}_{t+1}|}, & j \in \mathcal{S}_{t+1}, \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (5)$$

$$\sum_{j \in \mathcal{J}} w_{j,t+1} = 0, \quad \sum_{j \in \mathcal{J}} |w_{j,t+1}| = 2 \quad (6)$$

とし、戦略リターンを

$$R_{t+1} := \sum_{j \in \mathcal{J}} w_{j,t+1} r_{j,t+1}^{\text{oc}} \quad (7)$$

で定義する.

3 部分空間正則化付き PCA を用いた日米業種リードラグ投資戦略

本節では、正則化付き PCA[18] によるシグナル $s_{j,t}$ の推定手順を述べる。

3.1 事前部分空間に基づく事前エクスポージャー

推定ウィンドウ長を L とし、各時点 t に対して推定ウィンドウ $\mathcal{W}_t := \{t-L, \dots, t-1\}$ を定義する。ウィンドウ内の平均、標準偏差を

$$\mu_{i,t} := \frac{1}{L} \sum_{\tau \in \mathcal{W}_t} r_{i,\tau}^{cc}, \quad \sigma_{i,t} := \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{\tau \in \mathcal{W}_t} (r_{i,\tau}^{cc} - \mu_{i,t})^2} \quad (8)$$

とし、標準化リターンを

$$z_{i,\tau} := \frac{r_{i,\tau}^{cc} - \mu_{i,t}}{\sigma_{i,t}}, \quad \tau \in \mathcal{W}_t \quad (9)$$

で定義する。ウィンドウ内の標準化リターン行列を $Z_t \in \mathbb{R}^{L \times N}$ とし、ウィンドウ内相関行列を $C_t \in \mathbb{R}^{N \times N}$ とする。

部分空間正則化付き PCA では、推定ウィンドウごとの相関行列 C_t を、事前情報を反映したエクスポージャー行列 C_0 に縮約する。以下では C_0 の作成方法を述べる。まず、事前固有ベクトル（列直交） $V_0 \in \mathbb{R}^{N \times K_0}$ を構築する。ここで K_0 は事前部分空間の次元であり、本研究では $K_0 = 3$ とし、次の 3 つの直交ベクトルを用いる。

1. **グローバルファクター**：全銘柄に等しい重み方向 $v_1 \propto \mathbf{1}$ 。
2. **国スプレッドファクター**：米国を正、日本を負の方向 $v_2 \propto (\mathbf{1}_{N_U}, -\mathbf{1}_{N_J})$ を v_1 に直交化。
3. **シクリカル・ディフェンシブファクター**：米国・日本それぞれの業種を景気敏感（シクリカル）を正、ディフェンシブを負にラベル付けし、符号ベクトルを作成して v_1, v_2 に直交化。

以上から $V_0 = [v_1, v_2, v_3]$ を得る。

次に、十分長期の推定ウィンドウを使用して標準化したリターンから得た相関行列を C_{full} とし、

$$D_0 := \text{diag}(V_0^\top C_{\text{full}} V_0) \in \mathbb{R}^{K_0 \times K_0} \quad (10)$$

により、事前方向に沿った固有値を推定する。これを用いてターゲット行列を

$$C_0^{\text{raw}} := V_0 D_0 V_0^\top \quad (11)$$

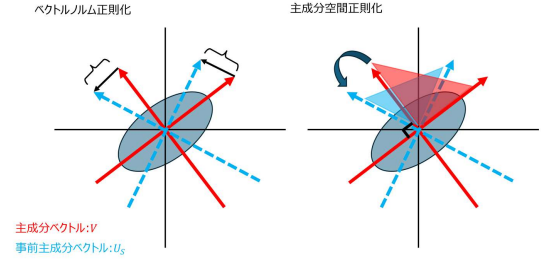


図 1: 提案手法による正則化のイメージ

と定義し、対角要素で正規化して相関行列に変換する。

$$C_0 := \Delta^{-1/2} C_0^{\text{raw}} \Delta^{-1/2}, \quad \Delta := \text{diag}(C_0^{\text{raw}}), \quad (12)$$

