

単純パーセプトロンを用いたアニメーションキャラクターに関する声優の年齢予測

岡本 直丈¹, 段 正楠², 増井 隆治³, 久富 望⁴, 曾我部 舞奈⁵, 大関 真之^{6*}

¹滋賀県立膳所高等学校, ²京都大学農学部, ³京都大学工学部, ⁴京都大学大学院情報科学研究科, ⁵京都大学大学院医学研究科, ⁶東北大学大学院情報科学研究科

要旨

近年よく見られる「機械学習」の, 一つの応用として既知のデータから未知のデータを予測する回帰や分類予測が知られている. 本研究ではその分類予測を日本文化の一つであるアニメーションのキャラクターと声優の年齢予測に適用し, 二者の間にどのような関係があるかを調査した. 調査には全 53 組のデータを使用し, 声優の年齢がある閾値より高いか低いかの二値分類予測を行った. 予測には単純パーセプトロンを L_1 ノルムの正規化と併せて用い, キャラクターのどのような情報が声優の年齢を予測するのに役立つかを評価した. 学習の結果, キャラクターの髪の色, とりわけ赤成分が声優の年齢にかかわっていることがわかった.

重要語句: 機械学習, 単純パーセプトロン, 分類予測, L_1 ノルム正規化, 声優

序論

近年, 機械学習は社会的な関心を集めている. 機械学習がこのような関心を集めていることには, 機械学習が様々なタスクに応用可能であることが関連すると考えられる. 機械学習が使用されるタスクとして, 回帰や分類予測, およびそこから発展した特徴抽出などが挙げられる.

そのようなタスクの中で機械学習に求められている性能の一つに, 未知のデータに対する予測の精度である汎化性能がある. しかし, 一般に現象に対して大きく複雑なモデルで学習を行うと過適合が起り, 汎化性能が落ちることになる. 今回の研究では機械学習の中でも特に単純なモデルである単純パーセプトロンを用い, さらに使用したデータを訓練データとテストデータに分けることによって過適合を防止した.

近年の日本において, アニメーションは主要な産業として注目を集めている. アニメーションにおいて重要である要素の一つに, キャラクターに対してどのような声優をキャストするかというものがある. このキャストリングにおいて, キャラクターのデータから適した声優のデータを示すことができれば, アニメーションの, ひいては日本文化のさらなる発展につながるが予想される. 本研究ではその一助となることを期待し, アニメーションのキャラクターのデータからその声優の年齢を単純パーセプトロンを用いて予測できるかを検証する. 本研究においては, アニメーションのキャラクターのデータと声優のデータの間の関係を調べるため, 声優の年齢を単純化した. つまり, 声優の年齢を閾値の上下によって二値のデータとし, それをキャラクターのデータから予測が可能であるかを検証した.

また, 検証に併せて, キャラクターのどのようなデータが声優のデータに関連しているかを調べるため, L_1 ノルム正則化を用いた. L_1 ノルムとは, ベクトルに対して定義されるノルムであり, 単純パーセプトロンの内部情報を表すベクトルの L_1 ノルムを学習と同時に小さくすることで, 予測に重要なデータのみを残して学習させることができる. L_1 ノルム正則化を用いてキャラクターのどのデータが声優の年齢の予測に重要であるかを調査した.

方法

本研究はアニメーションにおけるキャラクターの年齢, 身長, 髪色により, 声優の年齢がある値より大きい小さいかの二値分類予測を行ったものである. データを採取する際, 必要なプロフィールがアニメおよび原作, 声優の公式サイトに明かされているキャラクターを用いた⁽²⁻¹⁵⁾. 採取したデータの一覧を表 1 に示す. この際, 身長及び年齢のデータは平均 0, 分散 1 に正規化し, スケールを一致させた. また, 髪の色は R, G, B それぞれの値 $[0, 255]$ について, 255 で割ることにより $[0, 1]$ の範囲に値を定めた. 以上のデータを学習に用いた.

