

統計モデルに基づく楽曲動画の評価における 時間的信頼減衰パラメータの推定

山岸 祐己^{1,a)} 齊藤 和巳^{1,b)}

概要: 動画共有サイトにおける動画の再生数とお気に入り登録数を用い、効率的に高品質な動画を見分けるための、信頼性の高い評価モデルを提案する。既存の評価モデルは、動画の再生数、コメント数、お気に入り登録数の累計、又はそれらの推移のみに依存している。それに対し提案モデルは、新しい動画と古い動画を平等に評価するため、時間減衰関数による信頼減衰の考え方を組み込んでいる。本論文では、この提案モデルにおける、時間減衰関数のパラメータ推定を扱う。

キーワード: 数理モデル, 機械学習, 時間減衰

A Parameter Estimation of Temporal Trust Factor in an Evaluating of Music Videos Based on Statistical Model

YUKI YAMAGISHI^{1,a)} KAZUMI SAITO^{1,b)}

Abstract: We propose a new item evaluating model that is reliable and can efficiently identify high-quality items from among a set of items in a video sharing site using their view counts and favorite counts which were left by user activities. Typical evaluating model which rely only on either the current number of views, comments, and favorites or the transition of these counts. In contrast, the proposed model reflects trust levels by incorporating a trust discount factor into a temporal-decay function to make a fair comparison between old and new items. this paper addresses an estimation of parameter of temporal-decay function in our proposed model.

Keywords: mathematical model, machine learning, temporal-decay

1. はじめに

近年、国内の大規模動画共有サービスである「ニコニコ動画^{*1}」において、音声合成ソフトウェア「VOCALOID^{*2}」を用いた楽曲動画の投稿が非常に盛んである。ニコニコ動画内で VOCALOID 楽曲動画が日に日に増加していることは確かであるが、ランキング上位の動画に登録されているタグを観測すると、注目されている投稿者やジャンルは極

めて限定されていることが簡単に推察できる。このような不平等性が加速し続けている最大の原因として、動画集合が再生数等の単純な推移を基にランキングされていることが挙げられる。Salganik らの大規模な実験 [11] においても、再生数や評価値の平均といった、ナイーブなソーシャル情報に基づく楽曲の降順一列表示は、個々の意思決定に多大な影響を与え、市場の不平等性を大いに増加させるとして明確に示されている。さらに、この実験結果は、全く同じ楽曲群であっても、ソーシャル情報を増幅させるか否かで、最終的な楽曲に対する評価は大きく変動するということを結論付けている。つまり、圧倒的な影響力を持っているソーシャル情報は、個人の既存の嗜好すらも捻じ曲げてしまうということである。

¹ 静岡県立大学
University of Shizuoka, 52-1 Yada, Suruga-ku, Shizuoka,
422-8526 Japan

a) yamagissy@gmail.com

b) k-saito@u-shizuoka-ken.ac.jp

*1 <http://www.nicovideo.jp/>

*2 <http://www.vocaloid.com/>

本来ランキングというものは、与えられたジャンルにおけるオブジェクト集合から、効率的に高品質なものを見分けるために必要とされている。しかし、Web サービスにおける典型的なランキング手法は、累積したナイーブな情報（再生数、ダウンロード数、レビュー数、評価値の平均等）に基づいているため、オブジェクトの登録時期による有利不利が生じる可能性が高い。よって、新しいオブジェクトと古いオブジェクトを平等に評価するために、時間減衰関数 [1] [9] というものが頻繁に用いられる。実際、時間減衰の考え方は、ソーシャルメディアマイニングの様々な状況において、既にパフォーマンス向上の功績を収めている。例えば、Koren [6] は協調フィルタリングにおいて、時間減衰関数を用いた time-drifting user-preference モデルを提案している。加えて、情報拡散過程の時間減衰影響度は、情報拡散モデル上の情報伝播確率の導入において扱われている [3] [4] [10]。また、投票者モデル [12] [2] の意見形成モデルにおいても、時間減衰関数を組み込んだ手法が提案されている [5]。以上のことから、今回のような動画のランキングに対しても、情報の信頼性を考慮することを目的とした時間減衰関数の導入は、非常に重要であると考えられる。

