

視点情報を用いた英語習熟度推定法の実験的検討

藤好 宏樹[†] 石丸 翔也[†] OlivierAugereau[†] 黄瀬 浩一[†]

[†] 大阪府立大学大学院工学研究科

〒 599-8531 大阪府堺市中区学園町 1-1

E-mail: [†]{fujiyoshi,ishimaru}@m.cs.osakafu-u.ac.jp, ^{††}augereau.o@gmail.com, ^{†††}kise@cs.osakafu-u.ac.jp

あらまし 本稿では、アイトラッカで取得した英文問題解答時の視点情報を用いて、英語習熟度を推定する手法を提案する。一般に、英語習熟度を測るテストとして TOEIC が挙げられる。しかし、TOEIC には結果が出るまでに時間を要することや、問題数が多く受験者に負担が大きいという課題がある。そこで、TOEIC よりも少ない問題数で手軽に英語習熟度を測る事ができれば有益であると考え、我々は問題解答時の視点情報を用いて TOEIC スコアを推定する手法を提案した。しかし、この従来法には、推定に用いる文書数が 10 題と多く、ユーザの負担が依然として大きいことが課題となっている。本研究では、従来法で用いたものに比べて高精度なアイトラッカを使用してより多くの被験者、文書数のデータを収集した。加えて、新しい特徴量を用いて推定することやテストデータと学習データを変化させた際の推定結果を調査するなど、英語習熟度推定法について検討を行う。結果として英文問題 3 題を用いて被験者 16 人の英語習熟度を推定したところ、TOEIC スコアを平均絶対誤差 32 点で推定することができた。

キーワード アイトラッカ, 視点情報, 英語習熟度, TOEIC

1. はじめに

近年、グローバル化によって英語の重要性が増し、英語を学習する人が増えている。英語学習における勉強の流れは、暗記とテスト、復習の繰り返しである。まず、単語や文法などの基礎知識を覚える。次に、覚えた内容に関する問題を解くことで学習に対する理解度を測る。その後、解いた問題の内容を復習することで誤った理解を修正し、知識が定着する。この中でも重要なのはテストである。問題を復習する際に、解いた問題を全て復習することは非常に時間がかかる。そこで、テストの結果を利用して、解答が間違っていた問題を優先して復習することによって学習効率を上げることができる。また、テストによって学習者の英語習熟度を測ることで英語学習におけるモチベーションの向上や今後の学習計画を立てることに役立つ。したがって、学習においてテストで学習状況や学習に対する理解度を把握することが重要である。

現在、英語習熟度を測るテストとして最も認知され、多くの人が受験しているものとして TOEIC が挙げられる [1]。TOEIC は英語のリスニングとリーディングのスキルを測る世界共通のテストである。TOEIC のスコアは、就職活動や進級、昇進などに利用されている。しかし、TOEIC には、受験から結果が出るまでに一ヶ月近くかかる、試験時間が 2 時間と長く、受験者に負担が大きいといった課題がある。したがって、TOEIC よりも少ない問題数で、手軽に英語習熟度を測ることが可能になれば、非常に便利である。

これらの問題を解決するために、我々は問題解答時の視点情報を用いて TOEIC スコアを推定する手法を提案した [2]。人

の問題解答時の視点情報を解析することで、英語習熟度の高い者と低い者を分け、英語習熟度を推定することができる。しかし、この手法には主に 3 つの課題がある。第一の課題は、視点情報の取得に使用したアイトラッカの精度が低く、問題解答時の被験者の振る舞いを解析するには不十分で推定精度には改善の余地があることである。第二の課題として、多くのユーザの視点情報を取得した英文問題でしか英語能力を推定できないことが挙げられる。第三の課題として、推定には英文問題 10 題分が必要で依然としてユーザへの負担が大きいことが挙げられる。以上の課題を解決することで、より実用的な英語習熟度推定が行えると言える。

