

# 視点情報と単語の出現頻度を用いた主観的高難易度単語の推定

大社 綾乃<sup>†</sup> OlivierAugereau<sup>†</sup> 黄瀬 浩一<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 大阪府立大学大学院工学研究科

〒 559-8531 大阪府堺市中央区学園町 1-1

E-mail: <sup>†</sup>okoso@m.cs.osakafu-u.ac.jp, <sup>††</sup>augereau.o@gmail.com, <sup>†††</sup>kise@cs.osakafu-u.ac.jp

あらまし 本稿では、視点情報と単語の出現頻度情報を組み合わせた、文書上の主観的高難易度単語の推定手法を提案する。「主観的高難易度単語」とは、文書を読んだ際にユーザが難しいと感じた単語を表す。文書を読むだけで、主観的高難易度単語を推定できれば、ユーザはどの単語を学習しなければならないかを簡単に把握することが可能になり、学習補助に大変有用である。一般的に、難しい単語を目にすると、読む速度が遅くなる、前後の文を読み返すなどの目の動きがみられる。提案手法では、視点情報と単語情報から主観的高難易度単語の推定を目指す。まずアイトラッカから取得した視点情報より特徴量を抽出し、単語情報と組み合わせて入力データを作成する。Deep Learning を用いて学習し、主観的高難易度単語を推定する。提案手法の有効性を示すため、5名の視点情報を記録し、主観的高難易度単語の推定精度を検証した。検証の結果、全単語を対象とした場合、再現率が最大のとき、再現率 99.0%、適合率は 33.4% であった。また、固有名詞を学習及び評価時に除いた場合は、再現率が最大のとき、再現率 99.0%、適合率は 39.6% であった。これは比較手法である、出現頻度情報のみを用いた手法よりも勝る結果となり、提案手法の有効性を示すことができた。

キーワード アイトラッカ, 視点情報, 主観的高難易度単語, 学習補助

## 1. はじめに

近年グローバル化が進み、英語が必要とされる場面が増え、語学学習の必要性が高まっている。しかし、語学学習は容易ではない。語学学習は主に、文字の読み方を覚えたり、語彙を増やすこと、熟語や文法を理解することなどから成り立つ。中でも、最も重要で難しいものに、語彙力の向上が挙げられる。語彙を増やす方法として、普段の学習において未知の単語や難しいと感じた単語に印をつけて整理し、それらを暗記した後、試験を通して確認するという流れが一般的である。しかし、この方法には問題点がある。普段の学習で難しいと感じた単語の全てに1つ1つ印をつけておくことは、大変手間がかかり、容易ではない。また、印をつけることに気を取られ、文書の内容が理解しづらくなるという問題点もある。そこで、本研究では、自動で文書上の難しいと感じた単語を記録することを目指す。

では、どのように難しいと感じた単語を推定できるだろうか。最も簡単な方法として、単語の一般的な出現頻度を用いる方法がある。一般的に、単語の出現頻度が低い単語ほど、難しい単語であると言える。しかし、これは「客観的に難しい単語」である。難しさは学習者に依存するため、学習者は頻出度の低い単語を知っていることもあれば、頻出度の高い単語を知らないこともある。特に、頻出度が高い未修得単語は、学習の必要性が高いにもかかわらず、「客観的に難しい単語」での

学習では、学習漏れの可能性がある。そこで、我々は学習者個人が難しいと感じる単語の推定を目指す。このような単語を「主観的高難易度単語」と呼ぶ。

文書を読む際の主観的な難しさを得るためには、個人特有の生体データが有効であると考えられる。特に視点情報には、読み方や理解度に関する情報が多く含まれることが分かっている [1][2][3]。例えば、人は文書を読む際、難しいと感じると、読む速度が遅くなったり、何度も読み返す、同じ場所を注視し続けるといった傾向がある。文書を読んでいる際の視点情報を解析することで、文書上の主観的高難易度単語の推定が可能であると考えられる。

以前我々は、視点情報と単語の一般的な出現頻度情報を組み合わせ、Deep Learning を用いた学習により、主観的高難易度単語を推定する手法（以下、従来手法と呼ぶ）を提案した。従来手法では、連続する視点群ごとに Deep Learning に入力するデータを作成する。これは、人が難しい単語を目にすると、注視時間の変化以外に、何らかの乱れが視点の動きにみられると考えられるからである。また、単語の一般的な出現頻度が単語の難易度と関連があると言えるため、特徴量に付加している。推定結果は、再現率が最大のとき、再現率 97.8%、適合率 35.6% であった。この精度は単語の一般的な出現頻度情報のみを用いた場合と大きな差はなく、視点情報が活かされていなかったと考えられる。その原因として、連続する視点群では、主観的高難易度単語に関する情報以外にも、文法や

