

学習継続を志向したリーディング学習 Web アプリケーション 並びに個人向け語彙リスト構築の試み

鈴木 竣丸* 宮崎 佳典**

Building Personalized Readability Equation And Personalized English Vocabulary List for Continued Study

Shumma SUZUKI* Yoshinori MIYAZAKI**

Abstract: The authors have developed REX, a web application for facilitating English reading study, for non-native speakers of English. REX has a function that personalizes their individual readability equations based on their study logs and that predicts the ease or difficulty of the texts provided. For a parameter of such equations, the rate of difficult words, which does not appear in the specified vocabulary list, is often used, as in some of the well-known readability formulas. On the other hand, we believe that the use of a static vocabulary list to produce its rate does not contribute to personalization, because each learner has different vocabularies. This triggered the authors to incorporate a new function to let learners click their unknown words while they are reading texts, and further predict the status of known/unknown of the unclicked words. In this study, the practicality of the rates of difficult words is examined, which is computed from subjects' unknown word-lists in experiments.

Keywords: e-Learning, Personalized Word-list, Readability, Gamification, Continued Study

1. はじめに

著者らは Web 上でリーディング学習を行うアプリケーション REX (Reading EXercise) の開発を行っている [1]. REX は学習の継続に重点を置いており, 学習者の英語能力に合わせた英語テキストの提供や, 学習にゲームを組み込むといった工夫を加えている.

学習者ひとり一人の各テキストに対する可読性 (リーダビリティ) は異なる. REX ではテキスト中の単語の数や文章の長さ, 難語率 (未知語の割合) などのパラメータを用いて決定される. リーダビリティを決定する関数をリーダビリティ関数と呼び, 多くは公式として静的に提供されている. REX では学習者ごとに, その読了数に応じてリーダビリティのための式をパーソナライズさせている (ゆえ, リーダビリティ公式という表現は使わず, 敢えてリーダビリティ式という術語を用いる). そのリーダビリティ式は, 同時に学習者のリーディング特性を反映しているため, 学習者に合わせた英語テキストの提供が可能になる.

REX は英語学習に有用とされる英単語をまとめた語彙リストを用意している. 語彙リストの英単語全てに対して, 学習者ごとに意味を理解しているかどうかを記録できれば, それは各学習者の英単語能力を記述していることになる. この記録する行為を

ラベル付けと呼ぶことにする. 我々の研究グループでは宮岸ら [1] がリーディングにおけるテキスト中の未知英単語のチェックや英単語 4 択ゲームの正誤によってラベル付けを行っている. REX の使用回数増加に伴いラベル付けが行われ, 最終的にラベル付け情報が学習者の英単語知識を反映したものになることを最終目的としている. ラベル付け情報からテキスト中の難語率計算を正しく行うことも可能となり, それをリーダビリティ式のパラメータとしてより高精度で利用することができるようになることが期待される.

一方で, [1] の方法では, 語彙リスト内の全英単語について学習者が既知か未知かのラベル付けを行うには膨大な時間が必要であり, 現実的でない. この問題を解決するために, 著者らは既存のラベル付け方法の改善を施し, 初期段階より全ての英単語に対してラベルを決定づける新たなラベル付けアルゴリズムを検討した.

本発表では, 先行研究を交えた REX の概要の説明を行い, その改良点について詳説する. 特に新たなラベル付けアルゴリズムについて重点的に説明を行い, ラベル付けの問題点が改良されたかどうかに関する評価実験を行う.

2. 先行研究

江原ら [2] は学習者がクリックした英単語の履歴情報から未知単語を予測する SocialDict の開発を行っている. テキストを読む際に未知であると予測さ

* 静岡大学 情報学部情報科学科

Faculty of Informatics, Shizuoka University

** 静岡大学大学院 情報学領域

Graduate School of Informatics, Shizuoka University

れた英単語には予め語義を表示することで学習者のリーディングをサポートする機能を有している。SocialDict では単語の既知（未知）単語予測とリーダビリティを結びつけることにより、学習者のテキストの読解可否を判断している。

福井ら[3]は単語や熟語の難易度辞書作成の機能を持つ CheckRead の開発を行っている。CheckRead はリーダビリティ式の作成やリーダビリティ測定の機能も持つ。リーダビリティ式のパラメータには単語数や音節数に加え、単語や熟語の難易度も使用している。

影山ら[4]は学習者の学習履歴情報からリーダビリティ式をパーソナライズし、学習者の読解力に適合するテキストを自動抽出する Web アプリケーション REX の開発を行った。宮崎ら[5]はテキストの構文解析結果を利用して品詞項目ならびに文法項目出現数を計測し、英語リーダビリティ式のパラメータへの利用を可能とするモジュールを REX に追加した。大城ら[6]は学習者の学習履歴情報からリーダビリティ式に利用すべきパラメータを予測する手法を REX に実装した。

宮岸ら[1]は REX の学習にゲームを組み込むゲーミフィケーションの実装を行った。リーダビリティの終了時にバトルチケットというアイテムを入手でき、バトルチケットを使用することで英単語 4 択ゲームに挑戦ができるようインセンティブの観点で工夫を加えた。リーディングだけでなくゲームによって得られた情報を用いて英単語のラベル付けをすることも実現した[1]。

