

# 問題意識

## ■ 研究対象

赤字上場選択による株価パフォーマンスへの影響

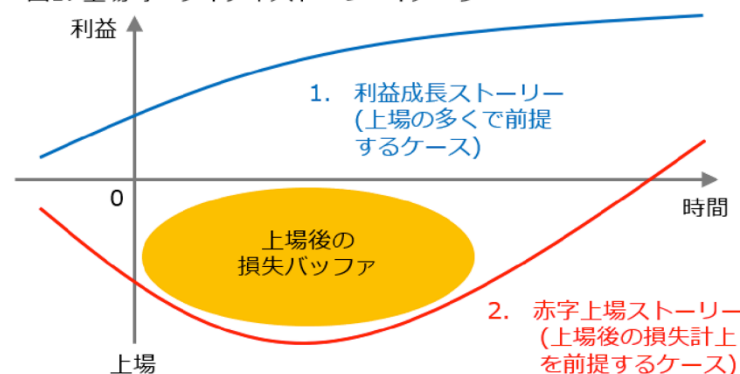
## ■ 問題意識

- ・ 日本ではこれまで**黒字上場が一般的**と捉えられてきた。
  - ・ しかし、近年はリカーリング型のビジネスモデルの例にみられるように、赤字上場のケースが増えている。
  - ・ 赤字上場件数が増加している背景として、IPOする企業の質と投資家の受け止め方が変化しているのではないかと考えられる。
- ① 赤字上場している企業は（黒字上場企業と比較して）、企業の成長タイミングを捉えて最適な上場戦略を選択しており、結果として上場後の株価リターンがより高い
  - ② 赤字上場企業は、将来の成長性に自信をもっているため意図的に赤字上場を選択する

そこで、以下について実証的に検証する

1. **赤字上場は、上場後の株価パフォーマンスが良い**
2. **どのような属性を有する企業が、赤字上場を株価成長につなげることが出来るのか**

図1: 上場時エクイティストーリーイメージ



# 先行研究

## ■ 上場後の成長性に関する先行研究

- 「わが国の新規株式公開企業の質の変遷」  
(岩井、保田、2011)

- 上場後の急成長企業（売上高成長率>25%）は赤字確率が高く、減収確率が低い

## ■ 判明していないこと

- IPOによる効果（上場後の企業パフォーマンス）を対象にした研究は多数存在するが、赤字上場にフォーカスした先行研究は限られている。

- **赤字上場に関する上場後の株価パフォーマンスに関する研究がみられない**

- **リカーリングモデルなど、赤字上場に関連しそうな事象についての研究もみられない**

# 論文の対象

## ■ 仮説

1. 赤字上場企業は、将来の成長性や成長のタイミングを投資家に伝えることにより、黒字上場よりも株式市場から高く評価されている
2. リカーリング型や多額の先行投資が必要な企業は、赤字上場によって将来の成長性を株式市場から高く評価される

## ■ 本論文の貢献

- ☐ 日本で唯一つ赤字上場が可能な**東証マザーズに上場した企業211社**の属性データを収集
- ☐ **PSマッチング**により、赤字上場の有無から上場直前の企業属性を特定する
- ☐ 特定された属性をもつ企業は、赤字上場によって（赤字上場しないで黒字上場した企業群よりも）株式市場から高い評価を得ている

## ■ 本論文の限界・対象外となる事象

- ☐ 金融業界
- ☐ 医薬、バイオ業界

# 手法

## ■ モデル選択

- OLS推定 ⇒ 内生性や欠落変数の問題があるので採用せず

### 1. 傾向スコアマッチング (PSM)

- PSM：赤字上場と相関性の高い群を見つけるため、ロジット・プロビット分析

$p(X_i)$  ( $=E[D_i|X_i]=Pr[D_i=1|X_i]$ ) ,  $D=1$ の時は赤字上場、 $D=0$ の時は黒字上場

- $p(x_i)$ の右辺にならぶ要素として株価成長率に影響がありそうな要素を入れる
- $p(X_i)$ に有意に関係が無い因子は排除
- $p(X_i)$ 値を比較することで、どの因子が赤字上場確率を高めるかも判定

