

外国語の発音の容易さと正確さを推定する 非線形回帰モデル

吉見 毅彦^{1,a)} 小谷 克則^{2,b)}

受付日 2019年12月27日, 採録日 2020年4月8日

概要: 本研究では, 外国語学習者の習熟度に適した発音学習用資料の自動選択に向けて, 発音適合度推定システムを提案し, その有効性を評価した. 従来とは異なり, (1) 発音適合度を発音の容易さと発音の正確さの加重和として求め, (2) 発音適合度を目的変数とし, 文の言語的要因と学習者要因を説明変数とした非線形回帰を行った. 提案システムを構築するために訓練事例集を作成し, その信頼性と妥当性を古典的テスト理論に基づいて検証した. その結果, 発音適合度の信頼性と妥当性が確認できた. 構築した発音適合度推定システムの有効性を評価するために, 機械学習手法と言語的および学習者要因とが発音適合度推定性能に及ぼす影響を検証した. その結果, 線形重回帰よりも非線形回帰の方が, 発音適合度推定性能が高いことと, 発音適合度推定に有効な要因は学習者の習熟度であることが明らかになった.

キーワード: 外国語の発音, 発音の容易さ, 発音の正確さ, 非線形回帰

Non-Linear Regression Analysis of the Combined Pronunciation Ease and Accuracy Index for Foreign Languages

TAKEHIKO YOSHIMI^{1,a)} KATSUNORI KOTANI^{2,b)}

Received: December 27, 2019, Accepted: April 8, 2020

Abstract: This study analyzed the characteristics of previous methods used to measure the ease and accuracy of pronouncing a sentence and proposed a measurement method that combined their advantages. The proposed measurement method was developed using non-linear regression analysis. The dependent variable was an index consisting of both pronunciation ease, which was subjectively judged by learners of foreign languages, and pronunciation accuracy, which was defined as the similarity between a reference sentence and learner pronunciation. The independent variables were defined as sentence linguistic features and learner features, such as foreign language proficiency test scores. To develop the proposed measurement method, a learner corpus of pronunciation was compiled, and index reliability and validity were assessed on the basis of classical test theory. The assessments demonstrated that the corpus was reliable and valid. The proposed measurement method was evaluated for accuracy between different machine-learning algorithms, and the contributions of linguistic and learner features. The results revealed that the non-linear regression method outperformed the multiple linear regression method, and learner features exerted the greatest influence on measurement accuracy.

Keywords: pronunciation practice, pronunciation ease, pronunciation accuracy, non-linear regression

¹ 龍谷大学先端理工学部
Faculty of Advanced Science and Technology, Ryukoku University, Otsu, Shiga 520–2194, Japan

² 関西外国語大学英語キャリア学部
College of International Professional Development, Kansai Gaidai University, Hirakata, Osaka 573–1001, Japan

a) yoshimi@rins.ryukoku.ac.jp

b) kkotani@kansai-gaidai.ac.jp

1. はじめに

外国語教育において, 学習者に実践的な発音能力を身につけさせることが求められている. 学習者の習熟度には個人差があるため, 発音能力習得の効果を高めるには各学習者の習熟度に適した発音用資料を選んで用いることが重要

である。適切な発音用資料を選ぶときには、既製の教材だけではなく、正真性の高い資料も選択肢に加えることが望ましい。しかし、正真性の高い資料中の文を発音することに関しては、既製の教材とは異なり、学習者がどの程度やさしいと感じ（発音の容易さ）、どの程度正しく行えるか（発音の正確さ）を表す指標（発音適合度）が不明であることも多い。このため、学習者の習熟度に適した発音適合度の資料の選択を学習者自身が行うことは難しく、教員が行うには膨大な時間と労力がかかる。

