

2012年度 卒業論文

語感に基づくネーミング支援

2013年3月29日

情報知能システム総合学科

(学籍番号: A9TB2133)

鈴木 皓也

東北大学工学部

概要

ネーミングは、様々な場面において必要になるが、良い名前を思いつくことは容易でない。そのため、ネーミングを支援するためのツール開発および研究がされているが、支援する度合いが小さい、ユーザーの希望を反映しづらいなどの問題点がある。そこで本研究は、ユーザーが語感をクエリとして入力することで、その語感を持つような音の名前を自動生成する命名支援ツールを実現することを最終目的とし、それに必要な、語感を自動で判断できる機構として、キャラクターの名前の語感がかawaiiかどうかを自動判別できる分類器を機械学習を用いて実現し、高い性能であることを確認した。また、かawaii語感を学習する上で有効と思われる素性を提案し、分類器の性能を上昇することに成功したが、その性能改善の有意差を示すことはできなかった。加えて、機械学習に用いる名前のドメインとテストに用いる名前のドメインを変えて実験することで、分類器がさまざまなキャラクターにおいても応用できることを確認した。今後の課題としては、かawaii語感を学習する上でより有効な素性の考案、分類器を実際にネーミング支援に応用すること、対象とする名前の種類を増やすことなどが挙げられる。

目次

第1章	はじめに	1
第2章	関連研究	5
2.1	キーワードに基づく命名支援	5
2.2	イメージに基づくネーミング	6
第3章	実験1 - 名前の収集とアノテーション	7
3.1	キャラクター名の収集	7
3.2	アノテーション内容	8
3.3	アノテーションの結果	9
3.3.1	各ドメインにおける評価の分布	9
3.3.2	アノテーター同士の一一致率	9
3.3.3	想起人数と全体一致率との相関	10
3.4	考察	11
第4章	実験2 - 機械学習を用いた分類器の生成	12
4.1	実験の内容	12
4.2	利用素性	13
4.2.1	既存研究で用いられた素性	13
4.2.2	提案素性	13
4.3	実験結果	14
4.4	考察	16
4.4.1	提案素性導入による結果分析	16
4.4.2	バイグラム素性の低パフォーマンス	17
4.4.3	かわいい語感と密接な要素	17
第5章	実験3 - 異なるドメインへの分類器適用	18
5.1	実験の内容	18
5.2	実験結果	19
5.3	考察	19
第6章	おわりに	20

第1章 はじめに

我々が新しい商品や新しいサービス等を作った時、それには名前が必要となる。名前は一つの発想として、特許庁 [9] に商標登録することで法的に守られるが、特許庁が定める登録分類では、ありとあらゆる商品、サービスが商標登録の対象となっており [13]、新しいものに名前をつけること、いわゆるネーミングが、様々な場面で行われていることを物語っている。ネーミングが様々な場面で必要となるのは、多くの役割を担っているからである。現代は様々な商品、サービスが至る所で開発され、そのそれぞれが名前を持っている。実際に 2010 年には 167,326 件もの商標登録が出願されている [14]。このように新しい名前が次々と開発され、氾濫している現代の中で、消費者に対象となるものの情報を伝え、記憶させ、購買意欲を促進するような名前を創造しなくてはならない。そしてこのネーミングの巧拙こそが市場で成功するかどうかのカギを握っており、例えば、名前を変えることで市場で成功した商品も存在する [11]。これらの条件を満たす名前を、我々の知る膨大な言葉や音をうまく組み合わせ、捻出しなくてはならない。更に言うと、商標登録は原則的に早い者勝ちで行われるので、作者が納得できる名前を思いつくまでいくらでも時間をかけられるというわけではない。そのため、ネーミングは専門的な知識や技能を要するタスクであり、実際、ブランドネームにおいてはネーミングを行う会社に巨額の資金を投じているケースも少なくない。

このように、ネーミングは様々な場面で必要になる一方で、一筋縄では行かないタスクである。このため、少しでも人間の負担を減らすために、様々な支援ツールが存在するが、既存のツールでは様々な課題が残されている。

名付け親 7Lite [10] は、ネーミングをする上で使えそうなキーワードを効率的に探すことができるネーミング支援ツールである。名付け親 7Lite には 10 種類以上の言語から、ネーミングに適した 5 万以上の単語を収録した辞典が内蔵されている。また、この名付け親 7Lite が力を入れているのが、辞書検索機能である。検索の際のスクリーンショットを図 1.1 に示す。例えば「良い」という意味の単語をキーワードを用いて名前を作成したい時、クエリに「良い」と入力すると、それから連想される「優秀」「正しい」「快適」などといった単語をリストアップし、またそこから連想される単語をリストアップするという再帰的動作を何度か行なった後に、リストアップされた単語それぞれについて同じ意味を持つ語を辞書の中から探し出す機能が搭載されている。しかし、名付け親 7Lite は、キーワードの収集の効率を上げるためのネーミング支援ツールに過ぎず、最終的に収集されたキーワードを元に名前を考えるのは人間であるため、ネーミングにおいて軽減される人間の負担の量は少ない。

一方で、主にキャラクター名を対象として、ワンクリックで名前の案を生成するところまで自動で行うツールも Web 上でいくつか公開されている。例えば、groovy life [3] で公開されている「カタカナ名前のランダム自動生成」では、ボタンをクリックすると、カタカナ表記の名前がランダ