### 2. 赤字上場の処置効果

- PSMで選定した処置群とコントロール群をつかって平均処置効果(ATE)をみる

$$ATE = E[ATE\_e(X_i)]$$

$$ATE\_e(X_i) = E[Y_i | D_i = 1, e(X_i)] - E[Y_i | D_i = 0, e(X_i)]$$

, where  $Y$ =超過リターン,  $e(X_i)$ =属性 $X_i$  の下での赤字上場確率,  $D_i$ =赤字上場 (1 : 赤字、0 : 黒字)

# データ（理想的な定義）

- 2005年から2019年までのマザーズ新規上場企業**211社**、うち赤字上場企業**29社**※

- **PSマッチングで使用するデータ**

- 赤字上場の基準：意図的に赤字上場を選択した企業」を抽出するため、上場目論見書における赤字予測が望ましい
- 説明変数：上場目論見書における予測値、又は上場直前期の実績が望ましい
  - ❑ 売上成長率、売上高に占める研究開発比率、PER成長率、VCダミー、従業員成長率、ソフトウェア資産計上額（対数値）、総資産（対数値）、負債（対数値）、企業年齢、企業年齢<sup>2</sup>
  - ❑ **リカーリングdummy**：先行研究等でリカーリングモデルを切り分ける基準は存在しておらず、上場目論見書に記載の以下が投資判断に用いられる
    - 顧客数：開示の有無
    - churn rate（顧客解約率＝当期の解約顧客数／前期末の顧客数）：開示の有無
    - MRR（Monthly Recurring Revenue）、ARR（Annual Recurring Revenue）：開示の有無
  - ❑ **先行投資変数**
    - （研究開発費＋広告宣伝費）／売上高比率
    - 無形固定資産支出／総資産
    - Speeda業種分類「ソフトウェア」
- **平均処置効果を見る際に使用するデータ**
  - 被説明変数：1年後の株価超過リターン
    - ❑ **初値から1年後応当日までのマザーズインデックスからの超過収益率**
    - ❑ PSマッチングにおいて、同年度上場した企業を対象とすることでマクロの影響は排除

# データ（実際に取得できたもの）

## 取得方法

- 使用データベース：Speeda
- 取得企業数：211社
- 取得条件
  - 2005-2008年にマザーズ上場
  - 2020年時点でも上場継続中
- **被説明変数**
  - 超過リターン  
= 申請期翌期時価総額 / 申請時価総額  
△ 東証マザーズ指標成長率
- **説明変数**
  - 売上成長率
  - 売上高に占める研究開発比率
  - 従業員成長率
  - 総資産（対数値）
  - 負債（対数値）
  - 企業年齢・企業年齢<sup>2</sup>
- **リカーリング見極め指標**
  - 売上高成長率 + 営業利益率 > 40%（所謂40%ルール）
  - Speeda業種分類「ソフトウェア」

## データ取得において妥協したポイント

- 赤字上場の定義変更
  - 予測開示企業・非開示企業にばらつきがあったこと、予測情報が一括取得できなかったことを背景に、**目論見書ではなく財務諸表を使用**。上場申請期の税後利益が赤字である企業にフラグを立てた。
- 株価パフォーマンスの定義変更
  - 使用データベースからは年度末株価しか一括取得できなかったため、代替指標として**上場申請期の年度末株価 → 翌期の年度末株価への成長**を取得した
- 説明変数の省略
  - 以下説明変数はデータベースから一括取得することができず除外した
    - VCダミー
    - ソフトウェア資産計上額
    - PER成長率
- リカーリング見極め指標
  - 以下情報はデータベースから一括取得することができず除外した
    - 上場目論見書上に開示されている顧客数・churn rate・MRR

# 記述統計

## ○サンプル数

		リカーリング		
		YES	NO	sum
赤字上場	YES	5	24	29
	NO	49	135	182
	sum	54	159	211

## ○株価パフォーマンス比較

	全社	リカーリング	非リカーリング
赤字上場	123.8%	306.5%	94.1%
非赤字上場	98.1%	98.4%	97.8%
全体	99.1%	114.1%	97.3%

## ○コメント

### ○ 事前の仮説通り、下記結果となった

- 全社において、株価パフォーマンスは赤字上場企業＞非赤字上場企業となった
- 対象をリカーリングモデルに限定した時、赤字上場企業の株価パフォーマンスは更に高まる（リカーリングモデル企業が、赤字上場企業全体のパフォーマンス向上に寄与している）