このような問題への対策として、発音適合度を自動的に推定するシステムを機械学習によって構築することがあげられる。従来研究 [1], [10] では、発音の容易さを推定対象とした推定システムが示されている。発音の容易さは、訓練事例集の作成において、評定尺度法に基づいて学習者に主観的に判断させることによって得られる。従来研究 [9], [12], [13] などでは、発音の正確さを推定対象とした推定システムが示されている。発音の正確さは、学習者の発音を書き起こした文と正解文の類似度を求めることによって得られる。また、従来研究 [11] の推定システムの推定対象は、発音の容易さと発音の正確さを合成した指標である。合成指標の発音適合度は、発音の容易さ（5段階評定値）と発音の正確さ（類似度）の積であると定義されている。機械学習手法には線形重回帰が用いられている。

本研究では、従来研究 [11] で残された2つの研究課題に取り組むことを目的として、発音適合度の定義と機械学習手法を変更して発音適合度推定システムを構築し、その有効性を評価する。

研究課題 1 従来研究 [11] では積で表された発音適合度の信頼性と妥当性が古典的テスト理論 [2] に基づいて検証されたが、いずれも高くなかった。発音適合度の定義を発音の容易さと発音の正確さの積からこれらの加重和に変更する。この変更によって発音適合度に信頼性と妥当性が認められるようになるかを明らかにする。

研究課題 2 従来研究 [11] では機械学習手法に線形重回帰が用いられていたため、発音適合度推定性能は高くなかった。機械学習手法を汎化性能の高いサポートベクターマシンによる非線形重回帰に変更する。この変更によって発音適合度推定性能がどの程度向上するかを明らかにする。また、比較的簡易な機械学習用要因（文の言語的要因と学習者要因）を用いたとき、どの程度の発音適合度推定性能が得られるかを検証する。

本研究で示した発音適合度の求め方や機械学習手法そのものは広く知られた既存の方法である。これらについて、本研究では従来とは異なる方法を採用し、発音適合度の信頼性と妥当性の検証と発音適合度推定性能の評価を行う。

本研究の基本的な考え方は従来研究 [14] と共通しているが、両研究では推定対象が異なる。従来研究 [14] の推定対象は、文の聴解の容易さと聴解の正確さである。これに対

して、本研究の推定対象は、文の発音の容易さと発音の正確さである。

2. 訓練事例集の作成と検証

機械学習用要因に基づいて発音適合度を推定するシステムを構築するために必要な訓練事例集を作成した。そして、その信頼性と妥当性を検証した。

2.1 訓練事例集の作成方法

1つの訓練事例を構成する主な要素は、学習者に発音させるために提示した文、学習者の音声を作業者に書き起こさせた文、発音の容易さ、発音の正確さ、発音適合度、学習者に提示した文の言語的要因、学習者の習熟度を表す学習者要因の7項目である。訓練事例集は次のような手順で作成した。

2.1.1 学習者への提示文の選定

学習者に提示し発音させる資料として、英語の音素目録 [6] をほぼ網羅し、内容が学習者に馴染み深い資料を用いることにした。これらの条件を満たす資料として、文献 [4] を参考にしてインソップ物語の「北風と太陽」と「狼が来た」を選んだ。資料の文数はそれぞれ5文と10文であった。

2.1.2 学習者の選定

多様な習熟度の訓練事例がほぼ均等に集まるように学習者を募集した。学習者の習熟度の測定には、信頼性と妥当性が確認されている国際ビジネスコミュニケーション英語能力テスト TOEIC Listening & Reading Test (TOEIC) を用いた。主な応募資格は、過去1年以内にTOEICを受験していること、日本語を母語とすること、大学生であることなどとした。また、参加報酬を支払うことを告げた。

応募者のうち50人を訓練事例収集対象の学習者とした。990点満点のTOEICの得点分布は、国際ビジネスコミュニケーション協会の分類 [8] に従うと、470点以下が16人、490点以上685点以下が16人、730点以上が18人であった。学習者50人のTOEIC得点の平均は607.7点、標準偏差は186.2であった。平均年齢は20.8歳、標準偏差は1.3であった。性別は男性28人、女性22人であった。

2.1.3 学習者の音声と発音の容易さの収集

学習者に資料を1文ずつ提示して発音させ、その音声を録音した。発音できる回数は2回までに制限した。文を提示する前に英語母語話者によるその文の発音を学習者に聴かせた。