文脈の難しさも含まれてしまっていることが挙げられる。また、入力データに含まれる視点群は一定数であり、視点群ごとに含まれる単語数が異なっていた。そのため、各単語が主観的高難易度単語であるかどうかの情報が欠落してしまったり考えられる。

そこで本稿では、各単語に対する注視点群ごとに特徴量を生成する手法を提案する。提案手法では、同一単語に属する注視点群からの視点情報と単語情報から特徴量を抽出し、Deep Learning を用いて学習する。Deep Learning から得られた結果について、各単語で投票処理をおこない、主観的高難易度単語を推定する。提案手法の有効性を検証するため、単語の一般的な出現頻度のみを用いた手法と精度を比較する。推定精度は、全単語を対象とした場合、再現率が最大るとき、再現率 99.0%、適合率は 33.4% であった。また、固有名詞を学習及び評価時に除いた場合は、再現率が最大るとき、再現率 99.0%、適合率は 39.6% となり、提案手法は比較手法に勝る結果となった。なお、本研究は大阪府立大学工学研究科の倫理委員会承認済みであることを付記しておく。

## 2. 関連研究

これまでの研究により、視点情報は、読み方や言語習熟度、理解度と高い関係があることが分かっている [1] [2] [3]。本節では、視点情報と読書時の認知プロセスに関する研究、視点情報と理解度に関する研究、視点情報を学習補助に利用した研究および我々の従来研究について述べる。

視点情報と読書時の認知プロセスに関する研究として、Roberts らは、視点情報は Early processes と Late processes に分類することができると示している [4]。Early processes では対象領域中での最初の注視点の持続時間などが挙げられ、語彙の処理プロセスや意味の統合のような、文の理解度に関連することが分かっている。また、Late processes では対象領域中の合計注視点時間などが含まれ、情報の再分析や論述の統合、処理の難しさをカバーすることに関連があることが分かっている。各視点情報から得られる情報は、認知プロセスを解明するには希薄であり、Early processes と Late processes の両方の解析が必要であると述べている。Kliegl らは、単語の長さや出現頻度、次の単語の予測しやすさが視点情報に影響することを示した [5]。また、Inhoff らの研究から、人は文書を読む際、単語を一つずつ認識するのではなく、周辺視を用いて次に読む単語を知覚し、視点を移動させることが分かっている [6]。

視点情報と理解度に関する研究として、吉村らは、イトラッカから取得した視点情報を用いて、英語習熟度を推定する手法を提案している [7]。吉村らは、TOEIC スコアに基づく 3 段階の英語習熟度（上級・中級・初級）を高い識別率で推定することに成功している。Kunze らは、各単語の注視点時間がユーザの難しい単語と相関があることを示した [8]。しかし、定量的な評価には至っていない。東中ら [9] と Hiraoka ら [10] は、視点情報を用いた未知語検出に関する研究をおこなっている。東中らは、電子文書上の単語領域に対する視点情報と、ユーザが辞書引きを必要とするかどうかを関連付ける関係を

決定木学習の手法を用いて作成している。精度は、再現率が 17.5%、適合率が 29.9% であり、十分な精度とは言えない。また、Hiraoka らは、視点情報と単語の希少度から、SVM を用いてユーザの辞書引きが必要な単語を学習している。精度は、F 値が最大るとき、再現率が 61.6%、適合率が 50.7% であると書かれている。我々の目指す主観的高難易度単語を自動で記録するというシステムの特性上、高い再現率が必須条件となる。そのため、再現率は 95% 以上必要であると考えられ、Hiraoka らの手法も十分な精度とは言えない。

視点情報を学習補助に利用した研究に、Cheng らの研究がある [11]。Cheng らは、教員が論文を読む際の視点情報を記録し、段落ごとに読む速さや読み返しの頻度などのいった情報をアノテーションしている。生徒がこのアノテーションを参考に論文を読むことで、理解が深まっているという結果が得られている。Biedert らは、読者の視点情報から、文書上のどの部分が読みづらいかを推定し、書き手にフィードバックするための手法を提案している [12]。

