

固有名詞の音象徴の機械学習による検討 —ポケモンの名前を材料にして—

新田直弘 久野雅樹

電気通信大学大学院情報理工学研究科

n2430099@edu.cc.uec.ac.jp hisano@uec.ac.jp

概要

音が特定のイメージを喚起する現象を音象徴という。本研究では、機械学習を用いて音象徴の分析を行うことを目的とした。具体的には、日本語のポケモン名を材料に、モデルを作成し、進化前後の分類予測を行った。また、作成したモデルにおける各音韻に対する重要度を分析した。その結果、一定の性能で音象徴性を予測できることが確認された。さらに、音韻の重要度の分析により、従来から音象徴に影響を与えると考えられる音韻がモデルに反映されていることが明らかになった一方で、既存研究では注目されていなかった音韻も何らかの影響を及ぼしている可能性が示唆された。

1 はじめに

言語は一般に恣意的であるとされ、音と示される対象の間に直接的な関係はないと考えられてきた。しかし、音が特定のイメージを喚起する現象、いわゆる音象徴は、この恣意性の例外として注目されている。例えば、「ゴジラ」という名前は強さや大きさを感じさせる一方で、「コシラ」という名前は弱さや小ささを連想させる。このような音象徴の効果は、人名やブランド名、商品名など、命名が重要な場面で応用されている [1]。

音象徴のメカニズムについては、様々な要因が考えられているが、その中でも母音や子音などの音韻に由来する調音特性や音響特性が重要視されている。子音はさらに阻害音と共鳴音に分けることができる。阻害音は発音時に強い口腔内気圧を伴い、力強さを連想させることが多い。一方、共鳴音は発音時の口腔内気圧が低く、柔らかさや優しさを感じさせる特徴があることが知られている。また、モーラ（拍）や日本語特有の促音、撥音などの要素も、音象徴に影響を与えると考えられている。

本研究では、日本語のポケモン名を材料とし、ポケモンの進化に伴う音韻の変化に着目した。ポケモン名は、進化前後で音韻の構造が変化するため、音象徴に基づく分類予測の検証に適している。これらを対象に機械学習を用いたモデル作成を行い、進化前後の分類予測を行った。また、作成したモデルの結果を既存の音象徴研究と比較し、音韻要素が与える影響を評価した。以上を通して、本研究は、音象徴の理解を深めることを目的とする。

2 関連研究

音象徴に関する研究は、言語学、心理学、統計学、機械学習などの観点から多岐にわたって行われている。Köhler (1947) は、図形に対する音の連想を調査し、図 1 のような一対の画像を用いて、1 の丸みを帯びた図形には「maluma」、2 の角ばった図形には「takete」という音が、言語を問わず選ばれる傾向があることを示した [2]。

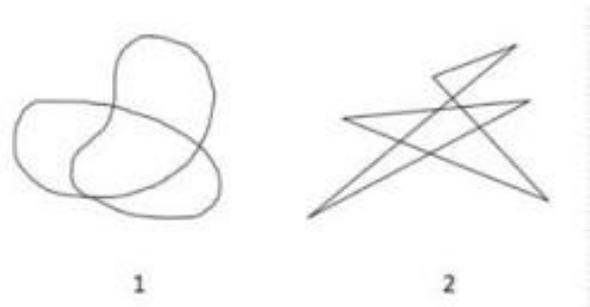


図 1: Köhler の使用した一対の画像の再現。

出典：川原 (2012) [3]

熊谷ら (2019) は、約 700 匹のポケモン名を対象に、名前に含まれる濁音の数やモーラ数が、進化レベルやポケモンの大きさ、重さと正の相関を持つことを統計的手法によって明らかにした。具体的には、有声阻害音 ([b], [d], [g], [z]) の数が多いほど、進化後のポケモン名として選ばれやすいことが確認された。また、母音では、[i] や [u] よりも [a] が進化後の名

前にふさわしい傾向が見られた。さらに、有声阻害音が2つ含まれる場合の方が、1つの場合よりも進化後の名前に適しているとされ、母音の効果よりも有声阻害音の効果が優先されることが示された。これらの音韻要素は相乗効果を生むことも分かっている。加えて、架空のポケモンのイラストに名前を付ける実験を行ったところ、同様の音象徴効果が確認された [4]。

