

# 個人化/非個人化・判定単位等の違いによる多様なリーダビリティの頑健性を考慮した比較

江原 遥<sup>1,a)</sup>

**概要:** 外国語のテキストのリーダビリティの判定法や指標については、大別して、読み手の言語能力がある程度統制されている（クラス分けされている）ことを仮定した非個人化リーダビリティと、言語テストなどの結果を用いて、特定個人が所与のテキストを読めるか否かを判定する個人化リーダビリティの研究に分かれている。また、リーダビリティ判定が行える単位についても、前者では段落などある程度の量のテキストが入力として与えられることが前提になっているのに対し、後者では、より細かい単位のリーダビリティも値として計算する事自体は可能である。本研究では、こうした様々なリーダビリティ指標を、個人化/非個人化や判定単位など設定の違いにより結果が大きく変わらないように頑健性を考慮して相互比較する手法について議論する。

## 1. はじめに

自然言語処理、特に教育のための自然言語処理において、テキストのリーダビリティ判定は学習用テキスト推薦などに応用を持つ重要な課題である。既存には、多様な手法が提案されており、その判定精度計測のための評価用データセットも複数ある。こうした多様な手法の性能を比較するにはどうしたらよieldろうか？

自然言語処理分野で行われているテキストのリーダビリティ判定の性能評価用データセットのフォーマットは、共通している [1], [2], [3]。テキストの難易度をあらかじめ何段階で表すか決めておき、各テキストについて、そのテキストの難しさの段階を示す**正解ラベル**が人手で付与されている。例えば、第2言語としての英語学習者 (English as a Second Language, ESL) 向けの性能評価用データセットのうち代表的なもの1つである OneStopEnglish コーパス [3] では、英語教師が各テキストについて、Elementary, Intermediate, Advanced の3段階でラベル付けが行われている。

こうした評価用データセットの正解ラベルを訓練・評価の際にどのように用いるかによって、既存手法は表1のように分類できる。教師あり/なしは、リーダビリティの判定器を作成する際に、正解ラベルを指標する必要があるかどうかを示している。「可能な性能評価尺度」は、そのリー

訓練	手法	研究の例	可能な性能評価指標
教師あり	ラベル予測	[1], [2], [3], [5], [6]	識別精度、順位相関
	ランキング学習	[7]	
教師なし	回帰スコア	[8]	順位相関
	言語モデルスコア	[9]	
	個人化リーダビリティ	[10], [11], [12], [13], [14]	

表1 リーダビリティ判定の手法の問題設定の分類。教師あり/教師なしは、各テキストの難度の正解ラベルを用いるか否かを表す。

ダビリティ判定器の判定結果を正解ラベルと照らし合わせて性能を評価する際に、どのような尺度を用いることが可能かを示している。

本サーベイ論文の貢献は、1) 外国語のテキストのリーダビリティ判定の各手法の問題設定を表1にまとめたこと、また、2) 自然言語処理をはじめとした知能情報学分野ではあまり知られていないものの応用言語学分野では多くの研究がある「個人化リーダビリティ」が、この分類では順位相関を用いて他の手法と比較可能であることを示したことである。特に、2) の一連の手法については、自然言語処理のリーダビリティ判定の既存のサーベイ論文 [4] では、まったく触れられていない。本稿は、この点を補足し、分野間の相互理解に貢献したい。

以降の節では、各手法について概説し、なぜ表1のようにまとめられるのかについて説明する。

<sup>1</sup> 東京学芸大学  
Tokyo Gakugei University, 4-1-1 Nukuikita-machi, Koganei-shi, Tokyo, 184-8501, Japan  
<sup>a)</sup> ehara@u-gakugei.ac.jp

## 2. リーダビリティ判定の手法の分類

### ラベル予測

これらの手法は、現在の自然言語処理では典型的な問題設定であり、リーダビリティ判定を、教師あり多値識別問題に帰着させる。具体的には、リーダビリティ判定の評価用データセットの一部を訓練データとして切り出し、テキストとラベルのペアを訓練データとして用いて、識別器を訓練する。そして、訓練済みの識別器をリーダビリティのラベルの判定器として用いて、テキストが1つ与えられたときに、テキストに紐づいたラベルを予測することを目的とする。すなわち、判定器は直接、ラベルを出力する。代表的な研究としては、文献 [1], [2], [3], [5] など多くの既存研究が挙げられる。近年では、古典的な特徴量抽出と識別器を用いる方法ではなく、事前学習された Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) [15] のような深層学習モデルを用いて、転移学習を用いて分類する手法 [16] もあるが、「ラベル付きテキストを訓練データに用いる」という点、「テキストに付与されたラベルを当てる」という点は共通しているため、これらも教師あり識別問題に帰着する。