以前我々は、読書中の視点情報を記録し、段落ごとの fixation の回数や持続時間、読み返しの頻度を文書画像上にアノテーションとして表示するシステムを提案した。そのアノテーションを見ることで、英語教師が、TOEIC スコアによる英語能力の低い被験者と高い被験者を見分けることが可能であることを示した [13]。また、文書中の部分的な理解度を推定するのに有効な特徴量を段落ごと、時間による segment ごと、単語ごとの 3 つの視点から調査した [14]。その結果をもとに、各単語の注視点時間を用いて主観的高難易度単語を推定し、文書画像上にアノテーション付与するシステムを提案した [15]。しかし、再現率が 36.2%、適合率が 15.6% となり、精度は十分ではなかった。これは、注視点時間のみでは特徴量として不十分であったことが原因である。例えば、主観的高難易度単語以外に、文書のキーワードとなる単語においても同様に注視点時間が長くなる傾向がある。また、主観的高難易度単語であっても、文脈から推測可能であるために、注視点時間が比較的少ない単語もあった。そのため、特徴量および推定法の再考が必要であった。そこで Deep Learning を用いて自動で特徴量を選定し、主観的高難易度単語を推定する手法を試みた [16]。Deep Learning を用いた手法 [16] は、各単語の注視点時間のみを用いた手法 [15] より高い精度を得ることが出来た。しかし、単語の一般的な出現頻度情報のみを用いた場合と精度に差がないため、視点情報が活かされていないと考えられ、推定手法の再考が必要である。

## 3. 提案手法

本節では、提案手法について述べる。従来手法では、ある単語を中心に数単語を読む視点群および単語の出現頻度を Deep Learning の入力データとした。しかし、単語の出現頻度のみを用いた場合と精度が同等であり、視点情報が活かされなかったと考えられる。その理由として、入力データに含まれる視点群は一定数であり、視点群ごとに含まれる単語数が異なっていたことが挙げられる。そのため、各単語が主観的高難易

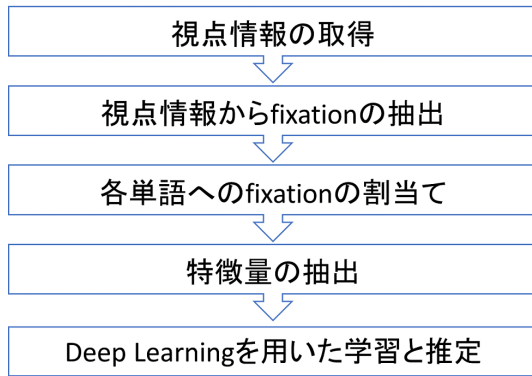


図 1 提案手法の流れ

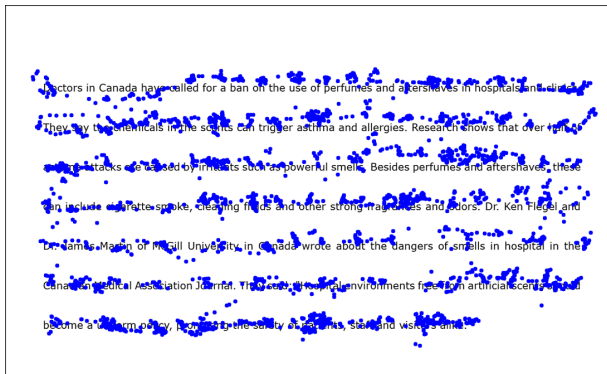


図 2 画像上の視点情報の例

度単語であるかどうかの情報が欠落してしまったと考えられる。そこで、本稿では、単語に対する注視点群と単語情報から特徴量を抽出し、Deep Learning を用いて学習する手法を提案する。以下、提案手法の詳細について説明する。

### 3.1 提案手法の流れ

提案手法の流れは、図 1 の通りである。まず、アイトラッカを用いてユーザの眼球運動を記録し、視点情報を取得する。視点情報から、注視点を意味する fixation を抽出し、各 fixation を単語に割り当てる。次に視点情報と単語情報から、特徴量を抽出する。最後に Deep Learning を用いて学習し、主観的高難易度単語を推定する。以下、詳細について述べる。

### 3.2 視点情報の取得

アイトラッカを用いて視点情報を取得する。アイトラッカとは、眼球運動を測定する装置である。提案手法では、据置型のアイトラッカを用いて、ディスプレイ上に表示された文書を読む際の視点の座標と取得時刻を得る。得られた視点を文書画像上に表示したものを図 2 に示す。青い点は視点を表している。