本稿では従来法に比べアイトラッカを高精度のものにするとともに、新たな特徴量を用いることによって従来法の改善を試みる。具体的には、英語習熟度の推定に必要な問題数の削減と、他のユーザの視点情報を伴わない英文問題を用いて英語習熟度の推定を試みる。結果として、16 人の被験者が 3 題の英文問題を解答する際の視点情報と問題の正答数を用いて TOEIC スコアを推定した結果、平均絶対誤差は 32 点となった。従来法より少ない問題数しか学習していないにも関わらず、同程度の精度で推定することに成功した。なお、本研究は大阪府立大学工学研究科の倫理委員会で承認済みであることを付記しておく。

2. 関連研究

本章では関連研究として視点情報を用いて被験者の英語能力や理解度、難しいと感じた単語を推定する研究について述べる。

読書時の視点情報を用いてユーザの文書に関する理解度を推定する手法を吉村らが提案している [3]。吉村らは被験者に英語

文書を読んだ後に文書に関する4つの小問を回答させ、その正答数を文書に関する理解度とした。ユーザが英文書を読む際の視点情報を取得して、5クラスの理解度を推定する。結果として、平均二乗誤差が1.06であり、全ての推定結果を3とした場合と比較してもあまり差は見られないという結果になった。また、吉村らは英文読書時の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[4]。習熟度とは、英語全般の運用能力としており、習熟度を表すものとしてTOEICスコアを用いている。また、文書を読む際の視点情報は、文書の難易度やユーザの理解度によって影響を受ける。そのため、複数文書分の特徴量を統合することで、文書や理解度などの影響を小さくして英語習熟度を推定している。結果として、TOEICスコアの得点によって分けられた3クラスの英語習熟度を高い精度で識別することに成功している。本手法では、英語習熟度の推移に効果があった、吉村らの特徴量と複数文書分の特徴量の合算を行う。

読書時の視点情報の特徴に加えて文書特徴から理解度と言語習熟度を推定する手法をGomezらが提案している[5]。Gomezらはユーザの英文読書時の視点に関する特徴と、ユーザが読んだ文書中にどのような単語を含むかという文書特徴に注視時間を組み合わせた特徴量を用いてユーザの文書に対する理解度、習熟度を推定している。結果として理解度の低いユーザと高いユーザを大まかに分けることができているが、文書特徴はあまり影響を与えないことが分かっている。

また、理解度や英語習熟度といった抽象度の高いものを推定するのではなく、単語や行などを推定する研究が行われている。大社らは英文読書時の視点情報から読書中にユーザが難しいと感じた単語や行を推定する手法を提案している[6]。結果として、読む速さや注視回数がユーザ間の理解度の違いの識別に有効で、注視時間が難しいと感じた部分の識別に有効であることが分かっている。

以上の先行研究を踏まえて、我々は従来法として英文読書時の視点情報に加えて問題解答時の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。TOEICのスコアを英語習熟度として推定し、結果として平均絶対誤差36点を得た。読書時と問題解答時の視点情報を用いて推定を行うことによって吉村らの手法より精度の高い結果が得られることが分かった。また、推定に用いる英文問題の数を10題から減らした際の推定結果の推移を調査したところ、推定精度は著しく悪くなることが分かっている。加えて、眼球運動からユーザの視点の位置を取得する精度が悪いことも含めて今後の課題となっている。本稿では従来法と異なり、高精度な据え置き型アイトラッカを使用し、吉村らが英語習熟度推定に用いた有効な特徴量を用いる。これによって、より少ない文書数で英語習熟度を推定することを検討する。