Kilpatrick ら (2023) は、905 匹のポケモン名を音韻分析し、進化前 303 匹、進化後 325 匹をデータとして、進化レベルを出力するランダムフォレストモデルを作成した。機械学習によって進化前後の分類予測を行った結果、Out-Of-Bag (OOB) 率は 29.05% であった。さらに、ポケモン名にモーラ数を追加したモデルを構築したところ、OOB 率は 24.12% まで向上した。また、日本人学生に対しても同様の分類実験を行った結果、71% の正確さで進化前後を分類できた。一方、機械学習によって作成されたモデルは、これを上回る精度で分類できることが確認された [5]。

3 分析 1: 音韻情報を用いたポケモンの進化分類

3.1 目的

日本語のポケモン名に含まれる音韻情報を用いて、進化前後の分類予測モデルを作成し、その分類性能の評価を行う。

3.2 方法

2024 年 12 月時点での全ポケモン 1025 匹の中から進化をしないポケモンと進化先を持つ進化レベル 1 のポケモンを除いた。除いた理由はこれらの区分のポケモンは数が少ないこと、また、進化前後の 2 つのグループに絞ることで、進化による音韻の違いをより明確に捉えるためである。例を挙げるとフシギダネ、フシギソウ、フシギバナと進化する中でフシギソウは除外した。進化前は 340 匹、進化後は 367 匹を用いた。名前に含まれる音韻をそれぞれ数え上げたものを学習データとした。子音は拗音や「っ」なども分け特徴量は全部で 31 個 (a, i, u, e, o, k, s, t, n, h, f, m, y, r, w, N, g, z, d, b, ky, gy, sh, j, ch, ny, hy, ry, p, ts, q) となった。実際のデータの一部は図 2 のようになる。モデルを作成するのに Python で scikit-learn ライブラリのサポートベクターマシン (SVM) とロジスティック回帰 (LR)、ランダムフォレスト (RF) を用いた。

Leave-One-Out 法を行い正解率、再現率、適合率、F1、混同行列を求めた。ランダムフォレストに関しては optuna を利用してハイパーパラメータチューニングを行った。n_estimators と max_depth, min_samples_split, min_samples_leaf を探索し、それぞれ 174, 22, 2, 10 とした。

図 2: データ例

3.3 結果と考察

各モデルの各評価指標の値は表 1 のようになった。

表 1: 日本語ポケモン名を用いた分類

分類器	正解率	適合率	再現率	F1
SVM	0.709	0.699	0.691	0.695
LR	0.699	0.693	0.671	0.682
RF	0.646	0.750	0.574	0.609

サポートベクターマシンの混同行列を表 2、ロジスティック回帰の混同行列を表 3、ランダムフォレストの混同行列を表 4 で示した。また、OOB 率は 36.50% であった。

進化前後の分類予測において、いずれのモデルも一定の分類性能を示した。全体として、サポートベクターマシンとロジスティック回帰は、ランダムフォレストよりも高い分類性能を示し、非線形データに適したサポートベクターマシンが 4 指標の全てにおいて最も高い値を示した。以上により、ポケモン名の進化前後には音韻構造の違いが存在することが確認された。

また、混同行列より、進化前の予測に関してはいずれのモデルでも同様の数を予測した。しかし、ランダムフォレストモデルでは、進化後のポケモンを他より進化前だと予測していることがわかる。これは、進化後のポケモン名に含まれる音韻の一部が進化前と

表 2: SVC モデルの混同行列

	予測		
	進化後	進化前	
正例	進化後	235	105
	進化前	101	266

表 3: LR モデルの混同行列

		予測	
		進化後	進化前
正例	進化後	228	112
	進化前	101	266

表 4: RF モデルの混同行列

		予測	
		進化後	進化前
正例	進化後	195	145
	進化前	105	262

共通しているためと考えられる。特に、[u] や [i] などの母音は進化前後の両方で頻出する音韻であり、これが誤分類の要因となった可能性がある。また、ランダムフォレストは多数の決定木から構成されるため、複雑な音韻パターンに対して過学習が発生しやすい。進化後の名前に進化前の音韻パターンが含まれている場合、モデルがその音韻を進化前と判断し、誤分類につながった可能性がある。この点から、進化後のポケモン名には、進化前と共通する音韻と、進化後特有の音韻の両方が含まれることが示唆される。

一方で、ランダムフォレストの分類性能は Kilpatrick ら (2023) の結果 (正解率 0.710, OOB 率 29.05%) [5] よりも低かった。この原因として、次の点が考えられる。まず、ハイパーパラメータのチューニングが十分に行われていないため、性能が最適化されていない可能性がある。また、音韻の数え上げを詳細に行った結果、特徴量が増加し、モデルが複雑化した。特に、特徴量の増加により音象徴の微妙なニュアンスを捉えられた可能性があるが、同時にモデルの複雑化が影響し、分類性能の低下を招いた可能性がある。