キャラクターと声優の全 53 組分のデータに対して, 単純パーセプトロンを用いて学習, 分類予測を行った. 53 組のうち, ランダムに選択された 37 組を学習に用い, 残りの 16 組をテスト用のデータとした. また, 分類は二つの値の偏りになるべく少なくするため, 声優の年齢の中央値である 22 を閾値とし, 22 歳以下を +1, 22 歳より上を -1 とした二値分類を行った.

i 番目のデータに対する予測 $y_i \in \{+1, -1\}$ を重みと各パラメータの線形和の符号として定める. つまり, 単純パーセプトロンのもつ重みベクトル $w = (w_0 \ w_1 \ w_2 \ w_3 \ w_4 \ w_5)$ と正規化された i 番目のキャラクターの年齢 x_{i1} , 身長 x_{i2} , および髪の色

$$y_i := \text{sgn}(w_0 + w_1 x_{i1} + w_2 x_{i2} + w_3 x_{i3} + w_4 x_{i4} + w_5 x_{i5}) \quad (1)$$

さらに, $x_i = (1 \ x_{i1} \ x_{i2} \ x_{i3} \ x_{i4} \ x_{i5})$ とおくことで

$$y = \text{sgn}(w \cdot x) \quad (2)$$

とすることができる.

このとき, 単純パーセプトロンの更新則は, 結合の重みベクトル w と正しい分類 $t_i \in \{+1, -1\}$ について次の式によって表される.

$$w \mapsto w + \mu(t_i - y_i)x_i \quad (3)$$

これは, 与えられたデータの組全体に対する間違える組の個数として定義される誤差関数

$$E(w) := \#(\{i | y_i \neq t_i\}) \quad (4)$$

を最小化する w を近似していくものである.

単純パーセプトロンは線形分離可能な問題に対して学習が収

* 内容に関する連絡先: mohzeki@smapi.is.tohoku.ac.jp

表 1. 学習に用いたデータの一覧

年齢 [歳]	16	16	16	15	15	16	13	15	15	15	16	16	16
身長 [cm]	151	160	165	146	157	143	165	155	139	159	158	149	156
髪色 (赤)	234	101	245	217	98	242	244	87	253	59	210	236	134
髪色 (緑)	185	82	234	80	164	220	183	91	254	92	138	191	102
髪色 (青)	186	138	229	87	228	120	125	64	194	123	135	149	122
声優の年齢 (歳)	18	21	26	22	24	27	20	25	23	24	24	25	27
年齢 [歳]	16	16	16	16	13	14	14	13	14	14	14	13	13
身長 [cm]	162	156	160	139	153	156	160	149	155	159	155	153	158
髪色 (赤)	220	147	252	78	213	236	107	234	240	147	237	229	108
髪色 (緑)	199	105	217	74	138	219	93	198	234	79	226	209	131
髪色 (青)	177	95	186	108	138	184	90	212	244	117	240	169	153
声優の年齢 (歳)	23	23	23	20	22	17	21	21	20	26	24	27	24
年齢 [歳]	11	11	11	11	10	10	10	10	11	14	14	14	12
身長 [cm]	142	145	131	154	141	140	160	143	148	153	152	158	155
髪色 (赤)	246	234	251	114	82	88	203	199	167	253	250	114	210
髪色 (緑)	147	220	189	77	78	88	100	173	190	124	173	150	107
髪色 (青)	191	191	191	85	110	127	106	217	219	184	189	170	77
声優の年齢 (歳)	22	22	15	30	24	21	18	22	25	21	19	23	19
年齢 [歳]	15	13	17	16	17	16	16	17	17	15	16	16	18
身長 [cm]	154	144	142	157	158	149	161	160	158	162	155	148	171
髪色 (赤)	235	232	251	60	69	234	234	108	69	133	105	185	58
髪色 (緑)	194	234	225	60	53	244	133	80	49	73	94	159	62
髪色 (青)	165	244	143	61	63	152	171	82	42	46	74	106	69
声優の年齢 (歳)	20	18	22	21	21	18	18	25	26	19	23	20	24

束することは示されている⁽¹⁾が、線形分離不可能な問題について学習が収束するかはわかっていない。しかし、実験では十分な回数 (2500 回) の重みベクトルの更新を行って訓練データに対して正しい予測をする確率が上がり、学習がある程度収束したと考えられるものを用いた。