教師あり学習の設定では、判定器の出力はリーダビリティのラベルであるため、これを正解ラベルと照らし合わせるにより、単純な識別精度が性能評価指標として用いられることが多い。また、テストデータ用のテキスト集合に対して判定器の出力したラベル集合と、正解ラベル集合の間で、適切に同順補正を行った順位相関係数を用いても性能評価を行うことができると思われる。しかし、出力にラベルを用いることができる設定で、あえて順位相関係数を用いて性能評価を行っているリーダビリティ判定の論文は知る限りない。

### ランキング学習

ランキング学習については、文献 [7] が先鞭をつけている。この論文では、所与の1テキストに対してテキストの難しさのラベルを予測する教師あり識別の問題設定ではなく、テキストの集合を入力として、これらのテキストを難しさの順番に並び替える「教師ありランキング学習」の問題に帰着させている。この問題設定では、テキストのペアに対して、データセット中の正解ラベルを用いて、「どちらの方が難しいか」をラベルとして付与することで作り直した訓練データを用意する必要がある。そのため、この分類は教師あり学習の枠組みに入る。

ランキング学習の性能評価については、正解データセットとの順位相関係数を用いて評価する事が可能である。また、文献 [17] では、均衡コーパス中のテキストの相対順位を用いることによって、テキストの難度の尺度そのものを表す研究が行われている。

### 回帰式

英語のリーダビリティ判定の古典的な研究として、テキストの難しさの段階（テキストが用いられている学年など）に対して、テキスト中の単語の平均長などの回帰式を用いた研究がある。Flesch-Kincaid Grade Level (FKGL) [18] や、SMOG grade [19]、Coleman-Liau index [20] などがある。また、同様の回帰式を用いたアプローチは英語以外の言語でも広く行われている。日本語のリーダビリティについても、文献 [21] のグループによって継続的に研究が行われている。

こうした回帰式による手法は、通常、評価用データセットの正解ラベルを用いて訓練し、識別器を構成するといった手順を経ずに、回帰式のみが手法として示される。回帰式の性能評価は、評価用データセットを用いて行うには、評価用データセット中の各テキストに対して、回帰式から難度のスコアを計算し、これを正解ラベルと照らし合わせ、順位相関係数を用いて行うことができる。この際、難度のスコアは、回帰式であるため、通常、同順は少ないのに対し、正解ラベルでは、同じラベルが振られたテキストは全て同順であるため、同順補正が必要となり、どのような同順補正の方法を用いたのかを論文に明記するべきであるが、同順補正について論文中で言及していない研究もある。

これらの手法では、回帰式自体は、回帰問題を解くことによって求められているため、教師あり学習であるように見えるが、実際には、回帰問題を解く際に用いられたデータセットは、評価用のデータセットとは全く別のデータセットが使われていることが多い。自然言語処理分野においては、生テキストデータのみを用いて、アノテーションによる正解ラベルを用いないアプローチは「教師なし」と表現する事が多い。評価用データセットの正解ラベルを全く用いていないという意味では、回帰式を用いたアプローチは教師なし学習とみなすことができる。実際、後述の文献 [9] では、評価用データセットとは異なるコーパスを用いて学習された言語モデルからのスコアを「教師なし (unsupervised)」と表現している。より厳密には、回帰式は、回帰式を作成したときに用いたコーパスから、現在用いている評価用データセットへの転移学習を行っているともみなすこともできる。

### 言語モデル

直近で発表された論文 [9] では、所与のテキストに対して、言語モデルのパープレキシティなどを用いた指標を計算し、この順でテキストを並び替える手法が「教師なしリーダビリティ判定」として紹介されている。あらかじめ対象言語のコーパスで訓練された言語モデルの情報を使用しているので、転移学習やドメイン適応の一種とみなすこともできる。いずれにせよ、データセット中の正解ラベル情報は一切使用しない設定であるため、教師なし学習の一