### 3.3 fixation の抽出

fixation は視点がある範囲内に一定時間停留すること、saccade は fixation 間の素早い目の動きのことである。人は、fixation と saccade を繰り返すことで、ものを見たり、文書を読んでいる。本手法では、Buscher らの手法 [17] を用いて、視点情報から fixation を抽出する。fixation を文書画像上に表示したものを図 3 に示す。図 3 の円は fixation を表し、円の大きさは

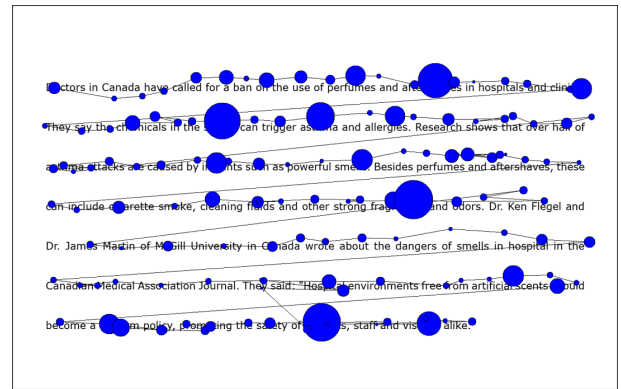


図 3 画像上の fixation の例

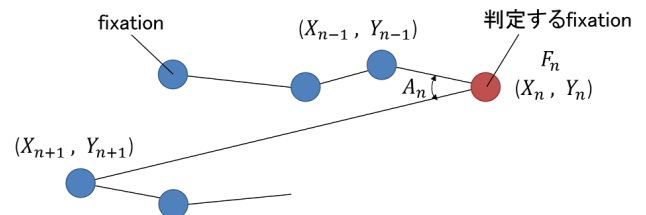


図 4 改行判定の際の fixation の様子

きは fixation の持続時間の長さを表している。

### 3.4 各 fixation の単語への割当て

各 fixation がどの単語を読んでいる際のものかを求め、各 fixation を単語に割り当てる。まず、各 fixation が属する行を推定し、次に、属する行の最近傍の単語に fixation を割り当てる。以下、詳細について述べる。

#### 3.4.1 各 fixation が属する行の推定

fixation を用いて、改行判定を行う。改行の際、視点は、読んでいた行の右端から次の行の左端へ向かう動きをする。この特性を利用し、横方向の閾値を設定することで改行を判定する。また、各行を読んでいる最中に別の行や同じ行を読み返す際も改行とみなし、縦方向の閾値も設定する。図 4 のように、ある fixation を  $F_n$  とし、その座標を  $(X_n, Y_n)$  とする。 $T_x, T_y$  を閾値とすると、

$$X_{n+1} - X_n > T_x \quad (1)$$

または、

$$|Y_{n+1} - Y_n| > T_y \quad (2)$$

を満たすとき、 $F_n$  と  $F_{n+1}$  の間を改行とみなす。

次に、改行判定されるごとの fixation 群の  $y$  座標の平均値を求める。そして、予め抽出しておいた文書情報を利用して、最も近い行に割り当てる。その後、正しく割り当てられているかを確認し、必要に応じて手動で修正を加える。

#### 3.4.2 各 fixation の単語への割り当て

予め抽出しておいた文書情報を利用して、fixation が属する行の最近傍の単語に割り当てる。また、アイトラッカの誤差を考慮し、単語と fixation の距離が一定以上の場合は、どの単語にも割り当てない。