3. 提案手法

3.1 処理の流れ

英文問題解答時の視点情報を用いて、英語習熟度を推定する手法を提案する。提案手法の流れを以下の図1に示す。まず、

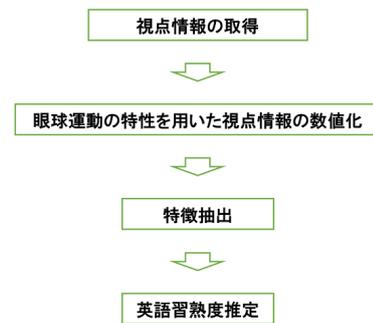


図1 処理の流れ

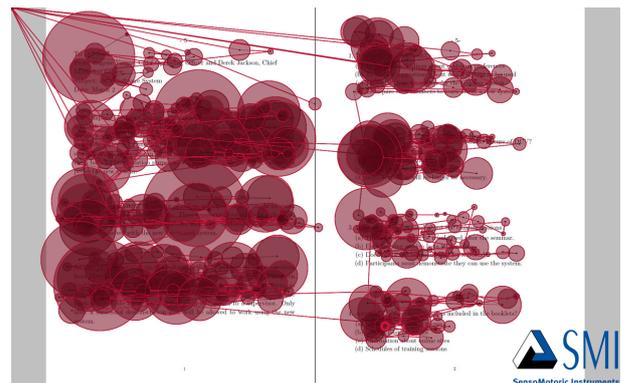


図2 文書画像上に変換された視点情報

アイトラッカを用いて英文問題解答時の視点情報を取得する。次に得られた視点情報から眼球運動の特性を利用した特徴量を抽出する。最後に、重回帰分析を用いて被験者の英語習熟度を推定する。本研究での英語習熟度は被験者のTOEICスコアとして定義する。

3.2 視点情報の取得

まず、アイトラッカを使用して視点情報を取得する。アイトラッカは眼球運動を測定する装置のことで、装着型と据え置き型がある。本手法では、より高い計測精度が得られる据え置き型アイトラッカについて説明する。据え置き型アイトラッカはディスプレイの下部に装着して使用するものが多く、付属のアイカメラで眼球運動を測定して、ディスプレイ上のどこを見ているかを推定する。具体的には、ディスプレイ上に表示した英文問題を解答する際の視点情報をディスプレイ上の座標として取得する。

3.3 眼球運動の特性を用いた視点情報の数値化

眼球運動は、視点がある範囲内で一定時間留まる fixation、fixation 間の素早い目の動きである saccade と瞬きの blink に分類される。人は、上記の眼球運動を繰り返すことによって文書を読んでいる。本手法では英文読書時の視点を fixation、saccade、blink に分類し、数値化することによってユーザの視点を解析する。

3.4 特徴抽出

本手法で用いる特徴量について説明する。

眼球運動の特性である fixation、saccade、blink に分類された視点情報から特徴量を抽出する。図2は文書上に表現した fixation と、saccade と blink の例である。円が fixation で、円

表 1 提案手法で用いる特徴量

特徴量	詳細
fixation に 関する特徴量	fixation の回数
	一秒当たりの fixation の回数
	fixation 注の視点の分散値の 合計, 平均, 最大値, 最小値,
saccade に 関する特徴量	fixation 持続時間の 合計, 平均, 最大値, 最小値
	saccade の距離の合計
	saccade の回数
	saccade 時間の平均
	一秒当たりの saccade の回数
	saccade 持続時間の 合計, 平均, 最大値, 最小値
	saccade 時に眼球が回転した角度の 合計, 平均, 最大値, 最小値
saccade 時の角速度の 合計, 平均, 最大値, 最小値	
blink に 関する特徴量	瞬きの回数
	一秒当たりの瞬きの回数
	瞬きをしている時間の 合計, 平均値, 最大値, 最小値
その他の 特徴量	解答時間
	問題の正答数

をつなぐ線が saccade であり、左上への線が blink を表す。本手法で用いる英文問題は左側に文書、右側に問題文と分かれています。人は英文問題を解く際に、本文や問題を読む、問題の答えを探す、等の行動をとる。英語習熟度によってこれらの解答時の振る舞いに差が出ると考える。このような振る舞いの差を計測するため、表 1 の fixation, saccade に関する特徴量を抽出する。

本手法では、視点情報に関する特徴量と、問題の解答時間、ユーザが解答する問題の正答数を特徴量として用いる。問題の正答数は、英語習熟度を反映しているが、問題数が少ない場合には、習熟度を推定するのに十分な情報とはいえない。したがって、視点に関する特徴量を加味して英語習熟度を推定する。