3. REX の概要

REX ではリーディング、英単語ゲームの 2 つの学習を行える。リーディングにより英単語ゲームをプレイするために必要なバトルチケットというものが入手できる。また 2 つの学習のどちらでもラベル付け（＝フラグ付け）が行える。（図 1）

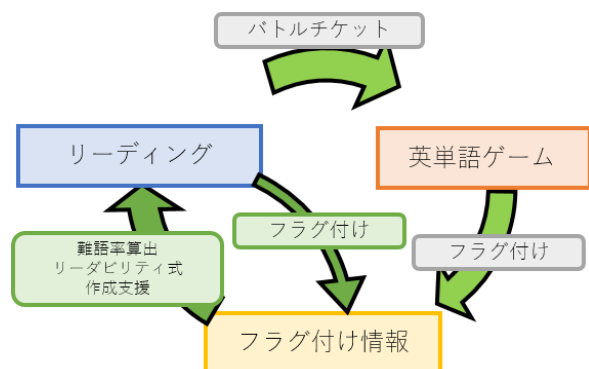


図 1: 学習の流れ

詳細なリーディングと英単語ゲームの内容について以下で述べる。

3.1. リーディング

REX は英語リーディング学習を目的とした Web アプリケーションである（図 2）。SVL12000[7]を基にした語彙リストに基づいた英単語群について、学習者ごとに各英単語の意味を理解しているかどうかを複数の場面で記録する機会を与える。なお、SVL12000 は、12,000 語の英単語を、12 つの語彙レベル×1,000 単語にカテゴリ化している単語リストである。テキストは毎日新聞[10]から毎日テキストを自動で取得している。2017 年 5 月 14 日時点で約 17,000 個のテキストを取得している。



図 2: REX のリーディング画面

REX でリーディングを行う際、学習者は Rating を行うことが課せられる。Rating とは読了テキストの難易度を自己評価することを指し、学習者は以下に示す 6 段階から 1 つを選択する（表 1）。

表 1: Rating の 6 レベル

0: 非常に易しい	1: 易しい
2: 適切（やや易）	3: 適切（やや難）
4: 難しい	5: 非常に難しい

読了数が 10 の倍数になるとテキストの各パラメータの値と Rating 値からリーダビリティ式の作成を行う。リーダビリティ式のパラメータの選択法ならびにリーダビリティ式を用いたテキスト選択手法に関しては、重回帰方程式を導くことをベースにしている。詳細は大城ら[6]に譲る。

テキストの読み込み時にラベル付け情報で未知と判定された英単語の背景色が黄色に変わる。また、読了時に英単語をクリックすることで、その英単語の背景色が橙となり未知の英単語としてラベル付けがされる（図 3）。クリックをしなかった英単語は、Rating 後に既知の単語としてラベル付けがされる。この時、クリックした単語と原形が同じ英単語は全て背景色が同時に変化する。単語の原形の解析には構文解析器 TreeTagger[8]を使用している。背景色が黄色、橙色の単語を再度クリックすると、英単語

の背景色は無色となり、既知として再ラベル付けを行う。

本研究では Rating 後に英単語の再チェックを行えるように施した (図 4)。現行のシステムでは、とすればチェックし忘れてしまう文中英単語に対し、その時点における語彙リスト中の当該英単語の既知・未知情報が一致しない場合に再ラベル付けのチャンスを与える。リーディング終了後、バトルチケットを入手する。

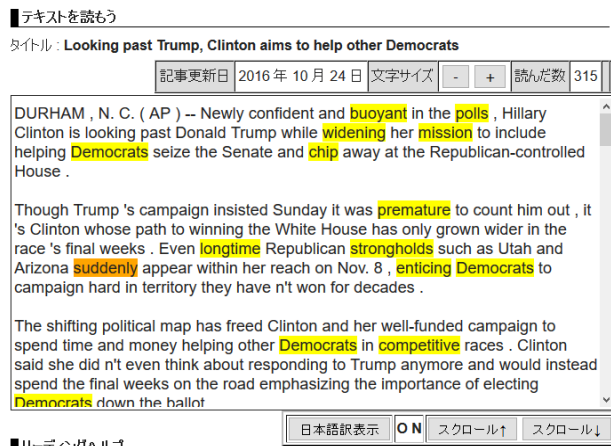


図 3: 未知単語のラベル付け結果

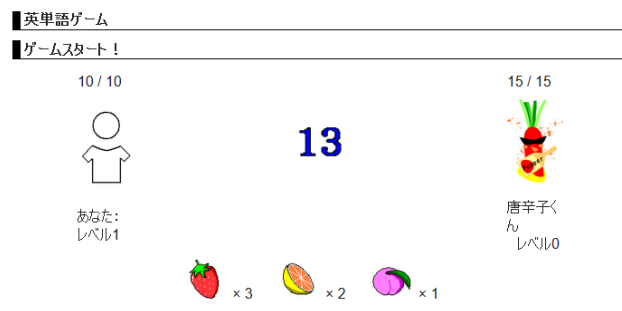
文章中の単語の再チェックをどうぞ
背景が黄色の単語は知らないことになっている単語です。
単語をクリックすると背景の色が変化します。
単語にマウスを当てると単語の意味が表示されます。