種とみなすことができる。

### 3. 個人化リーダビリティ

自然言語処理分野では国内・国外ではかなりなじみが薄い、応用言語学分野では、読み手となる学習者が所与のテキストを読めるかどうかを判定する研究が盛んである。この問題設定は、応用言語学分野では1980年代からある古典的な問題設定である [10], [11]。

この設定では、まず、読み手となる外国語学習者が事前に語彙テスト（単語テスト）を受けているものとする。そして、その語彙テストの結果を用いて、所与のテキスト中の知っている単語（既知語）を推定し、そこから既知語率を計算し、既知語率が閾値を超えた場合に、学習者がテキストを「読める」と判断する [10], [11], [12]。個人化リーダビリティは、簡単に言えば、「テキスト中で知らない単語の比率が多ければ、テキストは読めないはずだ」という直観に基づく手法である。

単純にはこの通りだが、語彙テストから個々の学習者の既知語をどのように推定するのか、また、既知語率が閾値を超えた場合にテキストが「読める」と判定する事の妥当性の2点について、詳述する。

#### 3.1 既知語判定

語彙テストの結果から既知語を推定する点については、理想的には、テキスト中に現れそうなその言語の全ての語種について、学習者が知っているかどうか、学習者をテストする事が望ましいが、これには学習者に膨大な負担がかかり、非現実的である。現実的な方法として、高々数百語程度の語彙テストを、数十分ほど行ってもらい、このテスト結果を利用して、語彙テストに含まれない語を各学習者が知っているかどうかを推定する方法がとられている。例えば、文献 [12] では、100語からなるテストを考案している。

語彙テストの結果から、語彙テストに含まれない語を各学習者が知っているか推定する手法の1つとして、単純に、語彙量 (vocabulary size) を用いた方法が挙げられる [22]。すなわち、全ての学習者が、British National Corpusなどの均衡コーパス中の頻度順に語を学習することを仮定し、頻度の高い順に、推定された語彙量番目までの語は全て知っており、それより頻度の低い語については全て知らないと推定することで、既知語判定を行っている。この既知語判定問題については、機械学習の観点からは、語彙テストの結果を訓練データとして、語と学習者が与えられたときに学習者が語を知っているか否かを判定する、単純な二値識別の問題として定式化できる [23], [24]。この2値識別の問題に対して、半教師あり学習や能動学習を用いて精度向上した研究が文献 [25] である。また、既知語判定問題の標準的なデータセットについては、筆者が以前作成してい

る [26]。

既知語判定問題は、テキスト中の知らない単語を発見する Personalized Complex Word Identification タスクの一種ともみなせ、テキスト単純化の個人化などにも応用されている [27]。

#### 3.2 既知語の閾値

学習者がテキストを「読める」既知語率の閾値については、95%または98%の値が用いられることが多い。英語の既知語率と、テキストが「読める」閾値の関係性の検証については、文献 [28] が代表的である。具体的には、イスラエルの大学入試問題の英語の読解問題で、読み手が合格水準に達している場合に、その読解問題のテキストが「読める」と定義している。

また、既知語率の閾値については、既知語判定問題の識別器が返す、「ある語が既知語である確率」を用いて、所与のテキストの「既知語率の確率分布」を計算し、既知語率の閾値の解釈性を保ったまま性能向上させる手法を、著者は過去に提案している [29]。

#### 3.3 問題設定の違い

このように、個人化リーダビリティは、自然言語処理の典型的なリーダビリティ判定の評価用データセットとは、「リーダビリティ」の信頼性をどこに依拠するかの点で異なっている。自然言語処理の典型的なリーダビリティ判定の評価用データセットは、前述の OneStopEnglish コーパス [30] がそうであったように、基本的には語学教師などで構成される、テキストに対して正解ラベルを付与した「アノテータ」に依拠したリーダビリティである。つまり、「リーダビリティ」と言いながらも、実際に語学学習者がテキストを「読める」かどうかについては直接測定しておらず、その点はアノテータとなる語学教師の判断に依拠している訳である。