次に、特徴抽出について説明する。眼球運動は英語習熟度や問題の難易度や文書の構造、ユーザの理解度等の文書やユーザと問題の相性による影響を受ける。そこで、複数題分の視点情報から得た特徴量を全て考慮することで、文書や問題との相性による影響を小さくし、英語習熟度の推定精度を向上させることを考える。まず、問題 1 題ごとに特徴量を抽出する。抽出した特徴ベクトルは文書の長さなどの形式の影響を強く受けるため、ノルムを 1 とする正規化を行う。その後、推定に用いる複数の文書に対して特徴ベクトルを平均し、1 つの特徴ベクトルとする。この平均した特徴ベクトルを用いて学習と推定を行う。

3.5 英語習熟度推定

抽出した特徴量を用いて重回帰分析を行い学習と英語習熟度の推定を行う。その後、全ての特徴から backward stepwise selection を用いて英語習熟度の推定に有効な特徴を選定する。backward stepwise selection とは、特徴を含むモデルから特徴

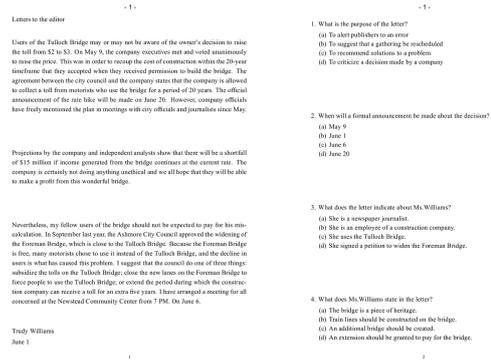


図 3 実験に使用した文書

を一つずつ取り除く選定方法で、取り除く前後の推定精度を比較することで、取り除く特徴の有効性を検証する手法である。どの特徴を取り除いても推定精度が向上しなくなるまで続けることで、推定精度の高い特徴の組み合わせを検証する。

4. 実験

今回の実験では、提案手法による英語習熟度推定の精度を検証する。被験者は 16 名で被験者ごとにデータセットを作成し、Leave one subject out によって評価した。

4.1 実験条件

被験者が TOEIC の英文問題を解答する際の視点情報を記録した。被験者は 16 人で TOEIC スコアの最高値が 945 点、最低値が 390 である。使用した問題は TOEIC の対策問題集から選んだ英文問題 15 題である。英文問題は図 3 の様に左側に文書、右側に小問 4 つという構成でフォーマットは統一した。また、イトラッカは SMI 社の据え置き型イトラッカ iViewXTM RED250 を使用した。眼球運動の解析分析には同じく SMI 社の Begaze を使用した。

実験の流れを示す。図 4 の様に被験者はイトラッカが眼球を認識する位置で頭を静止させ、実際の視点の位置とイトラッカの推定する視点を一致させるキャリブレーションを行った。その後、英文問題を 1 題解答し、視点情報を記録した。頭を動かすと視点の推定が正しく行えないため、被験者には頭を出来るだけ動かさないように指示した。また、解答の際に頭が動かないように、被験者には問題の解答が分かった時点で、口頭で実験者に解答を伝える様に指示した。

この手順を 15 題分繰り返した。被験者の疲労を考慮して 5 題解答したところで休憩を挟んだ。また、英文問題解答時の自然な動作や視点情報を記録するため、解答中は頭を動かさないこと以外は被験者の動作に制限を設けなかった。