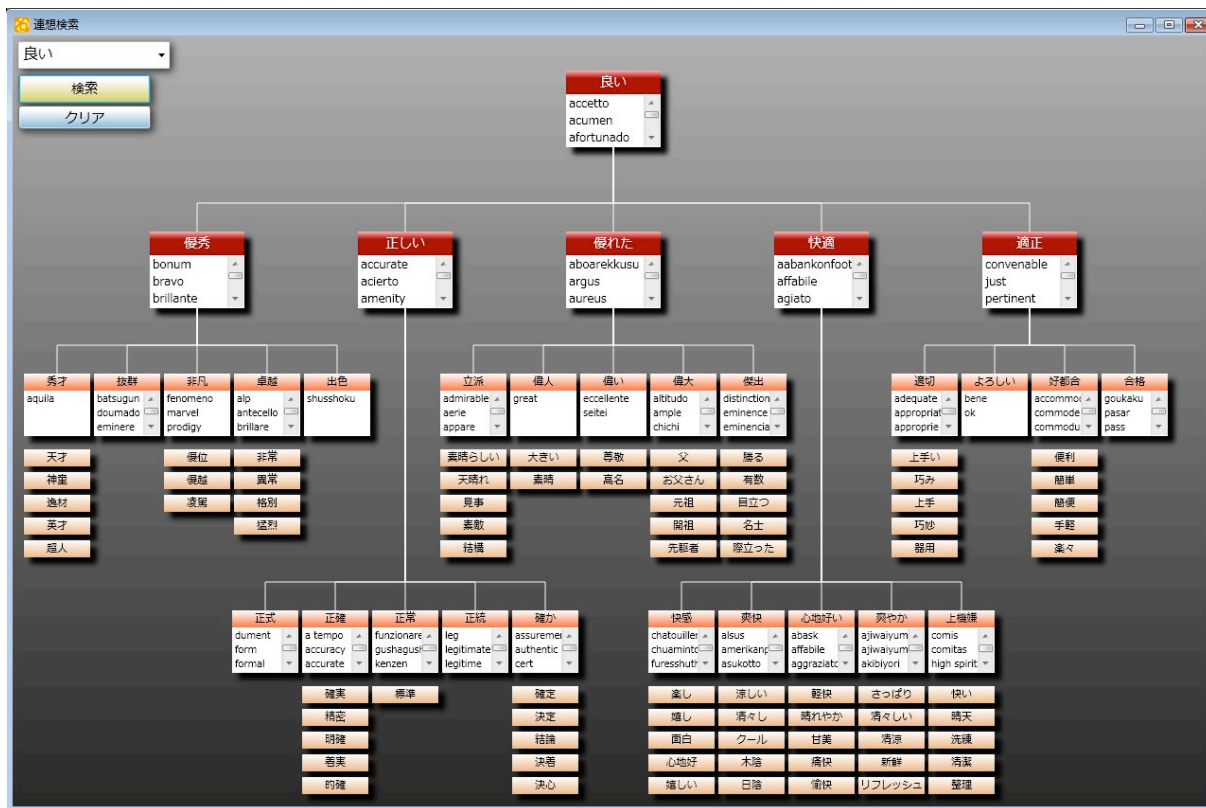


図 1.1: 名付け親 7Lite の辞書検索の例

自動生成で省力化。オート作成ツール集

カタカナの名前をランダムに120個生成します。名前らしくするため、ある程度補正はしています。

ミドルネームがあったりもします。名前を作成し直す場合は下のボタンを押してください。

小説や漫画やゲームの登場人物、街の名前、地名、惑星名、メカの名前、ダンジョン名、アイテム・武器の名前、呪文など色々使ってください。

もっと名前っぽいのがいい場合は、[ファンタジー系カタカナ名前を男女別にランダム自動生成](#)もご利用下さい。

(以前別サーバーで公開していたのですが終了してしまったので、cgiで作りましたものです。)



図 1.2: カタカナ名前のランダム自動生成の実行情例

ムで大量に生成され、画面に提示される。実行例を図 1.2 に示す。しかし、クリック一つで候補が生成されるため、ユーザーの意向を反映させる余地が全くない。例えば、ゆるキャラなどのようなかわいらしいキャラクターの名前を考える際に、「ロンヌゴズーフ」などのような、重くごつい語感の名前の候補などを提示するのはユーザーにもどかしい思いをさせてしまう。このような問題に対して、50音組合せ表示ネーミングツール [1] では、図 1.3 に示すように、一部の文字の音を指定したり、拗音、濁点などを含む名前候補を取り除くなどのオプションを選択できるが、ユーザーが作りたい名前の語感を生成させるには、これらのオプションは直感的には理解しづらく、思い通りに作成するには、音韻論や心理学の知識を要する。

以上の現状を踏まえ、本研究では、よりユーザーの期待を直感的に反映できる、名前の候補の自動生成ツールを実現することを目標とする。具体的には、シードとなる名前と生成される名前が持っている語感の希望をクエリとして入力すると、元となる名前をランダムで置換したものを大量に自動生成し、その中から指定された語感を持つ名前を抽出し、ユーザーに提示するツールを実現させることが最終目的である。なお、シードとなる名前が入力されなかった場合は、ランダムのカタカナ列を自動生成し、これを元になる名前として処理を行うものとする。このツールのイメージ図を図 1.4 に示す。言うまでもなく、このツールの実現には、語感を自動判断できる機構が必要不可欠である。そこで、本論文では研究の最終目標である先述のツールの実現の第一歩として、語感を自動判断できる機構の実現について取り組んだ。具体的には、キャラクターのネーミングを想定し、名前の語感がかっこいいかどうかを自動で判断できる分類器を機械学習を用いて得ることに挑戦した。

本論文は 6 章で構成されている。次の 2 章では、ネーミング支援に関する関連研究を紹介する。3 章では、実験 1 として、機械学習に用いる名前を収集し、人手のアノテーションを付与した結果をまとめる。4 章では実験 2 として、本論文の最大の目的である語感のかわいさを判断できる分類器の実現を試み、また、語感のかわいさを判断する目的に特化した素性を考案し、有効性を調査した結果を述べる。5 章では、分類器の学習に用いた名前のドメインと異なるドメインに属するキャラクター名のかっこいさを、その分類器で判断することができるかを調査し、その結果を述べ、6 章でまとめと今後の課題を述べる。

音数	部分指定したい音を入力（全角仮名）	結果から除外したい音を入力
4	<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> 拗音（2字音） <input checked="" type="checkbox"/> 濁音（゜） <input type="checkbox"/> 半濁音（゜） <input type="checkbox"/> 長音（ー） <input type="checkbox"/> 促音（っ） <input type="checkbox"/> 撥音（ん） <input checked="" type="checkbox"/> フ
結果を表示。（Enter長押しで連続表示）		

ポミトピ

ペケトピ

トヌメピ

図 1.3: 50音組合せ表示ネーミングツールの実行例

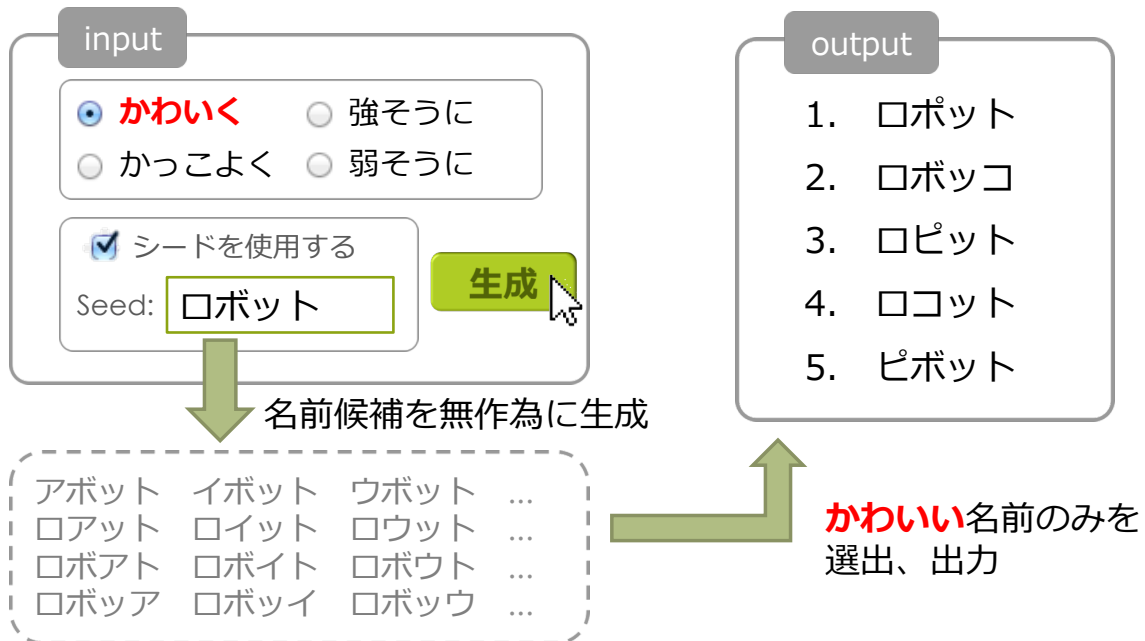


図 1.4: 最終的に実現したいネーミング支援ツール

第2章 関連研究

我々の身の周りにおける名前の多くは、「説明型」と「イメージ型」の二つの系統に分別できる[16]。実際に流通している商品を例にとると、16種類の茶葉を使用しているお茶であることをアピールした「十六茶」や、かゆみ止めの薬の「カユピタクール」などのように、ネーミング対象の特徴や工夫点を表すキーワードが元になっている名前が説明型に該当する。一方イメージ型は、缶コーヒーの「BOSS」や、テレビの商品名である「AQUOS」のように、ネーミング対象の持つイメージや消費者が受ける感覚を語感で表した名前のことを指す。