一方、個人化リーダビリティは、前述のように、学習者がテキストを「読める」か否かについて、読解問題を通じた検証に基づいているため、学習者がテキストを「読める」かどうかを直接的に計測して検証されている。ただし、語彙テストからリーダビリティの判定に至るまでに、学習者の既知語の推定と、学習者の既知語率と学習者がテキストを「読める」か否かの推定の2つの推定が入っている。このように、複数の不確実な推定のプロセスが入っているにも関わらず、応用言語学分野で個人化リーダビリティが広く使われている理由は、おそらく、既知語率が解釈しやすい概念であること、また、既知語率の閾値が比較的狭い範囲 (95%~98%) で判定できることが服須の研究で示されていることが、貢献していると思われる。その背後には、「テキスト中で知らずに意味を推測しながら読める単語の量には認知的な限界があり、その限界はテキストによって大

大きく変わらないだろう」という直観があるものと思われる。

### 3.4 順位相関による自然言語処理分野のリーダビリティ尺度との比較

前述のように、個人化リーダビリティは、自然言語処理分野の語学教員がつけたラベルを予測するタイプのリーダビリティ異なる思想に基づいてはいるものの、大まかには、両者の傾向は一致する事が多いように思われる。自然言語処理分野のリーダビリティ手法と、個人化リーダビリティの手法を比較するにはどうしたらいいだろうか？

個人化リーダビリティは、所与のテキストに対して、各読み手にとってのリーダビリティを返す手法であるが、これを読みかえると、各読み手ごとに1つのリーダビリティの判定器を構成しているとも考えられる。ある1人の読み手に注目したとき、所与のテキストに対して、その既知語率や、既知語率が閾値を超える確率を、そのテキストのリーダビリティとしてみなしてしまう方法が考えられる。そこで、[26]のような語彙テストの結果データセットを用いれば、読み手の数だけリーダビリティ判定器を作成する事ができると考えられる。このようにすれば、個人化リーダビリティから、典型的なリーダビリティの問題設定のリーダビリティ判定器を作成することが可能である。

こうして個人化リーダビリティから作成した各読み手ごとのリーダビリティ判定器は、リーダビリティ評価用データセットの正解ラベルを一切使わず、語彙テストデータのみから構成できるため、表1の分類に従えば、「教師なし」の手法の1種とみなせる。また、既存の自然言語処理のリーダビリティ評価用データセットとの比較は、他の手法同様、順位相関を用いて行える。この実験結果は <http://yoebara.com/readability/> で詳細を報告する予定である。

## 4. 議論と展望

### 半教師あり

ラベル予測の手法については、直近では、単語難易度の情報を利用することにより、半教師あり学習を行う手法が提案されている [31]。本稿の分類では、「各テキストの難度の正解ラベルを用いるかどうか」という意味合いで用いており、半教師あり学習も「教師あり」に含んでいる。

同様に、文献 [7] のように、ランキング学習を用いたアプローチにおいても、半教師あり学習を用いることが可能であると思われるが、執筆時点でこのアプローチをとる研究を著者は知らない。

### 順序回帰問題

ラベル予測では、通常、難しさのラベルは複数あるが、教師あり多クラス分類問題として識別器を訓練している設定が多い。しかし、リーダビリティ判定のように、クラス間に「難しさ」という一次元的な順序が存在する設定では、

教師あり順序回帰問題として定式化した方が良いことが知られている。これにより、例えば特定のラベルの訓練データの量が少ないなど、各クラスの訓練データ量に差がある設定では、この問題は、文献 [1] で議論されている。

### 個人化回帰式

こうした個人化リーダビリティの研究とは別に、前述の回帰式のアプローチを拡張する方向性で、回帰式を個人化する研究が文献 [32] のグループによって行われている。

### 順序相関と同順の問題

前述のように、順位相関を用いることによって様々な手法間での比較が可能になるが、リーダビリティの性能評価用データセットでは、通常、同じ難度ラベルのテキストは全て同順になっている。そこで、順位相関を用いる際には同順を考慮した補正を行う必要がある。この補正方法はスピアマン、ケンドールの各順位相関係数ごとに、複数あるが、そこまで詳述された論文は少なく、今後の検証が必要である。

