

# 読書時の眼球運動を利用した英語習熟度推定法

吉村 和代<sup>†</sup> Kai Kunze<sup>††</sup> 黄瀬 浩一<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 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

<sup>††</sup> 慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科

〒 223-8526 横浜市港北区日吉 4-1-1

E-mail: †yoshimura@m.cs.osakafu-u.ac.jp, ††kai@kmd.keio.ac.jp, †††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眼球運動を用いて、英語習熟度を推定する手法を提案する。測定が容易に可能である身体的な動きを測定することで、人間の内部の働きである英語習熟度を推定することができれば非常に有益であると考えられる。英語習熟度を容易に推定することができれば、客観的な自己の能力の見直しなど様々なことに利用できる。このような推定を可能にするための一つの方法として、英語習熟度が眼球運動に与える影響を利用することが考えられる。英語習熟度は、眼球運動の一種である Fixation の持続時間と強い相関関係を持つと言われている。しかし、実際の環境において英語習熟度を推定するには、Fixation の持続時間だけで十分かどうかは定かでない。そこで、本手法では Fixation の持続時間に加えて、眼球運動の一種である Saccade 時の眼球運動の速度を利用する。被験者 11 人、10 文書を用いて、TOEIC に基づく英語習熟度を初級、中級、上級の 3 段階で表現したところ、(1) Fixation の持続時間は初級の被験者の識別に、(2) Saccade 時の眼球運動の速度は、中級の被験者の識別に有効であることがわかり、(3) これらの組み合わせによって識別率 90.9 % を得た。

**キーワード** アイトラッカ、眼球運動、英語習熟度、TOEIC

## 1. はじめに

人は文書を読むことで多くの情報を得ている。そのため、ユーザの「読む」という行為を記録、分析することで、ユーザに関する様々な情報を推測することができる。これを実現するものとして、リーディングライフログが提案されている [1]。リーディングライフログとは、人と文書との関わりを記録するものであり、どのような文書を読んでいるかといったことを記録する。

このような人と文書とのかかわりを表すものとして、文書を読む際の眼球運動が考えられる。これはすなわち、文書を読む際の眼球運動を分析することで、人と文書との関わりを得ることを目指す。文書と眼球運動を組み合わせることで得られる情報としてまず、冊数や読書頻度、読んだ単語数などといった「どのくらい」読んでいるかということが挙げられる。また次に、文書名やジャンル、傾向といった「どんなものを」、理解度や難易度、英語習熟度といった「どのように」ということが挙げられる。このように、文書と眼球運動を組み合わせることにより、「どのくらい」「どんなものを」「どのように」読んでいるかという情報を得ることができる。これらの情報は後者に行くほど高レベルの分析となっている。本稿では、最も高レベルの分析である「どのように」ということに注目する。更に「どのように」の中でも、特に英語習熟度に焦点を当てる。

英語習熟度とは、英語能力の程度を指す。つまり、英文書に対する理解能力や英語での会話能力などの程度のことである。

英語習熟度の確認方法として、ペーパーテストが一般に用いられている。しかし、ペーパーテストは手間と時間がかかり、簡単に英語習熟度を測定することは困難である。そこで、文書を読む際の眼球運動を測定するだけで、英語習熟度を推定することができれば非常に有益であると考えられる。このような推定が可能になれば、手軽に自己の能力を客観的に見直すことができる。また、他者の英語習熟度を推定することができれば、授業の際に生徒一人一人の習熟度を教師が容易に把握することもできる。

これらの推定を可能にする手法を我々は提案する。この手法では、まずアイトラッカと呼ばれる装置を用いて眼球運動を記録する。そして、得られた眼球運動から、英語習熟度推定に有効な Fixation と Saccade に基づく特徴量を抽出する。得られた特徴量を用いて眼球運動の特性を学習することにより、英語習熟度推定を実現する。本稿では提案手法の有効性を検証するために、英語習熟度推定の性能を評価する。更に、本手法で特徴量として用いている Fixation の持続時間と Saccade 時の眼球運動の速度の英語習熟度推定における有効性を検証する。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. 関連手法

