# プラットフォームにおける フェイクレビューの効果とレーティングシステムの設計

安井 佑太 (Email: yasu.1127.econ@gmail.com) カリフォルニア大学ロサンゼルス校 (博士課程大学院生) 2021年5月21日 CPRCセミナー

# プラットフォームにおけるレーティングの効果



audio-technica
Professional Monitor
Headphones, ATHM20x/1.6, Cable
Length: 4.6 ft (1.6
m), Studio
Recording,
Instrument Practice,
Mixing, DJ, Games,
Workhome Working,
Telework
Brand: Audio Technica(オーディオテ
クニカ)
992 ratings

43 answered questions



- ▶ アマゾンなどのプラットフォームにおけるレーティングは
  - ► 広告を代替しつつあり、(Hollenbeck et al, 2019))
  - ► 新聞での書評よりも大きな効果を持つ (Reimers and Waldfogel, 2020)

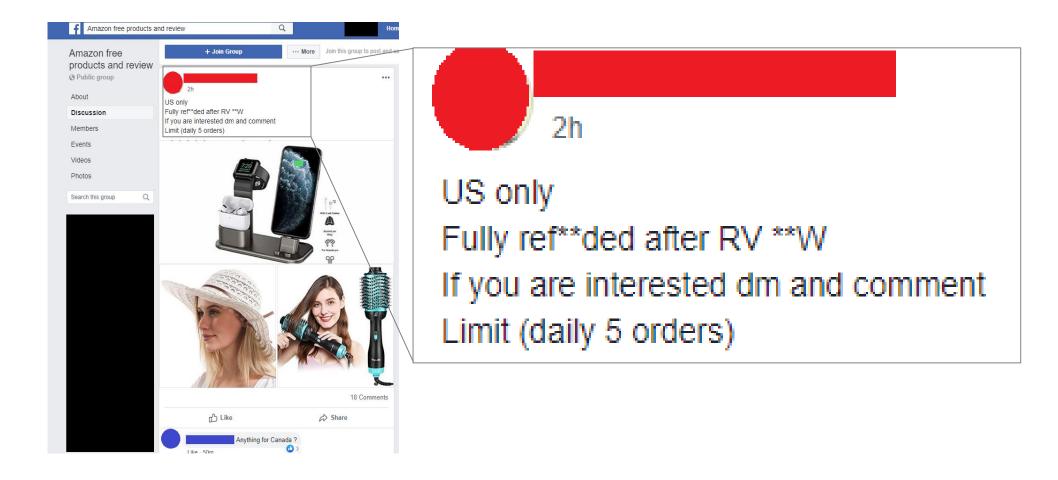
Hollenbeck, B., Moorthy, S., & Proserpio, D. (2019). Advertising Strategy in the Presence of Reviews: An Empirical Analysis. *Marketing Science*, 38(5), 793–811. Reimers, I. C., & Waldfogel, J. (2020). Digitization and Pre-Purchase Information: The Causal and Welfare Impacts of Reviews and Crowd Ratings.

### フェイクレビューの存在

- ▶ レーティングが売り上げを大きく左右するため、売り手はレーティングを何とかして上げたい。
  - ▶ レーティングを操作する誘因
- Dwoskin, E., & Timberg, C. (2018). How merchants use Facebook to flood Amazon with fake reviews. Washington Post.
  - フェイクレビュー検出ソフトを使用して
    - ▶ ブルートゥースヘッドホンの50.7%
    - ▶ ブルートゥーススピーカーの58.2%
    - ▶ 男性ホルモン増強剤の67.0% が怪しいレビューであることと検出した
- ▶ 2019年 フェイクレビューについてFTCによる初の起訴(v. Cure Encapsulations)
- ► 2019年 CMAがフェイクレビューの実態調査プログラムを開始