さらに $\text{diag}(C_0) = \mathbf{1}$ となるように対角を 1 に調整する。

3.2 部分空間正則化 PCA

図 1 は、部分空間正則化 PCA 正則の正則化構造を視覚的に示したものである。図の左側は、各主成分ベクトルを個別に事前ベクトルへと近づける通常のベクトル正則化を示しており、この場合、ベクトル単位での整合性は保たれるものの、直交性制約との整合性が制限される。一方、図の右側は、本研究で提案する部分空間正則化を示しており、複数の主成分ベクトルが張る空間全体を、事前に想定された部分空間（列空間）に近づける構造をとっている。このような正則化により、固有ベクトル全体の直交性やファクターモデルとしての整合性を保ちつつ、経済的に意味のある構造を保つことが可能となる。

各時点 t のウィンドウ内相関行列 C_t と事前エクスポージャー C_0 を用い、正則化相関行列を

$$C_t^{\text{reg}} := (1 - \lambda) C_t + \lambda C_0, \quad \lambda \in [0, 1] \quad (13)$$

で定義する ($\lambda = 0.9$)。その上で固有分解

$$C_t^{\text{reg}} = V_t \Lambda_t V_t^\top, \quad (14)$$

$$\Lambda_t = \text{diag}(\ell_{1,t}, \dots, \ell_{N,t}), \quad \ell_{1,t} \geq \dots \geq \ell_{N,t} \quad (15)$$

を行い、上位 K 個 ($K = 3$) の固有ベクトルを $V_t^{(K)} \in \mathbb{R}^{N \times K}$ として抽出する。これを米国、日本のブロックに分割して

$$V_{U,t}^{(K)} \in \mathbb{R}^{N_U \times K}, \quad V_{J,t}^{(K)} \in \mathbb{R}^{N_J \times K} \quad (16)$$

と書く。

3.3 日米業種リードラグ・シグナル

本節では、時差（取引時間帯の非同期性）により生じる情報伝播を利用して、米国市場の業種リターンの当日ショックが日本市場の業種リターンに翌営業日に波及する、という経済的直観に基づき、日米業種のリードラグ・シグナルを構成する。

米国市場では時点 t の終値が確定した後、マクロ経済指標、政策ニュースや決算情報などが当日の価格変化として集約され、業種別の相対的な強弱として観測される。一方、日本市場は米国の取引終了後に翌営業日 $t+1$ の取引を開始するため、米国で顕在化した業種別ショックの一部は、日本市場では $t+1$ の寄付き以降に遅れて価格へ反映され得る。本研究はこのリードラグを、米国業種のリターンから日本業種の翌日リターンを予測する問題として定式化する。

時点 t の米国側の終値確定後に観測可能な情報として、米国業種の当日 Close-to-Close リターン $r_{U,t}^{cc} \in \mathbb{R}^{N_U}$ を用いる。ウィンドウ内の標準化と整合的に、

$$z_{U,t} := \left(\frac{r_{u,t}^{cc} - \mu_{u,t}}{\sigma_{u,t}} \right)_{u \in \mathcal{U}} \in \mathbb{R}^{N_U} \quad (17)$$

を定義する。ここで $\mu_{u,t}$ と $\sigma_{u,t}$ は、ウィンドウ $W_t = \{t-L, \dots, t-1\}$ に基づく業種 u の平均、標準偏差である。

日米業種の共分散構造には、市場全体のリスクオン・オフや景気循環など、少数の共通ファクターが強く影響する [19]。そこで本研究は、日米を結合した相関行列の上位固有空間（ K 次元）を部分空間正則化付き PCA により推定し、その空間へ米国ショックを射影して共通ファクタースコアを得る。

具体的に、正則化相関行列 C_t^{reg} の上位 K 固有ベクトル $V_t^{(K)} \in \mathbb{R}^{N \times K}$ を米国ブロックと日本ブロックに分割した $V_{U,t}^{(K)} \in \mathbb{R}^{N_U \times K}$ 、 $V_{J,t}^{(K)} \in \mathbb{R}^{N_J \times K}$ ((16) 式) を用い、部分空間正則化 PCA のファクタースコアを

$$f_t := (V_{U,t}^{(K)})^\top z_{U,t} \in \mathbb{R}^K \quad (18)$$

で定義する。これは、米国業種の当日ショック $z_{U,t}$ を日米で共通に現れやすい K 個のモード $\text{col}(V_{U,t}^{(K)})$ に射影した要約であり、構造的な情報（共通ファクター）を抽出する役割を持つ。