発音後、発音の容易さを主観的に判断させた。発音の容易さは、1：やさしい、2：少しやさしい、3：普通、4：少し難しい、5：難しいという5段階評定尺度で表した。発音の容易さは5段階評定値が小さいほどやさしいことを意味する。

発音と判断に要する時間に制限は設けられないができるだけ早く作業を行うよう指示をした。ある文に対する作業を終

えて次の文に移った後は後戻りできないようにした。辞書などを参照することは認めなかった。

2.1.4 人手による学習者音声の書き起こし

音声を書き起こす方法として、人手によって行うか音声認識システムを利用するかという選択肢がある。これらのうち、書き起こし誤りがほとんどない人手による作業を選んだ。

学習者の音声を書き起こす作業を2人に分担して行わせた。第1作業者に学習者の音声を文に書き起こさせ、その文を第2作業者に校閲させた。作業間で判断が異なったときには、両者での協議は行わず、第2作業者の判断を採用した。作業者には、学習者の発音に修正を加えずに忠実に書き起こすよう指示をした。ただし、句読点の挿入は認めた。学習者への提示資料を作業者にも書き起こし前に提示した。

書き起こし作業者の採用条件の1つを、日本語母語話者による英語の発音に慣れていないこととした。もし慣れていると、学習者の発音に修正を無意識に加えてしまう可能性が高いからである。採用した作業者は、英語母語話者による会議や対談などの書き起こしには精通していたが、学習者による発音の書き起こしの訓練は受けていなかった。2人の作業者の母語はアメリカ英語であり、書き起こし歴は1年であった。また、第1作業者は25歳の男性であり、第2作業者は26歳の女性であった。

2.1.5 発音の正確さの算出

学習者の音声を書き起こした文と学習者に提示した正解文の類似度によって発音の正確さを表すことにした。2文間の類似度としては様々な尺度があるが、標準化編集距離を用いた。

標準化編集距離は2文間のレーベンシュタイン距離を長い方の文の文字数で割った値である。レーベンシュタイン距離は、操作対象の挿入、削除、置換によって一方の文を他方の文と一致させるために必要な操作の最小回数である。操作対象としては1文字や1単語などがあるが、1文字とした。標準化レーベンシュタイン距離は0から1の範囲をとる。発音の正確さは値が小さいほど正しいことを意味する。

2.1.6 発音適合度の算出

式(1)に示すように、発音適合度を発音の容易さと発音の正確さの加重和として求めた。

$$PRON = \beta \times EASE + (1 - \beta) \times ACCU \quad (1)$$

EASE は正規化された発音の容易さを表し、*ACCU* は正規化された発音の正確さを表す。 β は重みであり、0から1の範囲をとる。*PRON* は発音適合度を表し、値が小さいほど発音が容易であり、正確であることを意味する。

加重和を選んだ理由は、発音の容易さと発音の正確さの積を求める従来研究[11]とは異なり、発音の容易さと発音

の正確さのどちらをどの程度重要視するかを重みで表すことができるからである。積と定義された従来研究[11]の発音適合度の信頼性と妥当性は高くなかったが、本研究では重みを調整することによって、信頼性と妥当性が高い指標を得ることが期待できる。

発音の容易さと発音の正確さの合成指標を加重和や積以外とすることもできる。より適切な指標の検討は今後の課題である。

2.1.7 読み上げ文からの言語的要因の抽出

文の発音適合度に影響を及ぼす言語的要因は、語彙的要因や統語的要因、談話的要因などに分けられる。本研究では発音適合度推定システムの構築に必要な言語的要因を文から自動的に抽出することを前提としている。このため、自動抽出がやさしく行える文長、平均単語長、多音節語数、難語率を用いることにした。

文長は、1文を構成する単語の総数である[3]。平均単語長は、1文中の総音節数を1文中の総単語数で割った値である[3]。多音節語数は、1文中の単語のうち音節数が2音節以上である単語についてその音節数の総和を求めた値である[5]。難語率は、1文中の単語のうち口語英語の基本語リスト[7]に登録されていない単語の数を1文中の総単語数で割った値である。