ニコニコ動画における各動画の代表的な情報としては、再生数、コメント数、マイリスト登録数が挙げられる。再生数は動画が再生された回数を、コメント数は動画上に書き込まれたコメント数をそれぞれ表し、マイリスト登録数は、その動画をお気に入り登録しているアクティブユーザー数を表している。どの情報も、ユーザーの行動履歴として重要ではあるが、ユーザーの嗜好情報として最も確実性が高いのは、マイリスト数であることが自然に想定できる。よって我々は、このマイリスト登録確率に焦点を当て、時間的信頼減衰の考え方を適応した新たな動画の評価手法を提案する。ここで、我々が指している信頼とはオブジェクト依存のものであるため、推薦システムの研究 [8] [7] で頻繁に用いられているような、ユーザー依存の信頼とは異なることに注意されたい。

2. 楽曲動画データセット

本論文で用いるデータセットは、ニコニコ動画における VOCALOID オリジナル楽曲動画の動画情報である。このデータセットは、VOCALOID オリジナル楽曲動画関連タグによる検索結果から、二次創作系や加工系のタグを有する動画を除外して取得したものであり、2013年4月3日から2015年4月22日にかけて収集したものである。なお今回は、2013年4月3日から2015年4月3日までに投稿された動画の中で、2015年4月22日時点で10,000再生を超えているものを対象としたため、対象動画数は2332である。

3. 評価モデル

時刻区間 \mathcal{T} において、整数による評価値 $\mathcal{K} = \{1, \dots, K\}$ によってユーザーに評価された評価対象オブジェクトを \mathcal{V} とすると、観測データ集合は $\mathcal{D} = \{(v, k, t) \mid v \in \mathcal{V}, k \in \mathcal{K}, t \in \mathcal{T}\}$ のように書き表せる。任意の $v \in \mathcal{V}$ と $t \in \mathcal{T}$ に対し、時刻 t 以前の時刻 τ からなる v の評価値集合を $M(v, t) = \{\tau \mid (v, k, t) \in \mathcal{D}, \tau < t\}$ とする。そして、時刻 t におけるオブジェクト v の評価値を $g(v, t) \in \mathcal{K}$ とし、 $k \in \mathcal{K}$ に対する $M(v, t)$ の部分集合を $M_k(v, t) = \{\tau \in M(v, t) \mid g(v, \tau) = k\}$ とする。いま我々は、過去に残された全ての評価値を考慮した多項分布モデルを定義する。すなわち、観測された評価データから時刻 t におけるオブジェクト v の評価値分布を予測する以下のモデルを考える。

$$P(g(v, t) = k) = \frac{1 + |M_k(v, t)|}{K + |M(v, t)|}, \quad (k = 1, \dots, K). \quad (1)$$

ここで、我々は Laplace スムージングとして知られるベイズ事前分布を用いた。式1の Laplace スムージングは、各オブジェクトが最初に等確率で $1, \dots, K$ の評価値で評価されたことを仮定している。また、この Laplace スムージングは、ベイズ統計における事前分布として頻繁に用いられるディリクレ分布の特殊ケースに相当しており、実際、ディリクレ分布は多項分布の共役事前分布である。このモデルを基本多項分布モデルとする。

ここまで、過去に残された全ての評価は同じ重みであると仮定してきたが、過去と現在で評価の揺らぎがある場合は、古い評価の信頼度は低くなると考えることができる。これらの考え方をモデルに反映するために、時間的信頼減衰関数を導入する。単純な手法としては、 $\exp(-\lambda \Delta t)$ のような指数減衰関数が挙げられる。ここで、 $\lambda \geq 0$ はパラメータであり、 Δt は時間的差異を意味する。よって、減衰関数を $\rho(\Delta t; \lambda) = \exp(-\lambda \Delta t)$ で定めると、基本多項分布モデルの式 (1) は、

$$P(g(v, t) = k) = \frac{1 + \sum_{\tau \in M_k(v, t)} \rho(t - \tau; \lambda)}{K + \sum_{\tau \in M(v, t)} \rho(t - \tau; \lambda)}, \quad (2)$$