次に作成したモデルの特徴量に関して分析を行った。

4 分析 2: 作成したモデルにおける各特徴量の重要度調査

4.1 目的

日本語のポケモン名を対象に、進化前後の分類モデルにおける各音韻特徴の重要度を評価し、音象徴がポケモン名の変化に与える影響を明らかにする。

4.2 方法

分析 1 で使用した全データを用いて、サポートベクターマシン、ロジスティック回帰、ランダムフォレストの 3 種類のモデルを学習させた。学習させたモデルに対し各特徴量の重要度を求め、各特徴量を比較検討した。scikit-learn ライブラリにある permutation_importance 関数を用いた。この手法は、各特徴量に対してランダムにシャッフルし、モデルの予測精度の差を測定することで、各特徴量が分類に与える影響を評価するものである。

4.3 結果と考察

サポートベクターマシンにおける各特徴量の重要度の結果は図 3、ロジスティック回帰における各特徴量の重要度の結果は図 4、ランダムフォレストにおける各特徴量の重要度の結果は図 5 で示した。これらの図は各特徴量の重要度をソートして表示している。青のバーの長さで重要度を表現している。また、黒のバーはエラーバーで誤差範囲を示している。

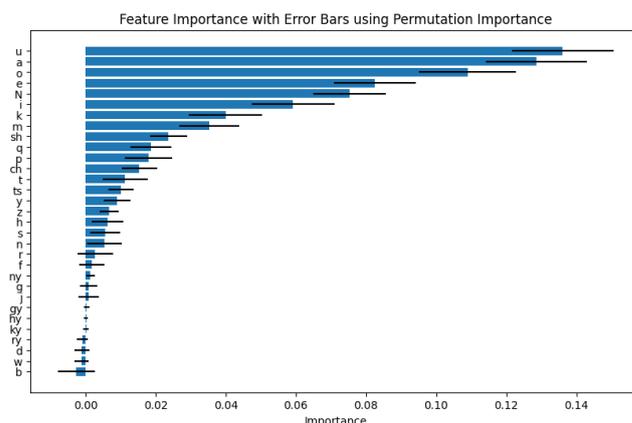


図 3: サポートベクターマシンモデルにおける重要度

サポートベクターマシンモデルにおける各特徴量の重要度は [u], [a], [o] が上位に来ている。次に [e] があり、子音 [N] の次に [i] という並びになっている。また、有声障害音が下位に並んでいる。[u], [a], [o] は後舌母音であり、より [i], [e] などの前舌母音よりも大きいなどの印象を与えることがわかっている [1]。また、母音が重要な特徴となっているのは、先行研究で進化後のポケモンはモーラが増加する傾向があることがわかっていることと関連があると考えられる [6]。日本語の場合モーラが多くなる場合それによって母音の使用数も増える。今回のサポートベクター