2.1.8 学習者要因の決定

学習者の習熟度を表す学習者要因には TOEIC Listening & Reading Test の得点を用いた。その信頼性と妥当性が確認されており、TOEIC Speaking & Writing Test や TOEFL などに比べて広く普及し受験者が多いからである。

2.2 発音適合度の信頼性と妥当性の検証

2.1節の手順で得た発音適合度の信頼性と妥当性を古典的テスト理論[2]に基づいて検証した。50人の学習者にそれぞれ15文を発音させることによって750件の訓練事例を得た。これらの訓練事例に対して式(1)の重み β を0.1から0.9まで0.1刻みで変化させることによって最終的な訓練事例集を作成した。

2.2.1 信頼性の検証

発音適合度の信頼性を、ある学習者が同一の文を発音したときに同程度の結果になるかどうかによって検証した。検証では内部一貫性法を用い、クロンバック α 信頼性係数を求めた。クロンバック α 信頼性係数の算出では学習者が発音した文をテスト項目と見なした。クロンバック α 信頼性係数は0から1の範囲をとり、通常0.8以上ならば信頼性があると見なせる。

重み β を0.1から0.9まで変化させたときの発音適合度のクロンバック α 信頼性係数を表1に示す。重み β がどの値のときにもクロンバック α 信頼性係数が0.8を超えたため、発音適合度に信頼性が認められた。重み β の値が大きくなるにつれて、クロンバック α 信頼性係数も高くなっ

表 1 発音適合度のクロンバック α 信頼性係数

Table 1 Cronbach α coefficients of pronounceability.

重み β	α
0.1	0.84
0.2	0.85
0.3	0.86
0.4	0.87
0.5	0.88
0.6	0.88
0.7	0.89
0.8	0.89
0.9	0.89

た。この結果は、発音の正確さよりも発音の容易さの方を重要視すると信頼性が高くなることを示している。

2.2.2 妥当性の検証

発音適合度の妥当性は、着眼点によって構成概念妥当性や基準関連妥当性などに分けられる。基準関連妥当性は構成概念妥当性の一部であるため、構成概念妥当性を検証した。

発音適合度による測定の対象は学習者の習熟度であるが、習熟度が上級の学習者と習熟度が初級の学習者を比べると、上級の学習者ほど発音適合度が高くなる。このため、発音適合度に基づいて学習者を習熟度別に弁別できるかどうかを検証した。検証では、TOEIC の得点が 470 点以下の学習者 16 人を初級、490 点以上 685 点以下の学習者 16 人を中級、730 点以上の学習者 18 人を上級に分けたとき、3 級間で発音適合度の平均値に統計的有意差が認められるかどうかを分散分析と多重比較によって調べた。

重み β を 0.1 から 0.9 まで変化させたときの発音適合度に対するウェルチ法による分散分析結果を表 2 に示す。重み β がどの値のときにも 3 級間の平均値の差は有意であった ($p < 0.05$)。

発音適合度に対するテューキー法による多重比較の結果を表 3 に示す。重み β が 0.6 以下のときは、初級と中級の間、初級と上級の間、中級と上級の間有意差があった ($p < 0.05$)。重み β が 0.7 以上のときは、初級と中級の間有意差はなかった ($p > 0.05$) が、初級と上級の間、中級と上級の間有意差があった ($p < 0.05$)。

3. 発音適合度推定システムの構築と評価

発音適合度推定システムを非線形回帰によって構築した。2.2 節の検証結果を受けて、重み β が 0.6 以下のときの訓練事例集を用いて回帰を行った。そして、比較実験によってその有効性を評価した。

3.1 実験方法

回帰では、発音適合度を目的変数とし、文の言語的要因と学習者要因を説明変数とした。文の言語的要因として、

表 2 発音適合度に対する分散分析

Table 2 Result of analysis of variance for pronounceability.