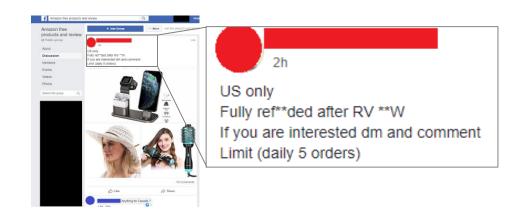
### フェイクレビューの存在

▶ 実際にフェイクレビューを呼びかける投稿



▶「レビューしてくれれば全額返金します」

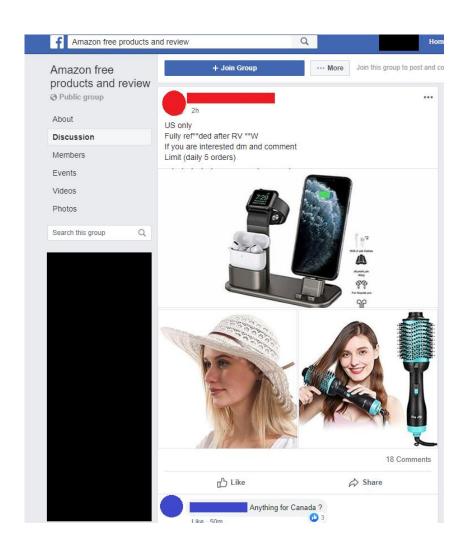
#### フェイクレビューの仕組み



- 1. 売り手がSNS等に商品情報とレビュー後返金の旨を投稿
- 2. サクラが売り手に連絡を取る
- 3. サクラが商品を購入して高評価のレビューをつける
- 4. レビューの確認後、PayPalなどを通じて返金
- 5. プラットフォームは検出された怪しいレビューを削除
- 6. 残ったレビューがレーティングに反映される

#### サクラ行為の工夫

- Oak, R. (2021). "The Fault in the Stars: Understanding the Underground Market of Amazon Reviews" <a href="http://arxiv.org/abs/2102.04217">http://arxiv.org/abs/2102.04217</a>
  - ▶ フェイクレビューと取りまとめるエージェントの存在
  - 商品名やリンクを公開せず、商品画像を表示して検索によって 商品にたどりつかせる
  - ▶ 購入後あえて10日以上おいてからレビューを行わせる
  - ▶ 他にも多くの商品をレビューしている場合には追加料金を支払う



### フェイクレビューの効果

- He, S., Hollenbeck, B., & Proserpio, D. (2021), "The Market for Fake Reviews", SSRN Electronic Journal. <a href="https://doi.org/10.2139/ssrn.3664992">https://doi.org/10.2139/ssrn.3664992</a>
  - ▶ フェイスブックでの投稿後のアマゾンにおけるレーティングの変化を分析

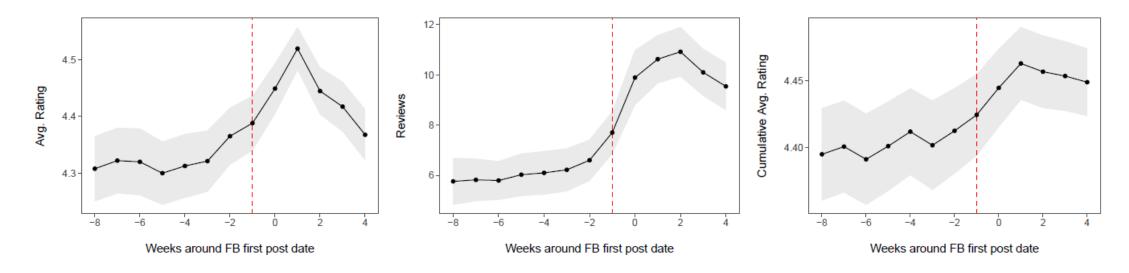


Figure 3: 7-day average ratings, 7-day average number of reviews, and cumulative average ratings before and after fake reviews recruiting begins. The red dashed line indicates the first time we observe Facebook fake review recruiting.

# "Controlling Fake Reviews"

https://ssrn.com/abstract=3693468 にて公開中)

# 研究の目的

#### フェイクレビューをどのように抑えるべきなのか?

- そもそも抑えるべきなのか?
  - フェイクレビューに溢れているとわかっているならば、(合理的な)消費者はその分レーティングを割り引いて評価することができるのでは?
  - ▶ もし、高品質な商品の売り手の方がフェイクレビューをするということがあれば、 むしろフェイクレビューがあることでレーティングの情報量が上がるのでは?
    - ▶ どういう売り手がフェイクレビューを生み出しているのか?

