

様々なセンサを用いた読書行動解析

黄瀬 浩一^{*1}, Olivier Augereau^{*1}, Charles Lima Sanches^{*1}, 藤好 宏樹^{*1}, 大社 綾乃^{*1},
山田 健斗^{*1}, Kai Kunze^{*2}, 石丸 翔也^{*3}, Andreas Dengel^{*3}

*1 大阪府立大学大学院工学研究科, *2 慶応義塾大学メディアデザイン研究科,
*3 ドイツ人工知能研究センター

Analysis of Reading Activities by Using Various Sensors

Koichi Kise^{*1}, Olivier Augereau^{*1}, Charles Lima Sanches^{*1}, Hiroki Fujiyoshi^{*1}, Ayano Okoso^{*1},
Kento Yamada^{*1}, Kai Kunze^{*2}, Shoya Ishimaru^{*3}, Andreas Dengel^{*3}

*1 Graduate School of Engineering, Osaka Prefecture University, *2 Graduate School of Media Design, Keio University, *3 German Research Center for Artificial Intelligence (DFKI)

Most of the current e-learning systems rely on shallow sensing of learners such as achievement tests and log of usage of the systems. This poses a limitation to know internal states of learners such as confidence and the level of knowledge. To solve this problem, we propose to employ deeper sensing by using eye trackers, EOG, EEG, motion and physiological sensors. As tasks, we consider learning of English and Japanese. The sensing technologies described in this report includes low level estimations (the number of read words, the period of reading), document type recognition and identification of read words, as well as high level estimations about confidence of answers, the English ability in terms of TOEIC scores, unknown words encountered while reading English documents, and subjective and objective level of understanding of Japanese. Such functionality helps learners and teachers to know the internal states.

キーワード: 行動解析, 読書, アイトラッカ, EOG, EEG, TOEIC, 確信度, 未知単語

1. はじめに

「目は口ほどに物を言う。」, “The eyes have one language everywhere.” これらの言葉は, 行動解析の可能性を示唆するものである。人が言うことから, 彼らが何を考え, どう感じているのかを推測するのが困難な場合であっても, 目の動きを見ることによって分かることがある。熟練した教師は, 目の動きを含めた様々な側面から学生の行動を読み取り, 理解度や集中度などの内的状態を推定して, 個人に応じた指導を行っている。一方で, 熟練教師といえども, 一人で同時に見ることのできる学生の数には自ずと限界があるのも確かである。

このような問題点を克服する一つの方法は, ITによって学生をセンシングし, そのデータに基づいて内的状態を推定して指導の助けとすることである。現在のところ, 多くの e-learning システムでは, この目的の

ため, 理解度テストを用いたり, システムの利用ログを解析したりしている。しかしながら, この方法には問題が残されている。理解度テストを用いる場合, 学習したすべての項目についてテストを行うことが容易ではないので, 一部をテストするに留まる。すなわち内的状態をセンシングする密度が低いという問題がある。利用ログは, 密度の点では申し分ないが, 逆に, 内的状態との関連性という点で問題が残る。システムの利用を中断した理由が, 内容が難しいからなのか, 退屈なのか, 眠いからなのか, ログを見るだけでは容易に判断できない。このような従来のセンシングを, ここでは浅いセンシングと呼ぶことにする。

浅いセンシングの持つ問題点を解決するには, センシングをより高密度で詳細にすればよい。例えば, 学習した全ての項目について理解度が推定できれば, 弱点を漏らしてしまうことはなくなる。理解度, 集中度

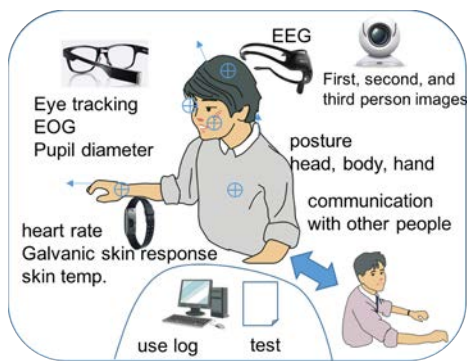


図1 深いセンシング

や退屈さがリアルタイムで計測できれば、その状態に応じた適切な指導も可能になる。このようなセンシングを、従来の浅いセンシングに対して深いセンシングと呼ぶことにする。