本章では、文書と眼球運動に関連する研究について述べる。まず、眼球運動の測定について説明する。眼球運動の測定にはアイトラッカと呼ばれる装置が利用される。アイトラッカには

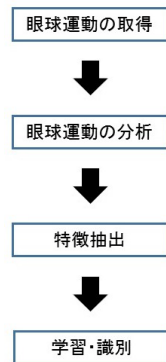


図1 提案手法の概要

カメラを用いてユーザの眼球運動を測定するものや、電極を装着することで電位差を利用し眼球動きを測定するものなど様々な形状、仕組みのものが存在する。アイトラッカはマーケティングの分野等でよく使用されており、ユーザの視線からどんなものに意識を向けているのかを推定することにより、顧客の心理状態を理解しようと試みられている。

文書と眼球運動に関連する研究として、ユーザの読むという行動を認識する研究がある。Bullingらは眼球運動から、椅子に座っている状態での行動を認識する手法を提案した[2]。この手法は頻出する眼球運動のパターンを符号化することで、ユーザの行動を認識する。また、Kunzeらは眼球運動を用いて、ユーザの読んだ単語数を推定する手法を提案した[3]。この手法は、一行当たりの平均単語数といった文書の情報と眼球運動を組み合わせることで、単語数を推定するものである。

ところで、人が一日に読む単語の数とその人の学力や一般常識には相関関係がある[4]。そこで、この手法を用いてユーザの読んだ単語数を自動で記録することができれば、学力をはかる有効な手がかりとなる。また、どんな単語をどれくらい読んだかを知ることができれば、ユーザの興味推定にも利用できる。更に、自分が読んだ単語数を把握する、もしくは単語数を他者と比べることで、自分の読書習慣を客観的に解析することが可能となる。

また、眼球運動から文書に関する人間の内部の情報を推定するものとして、我々は眼球運動からユーザの文書に対する理解度を推定する手法を提案した[5]。この手法では、文書に関する問題の正答数を理解度として推定している。以下にこの手法の概要を説明する。まず、アイトラッカを用いて、ユーザの文書を読む際の眼球運動を取得する。そして、得られた眼球運動を数値化し、理解度ごとに異なる眼球運動のパターンを得る。それらを学習することで理解度を推定する。

しかし、この手法では十分な精度を得るに至っていない。その理由としては、眼球運動と理解度の関係は、学習に用いたデータから把握できるほど単純でなかったと考えられる。そこで、我々はより理解度とより関連の強い脳の活性の情報を用いることで理解度推定の実現を目指した[6]。この手法では、fNIRSで得られた酸素化ヘモグロビンの情報に対し、活性位置

に基づく特徴量を利用することにより、理解度を推定する。この手法を用いることで、測定可能な身体的な特徴を用いて、理解度といった人間の内部の情報を推定することが可能となった。しかしながら、この手法にはfNIRSという高価な機器が利用可能という条件が伴う。本研究は先の理解度推定の枠組みで、眼球運動から抽出する特徴量として異なるものを用いることで、「習熟度」を推定するものである。

### 3. 提案手法

図1に提案手法の概要を示す。まずアイトラッカを用いて眼球運動を取得する。さらに、得られた眼球運動を分析し、眼球運動の特性に基づく特徴量を抽出する。最後に、それを用いて、機械学習によって学習・識別をする。

#### 3.1 アイトラッカを使用した眼球運動の取得

眼球運動の取得にはアイトラッカを用いる。本手法では、据え置き型のアイトラッカを用いて、ディスプレイに表示された文書を読む際の眼球運動を記録する。

#### 3.2 眼球運動の分析

眼球運動は、Blink, Fixation, Saccadeの3つに分類される。Blinkとは、瞬きのことである。また、Fixationは視点がある範囲内に一定時間停留することであり、SaccadeはFixation間の素早い目の動きのことである。人は、上記の眼球運動を繰り返すことにより、文書を読んだりものを見たりしている。本手法では、このBlink, Fixation, Saccadeを利用することにより、眼球運動を数値化する。