#### その他の観点

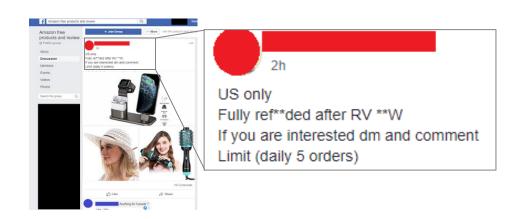
- ▶ ナイーブな消費者の存在(最後に紹介します。)
- ▶ 公正な競争環境の確保という側面(以下のモデルでは扱いません。)

# 研究の目的

#### フェイクレビューをどのように抑えるべきなのか?

- ▶ 以下のモデルでプラットフォームができる操作:
  - 1. レビューに対する検閲の強化
    - ► 検閲する人員·AIの強化
  - 2. レーティングを計算する際の比重の置き方
    - ▶ 新しいレビュー v.s. 古いレビュー
  - 3. 取引手数料(本スライドでは省きますが、論文内で紹介しています。)

### フェイクレビューの仕組み (再訪)



- 1. 売り手がSNS等に商品情報とレビュー後返金の旨を投稿
- 2. サクラが売り手に連絡を取る
- 3. サクラが商品を購入して高評価のレビューをつける
- 4. レビューの確認後、PayPalなどを通じて返金
- 5. プラットフォームは検出された怪しいレビューを削除
- 6. 残ったレビューがレーティングに反映される

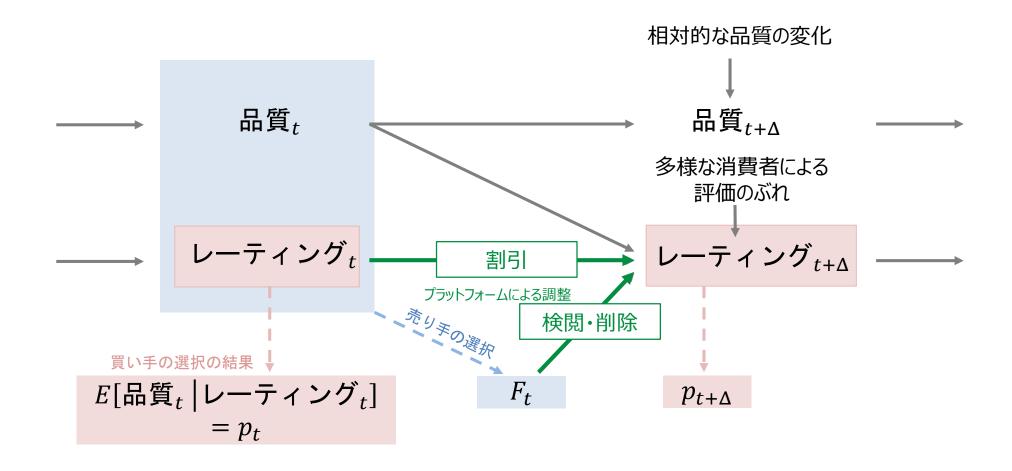
(サクラへの払い戻し額) > (サクラからの売り上げ) プラットフォームによる手数料の存在

### モデル

- ▶ 市場参加者:
  - ▶ 長期間 (無限期間) 存在する売り手
  - ▶ 毎期入れ替わる多数の買い手
- ▶ 各期の行動
  - ▶ 売り手:
    - トフェイクレビューの量を選択する:  $F_t$
    - ▶ (商品の販売量は固定: 表記の簡便化のため"販売量=1"と置く)
  - ▶ 買い手:
    - ▶ 商品を買うかどうかを決定
    - ightharpoonup これにより均衡価格が定まる:  $p_t = E[品質_t | \nu- \neg \tau 
      u)$
- ▶ 売り手の各期の利潤

ト 
$$Profit_t = (1-\tau)p_t(1+F_t)$$
 -  $p_tF_t$  -  $\frac{1}{2}F_t^2$  収入 サクラへの 払い戻し その他の費用