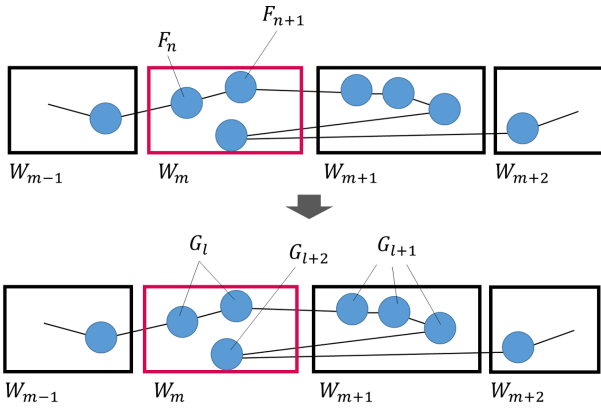


図5 特徴量抽出時の fixation 群の様子

表1 特徴量

グループ	特徴量	詳細
fixation	num	fixation の個数
	ave duration	fixation の平均持続時間
	max duration	fixation の最大持続時間
	min duration	fixation の最小持続時間
saccade	ave sac	平均 saccade 長
	max sac	最大 saccade 長
	min sac	最小 saccade 長
前後情報	sac before	直前の fixation からの saccade 長
	sac after	直後の fixation までの saccade 長
	word before	直前の fixation 群からの単語数
	word after	直後の fixation 群までの単語数
単語	character num	単語長
	freq	一般的な出現頻度
その他	linebreak	最後の fixation が改行であるか否か
	times	同一の単語を読む回数

### 3.5 特徴量の抽出

同一した単語に属する、連続した fixation 群から特徴量を抽出する。例えば、図5のように、ある fixation を  $F_n$ 、ある単語を  $W_m$  とする。図5において、青い円が fixation を表し、矩形が単語を表している。 $F_n$  および  $F_{n+1}$  は連続した fixation かつ同一の単語  $W_m$  に属するため、fixation 群  $G_l$  とする。同様に、同一した単語に属する連続した fixation を fixation 群  $G_{l+1}, G_{l+2}, \dots$  とする。これらの各 fixation 群から特徴量を抽出する。

特徴量は、表1に示す合計15次元である。視点情報から抽出する特徴量は、fixation の持続時間や回数に関するもの、saccade の長さに関するものがある。また、対象とする単語の前後情報として、直前の fixation 群から対象とする fixation 群までの単語数および saccade 長さ、対象とする fixation 群から直後の fixation 群までの単語数および saccade 長を特徴量としている。単語から抽出した特徴量は、単語の文字数と一般的な出現頻度である。出現頻度は、約10万単語の出現頻度のデータセット[18]を用いて算出する。データセットでの出現頻度は、25131726~16(数値が大きいほど、出現頻度が高い)で表現されており、また、単語により寄与率に偏りがある。そのた

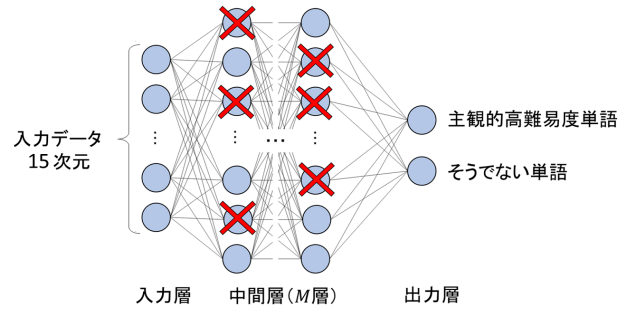


図6 提案手法で用いる多層ニューラルネットワーク

め、正規化をおこなう。データセットでの出現頻度を  $R$  とし、正規化後の出現頻度を  $f$  とすると、正規化は以下の式の通りにおこなう。

$$R' = \begin{cases} 100000 & (R > 100000) \\ 1000 & (R > 1000) \\ R & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (3)$$

$$f = \log R' \quad (4)$$

この結果、出現頻度  $f$  は0~1で表される。なお、固有名詞のように、データセットに含まれない単語の場合は、 $f = 0$  とする。その他の特徴量として、fixation 群に改行が含まれるか否かとその単語を読んだ回数がある。ある fixation 群から次の fixation 群への移動が改行である場合、その移動時の saccade 長が改行のために長くなる問題がある。それを補正するための特徴量としている。また、単語を読んだ回数を特徴量にすることで、その単語を何回読み返しているかという情報が付加される。

### 3.6 Deep Learning を用いた学習と推定

fixation 群ごとに抽出した特徴量を Deep Learning を用いて学習する。Deep Learning とは、多層ニューラルネットワークを用いた学習である。提案手法で用いた多層ニューラルネットワークを図6に示す。提案手法で用いる多層ニューラルネットワークは、入力層のユニット数が15個、中間層はユニット数  $N$  個を  $M$  層、ユニット数が2個の出力層からなる。入力層では、抽出した特徴量15次元を入力する。その際、各特徴量で正規化をおこなう。また出力層は、対象となる fixation 群が主観的高難易度単語に相当するかどうかを表している。提案手法では、 $N = 3000$ 、 $M = 10$  とする。また、過学習を防ぐため、各訓練データに対し中間層の素子をランダムに50%の確率で無視(Dropout)しながら学習を進める。なお、活性化関数にはランプ関数、OptimizerにはAdagradを用いる。学習回数は200回で、学習の際、バッチサイズ100のバッチ処理をおこなう。