重み β	$F(1, 748)$	p 値	効果量 η^2
0.1	66.2	< 0.01	0.08
0.2	71.2	< 0.01	0.09
0.3	73.8	< 0.01	0.09
0.4	72.4	< 0.01	0.09
0.5	66.1	< 0.01	0.08
0.6	55.9	< 0.01	0.07
0.7	44.1	< 0.01	0.06
0.8	32.9	< 0.01	0.04
0.9	23.7	< 0.01	0.03

文から抽出した文長、平均単語長、多音節語数、難語率を用いた。

非線形回帰を行うために、サポートベクターマシンを用い、カーネル関数を代表的な放射基底関数 RBF とした。サポートベクターマシンの実装として、統計計算ソフトウェア環境 R のパッケージ e1071 で定義されている関数 svm() を利用した*1。カーネル関数以外の設定は変更しなかった。

発音適合度推定性能の評価は、各文に対する各学習者による発音適合度と推定システムによる発音適合度の間の相関係数に基づいて行った。推定システムによる発音適合度は、750 件の訓練事例を用いて 1 件抜き交差検定を行うことによって得た。

本研究の発音適合度推定システムにどのような特徴があるかを明らかにするために次の 2 つの比較実験を行った。

比較実験 1 利用する機械学習手法によって発音適合度推定性能がどのように変化するかを調べた。このために、線形重回帰によって構築した発音適合度推定システムの相関係数を求めた。この実験は、言語的要因と学習者要因の全要因を用いて行った。

比較実験 2 各言語的要因と学習者要因が発音適合度推定にどの程度役立っているかを調べた。このために、全要因から 1 種類ずつ取り除いて構築した発音適合度推定システムの相関係数を求めた。取り除いたときの相関係数が全要因を用いたときよりも小さい要因は発音適合度推定に役立っていることを表す。

3.2 実験結果と考察

言語的要因と学習者要因の全要因を用いた非線形回帰を行って構築した推定システムによる発音適合度と学習者による発音適合度の間の相関分析結果を表 4 に示す。重み β を変化させても、スピーアマン順位相関係数 r_1 は、0.61 と 0.58 の間に有意差はなく ($\chi^2(1) = 0.78, p > 0.05$)、同程度であった。この結果は、発音の容易さと発音の正確さのどちらを重要視しても、発音適合度推定で高い性能を得る難しさにほとんど変化がないことを示している。

*1 <https://cran.r-project.org/web/packages/e1071/e1071.pdf>

表 3 発音適合度に対する多重比較

Table 3 Result of post-hoc tests for pronounceability.

重み β	初級・中級間			初級・上級間			中級・上級間		
	$t(478)$	p 値	効果量 r	$t(508)$	p 値	効果量 r	$t(508)$	p 値	効果量 r
0.1	5.13	< 0.01	0.21	8.18	< 0.01	0.32	2.91	0.01	0.16
0.2	5.01	< 0.01	0.20	8.47	< 0.01	0.33	3.31	< 0.01	0.18
0.3	4.76	< 0.01	0.20	8.61	< 0.01	0.34	3.71	< 0.01	0.19
0.4	4.33	< 0.01	0.18	8.51	< 0.01	0.34	4.05	< 0.01	0.20
0.5	3.74	< 0.01	0.16	8.12	< 0.01	0.33	4.27	< 0.01	0.20
0.6	3.02	0.01	0.13	7.45	< 0.01	0.31	4.34	< 0.01	0.20
0.7	2.27	0.06	0.10	6.60	< 0.01	0.28	4.27	< 0.01	0.19
0.8	1.54	0.27	0.07	5.69	< 0.01	0.25	4.10	< 0.01	0.18
0.9	0.90	0.64	0.04	4.82	< 0.01	0.21	3.89	< 0.01	0.17

表 4 非線形回帰と線形重回帰による発音適合度推定システムの性能比較

Table 4 Comparison of performance between non-linear and linear regression models for pronounceability measurement.

