

$F\sqrt{V}$:オンラインニュースメディアにおける解約予測指標の開発と活用

山田 健太[†] 山本 真吾[†] 石原祥太郎[†] 澤 紀彦[†]

[†] 株式会社日本経済新聞社 〒100-8066 東京都千代田区大手町 1-3-7

E-mail: †{kenta.yamada,shingo.yamamoto,shotaro.ishihara,norihiko.sawa}@nex.nikkei.com

あらまし 本稿では、経済ニュースメディアを運営する日本経済新聞社で開発され、5年以上にわたり運用されている解約予測指標「 $F\sqrt{V}$ 」について説明する。この指標は訪問頻度 (Frequency) と閲覧量 (Volume) からなり、将来的な解約率を目的変数として、機械学習を用いて開発された。実データを用いた実験では、単純な2要素からなる指標が開発から数年を経た段階でも一定程度の予測性能を持ち、複雑な要素を組み合わせた指標と比較する中で有用な選択肢となり得ると示唆された。セグメンテーション・施策の効果測定など、具体的な活用事例についても報告する。

キーワード 解約予測, 機械学習, ウェブサービス, ニュースメディア

1 はじめに

インターネットの急速な普及を背景に、ニュースメディアの在り方は変化した。紙の形式での新聞の発行部数は減少の一途をたどり、オンライン上でのニュース消費が増加している。紙の形式に比べ、オンライン上ではユーザの閲覧行動を詳細に観測できる。閲覧回数の多い記事の表示や閲覧履歴に基づく記事推薦など、オンライン化の加速に伴い、ニュースメディアでは情報技術を活用したさまざまな施策が進んでいる。

施策の一つに、ユーザの閲覧行動に基づく解約予測が挙げられる。ニュースメディアの主な収益事業には課金と広告の2種類があるが、いずれも継続的に収益を得ることが重要で、ユーザの解約率を低く保つ必要がある [1]。しかし、一般的にユーザの解約が発生するまでには1カ月以上の単位での期間がかかるため要因が把握しづらく、実際の解約が起きてからではそのユーザの解約抑止ができないなどの課題が存在する。

そこで、オンラインの経済ニュースメディア「日経電子版」¹を運営している日本経済新聞社では2016年以降、将来的な解約との相関が確認されている独自の指標を設計し、日々観測している。訪問頻度 (Frequency) と閲覧量 (Volume) からなるこの指標「 $F\sqrt{V}$ 」は、年齢や職業ではなくサービス上での振る舞いに基づくため、プロダクトやコンテンツの改善といった施策が事業に与えた影響を測りやすい。実際の解約が発生する以前に計算可能な指標であり、先立って対策を検討できる利点もある。

以降、第2章では機械学習を用いた指標の開発手順を解説する。第3章では、開発時から数年度のデータを用いて指標の有用性を検証する。実際には利用していない複雑な指標も比較対象として取り上げ、予測性能と指標の複雑性のトレードオフを議論する。ユーザのセグメンテーションや施策の効果測定など、具体的な活用事例については第4章で触れる。第5章では関連研究を紹介し、第6章では結論と今後の展望を述べる。

本稿の主要な貢献2点を以下に示す。第一に、機械学習を用

いた解約予測指標の開発手法の提案が挙げられる。第2章で示す開発方法は他のサービスにも適用可能である。加えて実験や活用事例を通じて、オンラインニュースメディアの解約指標として、訪問頻度と閲覧量という単純な2要素で構築した指標の有用性を示した点も価値があると考えている。

2 機械学習を用いた指標「 $F\sqrt{V}$ 」の開発

2.1 説明変数・目的変数

指標の設計に当たっては、機械学習を用いて候補となる要素を精査した。具体的には「日経電子版の有料会員の過去平日20日間の行動」を説明変数、「将来的に解約したか否か」を目的変数とする分類器を学習し、予測に寄与している説明変数を確認した。2015年11月時点の有料会員を対象に2015年11月20日時点の情報で説明変数を計算し、2016年3月1日時点での契約情報で目的変数を決定した。