最後に各単語で投票処理をおこなう。各単語に属する fixation 群において、Deep Learning の結果が「主観的高難易度単語に相当する」と出力された数の割合が閾値以上であった場合に、その単語を主観的高難易度単語とする。なお、提案手法

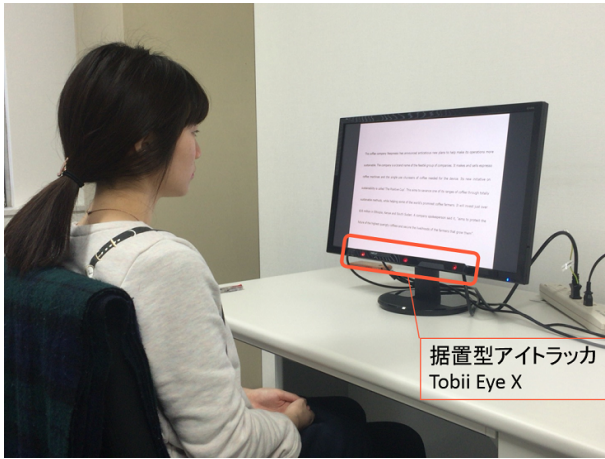


図 7 実験の様子

ではその閾値を 0.5 と設定した。

## 4. 実験

本章では、提案手法の精度を検証する実験について述べる。以下、詳細について述べる。

### 4.1 実験概要

大学生および大学院生の被験者 5 名（男性：4 名，女性：1 名）に英語の文書を読んでもらい、その際の視点情報をアイトラッカを用いて記録した。英語の文書は第二ヶ国語として英語を勉強する人を対象としたニュースサイト [19] から抜粋した。文書のフォーマットは、より正確に視点を単語に割り当てるため、行間を広くとっている。文書数は 16 文書である。アイトラッカは、ディスプレイに装着可能な Tobii EyeX を用いた。

実験の様子を図 7 に示す。被験者はディスプレイの前に座り、アイトラッカのキャリブレーションをおこなう。次に、被験者は、ディスプレイ上に表示された文書を読み、その際の視点情報を記録する。被験者には、読み返しを含め自由に読んでもらい、「意味を理解しながら一通り読むように」と指示した。文書を 1 文書読むごとに、被験者は、文書の要約と難易度（1：とても簡単～5：とても難しい）を口頭で答える。これは、被験者が乱雑に読むのを防ぐためであり、これらの情報を学習には用いない。その後、文書が印刷された紙を渡し、その中で難しいと感じた単語にマークをつけるよう指示する。同様に、単語の頻出度情報をもとに作成したリストを被験者に渡し、その中で難しいと感じた単語にマークをつける。これを学習のための正解データとして用いる。この流れを 16 文書分繰り返す。

### 4.2 実験結果・考察

提案手法および単語の出現頻度情報のみを用いた手法（以下、比較手法と記す）の Recall-Precision Curve を図 8 および図 9 に示す。図 8 は文書中の全単語を対象とした結果である。一方、図 9 では、学習及び評価時に固有名詞を除いている。ここで固有名詞とは、約 10 万単語の出現頻度のデータセット [18] に含まれない単語とする。図 8 および図 9 の横軸