### レーティングとフェイクレビューの相互関係



▶ 売り手は長期に渡る利潤の和を高めようとフェイクレビューの量を選択します。

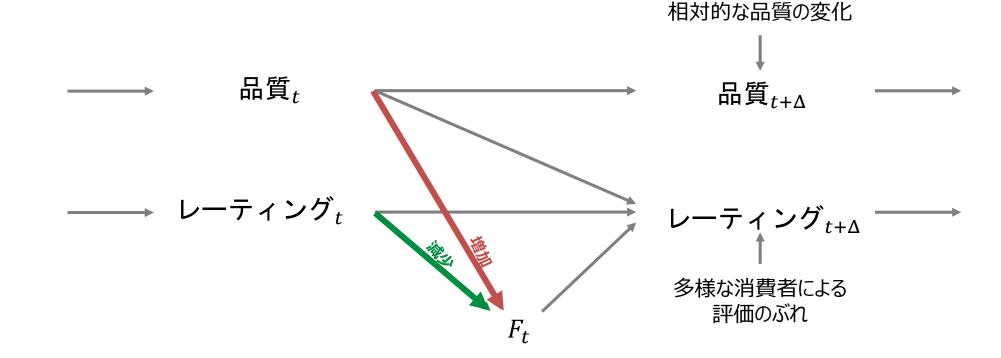
# 結果

#### 均衡のふるまい

- 1. レーティング<sub>t</sub>  $\uparrow \Rightarrow F_t \downarrow$ 
  - $Profit_t = (1 \tau)p_t(1 + F_t) p_tF_t \frac{1}{2}F_t^2 = (1 \tau)p_t \tau p_tF_t \frac{1}{2}F_t^2$
  - ▶ レーティング $_t$  ↑⇒  $p_t$  ↑⇒  $\tau p_t F_t$  ↑: フェイクレビューについての限界費用の増加
  - ▶ フェイクレビューを使う誘因が低くなる
- 2. 品質 $_t \uparrow \Rightarrow F_t \uparrow$ 
  - ▶ 長期利潤の和が今期のレーティングについて逓増
    - ▶ レーティングが高ければ少しのレーティングの変化がより大きく影響を与える
  - ▶ 品質 $_t$  ↑ ⇒ レーティング $_{t+\Delta}$  ↑⇒少しでも(来期の)レーティングを高めれば長期利潤が大きく増加
  - (フェイクレビューは来期のレーティングを高める)
  - ▶ フェイクレビューを使う誘因が高まる

### 均衡のふるまい(図示)

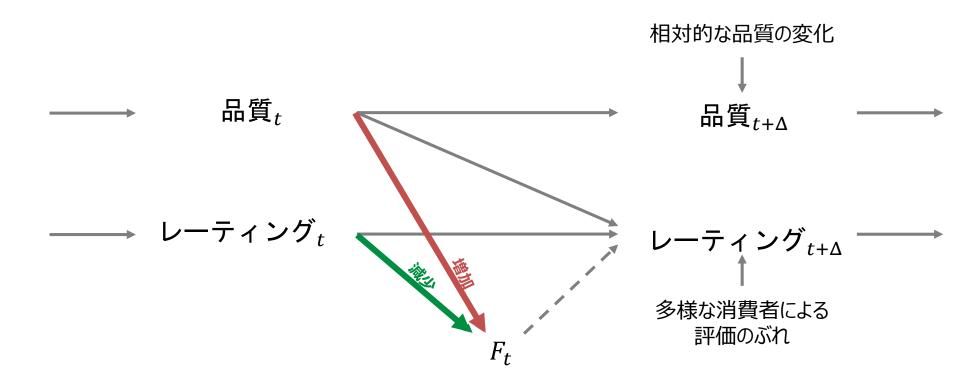
- 1. レーティング $_t \uparrow \Rightarrow F_t \downarrow$
- 2. 品質 $_t \uparrow \Rightarrow F_t \uparrow$



### 検閲の効果

検閲を強化すると、

- 1. フェイクレビューの量の期待値は減少する
- 2. 売り手は品質やレーティングの変化に合わせてフェイクレビューの量を調整し続ける
- 3. ただし、それは将来のレーティングを左右しなくなる