得られたファクタースコア f_t を日本側ローディングで復元することで、日本側の翌営業日 $t+1$ に対する予測（シグナル）を

$$\hat{z}_{J,t+1} := V_{J,t}^{(K)} f_t \in \mathbb{R}^{N_J} \quad (19)$$

と定義する。直観的には、米国で観測された共通ファクターショック f_t が日本業種のどこに強く波及しやすいかを、 $V_{J,t}^{(K)}$ が与える。

(17)–(19) より、本研究のリードラグ・シグナル $\hat{z}_{J,t+1} \in \mathbb{R}^{N_J}$ は、米国側の標準化リターン $z_{U,t} \in \mathbb{R}^{N_U}$ に対する線形写像として書ける。すなわち、

$$\hat{z}_{J,t+1} = V_{J,t}^{(K)} f_t = V_{J,t}^{(K)} (V_{U,t}^{(K)\top} z_{U,t}) =: B_t^{(K)} z_{U,t}, \quad (20)$$

ただし

$$B_t^{(K)} := V_{J,t}^{(K)} V_{U,t}^{(K)\top} \in \mathbb{R}^{N_J \times N_U}. \quad (21)$$

は、米国業種のショックが日本業種へどう伝播するかを表す時変の伝播行列として解釈できる。この時、次が成立する。

Proposition 1 (低ランク線形予測器としての解釈). 日米業種リードラグ・シグナルは (20) 式の形で表され、係数行列 $B_t^{(K)}$ は

$$\text{rank}(B_t^{(K)}) \leq K \quad (22)$$

を満たす。さらに、 $\hat{z}_{J,t+1}$ は

1. 米国側リターン $z_{U,t}$ を K 次元部分空間 $\text{col}(V_{U,t}^{(K)})$ に射影して因子スコア $f_t = V_{U,t}^{(K)\top} z_{U,t}$ を得る（共通モードの抽出）。
2. 得られた f_t を日本側ローディング $V_{J,t}^{(K)}$ により日本側の予測ベクトルへ写す。

という二段階構造を持つ。

すなわち、日本の翌日リターンベクトルを米国当日リターンベクトルで説明する多変量回帰のうち、係数行列の階数を小さくする低ランク線形回帰モデルから推定したシグナルであるといえる。

次に、命題 1 の経済的意味を明確にするため、米国で顕在化した共通ファクターのショックが翌日に日本へ波及するという理想化モデルを置く。すなわち、ある固定次元 K と列直交行列 $V_U^* \in \mathbb{R}^{N_U \times K}$ 、 $V_J^* \in \mathbb{R}^{N_J \times K}$ が存在し、

$$z_{U,t} = V_U^* g_t + \varepsilon_{U,t}, \quad (23)$$

$$z_{J,t+1} = V_J^* g_t + \varepsilon_{J,t+1}, \quad (24)$$

が成り立つとする。ここで $g_t \in \mathbb{R}^K$ は米国で時点 t に顕在化し、翌営業日に日本へ波及する共通ファクターである。さらに $\mathbb{E}[g_t] = 0$ 、 $\mathbb{E}[g_t g_t^\top] = I_K$ とし、ノイズは $\mathbb{E}[\varepsilon_{\cdot,t}] = 0$ で

$$\mathbb{E}[\varepsilon_{U,t} \varepsilon_{U,t}^\top] = \sigma_U^2 I_{N_U}, \quad \mathbb{E}[\varepsilon_{J,t+1} \varepsilon_{J,t+1}^\top] = \sigma_J^2 I_{N_J},$$

かつ $\varepsilon_{U,t}, \varepsilon_{J,t+1}$ は g_t と独立であるとする。これは、日米の業種別変動を少数の共通ショックと各市場および各業種固有のノイズに分解する。

Proposition 2 (最適低ランク線形予測器としての解釈). 仮定 (23)-(24) の下で, $z_{J,t+1}$ を $z_{U,t}$ から予測する線形予測器のうち, 平均二乗誤差

$$\mathcal{R}(B) := \mathbb{E}[\|z_{J,t+1} - Bz_{U,t}\|_2^2]$$

を最小化する最良線形予測は

$$B^* = \Sigma_{JU} \Sigma_{UU}^{-1} = \frac{1}{1 + \sigma_U^2} V_J^* V_U^{*\top}, \quad (25)$$

で与えられる. したがって

$$\mathbb{E}[z_{J,t+1} | z_{U,t}] = B^* z_{U,t} = \frac{1}{1 + \sigma_U^2} V_J^* V_U^{*\top} z_{U,t}. \quad (26)$$

特に B^* は $\text{rank}(B^*) \leq K$ を満たし, 命題 1 の $B_t^{(K)}$ と同型の射影 ($V_U^{*\top}$) と復元 (V_J^*) 構造を持つ.