## 5. まとめ

本研究では、応用言語学分野の「個人化リーダビリティ」の手法を交えて、機械学習の観点から、リーダビリティ研究のサーベイを行い、今後の研究の方向性をいくつか示した。今後は、このサーベイで行った研究の方向性を検証していく予定である。

### 参考文献

- [1] Feng, L., Jansche, M., Huenerfauth, M. and Elhadad, N.: A Comparison of Features for Automatic Readability Assessment, pp. 276–284 (online), available from <https://www.aclweb.org/anthology/C10-2032> (2010).
- [2] Xia, M., Kochmar, E. and Briscoe, T.: Text Readability Assessment for Second Language Learners, *Proceedings of the 11th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications*, San Diego, CA, Association for Computational Linguistics, pp. 12–22 (online), DOI: 10.18653/v1/W16-0502 (2016).
- [3] Vajjala, S. and Lučić, I.: OneStopEnglish corpus: A new corpus for automatic readability assessment and text simplification, *Proceedings of the Thirteenth Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications*, New Orleans, Louisiana, Association for Computational Linguistics, pp. 297–304 (online), DOI: 10.18653/v1/W18-0535 (2018).
- [4] Collins-Thompson, K.: Computational assessment of text readability: A survey of current and future research, *ITL-International Journal of Applied Linguistics*, Vol. 165, No. 2, pp. 97–135 (2014).
- [5] Heilman, M., Collins-Thompson, K., Callan, J. and Eskenazi, M.: Combining Lexical and Grammatical Features to Improve Readability Measures for First and Second Language Texts, *Human Language Technologies 2007: The Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Proceedings of the Main Conference*, Rochester, New York, Association for Computational Linguistics, pp. 460–467 (online), available from