4.2 実験結果

本実験では、従来法との精度比較、文書数と推定精度検証、学習データとテストデータを異なる文書を用いて推定した場合の精度検証を行った。

4.2.1 実験 1 : 従来法との精度検証

まず、本手法の精度を検証するため、従来法と同様の条件の

表 2 テストと学習に用いる文書の重複数の変化と TOEIC スコアの推定誤差

重複数	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
文書数:1	175.0	45.6														
文書数: 2	147.6	128.4	32.9													
文書数: 3	134.2	113.0	99.2	32.0												
文書数: 4	123.9	108.8	94.1	73.4	34.7											
文書数: 5	106.0	109.6	97.3	86.8	71.1	31.0										
文書数: 6	110.6	103.7	88.1	81.2	70.2	58.1	29.1									
文書数: 7	98.2	99.7	93.7	81.2	76.5	74.3	53.0	29.7								
文書数: 8			92.1	83.5	84.0	74.8	66.0	47.4	24.0							
文書数: 9				87.3	80.0	78.1	69.0	64.4	50.6	27.9						
文書数: 10						81.9	72.9	66.2	58.7	46.4	24.4					
文書数: 11								90.4	70.3	59.4	48	26.6				
文書数: 12										63.0	59.3	48.8	24.2			
文書数: 13												58.0	48.4	21.9		
文書数: 14														51.1	18.2	
文書数: 15																22.4

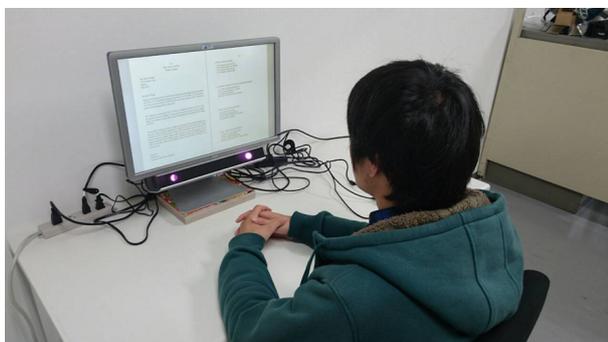


図 4 実験風景

もと TOEIC スコアの精度を推定し、従来法の精度と比較する。TOEIC スコアの推定に用いる文書数は 10 で、ランダムに文書の組み合わせを 100 通り選択した後、それぞれの文書の組み合わせによるデータセットごとに特徴量の選択をした。推定結果は従来手法の平均絶対誤差が 36 点だったのに対して、本手法では平均絶対誤差 24.4 点と言う結果となった。

本手法が従来手法と異なる点として、(1) 精度の良いアイトラッカを使用したこと、(2) 英語習熟度を分類する手法において有効性を示した、吉村らの特徴量を使用したこと、(3) 被験者や記録に用いた文書数の増加によるデータセットの充実、が挙げられる。

表 3 に 10 文書を用いて TOEIC スコアの推定を行った際に、多く選定された特徴量を示す。特徴量として従来法と同様に本手法も「問題の正答数」を使用した。本データにおける TOEIC スコアの相関係数は 0.71 であった。従来法を検証した際に同条件で行った実験では、問題の正答数と TOEIC スコアの相関係数は 0.74 であり、全特徴量の中で相関係数が最大であった。従来手法で最も相関の高かった特徴量が大きく変わっていないにもかかわらず推定結果は向上している。これは、今回推定に用いた他の特徴量が有効だったことが考えられる。また、従来法に比べて推定精度が良くなった最も大きな原因として (1) が挙げられる。従来法に比べ、fixation の持続時間の合

表 3 特徴量と TOEIC スコアの相関係数

特徴量	相関係数
問題の正答数	0.71
解答時間	0.75
fixation の数	-0.67
fixation 持続時間の合計	0.75
fixation の分散の最大値	0.14
saccade の数	0.67
saccade 持続時間の合計	-0.66
saccade 時の眼球の角速度の合計	-0.56
saccade 時の眼球の角速度の最大値	-0.14
瞬きの数	0.31
瞬きの持続時間の合計	0.38
瞬きの持続時間の合計	0.52

計の相関係数が非常に高く、本手法での相関係数が -0.75 となった。従来法で用いたアイトラッカは一秒間当たりのサンプルレートが 30Hz 程だったのに対して、本手法で使用したアイトラッカは 250Hz だった。このため、一つ一つの視点の動きを細かくトレースすることができ、fixation 持続時間に個人差が現れ易くなったことが考えられる。

また、吉村らの手法で用いられた saccade 時の角速度に関する特徴量も特徴選択で多く選択された。精度の高いアイトラッカを用いて特徴量を抽出することで推定精度を向上させることが分かった。