名前を自動生成することでネーミング支援を行なう研究はいくつか行われているが、上に示した説明型のように、ネーミング対象の特徴を表すキーワードに基づいて造語を自動生成するものと、イメージ型のように、ネーミング対象のイメージを語感に反映した名前を自動作成するものの二通りが存在する。本章では、名前の自動生成を行うことでネーミング支援を行った研究を、上記に示した二つの系統に分けて紹介し、その分析を元に本研究の目的を述べる。

2.1 キーワードに基づく命名支援

ネーミングの手法の一つとして、商品などのネーミング対象のコンセプトや特徴を表すキーワードを収集し、そのキーワードに手を加えることで造語を考え、それを名前とする方法がある。例えば「お寿司を食べて元気になって欲しい」という願いから、「元気寿司」という会社名が存在するが、この名前は典型的なキーワードに基づいてネーミングされている例である。

柴田ら[15]は、ネーミングを、コンセプトの明確化、キーワードの収集、造語、ネーミング案の評価の4つの手順で行うものとし、これらを自動化することでネーミング支援をする試みとして、ネーミング対象の特徴を説明するテキスト、対象のカテゴリなどを入力すると、名前候補の順位付きリストを出力するツールを提案、モデル化、実装した。ただし、この研究では出力となる名前候補は頭字語のみに限定されている。

皆川ら[12]は、柴田らと同様、ネーミングはキーワードを収集し、そこから造語をすることで行うという立場から、様々な企業名の由来とその元となるキーワードを調査し、分類、分析した。その上で、キーワードの連結や、一部削除、頭字語作成、並び替えなどといった12種類の造語法を用いて自動でネーミングを行うツールを提案し、実装した。

しかし、このようなキーワードに基づいたネーミングの手法は、キーワード事態がそもそも既存の単語であるため、生成される名前候補も「元気一」、「ハトブランド」などのように、我々が聞き慣れているような響きの名前に偏ってしまい、イメージからネーミングする手法と比べると、ありきたりな名前になってしまう可能性が比較的大きく、名前の創造の幅が狭まってしまう。

2.2 イメージに基づくネーミング

既存の単語にとらわれず、言葉の語感に基づいて自動ネーミングを行う研究として、三浦ら [14] は、ゲーム「ポケットモンスター」のシリーズに登場するモンスター（以下、ポケモンと表記する）の名前を 100 匹収集し、そこからランダムに生成した 300 組のペアを、どちらが強そうな名前かどうかを人間がアノテーションし、その結果を訓練データとして SVM による機械学習で分類器を生成することで、語感の強弱を自動で判断できる機構を実現した。また、それを利用して強そうな名前および弱そうな名前の案を自動生成することに成功した。しかしながら、この研究では、ポケモンの名前のみを用いて実験しているため、ポケモン以外の名前においても分類器が適用可能かどうかは調査されていない。また、機械学習に用いた素性もカタカナおよびローマ字のユニグラム、バイグラムという簡素なもののみであった。

本研究では、キーワードから造語を作る手法ではなく、語感に基づきネーミングを自動で行うツールとして、図 1.4 のような命名支援ツールを作成することを最終的な目標とし、それに必要な第一歩として、語感を自動で判断する機構を、三浦らの主方針を踏襲することで実現する。すなわち、機械学習によって分類器を得ることで、語感の自動判断を行う機構を構築する。今回は強弱でない語感として、かわいい語感を題材とし、語感がかわいいかどうかの判断を行なえる分類器の実現を本研究の目的とし、三浦らの手法を応用することでこれに取り組んだ。ただし、三浦らよりも対象となる名前の範囲を広げ、キャラクター名全体を分類対象とし、ゲームの登場キャラクター、ディズニーの登場キャラクター、サンリオのキャラクターといった、出展の違う 3 ドメインから名前を収集し、実験を行なった。また、更に、語感のかわいさを判断する上でより有効であろう素性を提案、導入を試みた。

第3章 実験1 - 名前の収集とアノテーション

本研究において、名前の語感のかわいさを判断する分類器を作ることは、語感のかわいさを判断する際の基準は人間同士である程度一致するという仮説に基づいている。本章では、キャラクターの名前の収集し、人手による名前の語感がかわいいかどうかのアノテーション付与をした結果から、上記の仮説の真偽をはじめとする、推察できる知見を述べる。

3.1 キャラクター名の収集

実験の対象となるキャラクター名として、ゲームに登場するキャラクター名をゲーム民族 [6] から 1403 件、ディズニーのキャラクター名をディズニーの公式ページ [8] および Wikipedia[5] から 431 件、サンリオのキャラクター名をサンリオの公式ページ [7] および Wikipedia[5] から 136 件、以上 3 ドメインから計 1970 件のキャラクター名を収集した。ゲーム民族はゲームのレビューおよびデータベースを公開している Web サイトであり、ゲーム民族で公開されているキャラクター大辞典には、ゲームに登場するキャラクターの名前が 2013 年 3 月 17 日現在で 14645 件掲載されている。収集した名前の各ドメインごとの件数と、それが全体に占める割合を図 3.1 に示す。

キャラクター名の収集においては、表記が重複するものは除いている。また、第 4 章で述べる実験において名前をローマ字表記に変換する必要があることから、ひらがなまたはカタカナで表記されたものに限定した。加えて、同実験においてネーミング支援への応用を見据えた分類器を作成するための教師データとするという観点から、「ヱィ」といった一音のみの名前のようなキャラクターにつける名前として適切だと考えにくいものは除いた。さらに、「ミッキー」などのような知名度が高すぎると筆者が判断した名前は、人手によるアノテーションの際に、語感がかわいいかどうかの判断に影響が出る可能性（次節で詳細を述べる）が極めて高いため、取り除いてある。

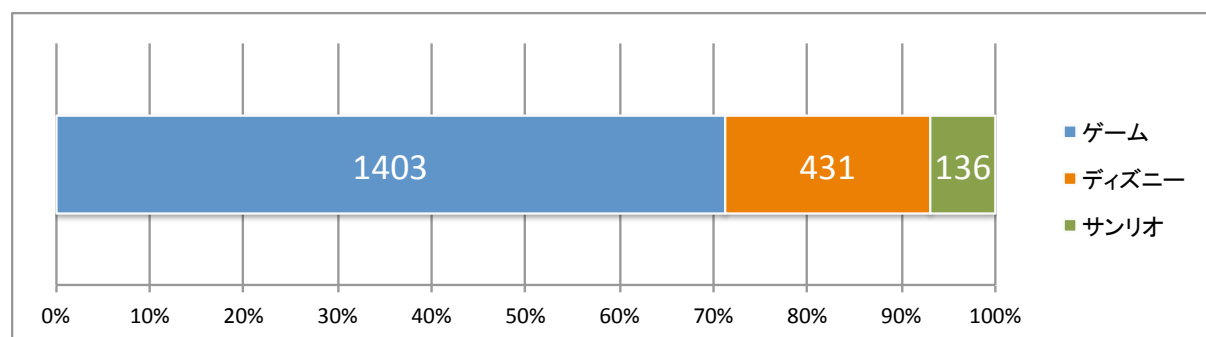


図 3.1: 各ドメインにおける収集した名前の件数と全体に占める割合

3.2 アノテーション内容

前節で収集した1970件のキャラクター名について、それぞれの語感がかわいいかどうかを、日本人である5人のアノテーターに評価させた。アノテーターの年代および性別は30代男性1名、20代男性3名、20代女性1名であった。依頼したアノテーション内容は、かわいさの五段階評価に加え、固有名詞を想起したかどうか、一般名詞を想起したかどうかの全部で三項目である。