深いセンシングは、近年のセンサ技術の進展に伴って、比較的安価に実現可能になりつつある。図1に深いセンシングの一例を示す。前述の目の動きを捉えるアイトラッカや EOG (Electrooculography; 眼電位) センサに加えて、GSR (Galvanic Skin Response) などの生体信号、姿勢や動き、1~3人称視点映像や他者との会話など、様々なデータを取得可能となっている。

本稿では、このような深いセンシングに基づいて、学習の最も基本となる読書という行動を計測し、その結果を解析する手法について述べる。紹介する事例は、我々がこれまで行ってきた研究の一端である。具体的には、読書量を測るもの(万語計)から能力や理解度、確信度の推定までが含まれる。対象は語学(英語や日本語)である。

以下、2節では、まず本稿の試みの基になっている我々のプロジェクト「経験サプリメント」の概要について述べる。その後、3節で、読書行動解析の事例を実験結果とともに紹介する。最後に、本稿のまとめと今後の課題について述べる。

2. 経験サプリメント

深いセンシングは、我々のプロジェクト JST CREST「経験サプリメントに基づく行動変容と創造的協働」(以後、経験サプリメントと呼ぶ)の一部である。このプロジェクトは、「人が直面する問題の多くは、既に誰かが経験して解決したものである」という考えの

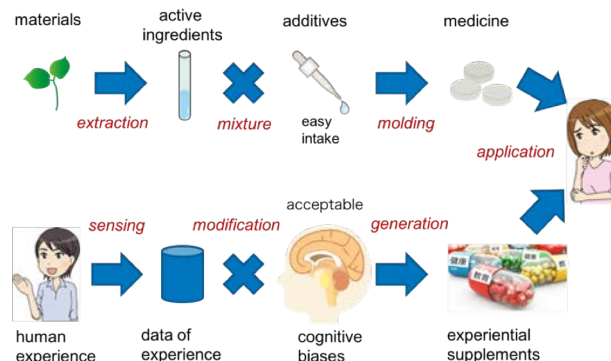


図2 薬と経験サプリメント

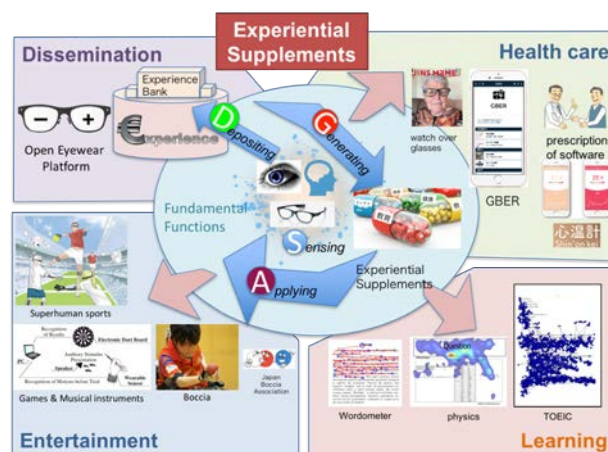


図3 経験サプリメントの概要

もと、人の経験をセンシングしてデータベース化し、それを人に適用するという枠組を構築することを、最終目標としている。身体性などの問題から、人の経験は人によってのみ生成可能である。このため、本プロジェクトでは、人をセンシングすることが本質となる。

経験サプリメントの枠組は、図2に示す薬とのアナロジーで考えると分かりやすい。薬の場合、原材料から有効成分を抽出し、それを添加物と混合し、成形することによって、完成される。人はそれをとることによって、病気の治癒を助ける。

経験サプリメントの場合は、原材料に相当する人の経験を計測することによって、経験のデータを得る。ただし、このままでは容易に他の人に受け入れられるものとはいえないので、他の状況や人でも受け入れやすくするため、改変・正規化を施す。このとき、認知バイアスを利用することによって、改変・正規化の処理を行う。その結果として得られるデータを、経験サプリメントと呼ぶ。そして、得られた経験サプリメントを適切なタイミングや形式でユーザに提示すること