命題 2 は母パラメータ数 (V_U^*, V_J^*) が既知である理想化結果である. 本研究では, 部分空間正則化付き PCA により $V_{U,t}^{(K)} \approx V_U^*$, $V_{J,t}^{(K)} \approx V_J^*$ を推定し, (21) の $B_t^{(K)}$ を時変の推定予測器として用いる.

4 実証分析

表 1: 日米業種 ETF の基本統計量

Ticker	Ret (%)	Vol (%)	Ret/Vol	Skew	Kurtosis	N
1617.T	9.12	17.07	0.53	-0.23	6.58	2590
1618.T	16.84	29.03	0.58	-0.12	8.65	2590
1619.T	13.74	20.42	0.67	0.34	16.81	2590
1620.T	9.97	20.37	0.49	-0.22	9.55	2590
1621.T	9.98	20.72	0.48	0.02	6.97	2590
1622.T	10.78	25.18	0.43	0.08	7.59	2590
1623.T	15.61	29.80	0.52	0.54	22.26	2590
1624.T	14.69	25.14	0.58	-0.26	8.25	2590
1625.T	15.92	24.28	0.66	-0.17	10.04	2590
1626.T	14.43	19.99	0.72	-0.21	13.00	2590
1627.T	8.93	21.91	0.41	0.06	6.39	2590
1628.T	7.82	21.45	0.36	-0.17	16.99	2590
1629.T	20.45	23.44	0.87	-0.48	15.68	2590
1630.T	12.05	18.73	0.64	-0.26	18.78	2590
1631.T	17.37	27.97	0.62	-0.42	16.96	2590
1632.T	17.02	26.85	0.63	-0.09	19.25	2590
1633.T	10.10	26.16	0.38	0.69	27.21	2590
XLB	10.62	21.22	0.50	-0.31	12.47	2590
XLC	15.69	23.20	0.68	-0.32	9.53	1758
XLE	10.67	30.57	0.35	-0.34	16.06	2590
XLF	14.39	22.63	0.64	-0.33	17.35	2590
XLI	14.02	20.16	0.70	-0.39	16.93	2590
XLK	23.31	24.23	0.96	-0.05	12.65	2590
XLP	8.82	15.10	0.58	-0.52	18.98	2590
XLRE	9.26	21.32	0.43	-0.87	18.71	2409
XLU	11.74	19.67	0.60	-0.31	20.73	2590
XLV	11.40	17.36	0.66	-0.43	12.77	2590
XLY	15.50	21.97	0.71	-0.36	11.31	2590

4.1 データセット

本研究では, 日米の業種別 ETF を用いて, 米国市場で当日 (時点 t) に確定した業種別情報が, 日本市場の翌営業日 (時点 $t+1$) の日中リターンに波及するというリードラグ仮説を検証する. 米国側は, S&P 500 構成銘柄を GICS の 11 業種に分類した業種指数に連動する Select Sector SPDR ETF を用いる. 具体的には, Materials (XLB), Energy (XLE), Financials (XLF), Industrials (XLI), Information Technology (XLK), Consumer Staples (XLP), Utilities (XLU), Health Care (XLV), Consumer Discretionary (XLY), Communication Services (XLC), Real Estate (XLRE) である. 日本側は, TOPIX (東証株価指数) 構成銘柄を東証 17 業種に区分して作成される TOPIX-17 シリーズ (配当込み) に連動する NEXT FUNDS TOPIX-17 業種別 ETF を用いる. 具体的には, 食品 (1617.T), エネルギー資源 (1618.T), 建設・資材 (1619.T), 素材・化学 (1620.T), 医薬品 (1621.T), 自動車・輸送機 (1622.T), 鉄鋼・非鉄 (1623.T), 機械 (1624.T), 電機・精密 (1625.T), 情報通信・サービスその他 (1626.T), 電力・ガス (1627.T), 運輸・物流 (1628.T), 商社・卸売 (1629.T), 小売 (1630.T), 銀行 (1631.T), 金融 (除く銀行), 不動産の 17 銘柄である. 価格データは日次の Open/Close を用い, 株式分割や分配金の影響を調整した価格系列に基づいてリターンを構成する. サンプル期間は 2010 年 1 月から 2025 年 12 月までとし, 日米の取引日 (祝日) の違いを踏まえ, 共通に観測可能な営業日のみ使用する.

表 1 は, 対象とする日米業種 ETF の基本統計量を示す. 米国と日本のいずれにおいても, 業種間でリスク・リターン特性や非正規性が異なる.