偶然にふと				
accidentally	breathhtaking	brutal	bustle	caricature
catalyst	compelling	convey	corruption	crooked
dedicate	disbelief	effectively	espionage	extracting
guarded	inferior	insurgent	lawsuit	lone
motivate	motivation	pawn	protagonist	sensitivity
sequence	stunt	suspension	taunt	thriller
ultimate	uncover	undo	unpredictable	villain
yearning				

図 4: リーディング後の再チェック

3.2. 英単語ゲーム

リーディング終了後に得ることができるバトルチケットで英単語ゲームをプレイする権利が与えられる (図 5)。ゲームを実行するか否かは任意である。



問題: early の意味を以下の4つから選んでください。

大部分は

早く

現今では、このごろは

戸外で、屋外で、野外で

4 自信あり 3 やや自信あり 2 やや自信なし 1 自信なし

図 5: 英単語ゲーム画面

プレイヤーは出題された英単語の意味を 15 秒以内に 4 択から選ばねばならない。出題される英単語は SVL12000 語彙リストの中から品詞が「名詞」「動詞」「形容詞」「副詞」の英単語から選択される。品詞と日本語訳の取得は英和辞典 Weblia 辞書[9]を用いて自動で行っている。

さらに、本研究で新たに追加した機能として、回答時に自信度を入力させる仕様とした。自信度は 4 段階に分かれており、正誤と自信度に応じてラベル付けが行われるようにプログラムした (表 2)。

表 2: 自信度と正誤情報からのラベル付け

	自信あり	やや自信あり	やや自信なし	自信なし
正解	4	3	2	1
不正解	保持	保持	0	0

表中の数値は 0 が未知を示し、0 より大きい数値は高いほど既知である可能性が高いことを示す。自信度が高い時の不正解は勘違いの可能性などを考慮し、ラベル付けを更新しない保持の状態をとることにする。正解した場合は敵キャラクターへ攻撃が行うことができる。不正解の場合は、敵キャラクターから攻撃を受けることになる。攻撃を受けるとライフポイントが減少し、自分または敵キャラクターのライフポイントが 0 以下になると英単語ゲームが終了する。解答時に選択した自信度に応じて、ライフポイントの掛け率が変化し、高い自信度で正解した場合は大ダメージを与え、逆に不正解すると大ダメージを受けるシステムである。

4. ラベル付けの提案アルゴリズム

先行研究ではリーディングと英単語ゲームの 2 つの方法でラベル付けを行っていた。しかし、英単語

の数は膨大である（語彙リストは 12,000 語にも及ぶ）。語彙リスト中の全ての英単語をリーディングか英単語ゲームに登場させるには、相当の時間経過を覚悟しなければならない([11])。

これに対し、本研究では全ての英単語を早期にラベル付けを行えるようなラベル付けアルゴリズムについて複数検討した。アルゴリズムの基本的なアイデアとして、リーディングにも英単語ゲームでもラベル付けされていない英単語（未登場英単語と定義する。逆にどちらかでラベル付けされた英単語は登場英単語とする）を推定する手法である。

4.1 アルゴリズム A (既知割合の利用)

本アルゴリズムの考えは、学習者の SVL12000 語彙リストの各 12 レベルにおける既知割合を調べ、その割合をそのレベルの未登場英単語にも適用することである。まずは、個々の学習者にとって、英単語のレベルごとに登場英単語中の既知のラベル付けがされた数（登場英単語中既知割合）を以下の式で計算する：

$$\text{登場英単語中既知割合} = \frac{\text{登場英単語群中の既知ラベル付け総数}}{\text{登場英単語総数}}$$

ここに、登場英単語中の既知ラベル付け総数はリーディングか英単語ゲームで最新にラベル付けされた情報を使用する。リーディングでのラベル付け情報を用いる場合は既知を 1、未知を 0 として合計すればよい。英単語ゲームによるラベル付け情報を用いる場合は、表 2 の通り既知の段階が 1~4 となっているため正規化のためにラベル付けされた値を 1/4 倍して正規化する。レベルごとに登場英単語中既知割合を計算すれば、未登場英単語のうち既知ラベル（未知ラベル）を付与する単語数を特定することが可能となる。しかし、未登場英単語の母集団から既知ラベル付けを行う英単語を決定するアルゴリズムが必要となり、以下の 2 つを検討した。

・アルゴリズム A-1 (ランダムに決定)

未登場英単語の母集団から既知のラベル付けを行う英単語をランダムに決定する。計算量は既知割合の計算を被験者 n 人分を行うため $O(n)$ である。

・アルゴリズム A-2 (他学習者のラベル情報を利用)

このアルゴリズムは同一レベル内の英単語でも難易度の差があると考え、できるだけ簡易な英単語から優先的に既知ラベルを付与するアルゴリズムである。どの英単語が簡易なのかを決定づけるために他学習者集団のラベル付け情報を用いる。具体的には、各英単語について他学習者が既知とラベル付けしている割合を計算し、「1. 既知のラベル付けがされていた割合の高い順」「2. ラベル付けがされていた数

の多い順」の優先度でレベルごとに並び替えを行う。この処理をランク付けと定義する。計算量は自分以外の被験者 $(n-1)$ 人分のラベル付け情報の検索を被験者人数回行うため $O(n^2)$ となる。