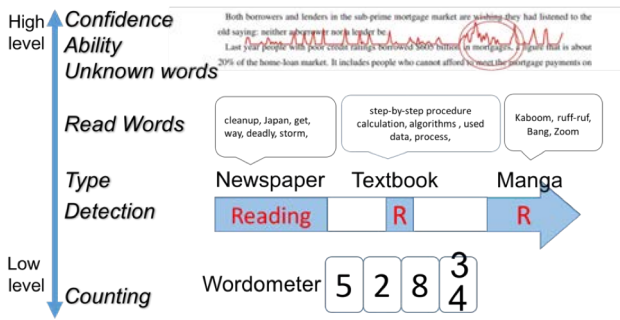


図4 様々なレベルのタスク

によって、その人の行動変容を促す。

処理プロセスの概要を図3に示す。適用領域としては、学習、健康、スポーツ・エンタテインメントの3領域を考えている。また、得られた経験のデータは、経験バンクと呼ぶ機構によって管理運用される。

本稿では、このうち学習のためのセンシングに焦点をあて、読書行動の解析について詳しく述べていく。

3. 読書行動解析

3.1 様々なタスク

読書行動のセンシングと解析の詳細に話を移そう。読書行動の解析については、これまでも教育学や心理学の分野で様々な基礎的研究が行われてきた⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾。その多くは、目の動きと読みや理解の関係について研究したものである。そのため本研究でも、主となるセンサは、目の動きを捉えるアイトラッカとなる。

図4にタスクを示す。我々のプロジェクトでは、読む行動を量的、質的の両面から把握することを目指している。量的なものは信号レベルの解析に近いこともあり低レベル、一方、質的なのは認知の結果、得られるものであるため、高レベルと表記している。

最も低レベルに位置する重要な機能は、万語計 (Wordometer)、すなわち人が読んだ語数を計量するというものである。同様に重要な機能に、読書行動検出 (いつからいつまで読んでいたのか) がある。文書タイプの認識は、読んでいる対象がどのジャンルの文書なのかを推定する処理である。さらに内容に踏み込んだ処理として、読んだ全ての単語のリストを作成するという既読単語同定がある。

最上位に位置する機能には、より学習の側面を色濃



図5 JINS MEME

く反映した4つの処理がある。確信度推定は、多肢選択問題を解答する際の確信度を推定するものである。英語能力推定は TOEIC の点数を推定する処理、未知単語推定は、英文読書行動から未知単語を割り出す処理、日本語能力推定は、日本語検定試験の問題解答プロセスを解析し能力を推定するものである。

以下、各々について概要を述べる。

3.2 万語計 (Wordometer)⁽⁵⁾

万歩計が physical activity を歩数によって計量するものであるのに対して、万語計は cognitive activity を読んだ語数によって計量するものである。すなわち、万語計は知の万歩計とも呼べるものである。

これまでに我々は様々なセンサを用いて万語計を開発してきた。具体的には、JINS MEME、装着型アイトラッカ (SMI ETG, Pupil eyetracker)、据置型アイトラッカ (SMI RED250, Tobii Eye X) を用いている。このうち、JINS MEME は図5に示すように、EOG (眼電位)によって目の角度や瞬きを計測するものである。アイトラッカとは異なり、視点がどこにあるのかまでは計測できないものの、バッテリーライフが長い (12~16 時間)、装着しやすいなどの利点がある。装着型アイトラッカは、両方とも眼鏡型のデバイスとなっており、眼鏡のようにかけて使う。SMI ETG (Eye Tracking Glass)は研究用のデバイスであり、他と比べて高価である。一方、Pupil アイトラッカは、同様に研究用デバイスであるものの、価格は比較的安い。据置型アイトラッカは、PC のディスプレイに装着して用いるものである。SMI RED250 は、サンプリング周波数 250Hz の研究用デバイスであり、使用したアイトラッカの中では最も高価である。一方、Tobii Eye X はゲーム用のアイトラッカであり、1.5 万円程度で購入

可能な、きわめて安価なデバイスである。

これらのうちのどのデバイスを用いるかによって、万語計の処理も少しずつ異なってくる。ただし、基本はすべて以下のような同じものである。人が読む際の典型的な目の動きは、横書きの場合、右向きの短い目の移動が繰り返されたあと、改行のために左向きの長い移動が起きる。このようなパターンを捉えて、語数を推定することが処理の中心となる。

具体的な処理手順は以下の通りである。まず視線データから fixation（目の短時間の停留）と saccade（fixation 間の瞬時の移動）を検出する⁶⁾。その後、検出した fixation や saccade などに基づいて特徴量を抽出する。それを用いて回帰式を学習し、推定に用いる。回帰の方式としては、support vector regression を用いる。