かわいさの五段階評価

対象となる名前の語感がかわいいかどうかを五段階で評価する。評価は+2から-2の整数値を付与することで行ない、各数字は以下の意味を持つものとした。

- +2 かわいい
- +1 どちらかというとかawaii
- 0 どちらともいえない
- 1 どちらかというとかawaiiわけではない
- 2 かわいいわけではない

固有名詞の想起

対象となる名前の語感を判断する上で、その名前と同名または似た名前を持つキャラクターや人物等の固有名詞を想起したかどうかを、YesまたはNoの二値で回答させた。例えば、「ミッキー」という名前の語感がかわいいかを判断する際に、「ミッキーマウス」が頭に浮かんだ場合や、ミッキーという愛称で呼ばれている友人等を思い浮かんだ場合が、固有名詞を想起した場合に該当する。この場合、語感がかわいいかのどうかの判断が、想起した固有名詞に対して評価者が持つ印象の影響を受けてしまう可能性があり、純粋な語感のかわいさを調査する上での支障となる。これを三浦ら[14]は意味バイアスと呼んでいる。この意味バイアスをなるべく軽減して実験を行うため、この項目を回答させた。なお、想起した場合は、可能な限り想起されたものを無視し、語感のみでかわいさの五段階評価をするものとした。

一般名詞の想起

固有名詞の想起と同様、意味バイアスを軽減する目的として回答させた。例えば、「ワッフル」という名前の語感のかわいさを評価する上で、お菓子のワッフルを想起する可能性が考えられる。このように、固有名詞でなく一般名詞を想起したかどうかを回答するのが、この一般名詞の想起の項目である。

アノテーションの際には、対象となる名前を全てカタカナ表記にして行なった。これは、本研究で扱うのは名前の語感のかわいさであるが、語感のかわいさとは関係のない「表記による名前のかわいさ」という要素が、アノテーション結果に影響を及ぼすことを避けるためである。例えば「バンクス」と「ばんくす」は表記が違っただけで同じ名前であるが、ひらがな表記の「ばんくす」のほうがかわいく感じるという場合が考えられる。このような語感とは関係ない表記の違いという要素が、純粋な語感のかわいさを判断するうえで支障になると考えたため、表記をカタカ

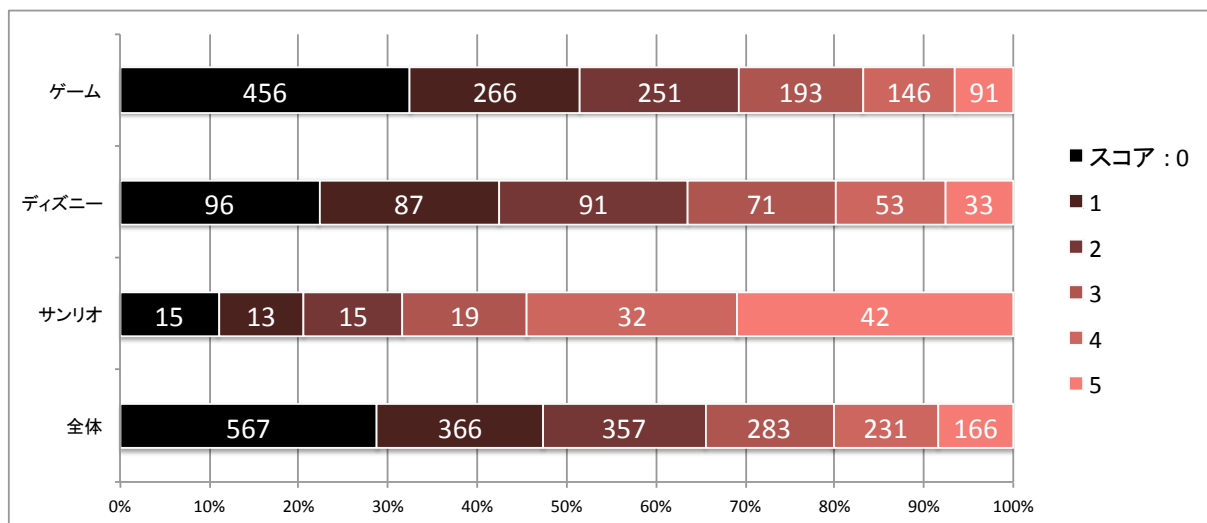


図 3.2: 各ドメインおよび全体におけるスコアの分布

ナに統一した上でアノテーションを行なった。また、アノテーションの対象となる名前の並び順が語感のかわいさの評価に影響を及ぼすのを防ぐため、アノテーションの対象となる名前の羅列の順序は5人全員異なるものにした上で行なった。

3.3 アノテーションの結果

3.3.1 各ドメインにおける評価の分布

ある名前についてアノテーションを行なった際に、+2または+1の評価を付与した人数を、その名前のスコアと呼ぶこととする。例えば、ある名前の語感のかわいさを評価した際に、+2または+1の評価を付与したアノテーターが三人いた場合、そのスコアは3とする。各ドメインおよび全体でのキャラクター名のスコア分布を図3.2に示す。また、ある名前について、固有名詞または一般名詞を想起した人数を、その名前の想起人数と呼ぶこととする。各ドメインおよび全体でのキャラクター名の想起人数分布を図3.3に示す。

3.3.2 アノテーター同士の一致率

キャラクター名の語感がかわいいかどうかにおいて、5人のアノテーターの判断がどれだけ一致するかを調査した。ここで、ある名前に対し、アノテーターXによる語感のかわいさの評価とアノテーターYによる評価の値の差が1以内だった時、アノテーターXとアノテーターYの評価の判断は一致したと見なし、二人の評価の差が2以上だった時、二人の判断は一致しなかったものとする。また、アノテーターXとアノテーターYの語感の判断が一致した名前の件数を、対象となる名前の総数で除算して得られる値を、アノテーターXとアノテーターYの一致率と定義する。

今回のアノテーションにおける一致率を表3.1に示す。表3.1の最右列に示した平均は、各アノテーターの、他人との一致率の平均値である。例えば、アノテーターBの平均である0.70は、B