#### 3.3 特徴抽出

本節では、英語習熟度推定のための特徴抽出について説明する。文書を読む際の人の眼球運動は、英語習熟度の影響を受けると考えられる。しかし、文書の難易度や理解度によって、文書ごとに英語習熟度の影響のばらつきが生じる。そこで、複数文書分の眼球運動から得た特徴量を統合することによって、文書によるばらつきを小さくすることを考える。本手法では、1文書ごとに眼球運動から得られる特徴を抽出し、特徴ごとに複数文書分それらを合計する。

次に本手法で用いる特徴について説明する。本手法では、Blink, Fixation, Saccadeに関連する特徴を用いている。表1に特徴を示す。これら32の特徴のうち、英語習熟度推定に有効な特徴を選定し利用する。

#### 3.4 英語習熟度推定

得られた特徴ベクトルに対し、機械学習を用いることで理解度を推定する。機械学習にはSVM(Support Vector Machine)を用いる。カーネルは線形カーネルを使用する。

次に、英語習熟度の定義について説明する。本研究では、英語習熟度を表すものとしてTOEICスコアを用いる[7]。TOEICテストは総合的なコミュニケーション英語運用能力を測る世界共通のテストであり、世界約150カ国で実施されている。テストは英文だけで構成されており、リーディングパートとリスニングパートからなる。TOEICスコアは10点から990点までのスコアで評価される。このスコアは、常に評価基準を一定に保つために統計処理されており、能力に変化がない限りスコア

表 1 特 徴 量

特徴量名	説明	
End_Time[ms]	読書時間	
Blink_Count	瞬きの回数	
Blink_Frequency[count/s]	一秒あたりの瞬きの回数	
Blink_Duration [ms]	_Total	瞬きをしている時間の合計, 平均, 最大値, 最小値
	_Average	
	_Maximum	
	_Minimum	
Fixation_Count	Fixation の回数	
Fixation_Frequency[count/s]	一秒あたりの Fixation の回数	
Fixation_Duration [ms]	_Total	Fixation 持続時間の合計, 平均, 最大値, 最小値
	_Average	
	_Maximum	
	_Minimum	
Fixation_Dispersion [px]	_Total	Fixation 中の視点の分散値の合計, 平均, 最大値, 最小値
	_Average	
	_Maximum	
	_Minimum	
Scanpath_Length[px]	Saccade の距離の合計	
Saccade_Count	Saccade の回数	
Saccade_Frequency[count/s]	一秒あたりの Saccade の回数	
Saccade_Duration [ms]	_Total	Saccade 持続時間の合計, 平均, 最大値, 最小値
	_Average	
	_Maximum	
	_Minimum	
Saccade_Amplitude [°]	_Total	Saccade 時に眼球が回転した角度の合計, 平均, 最大値, 最小値
	_Average	
	_Maximum	
	_Minimum	
Saccade_Velocity [°/s]	_Total	Saccade 時の眼球の角速度の合計, 平均, 最大値, 最小値
	_Average	
	_Maximum	
	_Minimum	