アルゴリズム A の流れをまとめると以下のようになる。

1. 同一レベル中の登場英単語中既知割合を計算する。
2. 未登場英単語数に 1. で求めた値を乗算する。（小数点以下切り捨て）
3. 2. で求めた値の数だけ、アルゴリズム A-1 あるいは A-2 で既知として扱う英単語を決定する。既知として扱う英単語には 1 を入力値としてラベル付けを行う。選ばれなかった英単語は未知として扱い、0 を入力値としてラベル付けを行う。
4. 1. ~ 3. の処理を 12 段階のレベルごとにそれぞれ行う。

4.2 アルゴリズム B

(登場英単語中既知割合を入力値に)

このアルゴリズムはアルゴリズム A 同様に登場英単語中既知割合を用いる。アルゴリズム A では登場英単語中既知割合を用いて既知のラベル付けを行う未登場英単語を決定していたが、アルゴリズム B では未登場英単語に関して登場英単語中既知割合の値をそのまま入力値としてラベル付けを行う。例えばレベル 1 の英単語の登場英単語中既知割合が 0.9 であれば、レベル 1 の未登場英単語全てに 0.9 の値を入力値としてラベル付けが行われる。計算量は既知割合の計算を被験者 n 人分を行うため $O(n)$ である。

4.3 アルゴリズム C (類似度を考慮して他学習者集団のラベル付け情報を利用)

・アルゴリズム C-1

本アルゴリズムはアルゴリズム A やアルゴリズム B のような、SVL12000 内で定められた、レベルごとと未登場英単語のラベル付けを行うのではなく、全 12,000 個の英単語に同一の手法でラベル付けを行う。たとえば、ある学習者のある未登場英単語 $W1$ に対してラベル付けを行いたい場合は、他の学習者集団から $W1$ のラベル付け情報を参考にする。さらにその際、自分以外の各学習者との類似度を計算し、それを用いた重みづけを行うことで、既知の可能性（あるいは未知の可能性）の多寡を判断する（既知の可能性を既知指数、未知の可能性を未知指数と定義する）。

ここでその英語能力類似度を定義する必要が生じる。そこで我々は類似度は学習者間に共通した登場英単語のラベル付けの近接度で表せると仮定した。

双方に共通の登場英単語群からそれぞれラベル付け情報を取り出すと2つのラベル付け情報のn次元ベクトルが作成できる。2つのラベル付け情報ベクトルを利用してコサイン類似度の考えから学習者間の英語能力類似度を算出する。

既知指数と未知指数に英語能力類似度の重み付けを加え、最終的に既知指数が未知指数以上の値ならば既知として1を入力値としてラベル付け、そうでなければ未知として0を入力値としてラベル付けを行う。アルゴリズム C-1 の具体的な流れをまとめると以下ようになる。

1. アルゴリズムを適用する学習者グループを特定する。
2. 学習者のペアリングを行い、学習者 A、学習者 B の双方にとっての登場英単語を抽出する。
3. 2. で抽出した登場英単語群のラベル付け情報を学習者 A、学習者 B のそれぞれでまとめる。（それぞれのラベル付け情報をまとめたベクトルを \vec{a}, \vec{b} と定義）
4. 以下の式で英語能力類似度を計算する。

$$\text{英語能力類似度} = \frac{\vec{a} \cdot \vec{b}}{|\vec{a}| |\vec{b}|}$$

5. 2. ~ 4. を全ての学習者組み合わせで行い、全ての学習者間の英語能力類似度を計算する。
6. 1. の学習者グループの最初の学習者 A から未登場英単語を抽出する。
7. 6. で抽出した未登場英単語群から最初の未登場英単語 W1 が自分以外の学習者グループ中で登場英単語となっている学習者を同定する。
8. 7. で確認した学習者のラベル付け情報を取得する。
9. ラベル付け情報と英語能力類似度から既知指数、未知指数それぞれを以下の式から計算する。
既知指数 = ラベル付け情報
* 英語能力類似度
未知指数 = (1 - ラベル付け情報)
* 英語能力類似度
10. 8. 9. を該当する全ての学習者で行い、既知指数と未知指数をそれぞれ計算する。
11. 既知指数と未知指数のそれぞれの合計値を既知指数合計、未知指数合計とし、既知指数合計が未知指数合計以上ならば W1 は既知として扱い、1 を入力値としてラベル付けを行う。そうでなければ W1 は未知として扱い、0 を入力値としてラベル付けを行う。
12. 7. に戻り、全ての未登場英単語について 8. ~ 11. の処理を行う。
13. 学習者 A の全ての未登場英単語へラベル付けが完了した後、6. に戻り全学習者について 7. ~ 12. の処理を行う。

14. 全ての学習者の全ての未登場英単語へラベル付けが完了したら終了する。

計算量は自分以外の被験者 (n-1) 人分のラベル付け情報の検索を被験者人数回行うため $O(n^2)$ となる。

・アルゴリズム C-2

基本的なアルゴリズムはアルゴリズム C-1 と同様である。異なる点は入力値を更に広い範囲で取り得るように改良した点である。前節の 11. にて入力値として扱う値を既知指数合計と未知指数合計の割合から決定する。以下の式から入力する値を求め、ラベル付けを行う。

$$\begin{aligned} & \text{アルゴリズム C-2 の入力値} \\ & = \frac{\text{既知指数合計}}{\text{既知指数合計} + \text{未知指数合計}} \end{aligned}$$