シクリカル・ディフェンシブファクターの構築のため, シクリカル (景気敏感) とディフェンシブ (景気防衛) 的セクターの区分に関する一般的な考え方に倣い, あらかじめ一部セクターをラベル付けする. 具体的には, 米国側では XLB, XLE, XLF, XLRE をシクリカル, XLK, XLP, XLU, XLV をディフェンシブとし, 日本側では 1618.T, 1625.T, 1629.T, 1631.T をシクリカル, 1617.T, 1621.T, 1627.T, 1630.T をディフェンシブとした.

4.2 評価指標

評価指標として, 広く使用されている次の 3 つの指標を使用する [20]. 年率リターン (AR) は, ポートフォリオの 1 年間に獲得できる平均リターンを表し, 年率リスク (RISK) はポートフォリオのリターンの標準偏差として定義され, リスク・リターン (R/R) は年率リ

ターンを年率リスクで基準化した量で定義される：

$$AR = \frac{12}{T} \sum_{t=1}^T R_t \quad (27)$$

$$RISK = \sqrt{\frac{12}{T-1} \times \sum_{t=1}^T (R_t - \mu)^2} \quad (28)$$

$$R/R = AR/RISK \quad (29)$$

ここで、 R_t はポートフォリオのリターンであり $\mu = 1/T \sum_{t=1}^T R_t$ である。

また、最大ドローダウン (MDD) も報告する [21]. MDD は、次のように定義されるピークからの最大下落幅を表し、値が小さい方が好ましいリスク尺度である。

$$MDD := \min_{t \in \{1, \dots, T\}} \left(0, \frac{W_t}{\max_{\tau \in \{1, \dots, T\}} W_\tau} - 1 \right). \quad (30)$$

ここで、 W_t は t までのポートフォリオの累積リターンであり、 $W_t = \prod_{t'=1}^t (1 + R_{t'})$ で与えられる。

4.3 ベースライン

提案手法に加えて、以下の戦略をベースラインとして用いて比較する。なお、すべての戦略で共通にウィンドウは 60 営業日 ($L = 60$) を使用する。

1. **MOM**: 日本側のみのウィンドウ内平均 (単純モメンタム) を

$$m_{j,t} := \frac{1}{L} \sum_{\tau \in \mathcal{W}_t} r_{j,\tau}^{cc}, \quad j \in \mathcal{J} \quad (31)$$

とし、 $s_{j,t} = m_{j,t}$ として (7) を適用。

2. **PCA_PLAIN**: $\lambda = 0$ として C_t を直接固有分解し、(18)–(19) を同様に構成。
3. **PCA_SUB**: (13)–(7) による部分空間正則化 PCA ベースの構築。 C_{full} の構成には 2010 年 1 月 1 日から 2014 年 12 月 31 日までのデータを用いて推定した。
4. **DOUBLE**: MOM と PCA_REG の 2 つのシグナルを用い、 2×2 段ソートを行う。それぞれをメディアンで、High および Low に二分割し、High×High をロング、Low×Low をショートする。

4.4 結果と考察

ここでは提案手法のリードラグ戦略とベースライン戦略のパフォーマンス、ならびにそのリスク調整後の特徴

を報告する。表 2 は各戦略の要約統計を示し、図 2 は累積リターンの推移を表す。単純モメンタム (MOM) と正則化なしの PCA (PCA_PLAIN) は、年率リターン (AR) が 5–6% 程度、R/R (年率リターン/リスク) が 0.5–0.6 程度に留まる。これに対して、提案手法である部分空間正則化付き PCA (PCA_SUB) は年率リターン (AR) が 23.79%、年率リスク (RISK) が 10.70% と、他の手法に対してリスク水準を大きく増やすことなく収益を改善し、R/R は 2.22 を達成している。最大ドローダウンも最小であり、累積損益の下方リスクが相対的に抑制されている。DOUBLE (モメンタムと正則化 PCA のダブルソート) も R/R が 1.69 と単純モメンタム (MOM) と正則化なしの PCA (PCA_PLAIN) に比して改善するが、水準としては PCA_SUB が最も優れている。この結果は、短いローリングウィンドウで推定した相関行列の固有空間の構造が不安定になりやすい点を踏まえると自然である。すなわち、正則化なしの PCA は推定誤差を通じてシグナルの分散を増幅しやすいのに対し、事前部分空間へ縮約する (13) は、ことで推定誤差を抑え、予測性能を改善する [22, 18]。この観点からは、PCA_SUB の高い R/R と低い MDD は、命題 2 の理想的な状況が完全には成立しない場合においても、低ランクの共通変動が十分強く、かつ部分空間正則化によって推定誤差を抑えたことにより、予測可能な成分から収益を獲得できていることを示唆する。一方、PCA_PLAIN が有意に改善しないことは、低ランク構造の存在そのものよりも、その推定の安定化が重要であることを示す結果といえる。