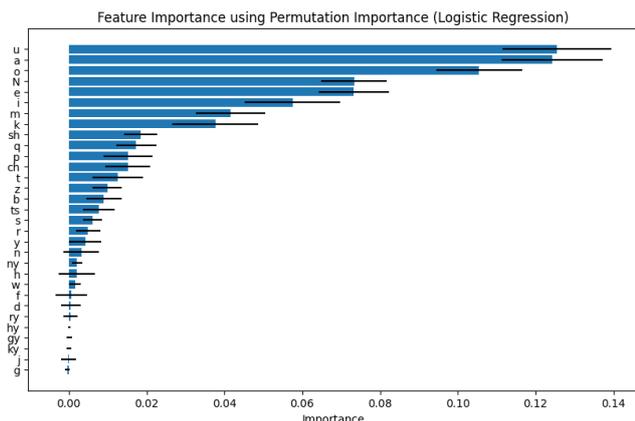


図 4: ロジスティック回帰モデルにおける重要度

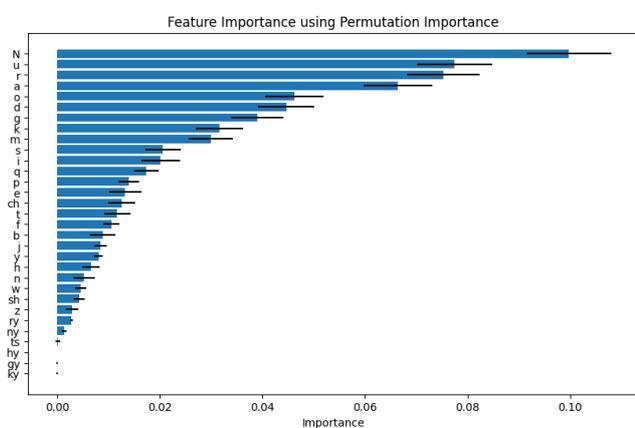


図 5: ランダムフォレストにおける重要度

マシンの分類では、音韻の絶対数よりも音韻の分布バランスに着目してモデルを作成していると考えられる。

ロジスティック回帰モデルにおける各特徴量の重要度でも母音が重要な特徴として上位に並んでおり、サポートベクターマシンと類似点がある。また、子音の特徴についても同様の順序になっている。そのため、ロジスティック回帰モデルもサポートベクターマシンと同様に音韻の分布バランスに着目してモデルを作成していると考えられる。

ランダムフォレストモデルにおける各特徴量の重要度では [N] が 1 番重要としている。これはサポートベクターマシンとロジスティック回帰も [N] が重要視されていることと共通する。2 番目に [r] がある。他のモデルでは下位に位置しており、ランダムフォレストモデルのみに見られる特徴である。その後後舌母音の [o], [a], [u] が並び、他のモデルと同様に前舌母音より重要視されている。さらに、他の 2 つのモデルとの違う点として子音の [d], [g] が重要としている。[d], [g] に関しては有声阻害音であり、進化前後

で差があることが川原らの研究 [6] の内容と一致している。

子音に関していずれのモデルであっても撥音の [N] が重要な特徴量として現れており、これらが進化前後の分類において大きな影響を与えていることが明らかになった。特に、[N] は日本語特有の音韻であり、柔らかさや余韻を残す印象を与えるとされている。阻害音の中でも、[p, t, k] などの破裂音が低い寄与度にとどまった点については、音象徴の効果がポケモン名の進化段階の分類には必ずしも単純には反映されないことを示唆している。

5 結論

ポケモンの名前分類は機械学習により一定程度行えることが示された。また、作成されたモデルにおける特徴量の重要度の分析より日本語ポケモン名の進化分類には母音が重要な特徴であることが全てのモデルにおいて確認できた。各特徴量に関しては後舌母音が前舌母音よりも重要視される傾向が見られた。また、すべてのモデルにおいて撥音 [N] が重要な特徴量として現れ、進化前後の分類において大きな影響を与えていることが確認された。一方で各モデルに差異が見られた。サポートベクターマシンとロジスティック回帰では母音の出現頻度のバランスを反映していることが示された。ランダムフォレストモデルは有声阻害音を比較的重要視しており、先行研究で示されている強さや大きさを象徴する音韻を重要視していることがわかる。さらに、破裂音はすべてのモデルで低い重要度となり音象徴の効果がポケモン名の進化段階の分類には必ずしも単純には反映されないことが示唆された。

6 課題

本研究で採用した以外にもモデルの作成手法は多数あるため最適な手法を探索し、ハイパーパラメータチューニングを含めた調整でモデルの性能を向上させたい。学習データに関しても今回は出現音韻の数え上げによるベクトル化を行ったが、音韻の順序関係によって音の与える印象は変わると考えられる。それを考慮した学習データの作成なども行っていく必要がある。また、今回は進化という明確な指標を用いて音象徴を検討したが、固い柔らかいなどさまざまな指標の下で音象徴を検討できるようにし、製品などの固有名詞に対して人がどう感じるかを推定できるようにしたい。

参考文献

- [1] 川原繁人. 「あ」は「い」より大きい!? 音象徴で学ぶ音声学入門. ひつじ書房, 2017.
- [2] Wolfgang Köhler. **Gestalt psychology: An introduction to new concepts in modern psychology**. WW Norton & Company, 1947.
- [3] Shigeto Kawahara and Kazuko Shinohara. A tripartite trans-modal relationship among sounds, shapes and emotions: A case of abrupt modulation. In **Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society**, Vol. 34, 2012.
- [4] 熊谷学而, 川原繁人. ポケモンの名付けにおける母音と有声阻害音の効果. 言語研究, Vol. 155, pp. 65–99, 2019.
- [5] Alexander James Kilpatrick, Aleksandra Ćwiek, and Shigeto Kawahara. Random forests, sound symbolism and pokémon evolution. **PLOS ONE**, Vol. 18, No. 1, p. e0279350, 2023.
- [6] Shigeto Kawahara, Atsushi Noto, and Gakuji Kumagai. Sound symbolic patterns in pokémon names. **Phonetica**, Vol. 75, No. 3, pp. 219–244, 2018.