説明変数の一例を以下に示す。ユーザの属性情報や契約関連情報などに加え、日々の閲覧行動情報も利用した。訪問間隔 (Recency)・訪問頻度・閲覧量は、それぞれの頭文字を取って「RFV」とも呼ばれ、サービスにおける顧客分析の際に用いられる指標である [2]。

- 年齢・性別・職業・業種などの属性情報
- プランや継続期間などの契約関連情報
- 訪問間隔・訪問頻度・閲覧量などの閲覧行動情報

2.2 説明変数の選択・調整

機械学習モデルの実装には、データマイニング・ソフトウェア「KXEN InfiniteInsight (R)」²を用いた (2016年当時)。予測に寄与している説明変数を確認したところ「コンテンツ消費本数」と「過去20日間の訪問日数」が上位2つとなった。一方で、閲覧行動情報の中でも「前日や前々日に訪問したか」など訪問間隔に関する説明変数は、相対的に貢献度が低かった。

これらの結果を踏まえ、解約予測指標を訪問頻度と閲覧量の

1: <https://www.nikkei.com/>

2: <https://blogs.sap.com/2014/03/11/sap-infinite-insight-introduction-and-overview/>

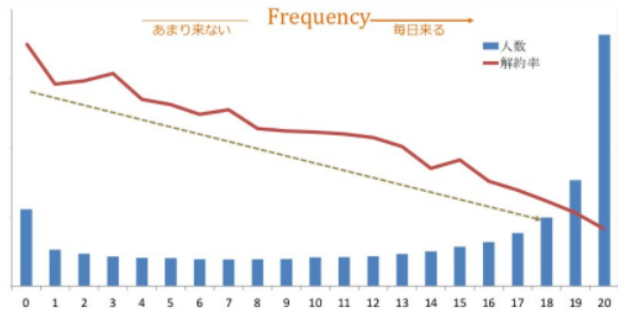


図1 有料会員の過去平日 20 日間の訪問日数と解約率の関係 (図は脚注 3 より引用)

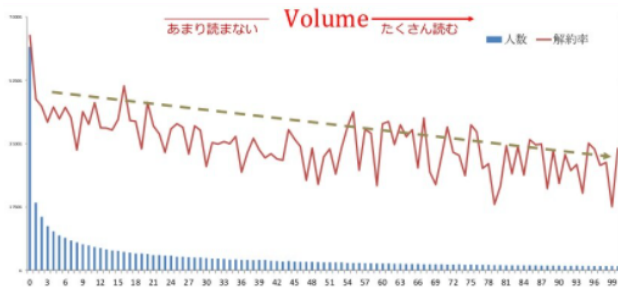


図2 有料会員の過去平日 20 日間のコンテンツ消費本数と解約率の関係 (図は脚注 3 より引用)

2つの要素を用いて次のように定義した³。

$$\text{解約予測指標「}F\sqrt{V}\text{」} = \text{Frequency}\sqrt{\text{Volume}}$$

$$\text{ただし, Frequency} = (\text{訪問日数} + \text{訪問時間数}^{3/4})$$

$$\text{Volume} = (\text{記事閲覧数} + \text{株価検索数など})$$

ここで、訪問頻度と閲覧量のそれぞれの具体的な定義や重み付けについては、図1・図2のように解約率との相関が大きくなるように調整した⁴。図1は有料会員の過去平日20日間の訪問日数と解約率の関係を表し、訪問日数が多いユーザほど解約率が低いことが読み取れる。図2は有料会員の過去平日20日間のコンテンツ消費本数と解約率の関係を表し、記事閲覧などのコンテンツ消費が多いユーザほど解約率が低いことが分かる。「過去平日20日間」としているのは、日経電子版には業務目的で利用しているユーザが多く、土日祝を除いた平日のみの閲覧行動情報を扱いたいという意図が存在するためである。

3 実験: 指標の予測性能と解釈性

3.1 実験の概要

実験では他の指標候補との比較を通じて、 $F\sqrt{V}$ の有用性を検証した。 $F\sqrt{V}$ を指標として運用し始めてから4年ほど経過した2020年の実際のデータセットを用いた。