計算量は自分以外の被験者 (n-1) 人分のラベル付け情報の検索を被験者人数回行うため $O(n^2)$ となる。

5. 実験、考察

5.1 目的

4 節で述べた手法はいずれも全ての英単語へ迅速にラベル付けが行えるものである。しかし、あくまで推測を行っているため、実際の英語語彙力と齟齬が起きている可能性がある。本実験では[1]にて行っているリーディングと英単語ゲームの2つだけでラベル付けを行い、未登場英単語のラベル付けを英単語レベルから行う手法（以下、従来の手法と定義）と4 節で述べた手法で実際の学習者の英語語彙力とラベル付け情報が符合している割合について評価を行うための実験を行った。

5.2 内容、環境

実験内容と環境を以下の表 3 に示す。

表 3: 実験内容、環境

被験者	10 名の某大学生、大学院生（教員も 1 名含む）
環境	PC で FireFox ブラウザを利用できる
期間	2016/10/20~2016/11/10
内容	<ul style="list-style-type: none"> ・テキストを 100 本読了 ・任意で英単語ゲームのプレイ ・テキスト 100 本読了後に 240 問の英単語 4 択テストの回答

240 問の英単語 4 択テストとは、3.2 節で述べた英単語ゲームからゲームの要素とラベル付けを省いたものである。240 問は正解の英単語に被りが発生し

ないように「名詞」「動詞」「形容詞」「副詞」のものから選択し、各レベルが 20 個ずつ登場するように設計した。また、自信度も回答してもらうことにした。

5.3 手順

ラベル付け精度が高ければ 4 択問題の正誤は既知のラベル付けがされている英単語については正解し、未知のラベル付けがされているものには不正解するはずである。このような状態を一致と定義し、本実験ではこの一致数を求めることにする。つまり、ラベル付け精度が高いほど一致数は高い値を取ることになり、アルゴリズムを用いない従来の手法（リーディングと英単語ゲームだけでラベル付け）と 4 節で述べた 5 つのアルゴリズム手法を用いた時の計 6 つで一致数を比較する。

・従来の手法

未登場英単語にラベル付けは行わないため SVL12000 におけるレベル 4 以下の英単語は既知として扱い、1 を入力値としてラベル付け、レベル 5 以上の英単語は未知として扱い、0 を入力値としてラベル付けをして一致数を計算する。

・提案手法

自分以外のラベル付け情報を用いるアルゴリズム A-2, アルゴリズム C-1, C-2 は被験者グループの任意の 1 学習者が 10 の倍数の読了後にリーダビリティ式を作成する直前にアルゴリズムを適用する。アルゴリズム A-1, アルゴリズム B は自分が 10 の倍数のテキストを読了した後にアルゴリズムが適用される。

また、一致数は以下の式から算出する。

一致数

$$= \sum_{k=1}^n (1 - |\text{該当 } k \text{ 問目の正誤} - \text{該当 } k \text{ 問目の正解英単語のラベル付け情報}|)$$

（※上記の式の該当 k 問目の正誤は：正解→1 不正解→0 を示す）

（※上記の式の該当 k 問目の正誤は：正解→1 不正解→0 を示す）

本実験ではレベルごとに一致数を計算するといった条件を加えることがある。例えば、ある学習者の正解英単語の一致数を計算する時は、それぞれのレベルを 20 問ずつ出題しているため、この時 n の値は 20 になる。また該当 k 問目とは条件に該当するものを問題番号順に並び替えた時の k 問目のことを指している。

5.4 結果

ユーザの最終的なラベル付け情報から算出した各レベルごとの登場数と既知割合を以下の表 4, 表 5

に示す。（どちらの表も各ユーザ id ごとの英単語レベル別の値を示している。表 5 は小数第四位で四捨五入を行っている）

表 4： ユーザ別英単語登場数

	255	256	257	258	259	261	262	263	264	265	計
1	730	725	735	702	788	749	671	712	739	717	7268
2	593	560	546	545	681	592	494	527	542	547	5627
3	486	440	448	430	560	477	425	440	419	441	4566
4	400	376	368	376	505	405	321	316	338	358	3763
5	293	254	240	221	375	279	222	206	230	220	2540
6	204	172	167	176	313	234	162	165	180	171	1944
7	171	134	139	137	259	165	117	112	130	124	1488
8	155	143	149	143	289	189	118	120	128	130	1564
9	106	88	113	91	218	142	84	83	76	86	1087
10	126	124	98	101	224	157	93	77	96	77	1173
11	103	74	85	66	227	123	61	65	62	68	934
12	51	18	44	31	142	52	15	20	21	20	414
計	3418	3108	3132	3019	4581	3564	2783	2843	2961	2959	32368