推定の精度は、読むテキストの分量や実験の方式によって異なる。読むテキストが少ない場合は誤差の影響を受ける一方で、量が多くなると、誤差が相殺され、精度が向上する。また、実験の方式、すなわち、回帰を被験者独立に行うか、文書独立に行うかによっても精度が変わってくる。詳細は文献を参照していただくこととし、ここでは概要を述べる。実験に用いた文書は 400 語程度の短いものである。推定誤差はデバイスや設定によって異なるが、概ね 6%~14%の範囲であった。万歩計の一般的な精度よりはやや劣る結果であるとはいえ、量を知る目安とすることは可能であると考えている。

万歩計が人をより多く、継続的に歩かせるのに有効であるように、万語計がより多く人に読むような行動変容を起こさせるのではないかと推測している。実際にこのような現象が生じるかどうかを、規模の大きな長期間の実験を通して検証することが、今後の課題である。

3.3 読書行動検出

もう一つの低レベル解析として、読書行動検出を紹介する。この処理は、いつからいつまで、読書行動を行っていたかを検出するものである。処理の方式としては、他の様々な行動の一つとして読書を認識する場合と、読書とそれ以外を識別する場合の 2 通りがある。これまでに使用したデバイスは、Google Glass, JINS

MEME, SMI ETG の 3 つである。

同様にデバイスによって検出方法が異なる。Google Glass⁷⁾と JINS MEME⁸⁾の場合は、瞬きの周波数と頭の動きなどを特徴とし、それを機械学習にかけて学習・識別することによって、読みの区間を推定している。両者とも決定木を用いて学習・識別したところ、ユーザごとに識別器を学習した場合（ユーザ依存の場合）、Google Glass で 80%, JINS MEME で 91%の識別精度を得た。一方で SMI ETG の場合は、fixation や saccade に関連した特徴を抽出し、それをユーザ非依存で学習した場合、Recall と Precision の調和平均である F 値が 90%程度となった。

万語計の場合と同様、これらの結果は、誤差を伴うものの、ユーザの行動を計測する上で、よい指標になると考えている。いずれの場合でも、問題はデバイスのバッテリーライフである。上記 3 デバイスのうち、実際の生活の中で使える可能性があるのは、JINS MEME のみのである。

3.4 文書タイプ認識

文書タイプ認識とは、現在、ユーザの読んでいる文書が、あらかじめ設定された種類のいずれであるのかを認識する処理である。この処理が可能となれば、万語計や読書行動検出と組み合わせることによって、文書の種類ごとに語数や時間を計測可能となる。

用いたデバイスは、脳波計（Emotiv EPOC）、ならびにアイトラッカ（SMI ETG）の 2 つである。設定した文書タイプは、教科書、論文、ファッション雑誌、縦書き小説、新聞、漫画の 6 種類である。両デバイスとも得られた信号を前処理した後、機械学習によって識別器を学習して利用する形態である。



図 6 ETG のシーンカメラで得られた一人称視点画像と画像から抽出された特徴点

脳波の場合は、被験者1名に対するユーザ依存の学習を行ったところ、その範囲では100%の識別性能を得た⁽⁹⁾。

一方、アイトラッカの場合は、以下のようになった。アイトラッカから得られる saccade や fixation に関するデータに加えて、アイトラッカに装着されたシーンカメラの1人称視点画像を用いて特徴を抽出し、識別器を学習した。図6に1人称視点画像の例を示す。画像中の小さい四角は、画像特徴点の位置を表す。8名の被験者に対して実験を行ったところ、識別率85%という結果を得た⁽¹⁰⁾。必ずしも十分高いとは言えないレベルではあるものの、この手法を用いれば、読書の傾向を知ることは十分可能であると考えている。

3.5 既読単語同定

文書のタイプよりさらに詳細なデータは、どの単語を読んだのかを記録することによって得られる。これは情報検索の分野で用いられる Bag-Of-Words (BOW) モデルを用いて、読書行動を記述することを意味する。すなわち、時刻 t から t' の間に読んだ単語の頻度分布を計測することによって、その間の読書行動が特徴づけられる。