3.2 説明変数・目的変数

指標候補の設計に当たっては、 $F\sqrt{V}$ の設計時と同様に、機

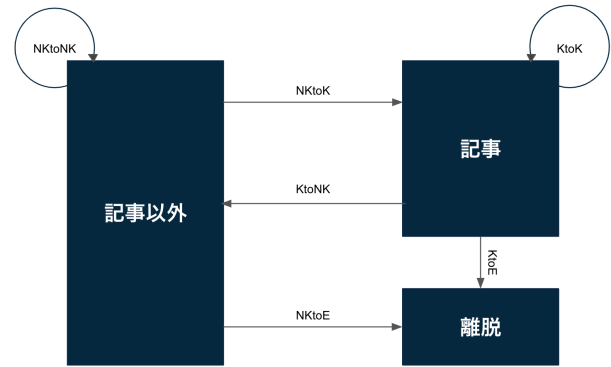


図3 回遊情報の説明変数の概要

械学習を用いて予測に寄与する説明変数を確認した。具体的には「日経電子版の有料会員の過去平日20日間の行動」を説明変数、「将来的に解約したか否か」を目的変数とする分類器を学習した。2020年4月以降の有料会員を対象に2020年4月30日以降の情報で説明変数を計算し、2020年6月1日以降での契約情報で目的変数を決定した。説明変数は250程度用意し、 $F\sqrt{V}$ の設計時には用いなかった、遷移したページの種類などの追加の閲覧行動情報(回遊情報、図3)も用いた。

- 年齢・性別・職業・業種などの属性情報
- プランや継続期間などの契約関連情報
- 訪問間隔・訪問頻度・閲覧量などの閲覧行動情報
- 遷移したページの種類などの回遊情報

3.3 説明変数の選択・調整

分類器には勾配ブースティング決定木の「LightGBM」[3]を、予測に寄与している説明変数の確認には「SHAP」[4]を用いた。上位の説明変数は、属性情報・閲覧行動情報・回遊情報の3つだった。このうち属性情報の説明変数に関しては、指標の定義として用いることが好ましくないため、本実験では閲覧行動情報と回遊情報の説明変数の組み合わせで指標候補を設計した。たとえば年齢や性別は顧客固有の値で、提供者側の努力で変更できないからである。

本実験では、予測性能の高さと解釈性の良さの観点から、以下の指標候補を定義した。

$$\text{「回遊スコア」} = \frac{\lg V_{toK}}{\lg V_{toNK}}$$

$$\text{ただし, } V_{toK} = V_{KtoK} + V_{NKtoK}$$

$$V_{toNK} = V_{KtoNK} + V_{NKtoNK} + V_{NKtoE} + V_{KtoE}$$

ここで図3に示す通り、 V_{toK} は「記事へ遷移した閲覧量」、 V_{toNK} は「記事以外へ遷移・もしくは離脱した閲覧量」を意味する。「回遊スコア」は、 V_{toK} と V_{toNK} の比率を計算しており、値が大きいくほど回遊の度合いが高い。すぐに記事から離脱してしまわないか、記事の一つ読み終わった後に興味を引く他の記事があるか、離脱が多くないかといった点が考慮されている。

3.4 指標の比較

予測性能・解釈性の2つの観点で、 $F\sqrt{V}$ を指標候補と比較

3: <https://www.slideshare.net/HidekiYamauchi/at-domo-city-tour-2018>

4: 細かな定義や重み付けは日々の運用の中で調整を実施している場合がある

した結果を表1に示す。参考として、すべての説明変数を用いた機械学習のモデルも比較対象に加えている。予測性能の評価指標としてはF1スコアを用い、機械学習のモデルを1として値を変換した。データセットは2019年6月～2019年12月を学習用、2020年1月～2020年3月を評価用として分割した。

表1 指標の比較

	予測性能	解釈性
属性情報	0.117	◎
属性情報+ $F\sqrt{V}$	0.441	○
属性情報+回遊スコア	0.740	△
機械学習モデル	1.000	×

表1より、指標の設計において予測性能と解釈性はトレードオフの関係にあることが示唆された。回遊スコアは、 $F\sqrt{V}$ に比べて予測性能が高い。一方で式が複雑なため解釈性は低く、指標を用いる側に解釈の負担を強いてしまうという欠点がある。 $F\sqrt{V}$ は予測性能が回遊スコアに少し劣るものの、解釈性の面で使い勝手がよい。250の説明変数を用いた機械学習モデルと比較すると予測性能は44%に留まるが、実運用の観点では一定の利用価値があると捉えられる。一方を改善するにはもう一方を犠牲にする必要があるという観点で、 $F\sqrt{V}$ は開発から数年を経たデータセットで検証した場合でも有用な指標であると示唆された。