表 5： ユーザ別既知割合

	255	256	257	258	259	261	262	263	264	265
1	1.000	0.996	0.997	1.000	1.000	0.999	1.000	0.992	0.982	0.999
2	0.997	0.984	0.963	1.000	1.000	0.997	0.993	0.970	0.873	1.000
3	0.998	0.977	0.922	0.993	0.996	0.973	0.979	0.950	0.823	0.975
4	0.983	0.951	0.794	0.989	0.995	0.936	0.935	0.896	0.595	0.947
5	0.546	0.568	0.275	0.462	0.927	0.547	0.293	0.107	0.061	0.073
6	0.505	0.452	0.205	0.369	0.904	0.453	0.154	0.061	0.039	0.041
7	0.351	0.371	0.212	0.255	0.877	0.352	0.077	0.027	0.015	0.016
8	0.387	0.441	0.178	0.315	0.861	0.442	0.110	0.017	0.063	0.062
9	0.358	0.205	0.144	0.220	0.721	0.438	0.149	0.024	0.039	0.023
10	0.198	0.224	0.102	0.119	0.656	0.331	0.091	0.026	0.031	0.026
11	0.146	0.122	0.071	0.167	0.391	0.341	0.033	0.000	0.000	0.000
12	0.275	0.042	0.097	0.065	0.438	0.548	0.033	0.000	0.048	0.000

また、学習者ごとの 240 問テストの正解数を表 6 に示す。

表 6： 学習者別 240 問テスト正解数

	学習者 id									
	255	256	257	258	259	261	262	263	264	265
正解数	238	217	171	171	228	192	169	152	163	156

表 6 の正解数や表 5 の既知割合から被験者の 10 人は大きく英語能力が異なる可能性を含む。

5.4.1 240 問全てを対象

この節では条件を加えずに 240 問全てを対象に一致数を計算する。該当条件一致数を以下の表 7 で示す。

表 7: 240 問全て対象-該当条件一致数

	学習者 id										計
	255	256	257	258	259	261	262	263	264	265	
従来	95.0	111.0	140.0	138.0	131.8	127.0	135.0	153.0	134.0	134.0	1298.8
A-1	139.9	142.1	141.4	147.5	198.3	152.9	140.7	152.5	132.6	134.2	1482.1
A-2	89.0	108.0	135.0	132.0	120.0	106.0	132.0	152.0	130.0	148.0	1252.0
B	137.4	140.0	141.6	149.2	196.7	153.7	139.6	151.9	131.0	134.5	1475.6
C-1	111.0	126.0	143.0	141.0	138.8	135.0	140.0	160.0	131.0	131.0	1356.8
C-2	137.2	140.9	145.4	147.5	181.2	150.9	143.5	155.4	129.0	134.2	1465.1

5.4.2 未登場単語のみ

この節以降からは、4 章で提案したアルゴリズムを用いることで一致数が増える可能性がある未登場単語に焦点を絞って一致数を示す。未登場英単語のみの該当条件一致数を表 8 に示す。

表 8: 未登場英単語 - 該当条件一致数

	学習者 id										計
	255	256	257	258	259	261	262	263	264	265	
従来	32.0	56.0	89.0	90.0	28.0	61.0	94.0	108.0	90.0	85.0	733.0
A-1	76.9	87.1	90.4	99.5	94.5	86.9	99.7	107.5	88.6	85.2	916.3
A-2	26.0	53.0	84.0	84.0	16.3	40.0	91.0	107.0	86.0	99.0	686.3
B	74.4	85.0	90.6	101.2	93.0	87.7	98.6	106.9	87.0	85.5	909.8
C-1	48.0	71.0	92.0	93.0	35.0	69.0	99.0	115.0	87.0	82.0	791.0
C-2	74.2	85.9	94.4	99.5	77.5	84.9	102.5	110.4	85.0	85.2	899.4

5.4.3 未登場+自信度を考慮したものを対象

この節では 4 択問題の性質上、偶然正解したものを可能な限り省いて一致数を計算する。そのため、表 8 から 240 問テストにて「自信ありで不正解」「自信なしで正解」のものを省くことにする。該当条件一致数を以下の表 9 に示す。

表 9: 未登場+自信度を考慮-該当条件一致数

	学習者 id										計
	255	256	257	258	259	261	262	263	264	265	
従来	31.0	56.0	89.0	82.0	27.0	57.0	94.0	103.0	81.0	85.0	705.0
A-1	76.4	81.5	89.8	87.0	87.7	72.9	96.6	102.3	79.1	85.2	858.5
A-2	26.0	53.0	84.0	76.0	15.3	37.0	91.0	102.0	77.0	99.0	660.3
B	73.8	79.6	90.0	89.3	86.8	73.7	96.4	101.9	77.7	85.5	854.5
C-1	47.0	67.0	92.0	81.0	34.0	62.0	96.0	108.0	75.0	82.0	744.0
C-2	73.4	78.7	93.8	85.5	71.3	73.7	97.5	103.4	72.0	85.1	834.3

5.5 評価

10 人の一致数の平均に従来の手法と 4 章で述べたアルゴリズムを用いる手法で差が発生したか有意水準 5% 基準の t 検定を用いて検証する。5.4.2 節で述べた未登場英単語のみと 5.4.3 節で述べた自信度も考慮したものについて t 検定を行う。一致数の平均に差がないことを帰無仮説として、表 8 での未登場におけるものと表 9 での 240 問テストの自信度まで考慮に加えた一致数の検定結果についてまとめたものを表 10 に示す。(値は小数点第 5 位で四捨五入している)