学習が終了したとき、 w にはどのパラメータがどれだけ声優の年齢に関わっているかが表されている。

実験 1

訓練データを用いて 2500 回繰り返し重みの更新を行い、学習結果がテストデータに対してどれだけ正しい分類予測を行ったかを記録し、学習結果の正確性を評価した。

実験 2

どのパラメータが予測に影響を及ぼしているかを確認するため、式 (5) の誤差関数に L_1 ノルムの正則化項を加え、正則化項のパラメータである正の定数 λ について

$$E(w) = \#(\{i | y_i \neq t_i\}) + \lambda \|w\|_1 \quad (5)$$

とした。それに伴い、上記の更新アルゴリズム (式 (3)) を次のように変更した。

$$w \mapsto st_\lambda(w + \mu(t_i - y_i)x) \quad (6)$$

ただし、正の実数 λ に対して実関数 $st_\lambda(x)$ は次のように定義される。

$$st_\lambda(x) = \begin{cases} x - \lambda & (x > \lambda) \\ 0 & (-\lambda \leq x \leq \lambda) \\ x + \lambda & (x < -\lambda) \end{cases} \quad (7)$$

また、ベクトルに対する $st_\lambda(x)$ は、 x の要素それぞれに対して式 (7) を適用したものとする。この λ を $\lambda=0$ から $\lambda=7.5 \times 10^{-5}$ まで 2.5×10^{-6} 刻みで動かし、学習結果の w をテキストファイルに記録した。

結果

訓練データおよび、 L_1 ノルムの正則化に対してパーセプトロンがどのような学習を行ったかを以下に示す。

実験 1

学習が終了したときの各パラメータに対する重みの値を表 2 に示す。このときのテストデータに対する正答率は 11/16 (68%) であった。

このデータに対して単純パーセプトロンを用いて学習を行うことで予測を行うことができたと考えられる。

実験 2

$\lambda = 0, 0.25 \times 10^{-5}, \dots, 7.25 \times 10^{-5}$ として学習を進めたときの各パラメータに対する重みを図 1 に示す。ここで、髪色の各成分に対するそれぞれの重みが安定していないが、髪色の緑と青の成分に対してその間の相関係数は 0.816 と高かったため、二つのパラメータに対する重みの自由度が高くなったからだと考えられる。

考察

実験 1

表 2 の各パラメータについて、髪色（赤）に対する重みの値の 0.347 が絶対値が最も大きく、次いで髪色（青）の -0.284 が大きいことがわかる。つまり、髪色の赤成分が強いほどそのキャラに対する声優の年齢は若い傾向がある。

実験 2

髪色の赤が最も大きい $\lambda = 4.75 \times 10^{-5}$ 付近で正の方向から 0 になっている。適切な λ を選択したとき、 L_1 ノルム正則化を用いた学習が終了したときの $\mathbf{w}$ は一つの要素を除いて 0 となり、唯一の非零要素に対応するパラメータが推測にもっとも重要であるといえる。

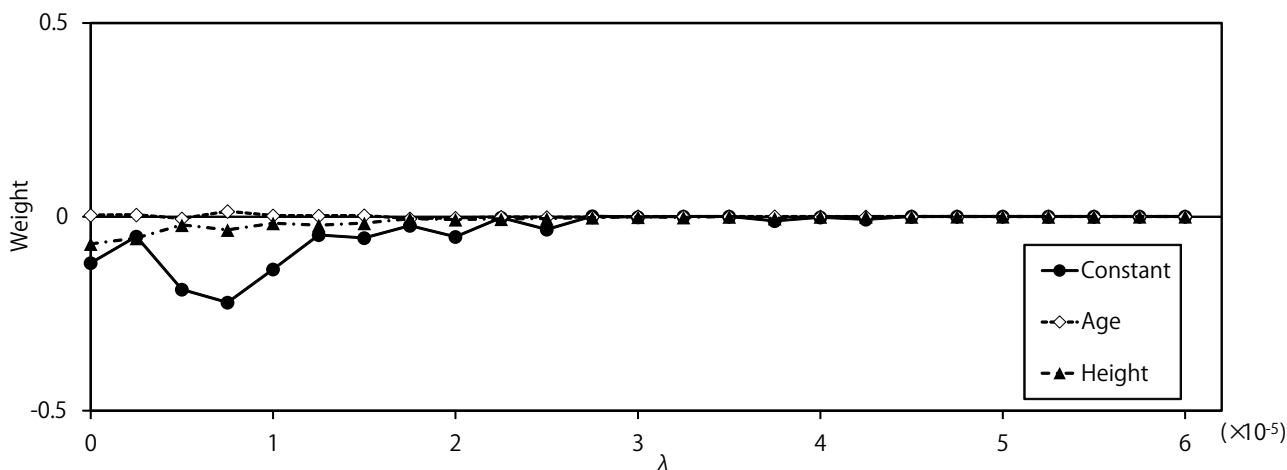
つまり、髪色の赤成分が推測に最も重要であり、次いで髪色の青、緑成分が重要であることがわかる。