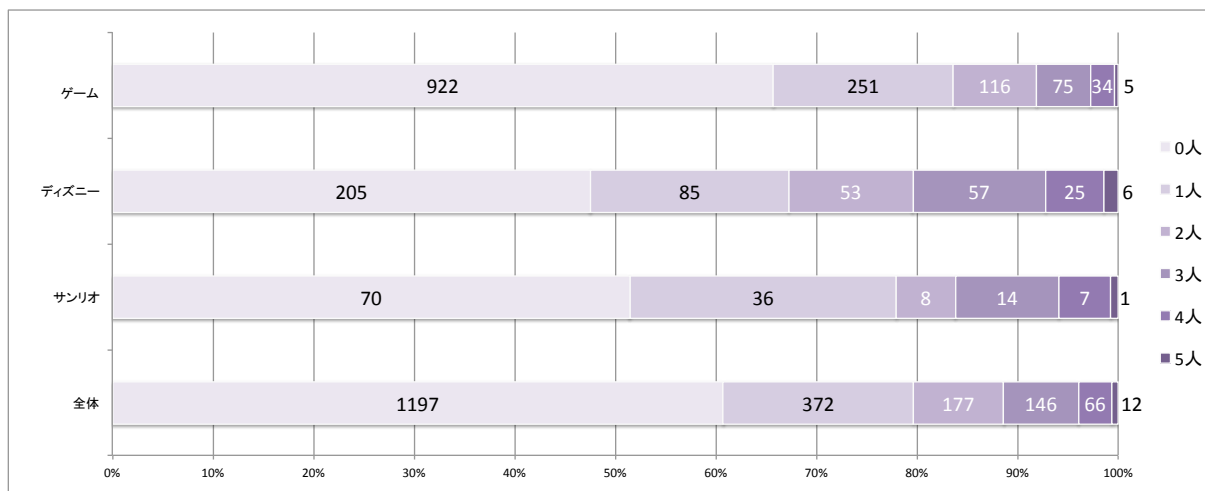


図 3.3: 各ドメインおよび全体における想起人数の分布

表 3.1: アノテーター同士の一致率

	A	B	C	D	E	平均
A	1.00	0.76	0.71	0.60	0.64	0.68
B	0.76	1.00	0.75	0.62	0.65	0.70
C	0.71	0.75	1.00	0.71	0.73	0.73
D	0.60	0.62	0.71	1.00	0.77	0.68
E	0.64	0.65	0.73	0.77	1.00	0.70
				全体一致率		0.69

と A の一致率 0.76、B と C の一致率 0.75、B と D の一致率 0.62、B と E の一致率 0.65 の全部で 4 つの値の平均をとったものである。この値は各アノテーターが他人とどれだけ一致したかを示す指標となる。また 5 人のアノテーターそれぞれの平均値のさらに平均をとったものを最下行に示した全体一致率とし、5 人全体でどの程度判断が一致したかを示す指標とする。

表 3.1 より、人間がキャラクターの名前の語感のかわいさを判断する上で、人間同士である程度共通する基準が存在し、その判断はおよそ 7 割一致することが分かった。

3.3.3 想起人数と全体一致率との相関

3.2 節で述べたように、あるキャラクター名の語感がかわいいかどうかを判断する上で、意味バイアスの存在が支障をきたす可能性がある。そこで、想起人数が 0 人の名前のみ、想起人数が 1 人以内の名前のみ、想起人数が 2 人以内の名前のみ、という具合で一致率計算の対象となる名前を変化させた場合において、各場合における全体一致率を各ドメインおよび全体で算出し、意味バイアスが一致率に及ぼす影響の有無を調査した。結果を図 3.4 に示す。図 3.4 より、データ全体およびゲームキャラクターの名前においては、想起人数の多い名前を一致率の計算対象に含めてもあまり影響がないものの、サンリオおよびディズニーのキャラクターでは影響があることが分

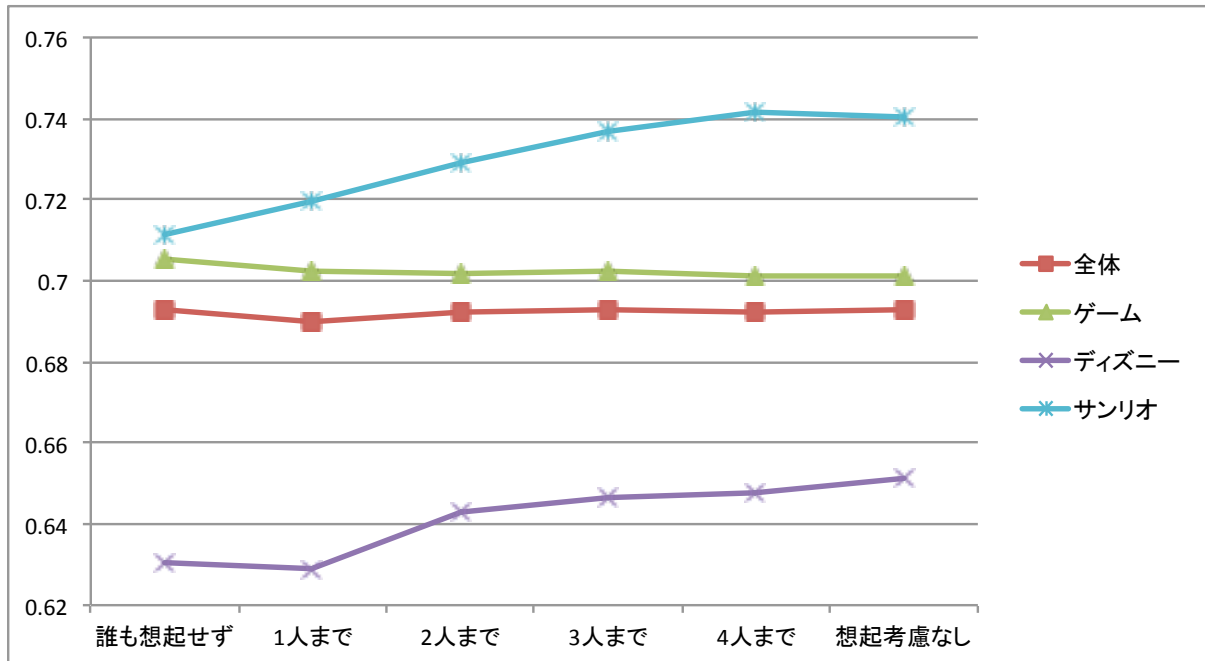


図 3.4: 想起人数を基準に対象を変化させた場合の全体一致率の推移

かった。

3.4 考察

図 3.2 から、サンリオのキャラにおけるスコアが 3 以上となる名前が占める割合は約 70% と、他ドメインと比較すると、著しく大きくなっていることが分かる。サンリオはハローキティやポムポムプリンをはじめとする女性や子供向けのファンシーなキャラクターを売り出す企業であるため、売り出すキャラクターの名前においても、かわいらしい名前になるよう工夫して命名しているのだろうと考えられる。

図 3.4 では、サンリオおよびディズニーのドメインにおいて、想起人数の多い名前を一致率の計算対象に入れることで、一致率が上昇することが分かった。このことから、ある名前について、アノテーター同士で想起したものが一致している場合が多かったものと考えられる。これはディズニーやサンリオのキャラクターがある程度知名度を持っていることと、「ホイップ」「パン」などといった一般語がそのまま名前になっている場合がディズニーやサンリオで多く見られることが一因となっていると推測する。また、一方でゲームのドメインにおいてはサンリオやディズニーのキャラクターとは異なり、想起人数の多い名前を一致率の計算対象に入れても一致率に大きな変化は見られなかった。これは図 3.3 に示したように、ゲームのドメインにおいては想起人数が 0 人である名前が全体のおよそ 65% を占めているため、アノテーターが何らかの名詞を想起した名前が全体一致率に大きな影響を及ぼさなかったのだと思われる。全体では、図 3.4 においてゲームのドメインと同じグラフの挙動を示しているが、これは 3.1 に示したように、ゲームの登場キャラクターの件数は収集した総キャラクター数の約 70% を占めていることが原因だと考える。