表 2: 各戦略リターンの要約統計

Strategy	AR	RISK	R/R	MDD
MOM	5.63	10.59	0.53	16.97
PCA_PLAIN	6.24	9.94	0.62	23.65
PCA_SUB	23.79	10.70	2.22	9.58
DOUBLE	18.86	11.16	1.69	12.10

表 3: Fama–French 3 ファクター回帰結果

Strategy	α (%/yr)	MKT	SMB	HML	Adj. R^2
MOM	3.89 (1.23)	-0.032 (-1.32)	0.012 (0.32)	0.047 (1.62)	
PCA_PLAIN	4.39 (1.34)	-0.012 (-0.53)	-0.019 (-0.61)	0.002 (0.10)	-0.000
PCA_SUB	22.17*** (6.69)	-0.044** (-2.26)	-0.029 (-0.78)	-0.003 (-0.13)	0.004
DOUBLE	17.11*** (5.11)	-0.047* (-1.83)	-0.030 (-0.80)	0.048* (1.87)	0.009

Notes: 被説明変数は日次戦略リターン。 α は年率換算 (%)。括弧内は Newey–West による t 値。

***, **, * はそれぞれ 1%, 5%, 10% 水準。

次に、Fama–French 3 ファクターおよび Carhart 4

表 4: Carhart 4 ファクター回帰結果

Strategy	α (%/yr)	MKT	SMB	HML	WML	Adj. R^2
MOM	3.54 (1.17)	-0.041 (-1.51)	-0.004 (-0.12)	0.103*** (3.61)	0.268*** (6.65)	0.080
PCA_PLAIN	4.43 (1.36)	-0.011 (-0.49)	-0.018 (-0.56)	-0.004 (-0.17)	-0.029 (-0.99)	0.000
PCA.SUB	22.23*** (6.73)	-0.042** (-2.23)	-0.027 (-0.71)	-0.013 (-0.59)	-0.047* (-1.73)	0.006
DOUBLE	16.77*** (5.02)	-0.053* (-1.95)	-0.039 (-1.06)	0.074*** (2.78)	0.132*** (3.68)	0.025

Notes: 被説明変数は日次戦略リターン。 α は年率換算 (%)。括弧内は Newey–West による t 値。
***, **, * はそれぞれ 1%, 5%, 10%水準。

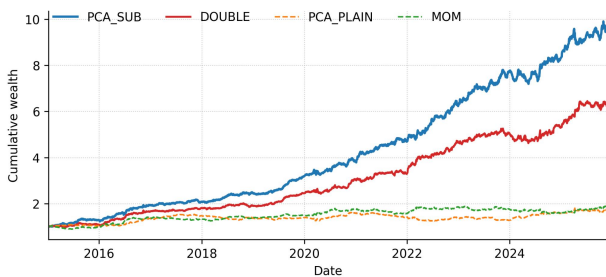


図 2: 各戦略の累積リターン

ファクターモデルにより、提案手法の超過収益がスタイルファクターで説明されるかを検証する [23, 24]。表 3 および表 4 に示すように、PCA.SUB の年率アルファはそれぞれ 22.17% ($t=6.69$)、22.23% ($t=6.73$) と統計的に強く有意であり、既知の株式スタイル要因では捉えにくい収益源泉を持つことが示唆される。また Adj. R^2 は 0.004 および 0.006 と小さく、PCA.SUB の変動の多くがファクターでは説明されない。この点は、戦略が国境を跨ぐ業種ショックの伝播を捉えることに主眼を置いており、バリューやモメンタムなどのスタイルファクターと概念的に異なることと整合的である。対照的に MOM は、Carhart4 で HML と WML への正の有意なエクスポージャーと相対的に大きい Adj. R^2 (0.080) を示し、リターンの相当部分が既知のスタイルファクター（特にモメンタム）で説明される。