以上の実験から、キャラクターに対する声優の年齢を予測する際、キャラクターの髪色、特に赤成分が重要であることがわかった。また、具体的にはキャラクターの髪色の赤成分が強いほど声優の年齢は低いと予想されることがわかった。

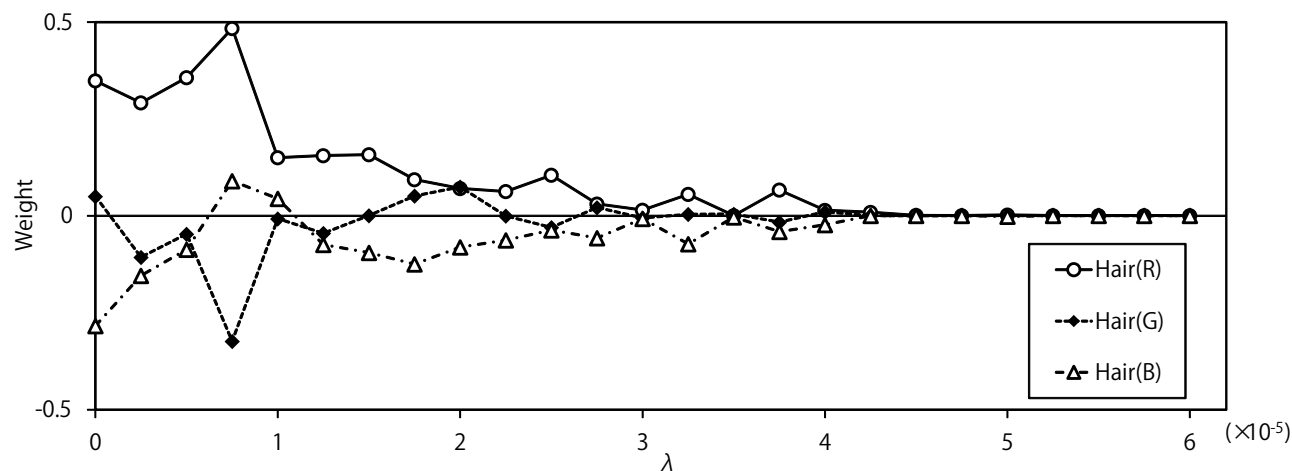
つまり、声優の年齢はキャラクターのデータによって予測が可能であることがわかった。さらに、声優の年齢とキャラクターのデータの間には、単純パーセプトロンという極めて単純なモデルで検出可能な構造があり、他のプロフィールについても同

表 2. 学習終了時の各パラメータの重みの値

定数	年齢	身長	髪色 (赤)	髪色 (緑)	髪色 (青)
-0.120086542	0.003593767	-0.07059129	0.347739757	0.049725422	-0.284618569



(a) 定数項および年齢、身長に対する重み



(b) 髪色の赤、緑、青に対する重み

図 1. L_1 ノルムの値に対する各パラメータの重みの値

様な単純な構造があることが期待される。

しかし、本研究では年齢をその数値でなく 22 歳との大小のみで考えているため、緻密な予測には至らないと予想される。したがって将来の研究において年齢そのものの数値を予測すること、および声優の他のプロフィールを予測することが必要となる。

その実現を目指す中で、この研究においてボトルネックとなったのが各種データの収集である。本研究ではキャラクターおよび声優計 53 組のデータについて実験を行ったが、身長、年齢、髪の色および声優の年齢が明かされているキャラクターが 53 人しかいないということは考えにくい。本研究で用いられたアニメーションの公式サイトのみならず、公式頒布物などにそのようなデータがあることも予測される。