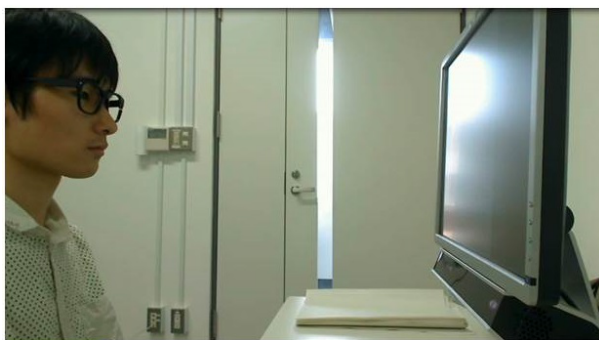


図 2 実験風景

も一定に保たれている。TOEIC スコアは英語能力を測る手段として、企業や学校等において幅広い用途・目的で活用されている。

#### 4. 実 験

本章では、習熟度推定の性能評価のための実験について述べる。

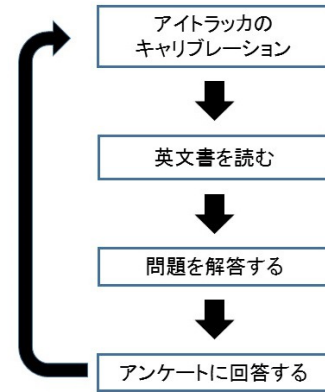


図 3 実験手順

表 2 習熟度の分布

クラス名	TOEIC スコア	人数
クラス 1	400 - 600	3
クラス 2	600 - 800	6
クラス 3	800 - 990	2

11 名の被験者を用いて、データセットを作成し、Leave one out によって評価する。

##### 4.1 実験条件

図 2 に実験風景を示す。被験者は、全員大学院生である。実験では、アイトラッカを用いて眼球運動を測定した。アイトラッカは、SMI 社の非装着型アイトラッカ iViewXTM RED [8] を使用した。眼球運動の分析には同じく SMI 社の Begaze を用いた。

実験では、被験者にタスクを与え、その際の眼球運動を記録した。図 3 に実験手順を示す。タスクは、英文書を読み、文書に関する問題を解くというものであり、英文書には、TOEIC の PART7 の練習問題を使用する。文書を読む間のみ眼球運動を記録する。その際被験者には、椅子に座った状態で頭部をできるだけ動かさないようにという指示をした。

次に、タスクの内容について以下に示す。まず、被験者はモニターに表示された英語の文書を読み、読み終わると同時に合図をする。それ以降、読んでいた文書は被験者に提示されない。同時に問題文が実験者によって提示され、被験者は提示された問題を解答した。被験者が問題に対し解答を終えたとき、被験者は実験者に合図をし、問題は回収される。そして被験者はタスクや文書に関するインタビューに回答し、アンケートを記入した。

被験者は実験に慣れるために、実験前にサンプル問題を 2 問解いた。実験に用いた文書数は、10 文書である。文書の順番における影響を考慮し、被験者ごとに文書の読む順番は変更した。問題数は 1 文書につき 4 問であり、それぞれ 4 つの選択肢が与えられている。

##### 4.2 実験 1 - 英語習熟度推定の精度検証

今回の実験参加者の TOEIC スコアの最低値は 465、最高値

表 3 実験 1 の結果

被験者	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	平均誤差
推定値	2	1	1	3	2	2	2	3	2	1	1	
正解値	2	1	1	3	2	2	2	3	2	1	2	
誤差	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0.09

特徴量の分布

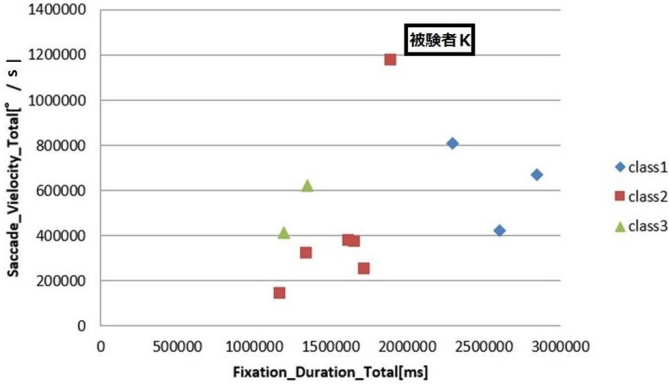


図 4 特徴量の分布

表 4 1 つの特徴量のみを用いて推定した結果

Fixation_Duration_Total												
被験者	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	平均誤差
推定値	2	1	1	2	3	2	2	2	2	1	2	
正解値	2	1	1	3	2	2	2	3	2	1	2	
誤差	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0.27
Saccade_Velocity_Total												
被験者	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	平均誤差
推定値	1	1	2	2	2	2	2	1	2	3	1	
正解値	2	1	1	3	2	2	2	3	2	1	2	
誤差	1	0	1	1	0	0	0	2	0	2	1	0.73