第4章 実験2 - 機械学習を用いた分類器の生成

本章では、前章で作成した語感がかわいいかどうかのアノテーションを付与した名前データを訓練データとして用いて機械学習を行い、語感のかわいさを自動判別できる分類器の作成を試みる。また、語感のかわいさを判断することに特化した素性を考案し、実際に機械学習に用いることで、分類器の性能を向上させることができるかを調査した。加えて、かわいい語感を判断する上で、どの素性が有効であるかを分析した結果を述べる。なお、本実験では、ドメイン内の機械学習が可能かどうかを検証することを目的とし、ゲームの登場キャラクターの名前のみを使用する。これは、ドメインによって名前に使われる音の傾向が異なる可能性を考慮するため、詳細および異なるドメインの名前への分類器の適用については、第5章で述べる。

4.1 実験の内容

本実験では、過半数が「かわいい」または「どちらかというとかわいい」と判断、すなわちスコアが3以上の名前を分類器における正例とし、それ以外の名前を負例とする。正例と負例の例を表4.1に示す。

実験に使用するのは、前章で取得したゲームに登場するキャラクターの名前のうち、想起人数が0人である計922件ある。想起人数が0人の名前だけに限定したのは、意味バイアスが純粋な語感の判断に支障をきたす可能性を軽減するためである。なお、使用する名前922件中、正例は251件(全体の27%)、負例は671件(全体の73%)であった。さらに、922件のうち8割を訓練データとし、残り2割を分類器の性能を調査するテストデータとする。この学習データを元に作成した分類器で、テストデータに属する各名前がかわいい名前であるか否かを予測し、それがアノテーション結果とどれだけ一致するかを比較することで、分類器の性能を調査する。

本実験では、以下の三種類の分類器を作成し、性能を比較する。

分類器 A 訓練データは一切使用せず、テストデータの各名前のラベルを無作為に予測する

分類器 B 三浦ら [14] が用いた素性を用いて訓練データを機械学習することで得られた分類器

分類器 C 三浦らの素性に加えて、次節で提案する素性も用いて機械学習することで得られた分類器

なお、機械学習には Support Vector Machine(以下 SVM) を実装した Classias[2] を使用した。

表 4.1: 正例となる名前の例と、負例となる名前の例

正例	負例
ピッポ	ゼス
メイミー	ギムド
チッピー	バウゼ
ペッピー	オイゲン
リコッタ	アゴート
プリラ	デルサス
ピッケ	リーガン
ルパパ	ブライグ
ナンナ	ギデオン
プニヨ	ザナトス

4.2 利用素性

4.2.1 既存研究で用いられた素性

三浦ら [14] が用いた素性を以下に示す。

KanaUni キャラクター名に含まれるカタカナのユニグラム

KanaBi キャラクター名に含まれるカタカナのバイグラム

RomaUni キャラクター名に含まれるローマ字のユニグラム

RomaBi キャラクター名に含まれるローマ字のバイグラム

なお、カタカナで表記された名前をローマ字表記に変換する際には `romkan.py`[4] を用いた。

4.2.2 提案素性

本論文では、かわいい語感を判断する上で有効だと思われる素性を考案、導入することで、分類器の性能向上を試みる。本論文で提案する三つの素性を以下に示す。

Repeat

「プリリン」「キキ」などのように、同じカタカナの連続が存在する名前は、かわいい名前だと感じやすいと考えた。Repeat は、このような同じカタカナの連続が名前中に存在するか否かを示す二値分類の素性である。

Length

「エマ」「キセナ」のように、かわいい名前は、名前の長さが短いものが多いと考えられる一方で、一方で、長い名前は「ラナンキュラス」や「ジークリンデ」などのように、かわい

表 4.2: 7 素性中で 1 素性だけ未使用にした場合の分類器性能

素性名	「プリリン」における素性	「ヨルギオス」における素性
KanaUni	プ、リ、ン	ヨ、ル、ギ、オ、ス
KanaBi	プリ、リリ、リン	ヨル、ルギ、ギオ、オス
RomaUni	p,u,r,i,n	y,o,r,u,g,i,s
RomaBi	pu,ur,ri,ir,in	yo,or,ru,ug,gi,io,os,su
Repeat	True(リリが該当する)	False
Length	4	5
HasDakuten	False	True(ギが該当する)

いとは言えない名前が多いのではないかと考えた。Length は、名前のカタカナ表記における文字数を値とする素性である。例えば、「キセナ」は三文字なので Length=3 となる。

HasDakuten

「ヴィヴィアージ」「ゴータル」のように、名前における濁点の存在は、かわいいとはいえない印象を与えると考えた。HasDakuten は、このような濁点のついた文字を一文字でも名前に含んでいるか否かを示す二値分類の素性である。

以上の既存研究で用いた四種類の素性と、三種類の提案素性を用いて、分類器の学習の実験を行う。各素性の一覧と例を表 4.2 に示す。

4.3 実験結果

4.1 節で述べた分類器 A,B,C のそれぞれの、テストデータにおける正解率および F 値を図 4.1 に示す。学習を行わずランダムに分類する分類器 A と、学習を行なった分類器 B,C とを比較すると、正解率と F 値の両方で著しい性能改善が見られたため、語感のかわいさを判断できる分類器の実現に有効な機械学習を行えたことが分かる。加えて、分類器 B,C では 8 割を超える正解率となっており、かわいい名前とそうでない名前を高精度で判断できていることが分かる。更に、三浦ら [14] の素性のみで学習した分類器 B と、それに提案素性を加えた分類器 C とでは、分類器 C のほうが正解率、F 値ともに大きいことから、提案素性が名前の語感がかわいいかどうかを判断する上で有効な素性であることが分かった。

また、有効素性の分析として、三浦らの素性および提案素性の計 7 種の素性を用いて学習を行なった分類器 C と、その 7 種類のうちひとつの素性を使用せずに学習を行なった場合での性能の比較をした結果を表 4.3 に示す。

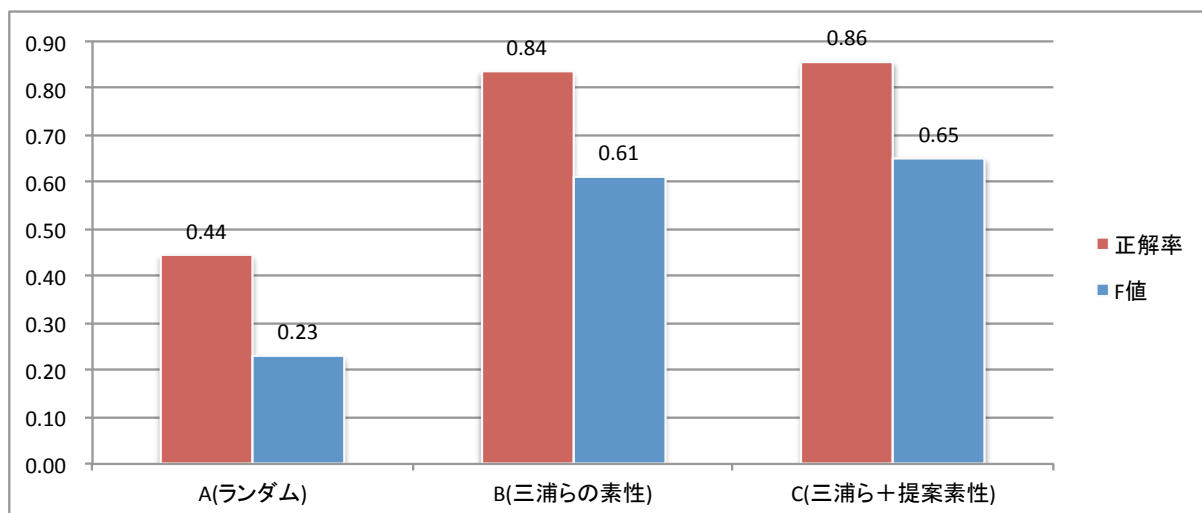


図 4.1: 各分類器のテストデータにおける正解率および F 値

表 4.3: 7 素性中で 1 素性だけ未使用にした場合の分類器性能

未使用素性	正解率	F 値	F 値における差
KanaUni	0.8557	0.6585	+0.0085
KanaBi	0.8866	0.7317	+0.0817
RomaUni	0.8505	0.6329	-0.0171
RomaBi	0.8660	0.6750	+0.0250
Repeat	0.8557	0.6500	0.0000
Length	0.8402	0.6173	-0.0327
HasDakuten	0.8351	0.6000	-0.0500
全 7 素性使用	0.8557	0.6500	