4 活用事例

4.1 セグメンテーション

$F\sqrt{V}$ を用いることで、ユーザをいくつかのグループにまとめ上げるセグメンテーション[5]が可能となる。日本経済新聞社ではユーザを $F\sqrt{V}$ が高い順に、Super Loyal・Loyal・Middle・Lightといった形で区分した。たとえばLightに移動したユーザ群に対してメール配信などのコミュニケーションを実施することで、実際の解約が起きる前にユーザの解約を抑制するための施策を適用できる利点がある。その他、Super Loyalのユーザ群が頻繁に利用している機能を調査するといった幅広い形で活用の余地がある。

4.2 効果測定

$F\sqrt{V}$ は、各種施策の効果検証にも利用できる。具体的には、機能やプロモーションを一部のユーザ群のみに公開したり、ユーザごとに出し分けたりするランダム化比較実験(ABテスト)[11]を実施し、 $F\sqrt{V}$ の推移を確認する。どれくらい解約防止に影響があったかという観点で各種施策を評価できる点で、重要な活用方法の一つである。

5 関連研究

5.1 解約予測

解約予測に関する取り組みは、古くから数多く実施されている[6][7][8]。近年は情報技術の進展に伴って、テキスト情報を処理する畳み込みニューラルネットワーク[9]や遺伝的アルゴ

リズム[10]など、高度な技術を用いた手法が提案されている。

発生までに一定の期間を必要とする現象に対し、事前に観測できる代替的な指標を用いる考え方は、生物統計学や医学を起点とし[12][13]、計量経済学の分野にも発展している[14]。解約もこの考え方が適用できる行動の一つで、米国の日刊新聞「Boston Globe」による類似の取り組みが報告されている[15]。

5.2 ニュースメディア

ニュースメディアでは2010年以降、欧米メディアを中心にオーディエンスエンゲージメント[16][17]を重視するという考え方が登場し始めた。オーディエンスエンゲージメントとは、自社サービスに対する読者の関わり度合い(エンゲージメント)を意味する。エンゲージメントが高まると媒体と読者の関係が深まり、購読者であれば解約しにくく非購読者であれば有料転換する確率が高くなり、顧客生涯価値(Lifetime value)[18]が向上するという考え方である。

日本経済新聞社が2015年に買収したイギリスの経済ニュースメディア「Financial Times」⁵は、訪問間隔・訪問頻度・閲覧量の3要素からなる「RFV」という独自指標を開発し、ABテストの評価などに利用していた⁶。日本経済新聞社はこの利用実績がある指標を参考にしつつ、訪問間隔を削除するなど日経電子版の特性に合わせた改良を施している。

6 結論と今後の展望

本稿では、日本経済新聞社で開発され、5年以上にわたり運用されている解約予測指標「 $F\sqrt{V}$ 」について説明した。将来的な解約率を目的変数として機械学習を用いて開発された指標で、訪問頻度と閲覧量の2要素で構成される。実データを用いた実験を通じて、開発から数年を経た段階でも一定程度の予測性能を持つと分かり、さまざまな指標の中で有用な選択肢となり得ると示唆された。指標を用いたユーザのセグメンテーションや、ABテストを通じた施策の効果測定など、具体的な活用事例についても報告した。

今後の展望として、機能やサービスの推薦への応用が挙げられる。機能やサービスの推薦時に各ユーザの $F\sqrt{V}$ が最も増加する選択肢を提示することで、解約を抑制する効果が期待できる。Financial Timesは同様の推薦機能を「Next Best Action」⁷という名で実装・運用している。

謝辞

本稿にまつわる取り組みは、日本経済新聞社に関わる多くの方々の支えで成り立っている。現在に至るまでの全ての方々の尽力に、心より感謝する。

5: <https://www.ft.com/>

6: <https://www.slideshare.net/Fastly/finding-your-north-star>

7: <https://medium.com/ft-product-technology/how-we-calculate-the-next-best-action-for-ft-readers-30e059d94aba>