係数の符号にも注目すると、PCA.SUB および DOUBLE は MKT に対して小さな負のエクスポージャーを持つ。ここで重要なのは、PCA.SUB の WML 係数が負 (Carhart4 で -0.047, 10%有意) である点であり、提案戦略の収益が単純なモメンタム追従ではなく、情報伝播に伴う相対的な価格調整から生じている可能性を示す。同様に DOUBLE が WML に正の有意なエクスポージャーを持つのは、モメンタム情報を重ねることで既知のモメンタムファクターへの感応度が導入されるためであると考えられる。

5 おわりに

本研究は、取引時間帯の非同期性により、先に閉まる市場で確定した情報が、後に開く市場の寄付きから日中にかけて遅れて反映され得るというリード・ラグ仮説を、日米の業種別 ETF を用いて検証した。具体的には、日米結合相関行列に対し、経済的に意味のある事前部分空間へ縮約する部分空間正則化付き PCA を用い、米国側の当日標準化リターンから共通ファクタースコアを抽出し、日本側へ復元することで翌営業日の予測シグナルを構成した。このシグナルは、米国リターンから日本リターンを予測する低ランク線形予測器として表現でき (命題 1)、さらに共通ファクターが米国で実現し翌日に日本へ波及するというモデルの下で、最良線形予測 (BLP) の形と一致する (命題 2)。実証的には、提案手法に基づくロング・ショート戦略が、単純モメンタム、正則化なし PCA、およびモメンタムとのダブルソートに比べて、リスク調整後パフォーマンスが大きく改善し、最大ドローダウンも小さいことを確認した。また、Fama–French 3 ファクターおよび Carhart 4 ファクターでリスク調整した後も、提案手法のアルファは統計的に有意であり、既知のスタイルファクターでは説明できない収益源泉を示唆した。

参考文献

- [1] Eugene F Fama. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The journal of Finance*, Vol. 25, No. 2, pp. 383–417, 1970.
- [2] Burton G Malkiel. The efficient market hypothesis and its critics. *Journal of economic perspectives*, Vol. 17, No. 1, pp. 59–82, 2003.
- [3] Kewei Hou. Industry information diffusion and the lead-lag effect in stock returns. *The review of financial studies*, Vol. 20, No. 4, pp. 1113–1138, 2007.
- [4] David Hirshleifer and Siew Hong Teoh. Limited attention, information disclosure, and financial reporting. *Journal of accounting and economics*, Vol. 36, No. 1-3, pp. 337–386, 2003.
- [5] Andrew W Lo and A Craig MacKinlay. An econometric analysis of nonsynchronous trading. *Journal of Econometrics*, Vol. 45, No. 1-2, pp. 181–211, 1990.
- [6] Narasimhan Jegadeesh and Sheridan Titman. Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of finance*, Vol. 48, No. 1, pp. 65–91, 1993.
- [7] Narasimhan Jegadeesh and Sheridan Titman. Overreaction, delayed reaction, and contrarian profits. *The Review of financial studies*, Vol. 8, No. 4, pp. 973–993, 1995.
- [8] Clifford S Asness, Tobias J Moskowitz, and Lasse Heje Pedersen. Value and momentum everywhere. *The journal of finance*, Vol. 68, No. 3, pp. 929–985, 2013.