これまでに用いたデバイスは、Tobii Eye X と SMI ETG の2種類である。

Tobii Eye X の場合は、文書のデータが画面に表示されているので、読んだ単語と視点の関係は直接的である。解決すべき問題は、視点の推定誤差をどう扱うかにある⁽¹¹⁾。誤差に対処して視点を文字列に対応つけた後は、読みの始まりと終わりをテキストの中で発見でき、それに基づいて BOW を作成できる⁽¹²⁾。タグクラウドで示された BOW の例を図7に示す。この図に示されるように、読み手によって、また時間経過（上から下へ）によって、BOW が変化していることが分かる。

ETG の場合は、シーンカメラで捉えた画像から対応する文書を探す処理を行わなければならない。そのため、我々が開発した文書画像検索法(LLAH; Locally Likely Arrangement Hashing)⁽¹³⁾を用いる。LLAHは、1億ページの文書画像データベースに対して実時間での検索能力を有している。図8に示すように、検索の副作用として単語同士の対応が得られるので、それを

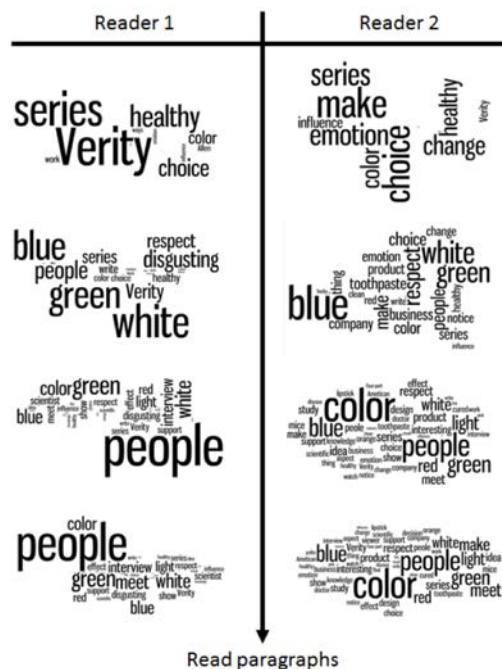


図7 既読単語同定とタグクラウド系列による表現

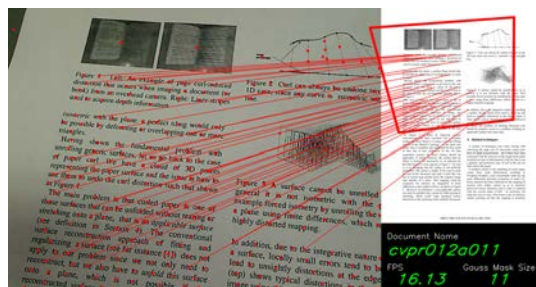


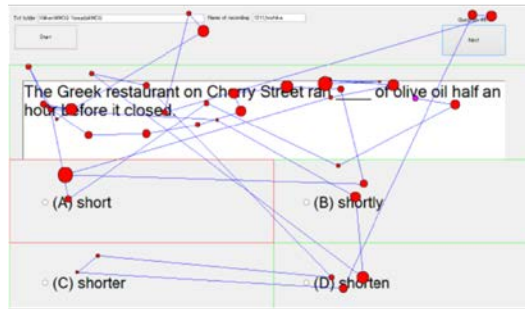
図8 LLAHによる文書画像検索

用いて画像間の射影変換行列を求めることができる。これにより、シーンカメラ中の視点を、データベース中の文書画像の座標系に変換でき、単語が特定される。

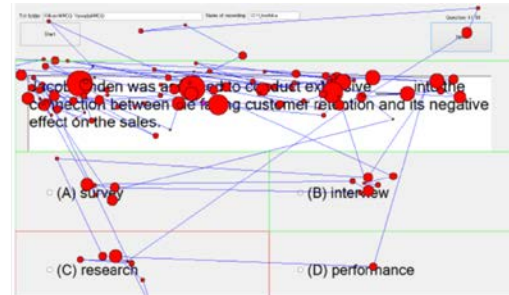
以上の仕組みを用いると、読書活動のコンテンツに対する記述を得ることが可能となる。