重み β	非線形回帰			線形重回帰			r_1 と r_2 の同等性	
	r_1	$t(748)$	p 値	r_2	$t(748)$	p 値	$\chi^2(1)$	p 値
0.1	0.61	21.17	< 0.01	0.32	9.37	< 0.01	52.85	< 0.01
0.2	0.61	20.85	< 0.01	0.33	9.69	< 0.01	47.19	< 0.01
0.3	0.59	20.16	< 0.01	0.35	10.09	< 0.01	38.67	< 0.01
0.4	0.60	20.26	< 0.01	0.36	10.40	< 0.01	36.85	< 0.01
0.5	0.60	20.44	< 0.01	0.35	10.17	< 0.01	39.99	< 0.01
0.6	0.58	19.61	< 0.01	0.35	10.18	< 0.01	34.18	< 0.01

3.2.1 比較実験 1

線形重回帰を行って構築した推定システムによる発音適合度と学習者による発音適合度の間の相関分析結果も表 4 に示す。重み β を変化させても、スピーアマン順位相関係数 r_2 は、0.32 と 0.36 の間に有意差はなく ($\chi^2(1) = 0.47$, $p > 0.05$)、同程度であった。

非線形回帰を行ったときのスピーアマン順位相関係数 r_1 と線形重回帰を行ったときのスピーアマン順位相関係数 r_2 の間の同等性検定の結果も表 4 に示す。重み β がどの値のときも、 r_1 と r_2 の差は有意であった ($p < 0.05$)。したがって、サポートベクターマシンの利用が有効であることが示された。

3.2.2 比較実験 2

比較実験 1 では重み β を 0.1 または 0.2 として非線形回帰を行うという設定での発音適合度推定性能が最も高かった。これらの設定において、全要因から 1 種類ずつ取り除いて発音適合度推定システムを構築した。各要因を取り除いたときにスピーアマン順位相関係数がどのように変化したかを表 5 に示す。重み β が 0.1 のときと 0.2 のときで、ほぼ同様の傾向が見られた。

重み β が 0.1 のときは、学習者の習熟度を取り除いたときのスピーアマン順位相関係数は 0.47 であり、全要因を用いたときの 0.61 との間に有意差があった ($\chi^2(1) = 15.4$, $p < 0.05$)。したがって、学習者の習熟度は発音適合度推定

表 5 発音適合度推定性能への要因の影響

Table 5 Contribution of each feature to the performane of pronounceability measurement.

取り除いた要因	重み β	
	0.1	0.2
除外要因なし	0.61	0.61
文長	0.61	0.61
平均単語長	0.61	0.61
多音節語数	0.61	0.60
難語率	0.60	0.59
学習者の習熟度	0.47*	0.46*

* $p < 0.05$

に有効な要因であることが分かった。

文長、平均単語長、多音節語数をそれぞれ取り除いたときのスピーアマン順位相関係数は 0.61 であり、全要因を用いたときのスピーアマン順位相関係数と同じであった。また、難語率を取り除いたときのスピーアマン順位相関係数は 0.60 であり、全要因を用いたときのスピーアマン順位相関係数との間に有意差はなかった ($\chi^2(1) = 0.1$, $p > 0.05$)。したがって、これらは発音適合度推定に影響していなかった。これらの要因は、線形重回帰を行った従来研究 [11] の実験では、発音適合度推定に有効な要因であるという結果であった。このような違いがなぜ生じたかについては今後の検討課題である。

取り除いたときのスピーアマン順位相関係数が全要因を用いたときよりも大きい要因は発音適合度推定に悪影響を及ぼす。そのような要因は存在しなかった。

4. おわりに

本研究では、学習者の習熟度に適した発音学習用資料の自動選択に向けて、発音適合度推定システムを提案し、その有効性を評価した。従来とは異なり、(1) 発音適合度を発音の容易さと発音の正確さの加重和として求め、(2) 発音適合度を目的変数とし、言語的要因と学習者要因を説明変数とした非線形回帰を行った。提案した発音適合度推定システムを構築するために訓練事例集を作成し、その信頼性と妥当性を古典的テスト理論に基づいて検証した。その結果、発音適合度の信頼性と妥当性が確認できた。構築した発音適合度推定システムの有効性を評価するために、機械学習手法と、言語的および学習者要因がそれぞれ発音適合度推定性能に及ぼす影響を検証した。その結果、線形重回帰よりも非線形回帰の方が、発音適合度推定性能が高いことと、発音適合度推定に有効な要因は学習者の習熟度であることが明らかになった。