### ○ 課題点としては以下の通り

- 赤字上場企業のサンプル数が29社と限定
- 赤字上場かつリカーリングのサンプル数が5社しかなく、そのうち2社のパフォーマンスが著しく良いことが、全体の数値を上方に牽引している

- 株価パフォーマンス = 申請N+1期時価総額 / 申請N期時価総額
- リカーリングフラグの定義：40%ルール

# 予想される結果

## ■手順1：傾向スコアの算出とペアリング

以下の共変数に基づいてロジスティック回帰【図1】

「傾向スコア」＝赤字上場確率

- Loss\_dummy：赤字上場したか否かを表すダミー変数
- Sls\_growth：売上高成長率
- RD\_ratio：売上高に占める研究開発比率
- Emp\_growth：従業員成長率
- LN\_aset：総資産（対数値）
- LN\_debt：負債（対数値）
- Corp\_age：企業年齢
- Corp\_age2：企業年齢<sup>2</sup>

## ■手順2：赤字上場選択による平均処置効果（ATE）の算出

赤字上場群と黒字上場群の1年後の超過リターンを比較【図2】

⇒ 赤字上場の方が、平均して**50%高い**（但し有意ではない）

赤字上場企業が成長タイミングを捉えて最適な上場戦略を選択している可能性を示唆

図1

```
Call:
glm(formula = Loss_dummy ~ Sls_growth + RD_ratio + Emp_growth +
    LN_asset + LN_debt + Corp_age + Corp_age2, family = binomial,
    data = IPO_data)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.8591  -0.4618  -0.3001  -0.1886   2.5749

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -1.514291   1.139225  -1.329   0.18377
Sls_growth  -2.388641   0.895633  -2.667   0.00765 **
RD_ratio     1.103803   0.572445   1.928   0.05383 .
Emp_growth   2.136505   0.890956   2.398   0.01649 *
LN_asset     1.055363   0.392618   2.688   0.00719 **
LN_debt     -1.041939   0.383417  -2.718   0.00658 **
Corp_age    -0.222011   0.077248  -2.874   0.00405 **
Corp_age2     0.004101   0.001541   2.662   0.00778 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 168.92  on 210  degrees of freedom
Residual deviance: 115.02  on 203  degrees of freedom
AIC: 131.02

Number of Fisher Scoring iterations: 9
```

図2

```
Estimate... 0.50991
SE..... 0.31139
T-stat.... 1.6376
p.val..... 0.10152

Original number of observations..... 211
Original number of treated obs..... 29
Matched number of observations..... 29
Matched number of observations (unweighted). 29
```



# 予想される結果（リカーリング企業に限定した場合）

- リカーリング企業が赤字上場を選択した場合、上場後1年間の超過リターンが平均して**200%高い**ことが示された【図3】
- ただし、該当する赤字企業が5社しか存在せず、パフォーマンスの高い特定の企業に結果が引っ張られている可能性がある

図3	
Estimate...	2.023
SE.....	1.1686
T-stat.....	1.7311
p.val.....	0.083425
Original number of observations..... 53	
Original number of treated obs.....	5
Matched number of observations.....	5
Matched number of observations (unweighted).	5

# まとめ・今後の課題

## 推定結果

- 赤字上場企業は高い株価パフォーマンスを示している
- リカーリングモデルの企業は、その他の企業と比較して平均的に高い株価パフォーマンスを示した

## 課題

データの制約や手法について以下の課題が存在する

- **リカーリングフラグの定義：40%ルール以外のリカーリングフラグ**
  - 本来は、上場目論見書上のChurn rateや顧客数などの数値を使った方がより正確であったが、今回はデータの制約から、内生性のある恣意的なフラグの立て方となってしまった
- **上場年度の違い**
  - 今回マッチングさせた企業間は、時点を揃えていない。被説明変数は東証マゼース指数と比較した超過リターンとしているが、それでも時点間の異なるデータの比較を行っている影響（例えばマクロ経済の影響）を排除しきれていない。マッチング時に時点を揃えることを試みるなど工夫が必要となる可能性がある。