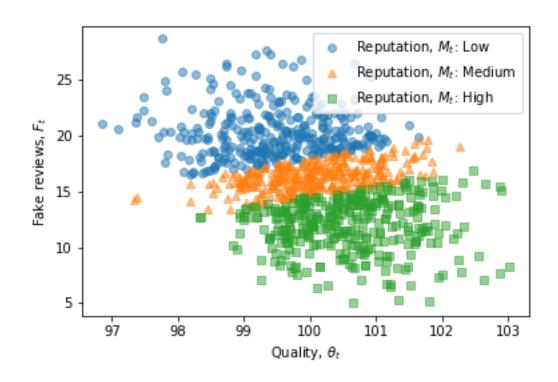
#### 実証分析とのつながり

#### データとの整合性

- 1. レーティング $_{t} \uparrow \Rightarrow F_{t} \downarrow$ : Luca and Zervas (2016)のYelpを対象とした 分析と整合的
- 2. 品質 $_{t} \uparrow \Rightarrow F_{t} \uparrow$ : 真の品質を観測するのが難しいため実証が難しい (最近の取り組みについて最後にご紹介します)

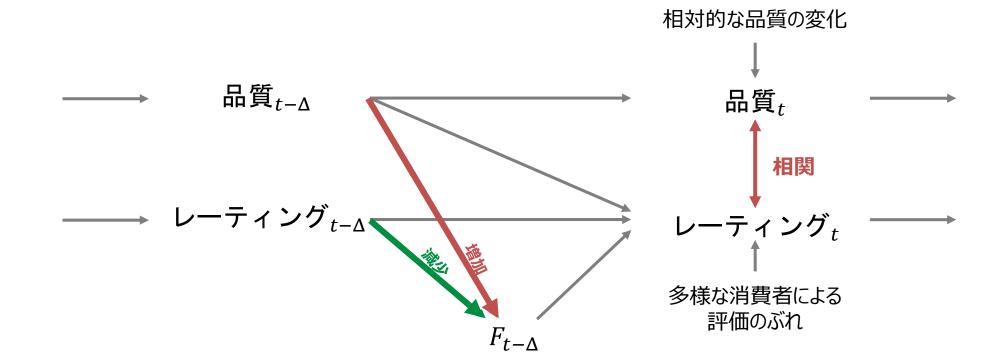
#### 実証分析への含意

- ▶ レーティング<sub>t</sub> ↑ ⇒  $F_t$  ↓ & 品質<sub>t</sub> ↑ ⇒  $F_t$  ↑:
  - ▶ レーティング ≠ 品質の代理変数
  - 真の品質についてのデータがあったとしてもレーティングも回帰式に入れる必要 (欠落変数バイアスの恐れ)



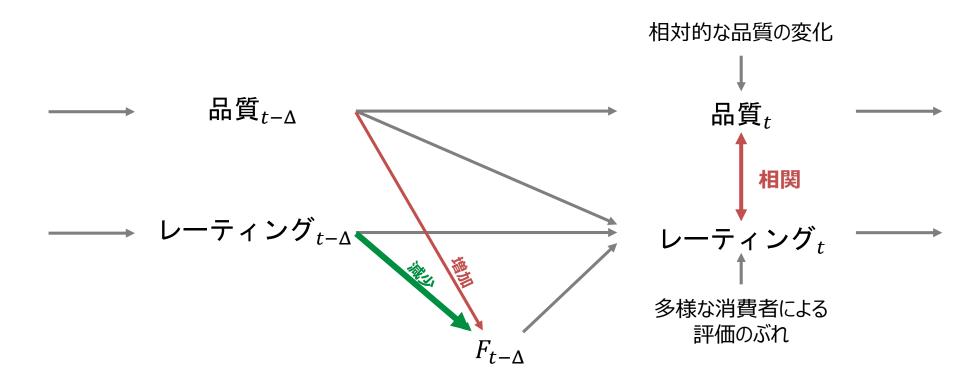
### 規範的分析

- ▶ 規範の尺度: レーティング<sub>t</sub> と品質<sub>t</sub>の相関係数
- ▶ 均衡の影響:
  - 1. レーティング $_{t} \uparrow \Rightarrow F_{t} \downarrow$ : 古いレビューの比重を下げる効果
  - 2. 品質 $_{t} \uparrow \Rightarrow F_{t} \uparrow$ : 相関を上げる効果