文 献

- [1] 関喜史. 2019. “ニュースサービスの变化とニュース記事推薦システム.” *人工知能* 34 (3): 283–91.
- [2] Fader, Peter S., Bruce G. S. Hardie, and Ka Lok Lee. 2005. “RFM and CLV: Using Iso-Value Curves for Customer Base Analysis.” *Journal of Marketing Research* 42 (4): 415–30.
- [3] Guolin Ke, Qi Meng, Thomas Finley, Taifeng Wang, Wei Chen, Weidong Ma, Qiwei Ye, and Tie-Yan Liu. 2017. “LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree.” *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, 3149–57.
- [4] Lundberg, Scott M., and Su-In Lee. 2017. “A Unified Approach to Interpreting Model Predictions.” *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, 4768–77.
- [5] McDonald, Malcolm, Martin Christopher, and Margrit Bass. 2003. “Market Segmentation.” *Marketing: A Complete Guide*, 41–65. London: Macmillan Education UK.
- [6] Tsai, Chih-Fong, Yu-Hsin Lu. 2009. “Customer Churn Prediction by Hybrid Neural Networks.” *Expert Systems with Applications* 36 (10): 12547–53.
- [7] Verbeke, Wouter, David Martens, Christophe Mues, and Bart Baesens. 2011. “Building Comprehensible Customer Churn Prediction Models with Advanced Rule Induction Techniques.” *Expert Systems with Applications* 38 (3): 2354–64.
- [8] Vafeiadis, T., K. I. Diamantaras, G. Sarigiannidis, and K. Ch Chatzisavvas. 2015. “A Comparison of Machine Learning Techniques for Customer Churn Prediction.” *Simulation Modelling Practice and Theory* 55 (June): 1–9.
- [9] Stripling, Eugen, Seppe vanden Broucke, Katrien Antonio, Bart Baesens, and Monique Snoeck. 2018. “Profit Maximizing Logistic Model for Customer Churn Prediction Using Genetic Algorithms.” *Swarm and Evolutionary Computation* 40 (June): 116–30.
- [10] De Caigny, Arno, Kristof Coussement, Koen W. De Bock, and Stefan Lessmann. 2020. “Incorporating Textual Information in Customer Churn Prediction Models Based on a Convolutional Neural Network.” *International Journal of Forecasting* 36 (4): 1563–78.
- [11] Chalmers, T. C., H. Smith Jr, B. Blackburn, B. Silverman, B. Schroeder, D. Reitman, and A. Ambroz. 1981. “A Method for Assessing the Quality of a Randomized Control Trial.” *Controlled Clinical Trials* 2 (1): 31–49.
- [12] Weir, Christopher J., and Rosalind J. Walley. 2006. “Statistical Evaluation of Biomarkers as Surrogate Endpoints: A Literature Review.” *Statistics in Medicine* 25 (2): 183–203.
- [13] Joffe, Marshall M., and Tom Greene. 2009. “Related Causal Frameworks for Surrogate Outcomes.” *Biometrics* 65 (2): 530–38.
- [14] Zhou, Zhengyuan, Susan Athey, and Stefan Wager. 2018. “Offline Multi-Action Policy Learning: Generalization and Optimization.” *arXiv preprint arXiv:1810.04778*.
- [15] Yang, Jeremy, Dean Eckles, Paramveer Dhillon, and Sinan Aral. 2020. “Targeting for Long-Term Outcomes.” *arXiv preprint arXiv:2010.15835*.
- [16] Arapakis, I., M. Lalmas, and B. B. Cambazoglu. 2014. “User Engagement in Online News: Under the Scope of Sentiment, Interest, Affect, and Gaze.” *Journal of the Association for Information Science and Technology* 65 (10): 1988–2005.
- [17] Hong, Liangjie, and Mounia Lalmas. 2020. “Tutorial on Online User Engagement: Metrics and Optimization.” *Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 3551–52.
- [18] Farris, Paul W., Neil Bendle, Phillip E. Pfeifer, and David Reibstein. 2010. “Marketing Metrics: The Definitive Guide to Measuring Marketing Performance.” Pearson Education.