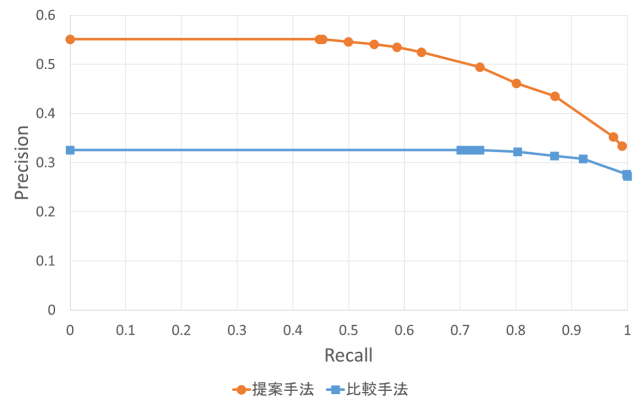


図 8 提案手法と比較手法の Recall-Precision Curve の比較

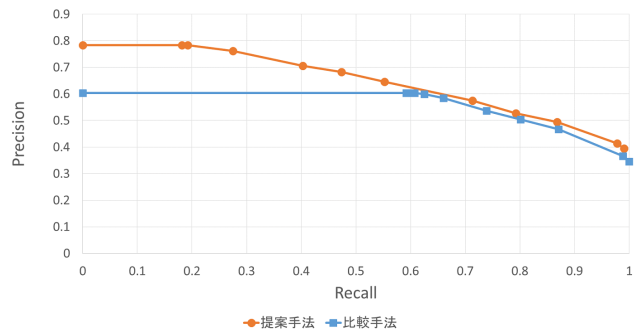


図 9 提案手法と比較手法の Recall-Precision Curve の比較  
学習及び評価時に固有名詞を除いた場合

は再現率、縦軸は適合率を表している。両方の結果において、提案手法は比較手法を上回る結果となった。

主観的高難易度単語を自動で記録するシステムの特性上、全ての単語を対象とし、高い再現率が必須条件となる。全単語を対象とした場合、再現率が最大するとき、比較手法では再現率 100.0%、適合率は 27.2% であった。一方提案手法では、再現率が最大するとき、再現率 99.0%、適合率は 33.4% であった。提案手法において再現率の最大が 100.0% でない理由は、fixation が 1 つも割り当たっていない単語が存在するためである。被験者は主観的高難易度単語にもかかわらず、文脈から判断可能であった等の理由のため、読み飛ばしたと考えられる。提案手法では読み飛ばしなどにより fixation が割り当たらない単語の推定は不可能である。

高い再現率の際の結果を利用した「主観的高難易度単語を自動で記録するシステム」のほかに、高い適合率を利用した「単語テスト自動作成システム」としての利用方法が考えられる。例えば、試験前に自分が苦手とする単語の学習をしたいとき、自動で単語テストを作成することが可能である。全ての単語は網羅できなくても、適合率が高ければ主観的高難易度単語を効率よく学習できる。このようなシステムを想定した際、約 10 万単語の出現頻度のデータセット [18] に含まれない単語の重要度は低く、出力されなくてもよい。学習及び評価時に固有名詞を除いた場合、提案手法と比較手法を比べると、例えば再現率 20.0% のとき、適合率は、提案手法で 78.3%、比較手法では 60.3% である。そのため、提案手法の方がより有用な単語

テスト自動作成システムとなる。このように、想定するシステムによって固有名詞を学習に含めるかどうかを変えることで、提案手法はシステムの実現に十分な精度を得ることができた。

全単語を対象とした場合と異なり、固有名詞を除いた場合は、再現率 60.0% 以上の際に提案手法と比較手法の適合率がほとんど変わらない結果となった。これは、提案手法で用いている特徴量の 1 つである、単語の一般的な出現頻度が強く影響しているためだと考えられる。本実験で用いた文書は一般的なニュース記事であり、被験者の主観的高難易度単語と単語の出現頻度に強い相関があったと推測される。そのため、Deep Learning による学習による成果が得られにくかった可能性がある。そこで、主観的高難易度単語と単語の出現頻度に乖離のある文書での学習が必要である。例えば、被験者が熟知した内容の文書を含めた実験が必要であろう。

## 5. まとめ

本稿では、視点情報と単語の出現頻度情報を組み合わせた、文書上の主観的高難易度単語の推定手法を提案した。提案手法では、同一単語に属する注視点群からの視点情報と単語情報から特徴量を抽出し、Deep Learning を用いて学習する。Deep Learning から得られた結果について、各単語で投票処理をおこない、主観的高難易度単語を推定する。提案手法の有効性を検証するため、被験者 5 名の視点情報を記録し、実験をおこなった。推定精度は、全単語を対象とした場合、再現率が最大るとき、再現率 99.0%、適合率は 33.4% であった。また、固有名詞を学習及び評価時に除いた場合は、再現率が最大るとき、再現率 99.0%、適合率は 39.6% であった。比較手法である、単語の一般的な出現頻度のみを用いた手法より上回る結果となり、提案手法の有効性を示すことができた。提案手法の推定精度は、我々が実現を目指す「文書を読むだけで、文書上の主観的高難易度を自動記録するシステム」に十分な精度と言える。また、「単語テスト自動作成システム」としての利用を想定した場合にも十分な精度である。提案手法により、より効率的な英語学習の実現が可能であると考えられる。

