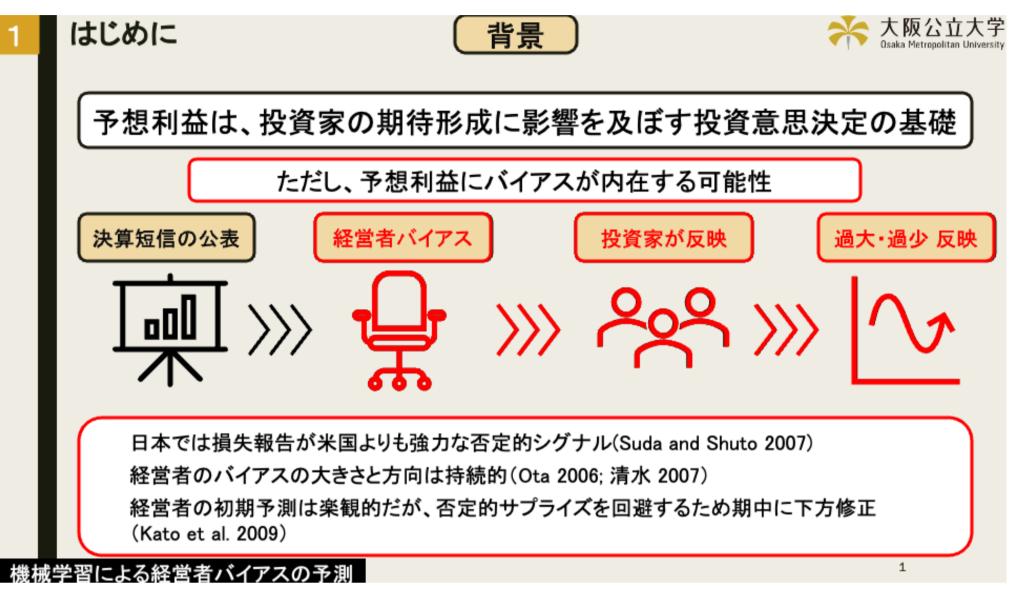
## 機械学習による経営者バイアスの予測

大阪公立大学大学院 博士後期課程(D3)

大阪公立大学

鄭 民雋(チョン ミンジュン)