Fixation\_Duration\_Timeの分布

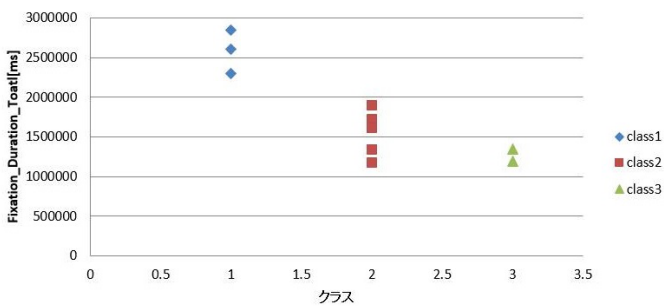


図 5 特徴量 1 の分布

は 945 である。実験では、被験者を TOEIC スコア 400-600, 600-800, 800-990 の 3 クラスに分け、それぞれのクラスを推定する。被験者の TOEIC スコアの分布を表 2 に示す。

まず、英語習熟度推定に有効な特徴量を選定する。33 の特徴量のうち、英語習熟度との相関係数の低いものから backward stepwise selection を用いて英語習熟度推定に有効な特徴を選定する。backward stepwise selection とは、全ての特徴を含むモデルから特徴を 1 つずつ取り除いていくことで、有効な特徴を

Saccade\_Velocity\_Totalの分布

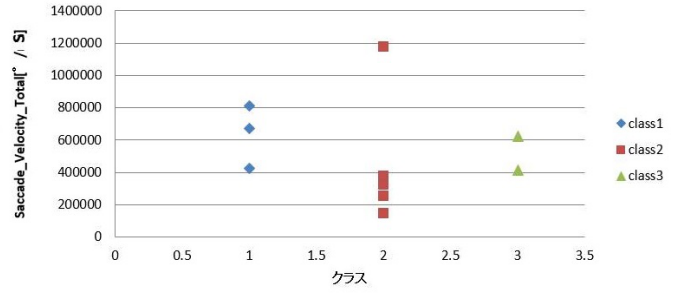


図 6 特徴量 2 の分布

選定する手法である。この結果、Fixation 持続時間の合計である Fixation\_Duration\_Total と Saccade 時の眼球運動の速度の合計である Saccade\_Velocity\_Total が有効であることが分かった。これら 2 つの特徴を用いて、英語習熟度を推定する。

英語習熟度推定の結果を表 3 に示す。表 3 は SVM によって推定された英語習熟度と正解値、推定値と正解値との誤差を示す。誤差の平均を平均誤差とする。識別率は 90.9%、平均誤差は 0.09 であった。推定に失敗したのは、被験者 K のみだった。この結果について考察する。図 4 に特徴点のプロット図を示す。図 4 を見ると、被験者 K の Saccade\_Velocity\_Total の値が他の被験者に比べて大きくなっていることがわかる。このことが、被験者 K の推定が失敗した原因であると考えられる。

本手法で用いている特徴量は Fixation\_Duration\_Total と Saccade\_Velocity\_Total である。Fixation\_Duration\_Total に関しては、多くの論文で、被験者の文書に対する難易度等に強い関係があると言われている [9]。しかし、Saccade\_Velocity\_Total に関しては、有効性は確認されていない。そこで、この特徴量の有効性を検証する。検証のために、Fixation\_Duration\_Total のみを用いて推定した結果と、Saccade\_Velocity\_Total のみを用いて推定した結果を比較する。表 4 は Fixation\_Duration\_Total のみを用いて推定した結果と、Saccade\_Velocity\_Total のみを用いて推定した結果である。識別率はそれぞれ 72.7%、45.4% であった。どちらの結果も 2 つの特徴量を同時に用いて推定した結果と比較すると識別率は低下した。さらに 2 つの特徴量を比較すると、Fixation\_Duration\_Total のみで推定した場合の方が識別率は良い結果となった。この結果より、Fixation\_Duration\_Total と Saccade\_Velocity\_Total では Fixation\_Duration\_Total の方が識別に有効であることが分かった。この結果は先行研究とも一致する。図 5 と図 6 に各特徴量のプロット図を示す。図 5 から Fixation\_Duration\_Total に関しては、クラス 1 とクラス 2 の識別は容易に可能だが、クラス 2 とクラス 3 の識別は困難であることがわかる。このことから初級者は Fixation\_Duration\_Total が長く、中級者、上級者は Fixation\_Duration\_Total が短いということがわかった。これは、中級者、上級者は短い注視で言語の意味を理解することができ、初級者は時間がかかるということを示唆する。更に、図 6 から、Saccade\_Velocity\_Total に関してはクラス 2 と他クラスとの識別は可能だが、クラス 1 と