表 10: t 検定 $p(T \leq t)$ 両側の値

	従来-	従来-	従来-	従来-	従来-
	A1	A2	B	C1	C2
未登場 $p(T \leq t)$ 両側	0.0339	0.1254	0.0354	0.0185	0.0202
未登場+自信度考慮 $p(T \leq t)$ 両側	0.0542	0.1317	0.0532	0.0912	0.0520

未登場のものだけを見た時の一致数により t 検定の結果では A2 以外が p の値が有意水準 0.05 未満のため有意差があるといえる。自信度を考慮に加えた際は A2 以外の p の値が $0.05 < p < 0.1$ であったため、有意傾向があるといえる。

5.6 考察

5.5 節からアルゴリズム A-2 以外は一致数の平均に有意傾向が見られ、全体一致数も増加している。従って、新しいアルゴリズムを用いることで全ての英単語に迅速にラベル付けができるだけでなく、語彙リストの精度が高くなることが確認される。これはアルゴリズムを用いない場合に、未登場英単語を本当は知っており、正解したにも関わらず未知のラベル付けがされているというケースが多かったためである。新しいラベル付けアルゴリズムによる暫定的なラベル付けにより、未登場英単語のラベル付けと実際の英語語彙力が符合していなかったケースを解決している。

一方で、アルゴリズム A-2 のように、一致数がアルゴリズムなしより下がったケースもあったため、アルゴリズムは慎重に決定する必要がある。特に今回はランダム要素が含まれるアルゴリズム A-1 の一致率が最も高い結果であった。アルゴリズムの中で特に手を加えたアルゴリズム C-2 が一致数で A-1 にわずかに一致数で劣っている。C-2 では未登場英単語のラベル付けの際に他の被験者のラベル付け情報を用いるが、ラベル付けをしている被験者が少ない英単語の一致率(一致数/総数)は低く、登場数が多い英単語ほど一致率が高い傾向がある。(表 11~13)

表 11: C-2 未登場英単語 - 参考人数別総数

		学習者 id										全体
		255	256	257	258	259	261	262	263	264	265	
参考 する 人数	0	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	870
	1	30	29	32	34	20	34	34	34	34	34	315
	2	11	13	15	15	6	8	15	14	15	16	128
	3	14	13	14	14	5	14	18	17	13	11	133
	4	10	6	7	6	1	5	7	7	7	4	60
	5	6	8	3	11	1	5	8	12	9	12	75
	6	5	6	3	7	2	2	5	3	5	2	40
	7	1	7	3	2	2	2	3	1	2	1	24
	8	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0	4
	9	0	0	1	2	0	0	3	2	1	2	11
計	164	169	165	179	124	157	181	178	174	169	1660	

表 12: C-2 未登場英単語 - 参考人数別一致数

		学習者 id										全体
		255	256	257	258	259	261	262	263	264	265	
参考 する 人数	0	36.8	41.7	47.8	48.8	61.9	47.9	47.6	53.9	40.1	41.4	467.9
	1	17.5	14.5	19.5	17.0	9.0	17.5	20.5	18.5	16.5	17.5	168.0
	2	4.6	6.6	7.6	7.6	2.5	3.5	7.6	8.6	8.4	8.6	65.8
	3	6.7	7.0	7.7	6.3	1.3	7.7	11.0	10.4	6.3	4.6	69.0
	4	4.5	4.5	4.3	4.5	0.3	3.0	4.0	5.3	4.2	2.5	37.1
	5	2.2	4.8	2.0	6.8	0.4	1.6	4.0	8.6	4.8	7.2	42.3
	6	1.7	2.5	2.8	4.5	0.3	2.0	3.3	1.3	2.8	1.3	22.6
	7	0.1	4.3	1.7	1.1	1.7	1.7	2.0	1.0	0.9	1.0	15.6
	8	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	1.0	1.0	0.0	4.0
	9	0.0	0.0	1.0	1.8	0.0	0.0	1.3	1.9	0.0	1.0	7.0
	計	74.2	85.9	94.4	99.5	77.5	84.9	102.5	110.4	85.0	85.2	899.4

表 13: C-2 未登場英単語 - 参考人数別一致率

		学習者 id										全体
		255	256	257	258	259	261	262	263	264	265	
参考 する 人数	0	0.42	0.48	0.55	0.56	0.71	0.55	0.55	0.62	0.46	0.48	0.54
	1	0.58	0.50	0.61	0.50	0.45	0.51	0.60	0.54	0.49	0.51	0.53
	2	0.42	0.51	0.51	0.51	0.42	0.44	0.51	0.62	0.56	0.54	0.51
	3	0.48	0.54	0.55	0.45	0.27	0.55	0.61	0.61	0.49	0.42	0.52
	4	0.45	0.75	0.61	0.75	0.26	0.60	0.57	0.75	0.60	0.62	0.62
	5	0.37	0.60	0.66	0.62	0.41	0.32	0.50	0.71	0.53	0.60	0.56
	6	0.33	0.42	0.95	0.64	0.17	1.00	0.67	0.44	0.56	0.66	0.57
	7	0.14	0.61	0.57	0.57	0.86	0.86	0.67	1.00	0.43	1.00	0.65
	8	-	-	-	1.00	-	-	1.00	1.00	1.00	-	1.00
	9	-	-	1.00	0.89	-	-	0.44	0.94	0.00	0.50	0.64
	計	0.45	0.51	0.57	0.56	0.62	0.54	0.57	0.62	0.49	0.50	0.54