表 4.4: 分類器 C における提案素性に関する重み値

Repeat		Length		HasDakuten	
True	0.5409	4	0.4921	False	0.8958
False	-0.1781	5	0.2203	True	-0.5330
		3	0.1834		
		6	0.1478		
		2	0.0422		
		8	-0.2203		
		7	-0.5026		

4.4 考察

4.4.1 提案素性導入による結果分析

提案素性である Repeat, Length, HasDakuten の 3 種類が分類器に及ぼす影響を調査するため、分類器 C の学習した結果得られた素性の重みを分析した。その結果を表 4.4 に示す。表 4.4 より、Repeat 素性提案時に立てた、文字の繰り返しが存在することでかわいい名前と感じやすいという仮説が正しいということが分かった。同様に、濁点のつく文字が含まれる名前はかわいくないと判断され、濁点のつく文字を含まない名前はかわいくと判断されやすいという仮説も正しいことが分かる。また、長い名前だとかわいく感じにくくなるという仮説は正しく、本実験では文字数が 7 文字を超えるとかわいくない名前と判断されやすく、4 文字の名前にはかわいい名前が多いと分かった。

しかし、図 4.1 に示したように提案素性を加えて学習して得た分類器 C は分類器 B より性能が良かったものの、t 検定により素性の有効性を試みたところ、有意水準 5% で有意差を示すことはできなかった。これは、表 4.3 に示したように、Repeat の素性の有無による結果の差がないことが一因と考えられる。今回テストデータに用いた名前に repeat=True となる名前が一つしか含まれておらず、またその名前が Repeat 素性を用いなくても正例だと判断できていたため、Repeat を使用するか否かが結果に影響しなかったことが原因だと考える。

また、「ラズ」や「モディ」のように、濁点のついた文字を含んでいても、かわいらしい名前が存在するように、提案素性における例外が存在することと、三浦らの素性だけでも十分な性能が確立されていることも、有意差が現れなかった原因だと考えられる。さらに、今回の実験の結果とは直接関係はないが、例えば「ガガウン」や「ザザーランド」のように、濁点の文字を繰り返すことで強そうな印象を受ける名前が存在することが、学習データから分かった。しかし、提案素性ではそのような事例は想定していない。このことから、有意差を得るには素性の更なる改善が必要だと考える。

表 4.5: 重みが大きかった素性と小さかった素性

重み大		重み小	
素性	重み	素性	重み
HasDakuten=False	0.8958	ウ	-1.1201
ユ (小さいユ)	0.8034	イ	-0.9842
ヤ (小さいヤ)	0.5712	s	-0.6332
Repeat=True	0.5409	g	-0.6135
p	0.4987	HasDakuten=True	-0.5330
m	0.3997	ヤ	-0.5066
モ	0.3997	Length=7	-0.5026
エ	0.3470	ム	-0.5000
ピ	0.3456	h	-0.4960
コ	0.2427	ス	-0.4565

4.4.2 バイグラム素性の低パフォーマンス

表 4.3 を見ると、KanaBi を用いずに学習した場合、KanaBi を用いて学習した場合と比べて、F 値が大きく上昇していることが分かる。RomaBi についても同様に、使用素性から外すことで大きな性能改善が見られた。これは「od」「ラス」「ub」といった、本来は含まれることでかわいい名前の決め手とはならないはずのバイグラムにおいて、分類器の重みベクトルにおいて正例の方向に大きな重みが設定されてしまうということが多く発生したためだと考えられ、それは学習データの量が少ないことで、先述のようなバイグラムを含むかわいい名前の存在割合が偶然大きくなってしまったからではないかと推察する。

4.4.3 かわいい語感と密接な要素

分類器 C において、バイグラムの素性である KanaBi および RomaBi を除いた 5 素性中で最も重みが大きい素性 10 個と最も重みが小さい素性 10 個を表 4.5 に示す。表 4.5 より、人間は濁点文字が無いこと、ミヤやピユなどの拗音、同じ文字の繰り返し、子音の p や m から語感のかわいさを判断していると考えられ、一方で、濁点文字があること、子音の s,g,h や名前の長さ、ウ、イといったものから語感のかわいくなさを判断していると考えられる。

第5章 実験3 - 異なるドメインへの分類器適用

我々の身の回りにはかわいい名前は多数存在するが、その名前が属するドメインによって、特徴が異なる。例えば、ゆるキャラにおける可愛い名前の例として、「ひこにゃん」が挙げられる。また、一方で、女性向けの車として売りだされている車である「ラパン」という名前がある。どちらもかわいい名前であるが、仮に「ひこにゃん」という車の名称があると考えたと違和感を覚える。なぜなら、「ひこにゃん」という名前はにゃんという部分で、やわらかい丸みを帯びたようなかわいさを演出しており、これが車が本来持っているスマートさや、洗練された印象に反するためであると考えられる。車のドメインであれば、本来車が持つスマートさや洗練されているイメージを残しつつ、かわいい名前にした「ラパン」「モコ」などといった名前が適当であろう。このように、名前はドメインによって異なる特徴を持っている。そして、そのドメインによる名前の特徴の差異は、本研究の実験で扱うキャラクターの名前においても存在する可能性があると考えられる。しかし、三浦ら [14] の研究においては、語感における強弱を判断する分類器に関する実験として、ポケモンの名前における交差検定のみを行っており、ポケモン以外のドメインにおいても、分類器が名前の強弱を判断できるかどうかについては言及していない。

そこで、本実験では、ゲームドメインの名前を学習データとしてかわいい語感を判断する分類器を作成し、別ドメインである、ディズニーのキャラクターおよびサンリオのキャラクターをテストデータとして分類器の性能を確認することで、異なるドメインへの分類器の適用が可能であるかを調査する。

5.1 実験の内容

本実験では、前章と同様、想起人数が0人の名前のみを実験に用い、そのうちスコアが3以上のものを正例、2以下のものを負例とする。これらから、使用するゲームドメインの名前のうち正例は251件（ゲームドメイン中の27%）、負例は671件（ゲームドメイン中の73%）で、ディズニーに登場するキャラクター名のうち正例は67件（ディズニードメイン中の33%）、負例は138件（ディズニードメイン中の67%）、サンリオに登場するキャラクターでの正例は49件（サンリオドメイン中の70%）、負例は21件（サンリオドメイン中の30%）となった。このうちゲームドメインのキャラクター名922件を機械学習の学習データとして、分類器を作成し、ディズニーキャラの名前やサンリオキャラの名前のそれぞれの名前の語感がかわいいかどうかを分類器に予測させた。その予測の結果が人間によるアノテーションとどれだけ一致するかを調べることで性能を調べた。なお、学習には4.2節で説明した7つの素性を全て用いた。