のように拡張することができる。この拡張モデルにおける時間的信頼減衰の推定パラメータ $\hat{\lambda}$ は、観測された評価データ \mathcal{D} に対するオブジェクト v の対数尤度関数、

$$\mathcal{L}(M(v, T); \lambda) = \log \left(\prod_{(v, k, t) \in M(v, T)} P(g(v, t) = k) \right), \quad (3)$$

を最大化することによって得ることが可能である。この対数尤度関数は、式 (2) と $\rho(\Delta t; \lambda) = \exp(-\lambda \Delta t)$ より、

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(M(v, T); \lambda) = & \sum_{(v, k, t) \in M(v, T)} \log \left(1 + \sum_{\tau \in M_k(v, t)} \exp(-\lambda(t - \tau)) \right) \\ & - \sum_{(v, k, t) \in M(v, T)} \log \left(K + \sum_{\tau \in M(v, t)} \exp(-\lambda(t - \tau)) \right), \end{aligned}$$

(4)

と書き直せる. この尤度関数を最大化するパラメータ $\hat{\lambda}$ を EM アルゴリズムで推定する. なお, EM アルゴリズムの Q 関数はニュートン法で最適化する.

4. 実験結果

実験での動画の評価値 k は, 24 時間毎の再生数とマイリスト数の推移におけるマイリスト登録確率を, 100 段階で離散化させたものである. 再生数の推移が 100 未満の場合は, ユーザによる客観的な評価として不十分であるとし, そのときの推移情報は無視することとした. 0%を $k = 1$ として扱うため, $\mathcal{K} = \{1, \dots, 101\}$ となる. 今回の対象動画による実験結果を, 図 1, 2 に示す. 図 1 は, 評価回数 $|M(v, T)|$ と推定パラメータ $\hat{\lambda}$ のプロットである. 図より, 評価回数が 100 を超えた辺りから, 安定した推定が可能であることが見て取れる. 図 2 は, 評価回数 $|M(v, T)|$ と推定パラメータ $\hat{\lambda}$ による対数尤度関数 $\mathcal{L}(M(v, T); \lambda)$ の改善値のプロットである. 図より, 評価回数が増えるほど, 提案モデルによる評価の妥当性の高さが期待できることが分かる.

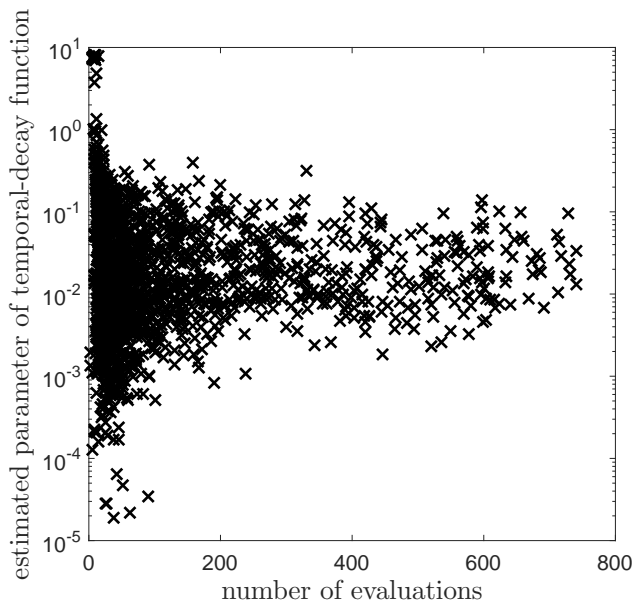


図 1 評価回数 $|M(v, T)|$ と推定パラメータ $\hat{\lambda}$ のプロット

5. まとめ

ユーザアクティビティによる動画の評価を多項分布モデルとして仮定し, 時間的信頼減衰の考えを組み込んだ評価モデルを提案した. パラメータ推定の実験結果より, 提案モデルは動画の評価モデルとしての妥当性の高さが期待できることが分かった. 今後は, このモデルにおける z-score を構築し, それによるランキングの有効性や平等性を検証する予定である.