- (<https://www.aclweb.org/anthology/N07-1058>) (2007).
- [6] Fujinuma, Y. and Hagiwara, M.: Semi-Supervised Joint Estimation of Word and Document Readability, *arXiv:2104.13103 [cs]*, (online), available from (<http://arxiv.org/abs/2104.13103>) (2021). arXiv: 2104.13103.
- [7] Tanaka-Ishii, K., Tezuka, S. and Terada, H.: Sorting Texts by Readability, *Computational Linguistics*, Vol. 36, No. 2, pp. 203–227 (online), DOI: 10.1162/coli.09-036-R2-08-050 (2010).
- [8] Flesch, J.: Flesch-Kincaid readability formula (1965).
- [9] Martinc, M., Pollak, S. and Robnik-Šikonja, M.: Supervised and Unsupervised Neural Approaches to Text Readability, *Computational Linguistics*, Vol. 47, No. 1, pp. 141–179 (online), available from ([https://doi.org/10.1162/coli\\_a00398](https://doi.org/10.1162/coli_a00398)) (2021).
- [10] Nation, P.: *Teaching and Learning Vocabulary*, Heinle and Heinle, Boston, MA (1990).
- [11] Laufer, B.: What percentage of text-lexis is essential for comprehension, *Special language: From humans thinking to thinking machines*, Vol. 316323 (1989).
- [12] Beglar, D. and Nation, P.: A vocabulary size test, *The Language Teacher*, Vol. 31, No. 7, pp. 9–13 (2007).
- [13] Ehara, Y., Sato, I., Oiwa, H. and Nakagawa, H.: Mining Words in the Minds of Second Language Learners for Learner-specific Word Difficulty, *Journal of Information Processing*, Vol. 26, pp. 267–275 (online), DOI: 10.2197/ipsjip.26.267 (2018).
- [14] Lee, J. and Yeung, C. Y.: Personalized Substitution Ranking for Lexical Simplification, *Proceedings of the 12th International Conference on Natural Language Generation*, Tokyo, Japan, Association for Computational Linguistics, pp. 258–267 (online), DOI: 10.18653/v1/W19-8634 (2019).
- [15] Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K. and Toutanova, K.: BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, *Proc. of NAACL*, Minneapolis, Minnesota, pp. 4171–4186 (2019).
- [16] Imperial, J. M.: Knowledge-Rich BERT Embeddings for Readability Assessment, *arXiv:2106.07935 [cs]*, (online), available from (<http://arxiv.org/abs/2106.07935>) (2021). arXiv: 2106.07935.
- [17] 佐藤理史: 均衡コーパスを規範とするテキスト難易度測定, 情報処理学会論文誌, Vol. 52, No. 4, pp. 1777–1789 (2011).
- [18] Kincaid, J. P., Fishburne Jr, R. P., Rogers, R. L. and Chissom, B. S.: Derivation of new readability formulas (automated readability index, fog count and flesch reading ease formula) for navy enlisted personnel, Technical report, Naval Technical Training Command Millington TN Research Branch (1975).
- [19] Mc Laughlin, G. H.: SMOG grading-a new readability formula, *Journal of reading*, Vol. 12, No. 8, pp. 639–646 (1969).
- [20] Coleman, M. and Liau, T. L.: A computer readability formula designed for machine scoring., *Journal of Applied Psychology*, Vol. 60, No. 2, p. 283 (1975).
- [21] Hasebe, Y. and Lee, J.-H.: Introducing a readability evaluation system for Japanese language education, *Proceedings of the 6th international conference on computer assisted systems for teaching & learning Japanese*, pp. 19–22 (2015).
- [22] Nation, I.: How Large a Vocabulary is Needed For Reading and Listening?, *Canadian Modern Language Review*, Vol. 63, No. 1, pp. 59–82 (2006).
- [23] Ehara, Y., Shimizu, N., Ninomiya, T. and Nakagawa, H.: Personalized Reading Support for Second-language Web Documents by Collective Intelligence, *Proc. of IUI*, IUI '10, ACM, pp. 51–60 (online), available from (<http://doi.acm.org/10.1145/1719970.1719978>) (2010). event-place: Hong Kong, China.
- [24] Ehara, Y., Shimizu, N., Ninomiya, T. and Nakagawa, H.: Personalized Reading Support for Second-language Web Documents, *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, Vol. 4, No. 2, pp. 31:1–31:19 (online), DOI: 10.1145/2438653.2438666 (2013).
- [25] Ehara, Y., Miyao, Y., Oiwa, H., Sato, I. and Nakagawa, H.: Formalizing Word Sampling for Vocabulary Prediction as Graph-based Active Learning, *Proc. of EMNLP*, pp. 1374–1384 (online), DOI: 10.3115/v1/D14-1143 (2014).
- [26] Ehara, Y.: Building an English Vocabulary Knowledge Dataset of Japanese English-as-a-Second-Language Learners Using Crowdsourcing, *Proc. of LREC* (2018).
- [27] Lee, J. and Yeung, C. Y.: Personalizing Lexical Simplification, *Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics*, Santa Fe, New Mexico, USA, Association for Computational Linguistics, pp. 224–232 (online), available from (<https://www.aclweb.org/anthology/C18-1019>) (2018).
- [28] Laufer, B. and Ravenhorst-Kalovski, G. C.: Lexical Threshold Revisited: Lexical Text Coverage, Learners' Vocabulary Size and Reading Comprehension, *Reading in a Foreign Language*, Vol. 22, No. 1, pp. 15–30 (online), available from (<https://eric.ed.gov/?id=EJ887873>) (2010).
- [29] Ehara, Y.: Uncertainty-Aware Personalized Readability Assessments for Second Language Learners, *2019 18th IEEE International Conference On Machine Learning And Applications (ICMLA)*, pp. 1909–1916 (online), DOI: 10.1109/ICMLA.2019.00307 (2019).
- [30] Vajjala, S. and Rama, T.: Experiments with Universal CEFR Classification, *Proceedings of the Thirteenth Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications*, New Orleans, Louisiana, Association for Computational Linguistics, pp. 147–153 (online), DOI: 10.18653/v1/W18-0515 (2018).
- [31] Fujinuma, Y. and Hagiwara, M.: Semi-Supervised Joint Estimation of Word and Document Readability, *Proceedings of the Fifteenth Workshop on Graph-Based Methods for Natural Language Processing (TextGraphs-15)*, Mexico City, Mexico, Association for Computational Linguistics, pp. 150–155 (online), available from (<https://aclanthology.org/2021.textgraphs-1.16>) (2021).
- [32] Miyazaki, Y. and Suzuki, S.: Building Personalized Readability Equation and English Vocabulary List for Continued Reading Study in Comparison among Differently Proposed Algorithms, *International Journal of Learning Technologies and Learning Environments*, Vol. 2, No. 1, pp. 53–63 (2019).