表 5.1: テストデータのドメインと、ゲームキャラから学習した分類器の性能

テストデータのドメイン	正解率	Precision	Recall	F 値
ディズニー	0.7805	0.6774	0.6269	0.6512
サンリオ	0.7571	0.9000	0.7347	0.8090
ゲーム	0.8557	0.7222	0.5909	0.6500

5.2 実験結果

表 5.1 に、テストデータに用いたドメインと、得られた分類器の性能を示した。また、参考として、前章で行なった、ゲームに登場するキャラクターの名前の 8 割を学習データとし、2 割をテストデータとした際の性能も示す (表 5.1 中のゲームの項がそれに該当する)。正解率は下がるものの、0.75 という高い値を維持しており、ドメインが変わることによって大きく性能が低下するわけではないことが分かる。また、サンリオにおいては、Precision が大きく上昇しているため、他ドメインへの分類器の適用であるにも関わらず、F 値が上昇した。

5.3 考察

表 5.1 において、異なるドメインのテストデータにおいても正解率が 75% 以上を維持できたことから、ドメインによって名前の付けられ方には特徴はあるものの、人間がかわいいかどうかを判断する基準は概ね一致し、ドメインごとの特徴の影響を受けないと考えられる。それでも異なるドメインをテストデータにした際に正解率が下がるのは、ディズニードメインにおいては、図 3.4 に示された通り、ディズニードメインにおいては人間同士の一致率が他のドメインと比較して低いため、もともと語感のかわいさを判断する上で難しい名前が多く含まれていることが大きな理由だと考える。一方、サンリオドメインにおいては、正例と負例の存在割合がゲームドメインと大きく異なることが一因だと推測できる。すなわち、5.1 節で示したように、ゲーム登場キャラクターでは正例と負例の比率が 27:73 であるのに対し、サンリオのドメインにおいては正例と負例の割合が 70:30 と、ほぼ比率が逆転しているため、このコーパスの特徴が分類器の判断に影響を与えてしまったためだと考えられる。Precision がサンリオドメインにおいてとても高いのもこのためである。それでもサンリオドメインでの Recall 値が小さくならないのは、使用したサンリオキャラクター名の総数が少なかったためであると考えられる。

また、サンリオドメインでは「ゴーちゃん」「ダチョノスケ」のように、「ちゃん」や「のすけ」といった人間の名前のような名前をつけることで愛着を感じさせる名前が見られたが、これを分類器では負例と見なしてしまうという誤りが多かった。これは接尾辞を考慮する素性を用いてないため、濁点の有無などといった素性のみから、負例に判断してしまったために生じたと考えられる。このような名前における擬人的な要素を考慮した素性が必要だということが分かった。

第6章 おわりに

本研究では、ユーザーの要望を直感的に反映できる自動名前生成ツールを実現するという最終目標のもと、それに必要な語感の自動判断ができる機構を作ることに着目した。そして、キャラクターにおける語感のかわいさを判断できる機構を機械学習によって得られる分類器という形態で実現させた。また、かわいい語感を学習することに特化した素性を考案、導入し、分類器の性能を向上させることに成功した。更に、それが異なるドメインのキャラクター名においても十分適用可能だと示すことに成功した。しかし、提案素性による性能向上の有意性を示すことができなかったことから、素性を更なる改善が必要であることが分かった。

今後の課題としては、まず、より有効な素性の考案が挙げられる。5.3節に挙げた「ちゃん」などの接尾辞への対応に加え、例えば、現在用いている素性にカタカナのユニグラムやローマ字のユニグラムがあるが、カタカナのユニグラムにおいては「ファ」は一音であるにも関わらず、「フ」と「ア」に分割されてしまう。また、ローマ字のユニグラムにおいては「tsu」という音はtsとuとの二つに分けられるのが直感的であるが、現状だとt, s, uの三つに分解されてしまう。このため、より直感的に語感を扱うために、音素の概念を取り入れた素性が必要なのではないかとも考えられる。次に、作成した分類器を名前自動生成ツールに応用し、実際にネーミング支援に適切なかわいい名前を作成できるか評価することが課題として上げられる。また、本研究ではキャラクターの名前における語感のかわいさに対象を限定した点や、ひらがなまたはカタカナで表記される名前のみに対象を限定した点から、より一般的に通ずる語感の判断法の学習や、漢字を用いた名前に対象を広げるという課題も残されている。

謝 辞

本研究を進めるにあたり、ご指導を頂いた乾健太郎教授に感謝致します。研究の進め方や考え方を親切に教えて下さり、時には励ましの言葉を下さった岡崎直観准教授、実験の進め方からスライドや論文のアドバイスまで、様々な場面で指導して下さい、締め切りまで終始面倒を見て下さった研究員の水野淳太氏には感謝の気持ちでいっぱいです。山本風人氏からは、いずれも急なお願いだったにも関わらず、複数回に渡って論文の執筆に関する優しくかつ丁寧な指導を頂きました。ここに厚く御礼を申し上げます。研究員の福原裕一氏、技術補佐員の菅野美和氏、筆者のサークルの後輩である三好太朗氏、小川顕太郎氏、吉田博貴氏には、実験に必要なアノテーションを快く引き受けて下さったことを心から感謝いたします。最後に、日頃の議論から多くの知識や示唆を下さった渡邊陽太郎助教をはじめとする、乾・岡崎研究室の皆様には感謝いたします。

参考文献

- [1] 50音組み合わせ表示ネーミングツール - みつけて命名くん. <http://www.nicenaming.com/kanakumi.html>.
- [2] Classias - a collection of machine-learning algorithms for classification. <http://www.chokkan.org/software/classias/>.
- [3] groovy life. <http://groovy-life.sakura.ne.jp/>.
- [4] romkan.py. <http://code.google.com/p/mhagiwara/source/browse/trunk/nltk/jpbook/romkan.py>.
- [5] Wikipedia. <http://ja.wikipedia.org/wiki/>.
- [6] ゲーム民族 ゲームのレビュー・データベースサイト. <http://www.game-minzoku.jp/>.
- [7] サンリオ. <http://www.sanrio.co.jp/index.html>.
- [8] ディズニー — disney.jp. <http://www.disney.co.jp/home.html>.
- [9] 経済産業省 特許庁. <http://www.jpo.go.jp/indexj.htm>.
- [10] 名付け親 【ネーミングの作成方法・商標調査・ネーミング辞典の紹介】. <http://www.psn.ne.jp/~bds/>.
- [11] 越川靖子. ブランド・ネームにおける語感の影響に関する一考察-音象徴に弄ばれる私達-. 商学研究論集, 2009.
- [12] 皆川恵理子, 藤井敦. 種々の造語法に基づく名付け親支援システム. 言語処理学会, 2008.
- [13] 岩永嘉弘. 「売れるネーミング」の成功法則. 同文館出版, 2006.
- [14] 三浦智, 村田真樹, 保田祥, 宮部真衣, 荒牧英治. 音象徴の機械学習による再現: 最強のポケモンの生成. 言語処理学会, 2012.
- [15] 柴田容子, 藤井敦, 石川徹也. 頭字語ネーミングの計算モデル. 言語処理学会, 2006.
- [16] 齋藤孝. 売れる! ネーミング発想塾. ダイヤモンド社, 2005.