実験1のデータセット

被験者A	被験者B	被験者C	被験者D	被験者E	被験者F	被験者G	被験者H	被験者I	被験者J	被験者K
追加したデータ										
被験者E	被験者G	被験者I	被験者J	被験者K						
新しいデータセット										
被験者A	被験者B	被験者C	被験者D	被験者E	被験者F	被験者G	被験者H	被験者I	被験者J	被験者K

図7 データセットの説明

表5 実験2の結果

被験者	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	平均誤差
文書群	1	1	1	1	2	1	2	1	2	2	2	
推定値	2	1	1	3	3	2	2	3	2	1	1	
正解値	2	1	1	3	2	2	2	3	2	1	2	
誤差	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0.18

クラス3の識別は困難であることがわかる。この結果より、中級者よりも初級者と上級者の Saccade 時の眼球運動は速いということがわかる。これは、初級者は読み返し等が多くなるために眼球運動が速くなり、上級者は短時間での理解が可能であるために眼球運動が速くなるためだと考えられる。これらの結果より、Fixation\_Duration\_Total は初級者の識別に有効であり、Saccade\_Velocity\_Total は中級者の識別に有効であることがわかる。そして、2つの特徴量を組み合わせることにより、上級者の識別が可能となる。

#### 4.3 実験2 - 文書依存性の検証

次に、本手法の文書依存性を検証する。本実験では、10文書を読む際の被験者の眼球運動を用いて推定する。この際、10文書は全ての被験者で同一である。そこで、本手法が実験で用いた10文書以外を用いても成立するか検証する。

具体的には、被験者11名のうち5名に対し、文書を変えた状態で実験1と同じ実験をした。新しい10文書は、実験1で用いた文書と同じフォーマットとなっている。実験1で用いた文書群を文書群1、新しい文書群を文書群2と定義する。文書群1と文書群2では文書内の単語数をできるだけ差が出ないように配慮した。また被験者へのアンケートに基づく難易度を5段階で表した結果、文書群1は3.21、文書群2は2.99となっており、大きな差は見られなかった。得られた5名分のデータを、実験1で用いたデータと図7のように入れ替えて新たなデータセットを作成した。新しく得られたデータセットには、2種類の文書群を読む際の眼球運動が混在していることになる。このようにして得られたデータセットを用いて、英語習熟度推定の精度を検証した。結果を表5に示す。識別率は81.8%、平均誤差は0.18であった。実験1の結果と比較すると、被験者Eでの推定失敗が増えたことがわかる。図8に特徴量のプロット図を示す。図4と比較すると、特徴量の分布に大きな違いは見られない。また、クラス単位でのまとまりが見られたことから、異なる文書群においても普遍的な特徴が抽出されていることがわかる。この結果、文書群間に文量、難易度の大きな差がない場合には、本手法の非文書依存性が確認された。