4.2.2 実験 2: 文書数と推定精度の推移

次に、推定に用いる文書数と推定精度の関係を検証する。従来手法では推定に用いる文書数を 10 文書から減らすと推定精度が下がった。これは文書数を減らした際に使用した特徴量が、10 文書を用いて TOEIC スコアを推定した際に選択された特徴量だったことも関係している。そのため、本実験では文書数を減らした際に再び特徴選択を行い、文書の組み合わせに応じた特徴量を用いて推定を行った。文書数の組み合わせは文書数に応じて異なるため、文書の組み合わせ全通りのデータセット

を用いて誤差を出力することは困難である。そのため、全通りの組み合わせが多数となる場合はランダムに 100 通りの文書の組み合わせを作成し、それぞれ推定結果を出力する。具体的には、(1) 推定に用いる文書数に応じて文書の組み合わせを決定する、(2) (1) で決定した文書の平均ベクトル計算し、データセットを作成する、(3) データセットに応じた最適な特徴量を選択し、推定結果の平均絶対誤差を出力する、という操作を行う。この作業を文書数の組み合わせが多い場合は 100 通り、組み合わせが 100 通り以下の場合は全通り繰り返し、全ての誤差を平均することでその文書数での提案法の推定結果とする。推定に用いる文書数を 1 から 15 で変化させた際の推定値と正解値の平均絶対誤差の関係を図 5 に示す。

従来法とは実験条件が異なるため一概に比較は出来ないが、従来法が文書数を 10 から減らすと推定結果が極端に悪くなったのに対して文書数を減らしていくと緩やかに誤差が増えていくという結果になった。以上から、文書の組み合わせに応じて特徴選択、学習を行うことで、従来法と同様の推定精度を 3 文書分で達成出来ることがわかった。結果が向上した理由として、5.1 と同様にアイトラッカの精度向上と被験者数の増加が考えられる。従来手法、本手法共に重回帰分析によって TOEIC スコアを推定している。そのため、正解データに偏りがあるとサンプルデータの少ない値域の推定精度は悪くなってしまふ。本手法では被験者 16 人を用いているため、従来実験に比べてより詳細な推定が出来たと考える。しかし、15 文書を用いて推定を行った時の平均絶対誤差が 22.4 点となった。これは 15 文書の内、2 文書が推定に大きく影響を及ぼしているためと考えられる。文書数の組み合わせが多い場合、推定精度に悪影響を及ぼす文書が入っていても、100 通りの組み合わせを試しているため誤差が平均されて小さくなる。しかし、15 文書を用いて推定を行う場合は文書の組み合わせが 1 通りしかないため、そのような文書の影響で誤差が大きくなったと考えられる。今後、本実験で推定結果に悪影響を与える文書やその文書を解く際のユーザの振る舞いを解析する必要がある。これによって新たな特徴量を考案することで本手法の精度がさらに向上すると考える。また、推定誤差が大きいくということは、視点情報に英語習熟度以外の情報が含まれていることも影響していると考えられる。例えば、問題に対して感じた難易度や理解度である。これらを除くことによって、推定精度が向上するのではないかと考える。

4.2.3 実験 3：学習とテストに用いる文書が異なる場合の精度検証

視点情報は英語習熟度のほかに、文書の単語の難易度や文書の形式に影響を受けている。そこで、実験 1 と 2 では学習に用いる文書の組み合わせとテストに用いる文書の組み合わせを同じものにした。これによって文書の形式や難易度による視点への影響を少なくすることで推定精度を向上させることを考えた。

ここで、視点情報による英語習熟度推定を実際に利用する場合を考える。まず、本手法をサービスとして提供する場合、あらかじめ多くの被験者が解いて視点情報が記録された問題を