今回の実験によるラベル付けデータがまだ少なすぎたためアルゴリズム C-2 が十分に働いていない可能性があり、ラベル付けデータがより多くなればアルゴリズム C-2 の一致数がアルゴリズム A-1 を超える可能性がある。もっともラベル付けデータの増加による一致数の増加はアルゴリズム A-1 にも同様のことが言えるであろうため、どれほど増加数に違いが出るかは今後検討していく予定である。

6. まとめ、今後の展望

リーディングと英単語ゲームに存在したラベル付け時の弊害を改良し、全ての未登場英単語を迅速にラベル付けが行えるようなアルゴリズムを著者らは開発した。新たなアルゴリズムで構築したラベル付け情報は従来のリーディング、英単語ゲームのみを利用してラベル付けされたものよりも学習者の英語能力を反映させたものとなることも一致から確認できた。しかし、現在はランダム要素が関係するアルゴリズムが最も精度の高い状態となっており、より精度の高いアルゴリズムの構築が望まれる。現在はアルゴリズム C-2 を基に、より学習者の英語語彙力

を反映したフラグ付が行える新たなアルゴリズムを検討中である。今後の展望としては計算量なども考慮し最も効果的なアルゴリズムを用いて再度実験を行い、一致数の計測や英語能力が向上したか調査する実験を行うつもりである。効果的なアルゴリズムについて今回用いたアルゴリズムを適宜組み合わせることも考えている。例えば、まだラベル付けデータが少ないうちはアルゴリズム A-1 が有効であればアルゴリズム A-1 を使用し、データがある程度集まりアルゴリズム C-2 が有効になりそうなら切り替えるといった方法も考えることができる。

参考文献

- [1] 宮岸祐成, 宮崎佳典, 長谷川由美, 大城敬人, “ゲームフィケーションを活用した語学学習の学習継続効果ならびにパーソナライゼーション,” 情報処理学会第 77 回全国大会, pp. (4)-847-848 (2015)
- [2] 江原遥, 二宮崇, 清水伸幸, 中川裕志, “ユーザが知らない語を予測する読解システム SocialDict とそのリーダビリティ測定への拡張,” 情報処理学会研究報告自然言語処理(NL), Vol. 2010-NL-196, No. 18, pp. 1-7 (2010).
- [3] 福井正康, 小篠敏明, “単語と熟語の難易度を考慮した英文リーダビリティ指標の作成法,” 日本教育情報学会学会誌, Vol. 24, No. 3, pp. 15-22 (2009).
- [4] 影山功, 長谷川由美, 宮崎佳典, “自分のレベルに合った記事を読もう！ - Readability 式を用いたオンライン日本語学習サイトの実験結果報告,” 2010 International Conference on Japanese Language Education, pp.1035-0-1035-9 (2010).
- [5] 宮崎佳典, 大城敬人, 長谷川由美, “REX を活用したパーソナライゼーション方略 - 学習者のレベルに適合したテキスト抽出,” 外国語教育メディア学会 (LET) 第 52 回全国研究大会, OP-46 (2012).
- [6] 大城敬人, 宮崎佳典, “REX を活用した英語リーダビリティ式のパーソナライゼーション手法の提案 - 学習者別適正パラメータ推測手法の構築とその効果,” 外国語教育メディア学会 (LET) 中部支部紀要, Vol.24, pp.25-34 (2013).
- [7] レベル別語彙リスト SVL12000
<http://www.alc.co.jp/vocgram/article/svl/>
- [8] TreeTagger
<http://www.ims.uni-stuttgart.de/projekte/corplex/TreeTagger/DecisionTreeTagger.html>
- [9] 英和辞典・和英辞典 - Weblio 辞書
<http://ejje.weblio.jp/>
- [10] The Mainichi - Top News & Stories from Japan <http://mainichi.jp/english/>
- [11] 大城敬人, 宮崎佳典, 長谷川由美, “難語率算出に向けた個人向け英語語彙リストの構築,” 日本 e-Learning 学会論文誌, Vol.14, pp. 25-33 (2014).

[著者紹介]

鈴木 竣丸 (非会員)



2012年4月静岡大学情報学部情報科学科入学。2014年10月より e-Learning システムの研究，開発に従事。パーソナライゼーション，ゲーミフィケーションに関心を持つ。

宮崎 佳典 (正会員)



静岡大学大学院総合科学技術研究科情報学領域准教授・静岡大学創造科学技術大学院准教授 (兼担)。1999年7～8月米国 UCLA 客員研究員。2013年4～9月 米国ノースカロライナ州立大学客員研究員。博士 (工学)。日本

e-Learning 学会，情報処理学会，日本応用数理学会，教育システム情報学会，外国語教育メディア学会，情報知識学会，日本ソーシャルデータサイエンス学会各会員として，e-Learning，英語&数学教育ツール開発，数値解析周辺の研究に従事。