しかし、このように目的としたデータが画一的に収集されない状況はこれからのデータサイエンスの発展において望ましくない。将来的に、研究などにデータとして要求されるあらゆる情報を集約し、データセットとして自由に用いることができるような情報集約の形が要求される。

謝辞

本研究を進めるにあたり、ELCAS 事務局の皆様をはじめ、たくさんの方々に大変お世話になりました。ありがとうございました。

参考文献

1. Novikoff, A. B. On convergence proofs on perceptrons. Symposium on the Mathematical Theory of Automata 12: 615–622. (1962).
2. 『あんハピ♪』公式サイト, <<http://anne-happy.com/>> [accessed 14 Jul. 2016].
3. 『俺、ツインテールになります。』公式ホームページ, TBS テレビ, <http://www.tbs.co.jp/anime/ore_twi/> [accessed 14 Jul. 2016].
4. 『俺の妹がこんなに可愛いわけがない。』, <<http://www.oreimo-anime.com/>> [accessed 14 Jul. 2016].
5. 『神のみぞ知るセカイ』アニメ公式サイト, <<http://kaminomi.jp/index.html>> [accessed 14 Jul. 2016].
6. 『ハロー!! きんいろモザイク』公式サイト, <<http://www.kinmosa.com/>> [accessed 14 Jul. 2016].
7. 『ご注文はうさぎですか?』公式サイト, <<http://www.gochiusa.com/>> [accessed 14 Jul. 2016].
8. 『桜 Trick』公式ホームページ, TBS テレビ, <<http://www.tbs.co.jp/anime/sakura/>> [accessed 14 Jul. 2016].
9. 『のんのびより りぴーと』公式サイト, <<http://nonnontv.com/>> [accessed 14 Jul. 2016].
10. 『響け! ユーフォニアム』公式サイト, <<http://tv.anime-eupho.com/>> [accessed 14 Jul. 2016].
11. 『干物妹! うまるちゃん』アニメ公式サイト, <<http://umaru-anime.com/>> [accessed 14 Jul. 2016].
12. 『ボボボーボ・ボーボボ』, <<http://www.toei-anime.co.jp/tv/bo-bobo/>> [accessed 14 Jul. 2016].
13. 『ゆるゆり』スペシャルサイト, <<http://www.yuruyuri.com/>>

3hai/#> [accessed 14 Jul. 2016].

14. 『ロウきゅーぶ!』公式サイト, <<http://www.ro-kyu-bu.com/1st/>> [accessed 14 Jul. 2016].
15. 作品別・アニメキャラの身長一覧: アニメキャラの身長. Com, <<http://garmaque3.doorblog.jp/archives/48110336.html>> [accessed 17 Sep. 2016].

Predicting the Age of Voice Actors in Japanese Animation Using Simple Perception

NAOHIRO OKAMOTO¹, ZHENGNAN DUAN², RYUJI MASUI³, NOZOMU KUTOMI⁴, MAINA SOGABE⁵ & MASAYUKI OHZEKI^{6*}

¹Shiga Prefectural Zeze High School, ²Faculty of Agriculture, Kyoto University, ³Faculty of Engineering, Kyoto University, ⁴Graduate School of Informatics, Kyoto University, ⁵Graduate School of Medicine, Kyoto University, ⁶Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

Abstract

Using regression and class prediction to predict unknown data from already known data is one application of machine learning, a phenomenon that has become commonplace in recent years. In this study, we used class prediction to predict the age of characters in animation, a Japanese cultural staple, and the voice actor and investigated the relationship between the two. We used a total of 53 pairs of data for the survey and made a binary class prediction of whether the age of the voice actor is higher or lower than a threshold. For the prediction, we used a simple perceptron and L_1 norm regularization, and evaluated what kind of information about the character is useful for predicting the age of the voice actor. As a result of learning, we found that the hair color of the character, especially the red component, is strongly related to the age of the voice actor.

Key words: Machine learning, Simple perceptron, Class prediction, L_1 norm regularization, Voice actor

*Correspondence Researcher: mohzeki@smapi.is.tohoku.ac.jp