主な今後の課題として、発音適合度推定性能向上のための要因の検討、特に今回の実験結果が芳しくなかった言語的要因の検討などがあげられる。

謝辞 本稿に対して建設的で有益なご意見を頂いた査読者の方々に感謝いたします。本研究の一部は JSPS 科研費 15H02940 の助成を受けたものです。

参考文献

[1] Bang, J. and Leef, G.: Determining Sentence Pronunciation Difficulty for Non-native Speakers, *Proc. 5th Workshop on Speech and Language Technology in Education*, pp.132–136 (2013).

[2] Brown, J.D.: *Testing in Language Programs*, Prentice Hall Regents, New Jersey (1996).

[3] Chall, J.S. and Dial, H.E.: Predicting Listener Understanding and Interest in Newscasts, *Educational Research Bulletin*, Vol.27, No.6, pp.141–153+168 (1948).

[4] Deterding, D.: The North Wind versus a Wolf: Short Texts for the Description and Measurement of English Pronunciation, *Journal of the International Phonetic Association*, Vol.36, No.2, pp.187–196 (2006).

[5] Fang, I.E.: The Easy Listening Formula, *Journal of Broadcasting*, Vol.11, No.1, pp.63–68 (1966).

[6] International Phonetic Association: *Handbook of the International Phonetic Association: A Guide to the Use of the International Phonetic Alphabet*, Cambridge University Press, Cambridge (1999).

[7] Kiyokawa, H.: A Formula for Predicting Listenability: The Listenability of English Language Materials 2, *Wayo Women's University Language and Literature*, Vol.24, pp.57–74 (1990).

[8] 国際ビジネスコミュニケーション協会: TOEIC スコアとコミュニケーション能力レベルとの相関表, 入手先 (https://www.iibc-global.org/library/default/toeic/official_data/lr/pdf/proficiency.pdf) (参照 2019-08-21).

[9] Koniaris, C.: An Approach to Measure Pronunciation Similarity in Second Language Learning Using Radial Basis Function Kernel, *Proc. 3rd Workshop on NLP for Computer-Assisted Language Learning*, pp.74–86 (2014).

[10] Kotani, K. and Yoshimi, T.: Machine Learning Classification of Pronunciation Difficulty for Learners of English as a Foreign Language, *Research in Corpus Linguistics*, Vol.6, pp.1–8 (2018).

[11] Kotani, K. and Yoshimi, T.: Multiple Linear Regression of Combined Pronunciation Ease and Accuracy Index, *Proc. 16th Conference of the Pacific Association for Computational Linguistics*, pp.285–293 (2019).

[12] Wieling, M., Bloem, J., Mignella, K., Timmerneister, M. and Nerbonne, J.: Measuring Foreign Accent Strength in English: Validating Levenshtein Distance as a Measure, *Language Dynamics and Change*, Vol.4, pp.253–269 (2014).

[13] Yoon, S.Y., Johnson, M.H. and Sproat, R.: Landmark-based Automated Pronunciation Error Detection, *Proc. 11th Annual Conference of the International Speech Communication Association*, pp.614–617 (2010).

[14] 吉見毅彦, 小谷克則: 外国語学習者の習熟度に適した文の聴解の容易さと正確さを推定する非線形回帰モデル, *教育システム情報学会誌*, Vol.37, No.1, pp.44–49 (2020).



吉見 毅彦 (正会員)

1987年電気通信大学大学院計算機科学専攻修士課程修了。1999年神戸大学大学院自然科学研究科博士課程修了。(財)計量計画研究所(非常勤), シャープ(株)を経て, 2003年より龍谷大学理工学部(現, 先端理工学部)

勤務。



小谷 克則

2004年関西外国語大学外国語学研究所博士課程修了。博士(英語学)。情報通信研究機構(特別研究員)を経て2004年関西外国語大学外国語学部, 2017年より同大学英語キャリア学部勤務。日本英語学会評議員。アジア

太平洋機械翻訳協会理事。