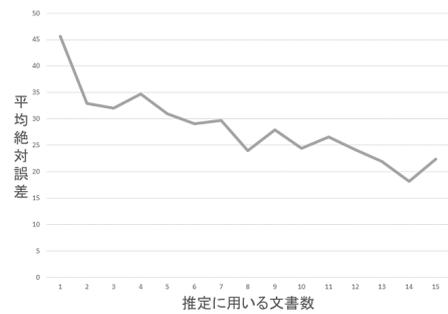


図 5 推定に用いる文書数と誤差の関係

意する必要がある。そのため、ユーザに対して習熟度推定のために新しい問題を提供する場合、新しい問題をまず多くの人に解答させるため、コストと手間がかかる。加えて、学習に用いた問題でしか習熟度推定が行えないため、利用に限界が生じる。したがって、本実験では実験 1, 2 とは異なりテストデータと学習データに異なる文書の組み合わせを用いることによって未知の文書に対する本手法の頑健性を検証する。推定に用いる一部の文書は学習にも用いているが、このような文書を以下では重複した文書と呼ぶ。この重複数を変化させた場合の推定精度を検証する。

文書の選択方法としては、まず、テストデータと訓練データに用いる文書の数 (N) と文書の重複数 (D) を決定する。その後、学習に使用する文書を選択する。選択された文書の中から D だけ文書を選択し、テストデータに含める。このとき、学習データに選択されていない ($15 - N$) の文書の中からテストデータに使用する残り ($N - D$) の文書を選択する。組み合わせられた文書の特徴量を合算して学習データとテストデータとして、特徴選択と TOEIC スコアの推定を行う。この工程を実験 2 と同様に各パラメータ (N, D) の組み合わせに応じて 100 通り行う。 N を 1~15 で変化させ、 D もそれぞれの N の値に応じて変化させる。この結果を表 2 に示す。縦軸が N で横軸が D である。 $N = D$ の時、実験 2 と同様の条件になる。

結果として、実験 2 の場合と比較して、 D が等しい時、 N の値が大きくなると著しく精度が落ちることが分かる。図 6 には $D = 0$ 、図 7 には $D = 3$ 、図 8 には $D = 6$ の時に重複数を変化させた時の平均絶対誤差をグラフとして示す。図より、 $D = 0$ の時のみ、 N の値が大きいほど結果が良く、反対に $D = 3, 6$ の時は結果が悪くなった。これは文書の重複率 (D/N) が大きく影響していると考えられる。図 2 より $N = 8, D = 6$ の時の誤差は 66.0 で、 $N = 12, D = 9$ の時の誤差は 63.0 点だった。このとき重複率 (D/N) はどちらも 0.75 だった。このことから重複率が等しければ推定結果が近くなることが分かった。同様に重複率 (D/N) が 0.75 である、 $N = 4, D = 3$ の時は誤差は 73.4 点だった。このことから実験 2 と同様に推定に用いる文書数が多いほど精度が高いことが分かる。

この結果から、実際にこの推定法を用いてサービスを提供する場合、まずユーザに多くの学習済み問題を解答してもらい推定結果を出力する。その後、ユーザは英語習熟度を測りたい時