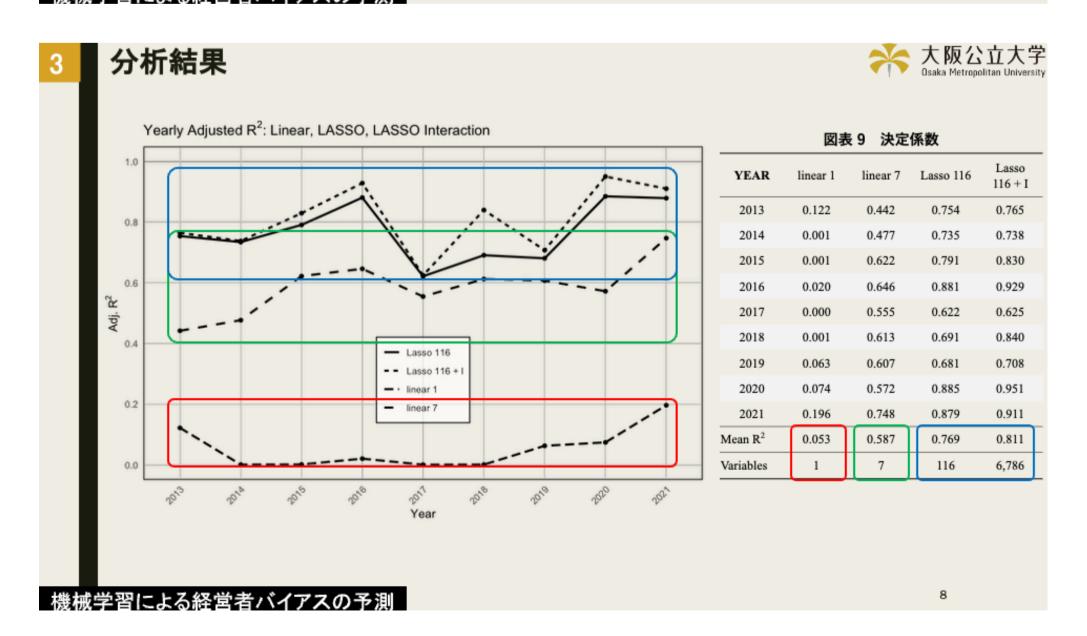


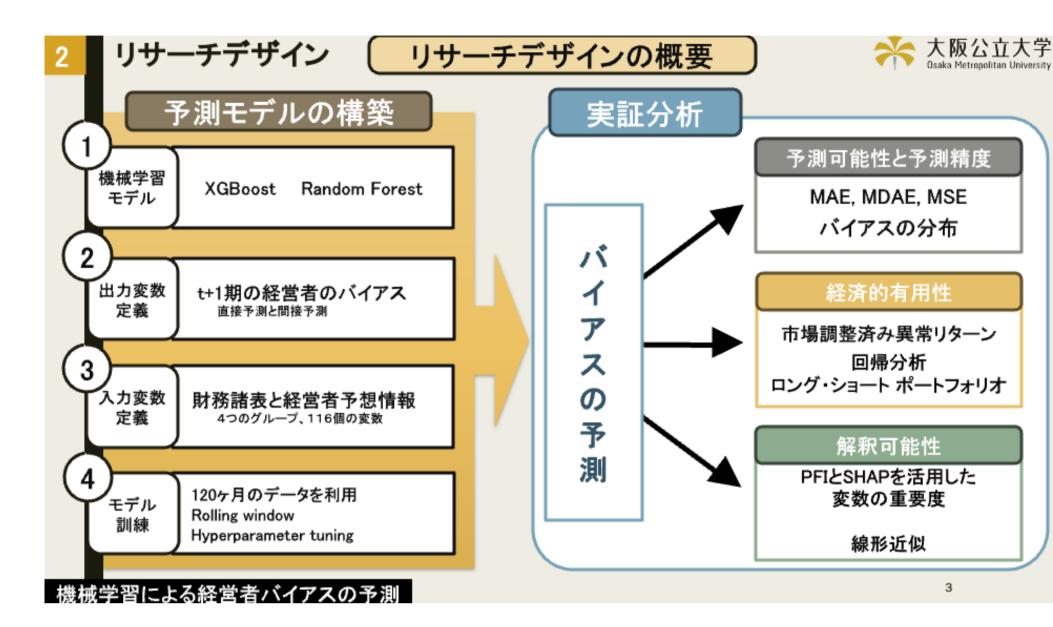
## 機械学習による経営者バイアスの予測 大阪公立大学 分析結果 図表 8 Panel A: Variable Importance SHAP feature mean MFS MFS 0.150 1313.198 0.015 MFS dif MF dif 0.029 281.283 0.027 MFS\_dif 190.541 0.006 0.023 96.791 0.018 0.008 IVA dif MFAE RE dif 0.008 0.008 RE dif 0.011 XINT dif 0.005 SALE dif bias\_lag 0.003 COGS dif 0.004 0.004 0.010 49.603 bias lag 0.009 INVT dif 0.006 Panel B: Group Importance mean PFI sum PFI mean SHAP sum SHAP 2014.516 0.021 0.255 167.876 0.005 0.223 17.647 794.108 0.004 0.193 15.293 734.050 0.003 0.037 11.691 140.291 (注) Panel Aは各年度の重要度を平均・標準偏差で集計したものである。 Panel Bは各グループ内の変数の平均および合計の 重要度を示したものである。 機械学習による経営者バイアスの予測

大阪公立大学 Osaka Metropolitan University はじめに 背景 「予測可能な」バイアスが存在すれば、超過リターンを得られる Lakonishok et al. (1994): 投資家はナイ―ブに悲観・楽観的な期待を抱き、それが株価の過度な歪み La Porta (1996): バリュ一株の超過リターンはリスク要因ではなく、アナリストの過剰予測から起因 So (2013): アナリスト予想の体系的な楽観性を利用することで、超過リターンを得ることが可能 Kothari et al. (2016): アナリスト予想には体系的なバイアスが存在し、市場はこれに過小反応しており、 予想情報は投資戦略およびICCの推定に重要な影響を与えると論じる。 一方、「予測可能な」バイアスなら既に市場は反映し、超過リターンは得られない Hughes et al. (2008): 一貫した予想バイアスの存在を実証しつつも、市場はその誤差を既に織り込んでおり、 予測誤差に基づく投資では超過収益を得られないと主張 Zhang et al. (2024): 機械学習によってアナリスト予想のバイアスを予測しポートフォリオを構築しても、 有意なアルファは得られないことを提示