今後の課題としては、精度向上のための特徴量および推定法の再考がある。また、本実験で用いた文書は一般的なニュース記事から抜粋したものであったが、文書に含まれる単語の一般的な出現頻度と主観的高難易度単語には強い関連があることが分かった。ユーザが熟知した分野の文書についても検証する必要がある。ユーザが熟知した内容の文書では、主観的高難易度単語と出現頻度との関連は小さくなり、視点情報の効果がより顕著になると考えられるからである。

謝辞 本研究の一部は、JST CREST, 科研費基盤研究 (A) (25240028), ならびに科研費挑戦的萌芽研究 (15K12172) の補助による。

## 文 献

- [1] A.T. Duchowski, "A breadth-first survey of eye-tracking applications," Behavior Research Methods, Instruments, & Computers, vol.34, no.4, pp.455-470, 2002.

- [2] K. Rayner, "Eye movements in reading and information processing: 20 years of research.," Psychological bulletin, vol.124, no.3, p.372, 1998.
- [3] K. Rayner, S.C. Sereno, R.K. Morris, A.R. Schmauder, and C. Clifton Jr, "Eye movements and on-line language comprehension processes," Language and Cognitive Processes, vol.4, no.3-4, pp.SI21-SI49, 1989.
- [4] L. Roberts and A. Siyanova-Chanturia, "Using eye-tracking to investigate topics in L2 acquisition and L2 processing," Studies in Second Language Acquisition, vol.35, no.02, pp.213-235, 2013.
- [5] R. Kliegl, E. Grabner, M. Rolfs, and R. Engbert, "Length, frequency, and predictability effects of words on eye movements in reading," European Journal of Cognitive Psychology, vol.16, no.1-2, pp.262-284, 2004.
- [6] A.W. Inhoff and K. Rayner, "Parafoveal word processing during eye fixations in reading: Effects of word frequency," Perception & Psychophysics, vol.40, no.6, pp.431-439, 1986.
- [7] 吉村和代, K. Kunze, 黄瀬浩一, "読書時の眼球運動を利用した英語習熟度推定法," 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2014-123, vol.114, no.454, pp.63-68, 2015.
- [8] K. Kunze, H. Kawaichi, K. Yoshimura, and K. Kise, "Towards inferring language expertise using eye tracking," CHI'13 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, pp.217-222, 2013.
- [9] 東中竜一郎, 大野健彦, "視線を用いた自動辞書引きシステム," 2003.
- [10] R. Hiraoka, H. Tanaka, S. Sakti, G. Neubig, and S. Nakamura, "Personalized unknown word detection in non-native language reading using eye gaze," Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimodal Interaction, pp.66-70, 2016.
- [11] S. Cheng, Z. Sun, L. Sun, K. Yee, and A.K. Dey, "Gaze-based annotations for reading comprehension," Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, pp.1569-1572, 2015.
- [12] R. Biedert, A. Dengel, M. Elshamy, and G. Buscher, "Towards robust gaze-based objective quality measures for text," Proceedings of the Symposium on Eye Tracking Research and Applications, pp.201-204, 2012.
- [13] A. Okoso, K. Kunze, and K. Kise, "Implicit gaze based annotations to support second language learning," Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication, pp.143-146, 2014.
- [14] A. Okoso, T. Toyama, K. Kunze, J. Folz, M. Liwicki, and K. Kise, "Towards extraction of subjective reading comprehension: Analysis of eye gaze features," Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, pp.1325-1330, 2015.
- [15] 大社綾乃, K. Kunze, O. Augereau, 黄瀬浩一, "学習補助のための視点情報に基づく文書アノテーション," 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2015-30, vol.115, no.24, pp.161-166, 2015.
- [16] 大社綾乃, 石丸翔也, O. Augereau, 黄瀬浩一, "視点情報を用いた文書上の主観的高難易度単語の推定," 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2015-189, vol.115, no.517, pp.149-154, 2016.
- [17] G. Buscher, A. Dengel, and L. vanElst, "Eye movements as implicit relevance feedback," CHI'08 extended abstracts on Human factors in computing systems, pp.2991-2996, 2008.
- [18] "Word frequency data". <http://www.wordfrequency.info>
- [19] "Free esl materiala.com". <http://www.freeeslmaterials.com>