#### 4.4 実験3 - 文書数の考察

本手法は、被験者の眼球運動のデータが複数文書分必要となる。そこで、本節では文書数と本手法の精度の関係を調査した

新しいデータセットでの特徴量の分布

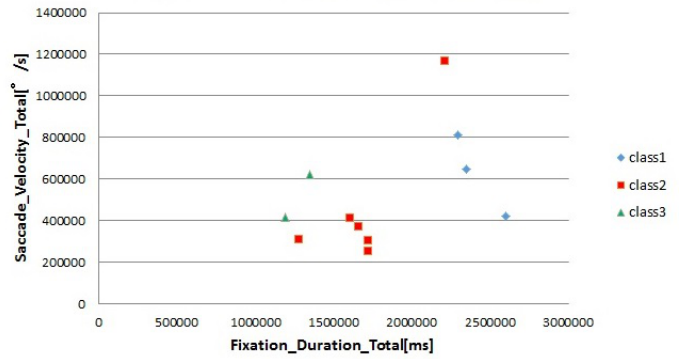


図8 新しいデータセットでの特徴量の分布

文書数と識別率の関係

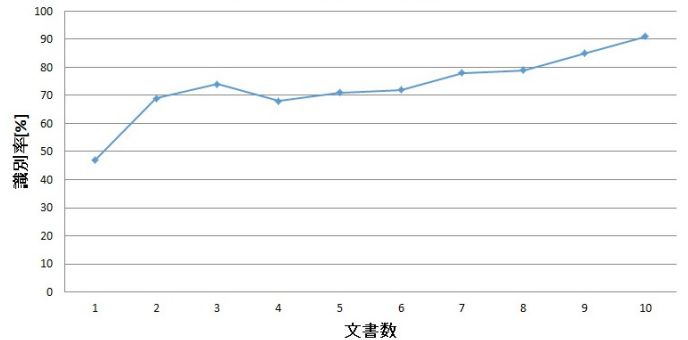


図9 文書数と識別率の関係

表6 被験者の TOEIC スコアとクラス

被験者	D	K	B	F	L	G	A	H	J	E	I
TOEIC スコア	465	480	550	605	665	685	730	750	775	930	945
クラス数 3	1	1	1	2	2	2	2	2	2	3	3
クラス数 4	1	1	1	2	2	2	3	3	3	4	4
クラス数 5	1	1	2	2	3	3	4	4	4	5	5
クラス数 7	1	1	2	3	4	4	5	5	6	7	7

結果について述べる。実験1と同じ被験者、実験条件下で文書の数を変化させた際の英語習熟度の精度を検証する。文書は文書群1から重複を許さずランダムに選択し、30回試行した際の平均値を算出する。文書数は1から10まで変化させた。結果を図9に示す。このグラフより、文書数の増加に伴い識別率も向上することがわかる。文書数が1のときと文書数が10のときを比較すると識別率が44%向上した。また、識別率80%には文書数が8以上、識別率90%以上には文書数が9以上が必要であることがわかった。