機械学習による経営者バイアスの予測

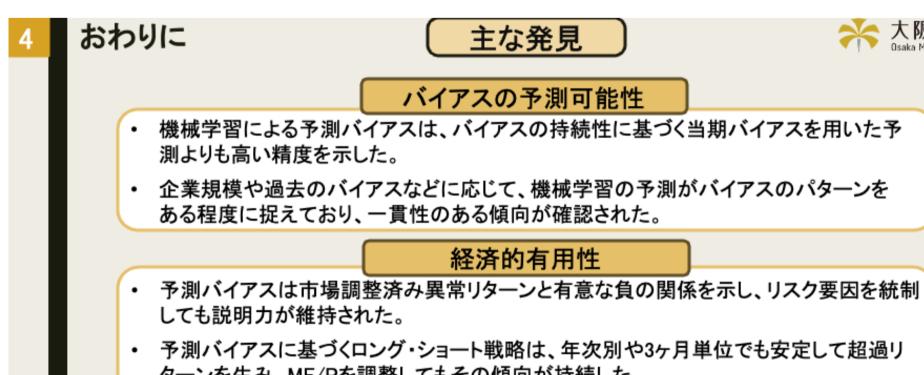
	図表 5 回帰分析							
	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7	
F_bias <sub>t+1</sub>	-4.540***	-6.394***	-5.001***	-3.414***	-1.944***		-1.821***	
	(-27.513)	(-32.915)	(-27.609)	(-17.943)	(-10.564)		(-7.703)	
bias <sub>t</sub>						-0.284***	-0.055	
						(-7.575)	(-1.141)	
$size_t$			-0.301***	-0.355***	-0.261***	-0.265***	-0.264***	
			(-31.194)	(-36.576)	(-27.484)	(-27.523)	(-27.498)	
$B/P_t$			0.070***	0.061***	0.032***	0.034***	0.030***	
D/I i			(7.654)	(6.781)	(3.736)	(3.926)	(3.537)	
$O/B_t$				0.660***	0.183***	0.170***	0.165***	
O/Bt				(17.461)	(4.824)	(4.262)	(4.157)	
$A_{-}G_{t}$				0.343***	0.287***	0.278***	0.276***	
A_0,				(12.818)	(11.319)	(10.836)	(10.793)	
$MF/P_t$					2.686***	2.750***	2.667***	
141711					(37.661)	(38.587)	(37.097)	
Year	X	0	0	0	0	0	0	
Firm	X	0	0	0	0	0	0	
N	13,867	13,867	13,867	13,867	13,867	13,867	13,867	
$\mathbb{R}^2$	0.052	0.084	0.236	0.271	0.349	0.344	0.347	
Adj R <sup>2</sup>	0.052	-0.073	0.105	0.146	0.237	0.230	0.234	





大阪公立大学 分析結果 図表 7 MF/Pを調整した予測バイアスに基づくポートフォリオ Low\_F\_bias High\_F\_bia -5.22-12.16-10.85 0.27-10.77 14.06\*\*\* -7.03 -2.70[7.38] 5.80 1.71-3.17-9.35 16.11\*\*\* (646)[6.81]16.13\*\*\* -1.476.65(740)(510)(459)(428)[10.74]18.48\*\*\* 12.83 Large\_MF/F 1.87 -5.03 -6.473.02 18.05\*\*\* 19.82\*\*\*

## 機械学習による経営者バイアスの予測



[5.53]

である。\*\*\*, \*\*, \* はそれぞれ1%、5%、10%水準で統計的に有意であることを示している。

予測バイアスに基づくロング・ショート戦略は、年次別や3ヶ月単位でも安定して超過リ

ジリターンは年度別にFama-MacBeth回帰を用いて有意性と括弧内に t値を算出している。その他の括弧内の値はグループ別の観測値

ターンを生み、MF/Pを調整してもその傾向が持続した。

## 解釈可能性

- ・ バイアス予測に最も大きな影響を与えるのは経営者予想に関する変数グループ
- 機械学習によるバイアス予測は、説明変数の線形結合によって相当程度を説明可能

機械学習による経営者バイアスの予測