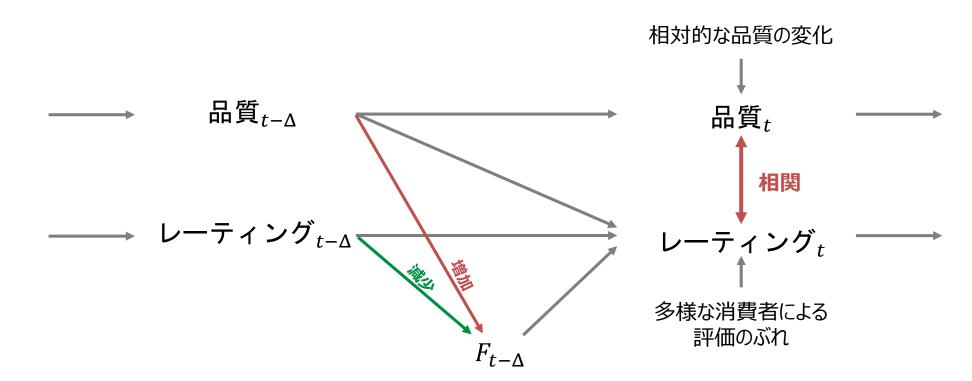
# 規範的分析:レビューの重み付け

- ▶ トレード・オフ:古いレビューの比重が大きいと...
  - ▶ 品質の変化を反映するのが遅れるが
  - ▶ 新しいレビューに含まれる評価のブレに対してより頑健になる
- ▶ フェイクレビューは古いレビューの重みを実質的に押し下げる効果を持つ
  - ⇒ プラットフォームは古いレビューの比重をあらかじめ上げておいた方がよい



### 規範的分析:フェイクレビューの検閲と削除

- フェイクレビューの検閲と削除⇒ フェイクレビューの影響を抑えることができる
- ただし、それは相関係数をむしろ下げる可能性がある。
  - ▶ ケース1: 古いレビューの比率がもともと高すぎた場合
  - ▶ ケース2:品質とフェイクレビューの正の関係が強い場合
    - ▶ 売り手が将来利得を重視しているときにこの正の関係が強くなる

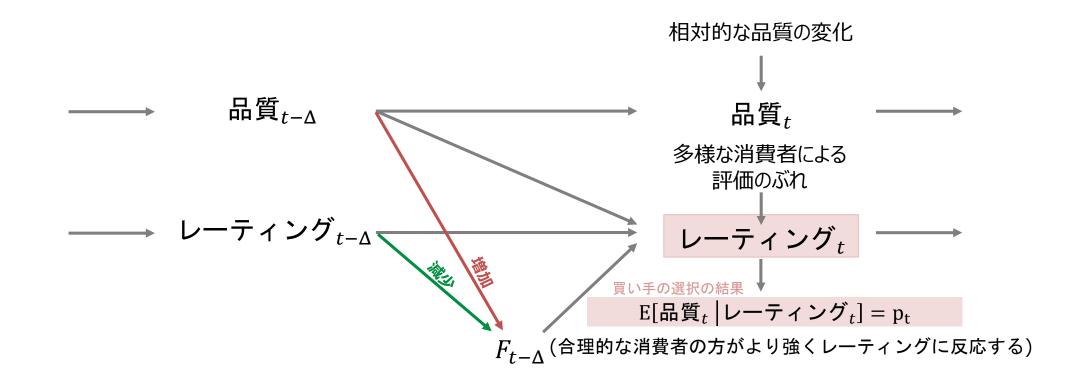


### "ナイーブ"な消費者

- 期待形成: E [品質<sub>t</sub> |レーティング<sub>t</sub>]
  - ▶ 合理的な消費者は売り手の戦略を考慮に入れた上でレーティングを評価できる
    - ▶ レーティングがフェイクレビューで盛られていてもその分を割り引いて評価できる
  - ▶ ただし、現実にはレーティングが盛られていることに気づかない消費者も存在している。
- ▶ "ナイーブ"な消費者
  - ▶ フェイクレビューが無い場合の品質とレーティングの関係を理解している
  - フェイクレビューが存在していないと思っている
    - ▶ フェイクレビューが存在する限り、期待(E[品質 $_t$  |レーティング $_t$ ])にバイアスが生じる
    - ▶ 高すぎる価格で商品を購入してしまう
- ▶ 以下では、市場の合理性を緩めたモデルを考えます。
  - ▶  $p_t = \eta E^{Rational} \left[ 品質_t \left| \nu \tau_1 \rangle \mathcal{J}_t \right| + (1 \eta) E^{Naive} \left[ 品質_t \left| \nu \tau_1 \rangle \mathcal{J}_t \right| \right]$