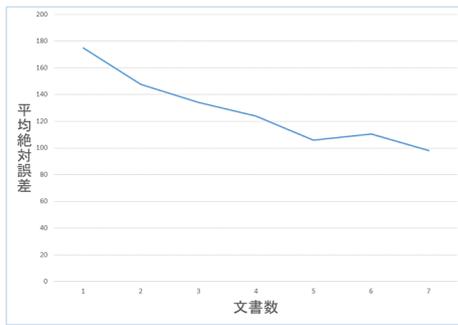


図 6 重複数が 0 の時の文書数と誤差の関係

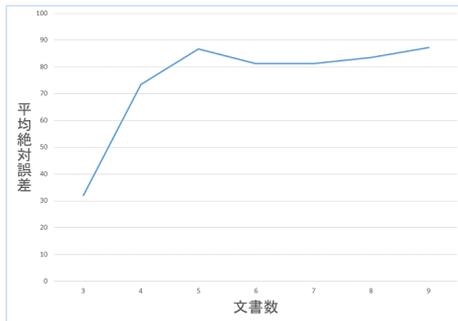


図 7 重複数が 3 の時の文書数と誤差の関係

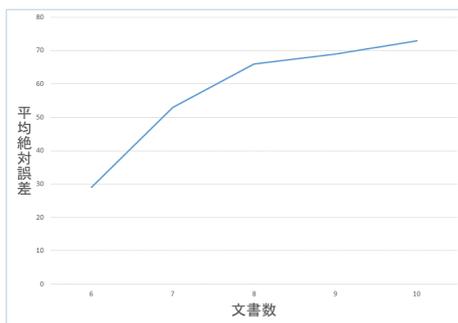


図 8 重複数が 6 の時の文書数と誤差の関係

に任意の新たな問題を用意して解く。最初に解答した大量の学習済み問題と、新しく解答された問題から得られる特徴量を合算し、テストデータとする。このとき、 N 、 D 共に値が大きいそのため、誤差が少なく推定できるのではないかと考える。

しかし、TOEIC スコアの大幅な上昇に対しては新たな一文書の特徴量の変化のみでは対応できないと考えられるため、定期的に学習済みの問題を解答する必要があると考えられる。

5. まとめ

本稿では、視点情報を用いて英語習熟度を推定する手法の精度を上げるために実験的検討を行った。従来手法との変更点としては、(1) 精度の良いアイトラッカを使用したこと、(2) 英語習熟度を分類する手法において有効性を示した、吉村らの特徴量を使用したこと、(3) 被験者や記録に用いた文書数の増加によってデータセットの充実したこと、等が挙げられる。

手法の検証実験を条件を変えて行った。結果として、精度の

高いアイトラッカを用いたことにより fixation に関する特徴量がより有効であることが分かった。また、被験者を増やすことによってサンプルが増えるため重回帰分析を用いる本手法では学習データでの被験者の増加が重要であることがわかった。

実際に本手法を用いてサービスを提供することを考えて、学習データに用いていない問題に対しても推定精度が求められるが、現状十分な精度は得られていない。しかし、あらかじめ被験者に多くの問題を解答してもらった場合、新たな問題を用いて英語習熟度の推定が行えることがわかった。

今後の課題としては、未知のデータに対しても推定精度が落ちない文書非依存な特徴量を考案することが挙げられる。また、視点情報に含まれるであろう、問題に対して感じた難易度や理解度などのノイズを推定し、除去することも課題である。

謝 辞

謝辞 本研究の一部は、JST CREST および日本学術振興会科学研究費補助金 基盤研究 (A)(25240028) ならびに挑戦的萌芽研究 (15K12172) の補助による。

文 献

- [1] <http://www.toeic.or.jp/>
- [2] 藤好 宏樹, 吉村 和代, Kai Kunze, 黄瀬 浩一, “英文問題解答時の視点情報を用いた英語能力推定法,” 電子情報通信学会技術研究報告, vol. 115, no. 24, PRMU2015-10, pp. 49–54, May. 2015
- [3] 吉村 和代, 川市 仁史, Kai Kunze, 黄瀬 浩一, “アイトラッカで取得した視点情報と文書理解度の関係,” 電子情報通信学会技術研究報告, vol. 112, no. 495, PRMU2012-224, pp. 261–266, Mar. 2013
- [4] 吉村 和代, Kai 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, vol 114, no. 454, PRMU2014-123, pp. 63–68, Feb. 2015
- [5] Martinez-Gomez, Pascual, Akiko Aizawa, “Recognition of understanding level and language skill using measurements of reading behavior.” Proceedings of the 19th international conference on Intelligent User Interfaces, ACM, 2014, pp. 95–104.
- [6] 大社綾乃, Kai Kunze, Olivier 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, May. 2015.
- [7] G. Buscher, A. Dengel, “Gaze-based filtering of relevant document segments,” In Workshop on Web Search Result Summarization and Presentation. Workshop on Web Search Result Summarization and Presentation (WSSP-2009), located at in conjunction with WWW, Vol. 9, pp. 20–24, 2009
- [8] 竹田 一貴, 黄瀬 浩一, 岩村 雅一, “1 億ページのデータベースを対象とした大規模文書画像,” 電子情報通信学会議出研究報告, vol. 112, no. 441, PRMU2012-161, pp. 131–136, Feb. 2013