- [9] Kei Nakagawa and Ryuta Sakemoto. Commodity sectors and factor investment strategies. *International Review of Financial Analysis*, Vol. 95, p. 103493, 2024.
- [10] Robert D Arnott, Vitali Kalesnik, and Juhani T Linnainmaa. Factor momentum. *The Review of Financial Studies*, Vol. 36, No. 8, pp. 3034–3070, 2023.
- [11] Lauren Cohen and Andrea Frazzini. Economic links and predictable returns. *The Journal of Finance*, Vol. 63, No. 4, pp. 1977–2011, 2008.
- [12] Lior Menzly and Oguzhan Ozbas. Market segmentation and cross-predictability of returns. *The Journal of Finance*, Vol. 65, No. 4, pp. 1555–1580, 2010.
- [13] Mervyn A King and Sushil Wadhwani. Transmission of volatility between stock markets. *The review of financial studies*, Vol. 3, No. 1, pp. 5–33, 1990.
- [14] Robert F Engle, Takatoshi Ito, and Wen-Ling Lin. Meteor showers or heat waves? heteroskedastic intra-daily volatility in the foreign exchange market. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pp. 525–542, 1990.
- [15] Yusuke Uchiyama, Takanori Kadoya, and Kei Nakagawa. Verification of lead-lag effect in financial markets by the adaptive elastic net regression. In *2019 8th International Congress on Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI)*, pp. 693–696. IEEE, 2019.
- [16] Jian Hua and Bilel Sanhaji. Volatility spillovers across daytime and overnight information between china and world equity markets. *Applied Economics*, Vol. 47, No. 50, pp. 5407–5431, 2015.
- [17] Ferhat Akbas, Ekkehart Boehmer, Chao Jiang, and Paul D Koch. Overnight returns, daytime reversals, and future stock returns. *Journal of Financial Economics*, Vol. 145, No. 3, pp. 850–875, 2022.
- [18] 中川慧, 加藤真大, 今村光良. 事前エクスポージャー情報を活用した部分空間正則化付き主成分分析. 人工知能学会第二種研究会資料, Vol. 2025, No. FIN-035, pp. 108–116, 2025.
- [19] Geert Bekaert, Robert J Hodrick, and Xiaoyan Zhang. International stock return comovements. *The Journal of Finance*, Vol. 64, No. 6, pp. 2591–2626, 2009.
- [20] Kei Nakagawa, Shuhei Noma, and Masaya Abe. Rm-cvar: regularized multiple β -cvar portfolio. In *Proceedings of the Twenty-Ninth International Conference on International Joint Conferences on Artificial Intelligence*, pp. 4562–4568, 2021.
- [21] Malik Magdon-Ismail and Amir F Atiya. Maximum drawdown. *Risk Magazine*, Vol. 17, No. 10, pp. 99–102, 2004.
- [22] Olivier Ledoit and Michael Wolf. A well-conditioned estimator for large-dimensional covariance matrices. *Journal of multivariate analysis*, Vol. 88, No. 2, pp. 365–411, 2004.
- [23] Eugene F Fama and Kenneth R French. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of financial economics*, Vol. 33, No. 1, pp. 3–56, 1993.
- [24] Mark M Carhart. On persistence in mutual fund performance. *The Journal of finance*, Vol. 52, No. 1, pp. 57–82, 1997.

A Proof of Propositions

命題 1 の証明

Proof. (20) は (18) と (19) を代入すれば直ちに従う。また (21) より $B_t^{(K)}$ は $N_J \times K$ 行列と $K \times N_U$ 行列の積であるから、一般に $\text{rank}(AB) \leq \min\{\text{rank}(A), \text{rank}(B)\} \leq K$ が成り立ち、(22) を得る。二段階構造は、(18) が射影（共通モード抽出）、(19) が復元（日本側への写像）であることから従う。□

命題 2 の証明

Proof. (23)–(24) 式より、共分散は

$$\begin{aligned}\Sigma_{JU} &:= \mathbb{E}[z_{J,t+1} z_{U,t}^\top] = \mathbb{E}[(V_J^* g_t + \varepsilon_{J,t+1})(V_U^* g_t + \varepsilon_{U,t})^\top] \\ &= V_J^* \mathbb{E}[g_t g_t^\top] V_U^{*\top} = V_J^* V_U^{*\top},\end{aligned}$$

（独立性と平均 0 より交差項は消える）となる。同様に

$$\begin{aligned}\Sigma_{UU} &:= \mathbb{E}[z_{U,t} z_{U,t}^\top] = V_U^* \mathbb{E}[g_t g_t^\top] V_U^{*\top} + \mathbb{E}[\varepsilon_{U,t} \varepsilon_{U,t}^\top] \\ &= V_U^* V_U^{*\top} + \sigma_U^2 I_{N_U}.\end{aligned}$$

一般に最良線形予測（BLP）は $B^* = \Sigma_{JU} \Sigma_{UU}^{-1}$ で与えられるので、

$$B^* = V_J^* V_U^{*\top} (V_U^* V_U^{*\top} + \sigma_U^2 I_{N_U})^{-1}.$$

ここで、 V_U^* が列直交 ($V_U^{*\top} V_U^* = I_K$) であることを用いれば、Woodbury の公式から

$$(V_U^* V_U^{*\top} + \sigma_U^2 I)^{-1} V_U^* = \frac{1}{1 + \sigma_U^2} V_U^*$$

が成り立つ。したがって

$$B^* = \frac{1}{1 + \sigma_U^2} V_J^* V_U^{*\top},$$

すなわち (25) を得る。これを $z_{U,t}$ に掛ければ (26) が従う。最後に、 B^* は $N_J \times K$ と $K \times N_U$ の積であるから $\text{rank}(B^*) \leq K$ 。□