### "ナイーブ"な消費者:結果

- 1. 均衡において (i) レーティング $_t \uparrow \Rightarrow F_t \downarrow$ , (ii) 品質 $_t \uparrow \Rightarrow F_t \uparrow$ 
  - ▶ これまで議論した合理的な消費者への影響は残る
- 2. 検閲を強化することで、ナイーブな消費者が直面するバイアスを減らすことができる
- 3. 市場が**合理的なほど、フェイクレビューが多くなる**



### 本研究の結果一覧

#### 均衡の性質:

- ▶ フェイクレビューは、レーティングが上がると減り、品質が上がると増える
- ▶ 検閲の強化により
  - フェイクレビューの効果は薄まる
  - ▶ フェイクレビューの数自体も減少する

#### 規範的分析:

- ▶ 合理的な消費者にとって:
  - ▶ 検閲によるフェイクレビューの減少はむしろレーティングの情報量を下げる可能性
  - ▶ (フェイクの無いケースと比べて) 古いレビューの比重を上げることでレーティングの情報量が上がる
- ▶ ナイーブな消費者にとって:
  - 検閲の強化によって、バイアスを減らすことができる

### モデル・結果の妥当性

- ▶ 本研究でとらえていない評価軸
  - ▶ 公正な競争環境の確保
- モデルでとらえていない要素
  - ▶ 売り手の参入・退出
    - ▶ 若い売り手の評判の形成
    - ▶ 騙した後の退出・再参入
  - ▶ フェイクレビューと価格・数量の同時決定
  - ▶ 他の売り手との代替関係

# モデル・結果の妥当性: 品質 $_t \uparrow \Rightarrow F_t \uparrow$ ?

- ▶ 実証分析の難しさ:真の品質の計測が難しい
- He, S., Hollenbeck, B., & Proserpio, D. (2021), "The Market for Fake Reviews", SSRN Electronic Journal. https://doi.org/10.2139/ssrn.3664992

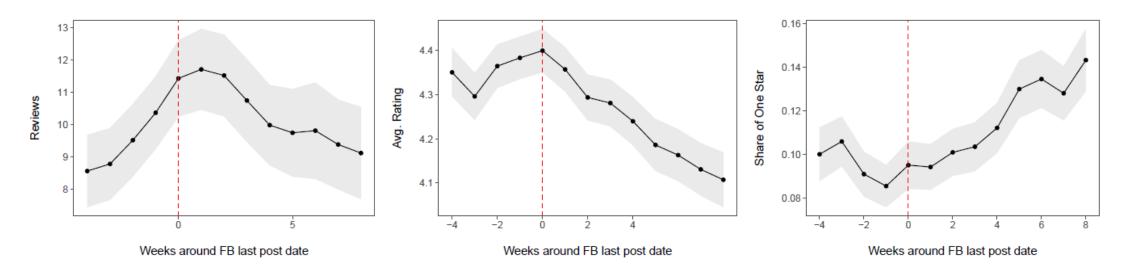


Figure 10: 7-day average number of reviews, average ratings, and average share of one-star reviews before and after fake reviews recruiting stops. The red dashed line indicates the last time we observe Facebook fake review recruiting.

### 本研究の解釈・まとめ

- ▶ "レーティング $_{t}$  ↑⇒  $F_{t}$  ↓"の効果はデータともある程度整合的
  - ▶ これは古いレビューの比重を実質的に下げる効果がある
  - ▶ プラットフォームは古いレビューの比重を上げた方がよい
- ▶ "品質 $_t$  ↑ ⇒  $F_t$  ↑"の効果は理論的にも実証的にも議論の余地が大きい
  - ▶ 本研究は一つの可能性を理論モデルを用いて示している
  - ▶ 実証上の課題:真の品質を観測することが難しい
  - ▶ 理論上の問題:参入・退出などがある場合にもこの関係が成り立つか。
  - ▶ この効果がある場合には、検閲強化がレーティングの情報量を下げる可能性がある
- ▶ ナイーブな消費者はフェイクレビューが存在すると高すぎる価格で商品を購入してしまう
  - 検閲はそれを抑える効果がある