#### 4.5 実験4 - クラス数の考察

本手法では、被験者の英語習熟度を TOEIC のスコアに基づいて3クラスで表し、そのクラスを推定している。本節では、

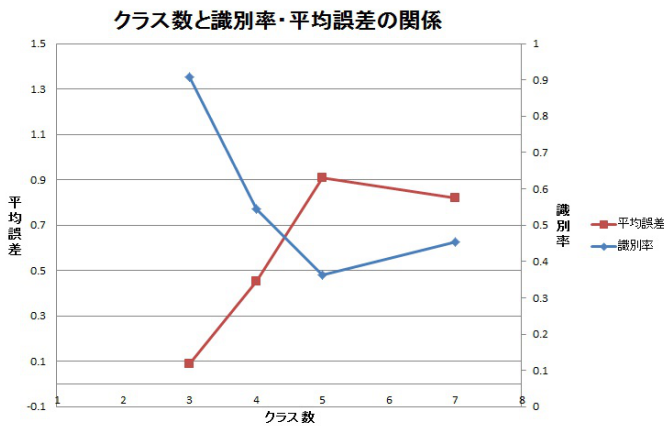


図 10 クラス数と識別率の関係

このクラス数を変化させることによって本手法の識別率・平均誤差がどのように変化するかを調査する。被験者の TOEIC のスコアの分布を考慮して、表 6 のようにクラス数を 3, 4, 5 と変化させる。クラス数を変化させながら、実験 1 と同じ実験条件下で実験を行った。結果を図 10 に示す。平均誤差は推定値と正解値との差の平均を表す。最も識別率・平均誤差が共に良い結果となったのはクラス数が 3 のときで識別率 90.9%, 平均誤差 0.09 であり、識別率・平均誤差共に最も悪い結果となったのはクラス数が 5 のときで識別率 36%, 平均誤差 0.91 であった。クラス数が増加すればするほど、識別率・平均誤差共に悪くなる傾向が見られた。この結果について考察する。クラス数が多くなるほど、より正確な TOEIC スコアの推定が求められる。正確な TOEIC スコアの推定が困難な理由には様々なものが考えられる。その一つとして、被験者の英語習熟度と TOEIC スコアとのずれが考えられる。この原因は、被験者によっては TOEIC 受験日と実験日に期間が空いてしまったために、ずれが生じてしまったことが考えられる。今回の被験者の中には TOEIC 受験日から実験日まで、留学や英語を用いた試験といった急激な TOEIC スコアの変化が起こりそうな経験をした人はいなかった。そのため、被験者の TOEIC スコアに大きな変化があったとは考えにくい。小さな変化は十分に起こり得る。更に、TOEIC スコアの基準は問題によって変化せず一定に保たれてはいるが、被験者の状況や問題との相性によってわずかに変動する。これらの結果より、正確な TOEIC スコアの推定が困難であったと考えられる。このことが、クラス数が増加すると推定精度は低下する原因であったと考えられる。

## 5. ま と め

本稿では、アイトラッカで取得した眼球運動を用いて、TOEIC に基づく英語習熟度を推定する手法を提案した。性能評価によって、眼球運動は英語習熟度推定に有効であることが示された。この結果より、Fixation の持続時間と Saccade 時の眼球運動の速度は言語習熟度推定に有効であることがわかった。更に、実験により提案手法の非文書依存性が示された。また、提案手法に用いる文書数を変えさせた場合、推定に用いる文書数の増

加に伴い、推定精度の向上が見られた。

今後の課題としては、英語習熟度推定の精度向上が考えられる。そのための取り組みとして、被験者の数を増やし幅広い英語習熟度のサンプルを得ること、少ない文書数でも推定可能な特徴量を探索することが挙げられる。

**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) の補助による。

## 文 献

- [1] 川市仁史, K. Kunze, 黄瀬浩一, “文書画像検索を用いたリーディングライフログの提案,” PRMU2012-223 495, 電子情報通信学会技術研究報告, mar 2013.
- [2] A. Bulling, J.A. Ward, H. Gellersen, and G. Troster, “Eye movement analysis for activity recognition using electrooculography,” Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol.33, no.4, pp.741-753, 2011.
- [3] K. Kunze, H. Kawaichi, K. Yoshimura, and K. Kise, “The wordometer—estimating the number of words read using document image retrieval and mobile eye tracking,” Document Analysis and Recognition (ICDAR), 2013 12th International Conference on IEEE, pp.25-29 2013.
- [4] P.T. Terenzini, L. Springer, E.T. Pascarella, and A. Nora, “Influences affecting the development of students’ critical thinking skills,” Research in higher education, vol.36, no.1, pp.23-39, 1995.
- [5] 吉村和代, 川市仁史, K. 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,” PRMU2012-224 495, 電子情報通信学会技術研究報告, March 2013.
- [6] 吉村和代, K. Kunze, 黄瀬浩一, “fnirs で取得した脳活性に基づく文書理解度推定法,” Mbe2014-65, 電子情報通信学会技術研究報告, Nov. 2014.
- [7] <http://www.toeic.or.jp/> 2015.
- [8] <http://www.smivision.com/> 2013.
- [9] K. Rayner, “Eye movements and attention in reading, scene perception, and visual search,” The quarterly journal of experimental psychology, vol.62, no.8, pp.1457-1506, 2009.