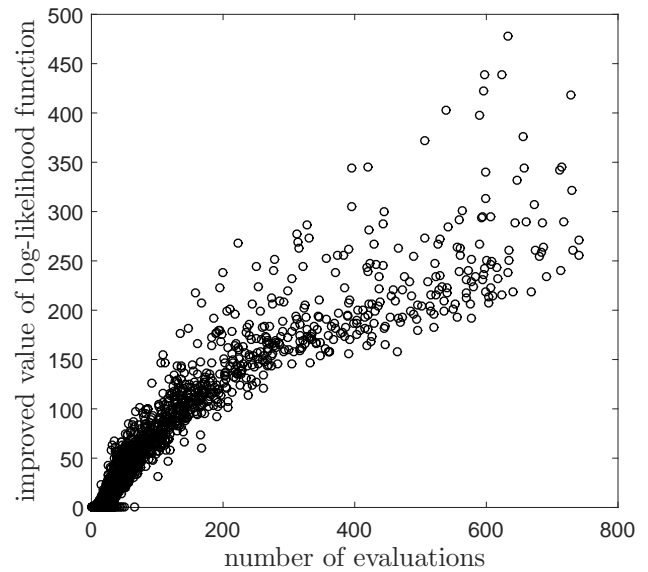


図 2 評価回数 $|M(v, T)|$ と推定パラメータ $\hat{\lambda}$ による対数尤度関数 $\mathcal{L}(M(v, T); \lambda)$ の改善値のプロット

謝辞

本研究は, 科学研究費補助基金基盤研究 (C)(No.25330635) の支援を受けて行ったものである.

参考文献

- [1] G. Cormode, V. Shkapenyuk, D. Srivastava, and B. Xu, "Forward decay: A practical time decay model for streaming systems," in *Proc. of ICDE09*, pp. 138–149, 2009.
- [2] E. Even-Dar, and A. Shapira, "A note on maximizing the spread of influence in social networks.," in *Proc. of WINE'07*, pp. 281–286, LNCS 4858, 2007.
- [3] J. Goldenberg, B. Libai, and E. Muller, "Talk of the network: A complex systems look at the underlying process of word-of-mouth," *Marketing Letters* 12, pp.211–223, 2001.
- [4] D. Kempe, J. Kleinberg, and E. Tardos, "Maximizing the spread of influence through a social network," in *Proc. of KDD'03*, pp. 137–146, 2003.
- [5] M. Kimura, K. Saito, K. Ohara, and H. Motoda, "Opinion formation by voter model with temporal decay dynamics," in *Proc. ECML-PKDD'12*, pp. 565–580, LNCS 7524, 2012.
- [6] Y. Koren, "Collaborative filtering with temporal dynamics," in *Proc. of KDD'09*, pp. 447–456, 2009.
- [7] H. Ma, D. Zhou, C. Liu, M. R. Lyu, and I. King, "Recommender systems with social regularization," in *Proc. of WSDM'11*, pp. 287–296, ACM, New York, NY, 2011.
- [8] J. O'Donovan, and B. Smyth, "Trust in recommender systems," in *Proc. of IUI'05*, pp. 167–174, ACM, New York, NY, 2005.
- [9] G. Papadakis, C. Niederée, and W. Nejdl, "Decay-based ranking for social application content," in *Proc. of WE-BIST'10*, pp. 276–281, 2010.
- [10] K. Saito, M. Kimura, K. Ohara, and H. Motoda, "Learning asynchronous-time information diffusion models and its application to behavioral data analysis over social

- networks,” *Journal of Computer Engineering and Informatics* 1, pp. 30–57, 2013.
- [11] M. J. Salganik, P. S. Dodds, and D. J. Watts, “Experimental Study of Inequality and Unpredictability in an Artificial Cultural Market”, *Science*, vol. 311, pp. 854–856, 2006.
- [12] V. Sood, and S. Redner, “Voter model on heterogeneous graphs,” *Physical Review Letters* 94, 17801, 2005.