3.6 確信度推定⁽¹⁴⁾

これ以降は、理解に関わる高レベルのタスクについて述べる。まず紹介するのは、確信度推定である。対象は TOEIC の Part 5 (短文穴埋め問題) である。一般に穴埋め問題では、選択肢が4個与えられ、その中から適切なものを選んで回答する。回答には正誤があるが、それに加えて、回答に確信があるかどうかによって、合計4つの状態が存在し得る。その中で、確信なく正解、確信を持って不正解の2状態は、学習を進める上で注意が必要である。前者はたまたま正解しただけであり、確信の推定を行わないと、復習の機会を



(a) with confidence



(b) without confidence

図 9 英語多肢選択問題解答時の視線データ

失うことになる。一方、確信を持って不正解の場合は、重大な考え違いをしている可能性があって、それを正す必要がある。

確信の度合いは、解答時の視線に表れている。図 9 は典型的な例であり、確信が持てない場合は、確信のある場合に比べて悩んでいる様子が窺える。我々は、これまでと同様に fixation と saccade から特徴量を抽出し、それに基づいて、確信の有無を推定する手法を提案した。被験者 11 人に対して 80 問の解答を用いて実験したところ、確信度を 90%の精度で推定可能であることが分かった。これは、正解はすべて確信あり、として判定した場合の精度(64%)、さらには解答時間を特徴として判別した場合の精度(75%)を優位に上回るものとなっている。

以上により、確信度推定を用いれば、より有効な復習が可能であると考えられる。なお、手法は言語や科目に依存する処理は行っていないため、他の言語や別の科目についても、同様の処理が成り立つことが期待できる。現在、適用対象を拡充すべく、実験を行っているところである。

3.7 英語能力推定^{(15), (16)}

このタスクは、英語能力を表す客観的指標として TOEIC を取り上げ、その点数を推定するものである。一般に TOEIC の点数は長時間のテストを受けなければ知ることができない。機会も限られており、受験から点数開示まで時間もかかることが問題となっている。学習ソフトウェアの中には少数の問題で点数を推定するものもあるが、精度が悪く、参考にならない。このタスクでは、少ない問題で精度高く TOEIC を推定することを目的とし、問題数の少なさを補うため、視線

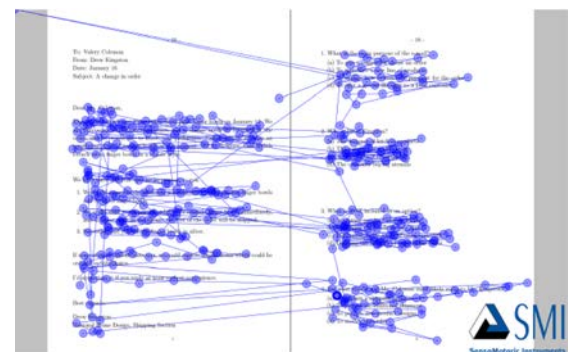


図 10 視線データに基づく TOEIC スコアの推定

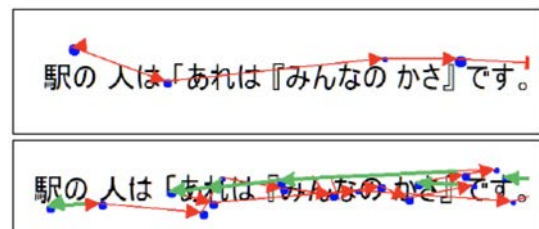


図 11 日本語に対する視線データ

データから得られた特徴量を用いるという方策をとる。

用いたデバイスは、SMI RED250、対象は TOEIC の Part7(長文読解問題)である。一つの長文に 4 つの設問があり、各々が四択問題となっている。視線データの例を図 9 に示す。このような視線データと、解答の正誤を入力とし、TOEIC スコアの推定を行った。

精度は実験の設定によって変化する。他人の視線データが一切存在しない未知の文書を用いた推定が最も難しく、様々な点数の人の視線データが豊富に参照できる場合は比較的易しくなる。後者の例で、学習に用いる特徴量の選択が適切に行える場合には、長文問題 2 問分の視線データを用いるだけで、点数の平均推定誤差を 30 点程度に抑えることができる。

このような処理によって、英語学習者は、自身の現

在の英語能力をリアルタイムに推定することができる。毎日、体重計にのれば、体重が減っていくように行動することと同じように、日々、英語の能力を計測することができれば、学習へのモチベーションも向上するのではないかと考えている。

3.8 未知単語推定⁽¹⁷⁾

英語学習のもう一つの基本的問題点は、語彙獲得である。しかしながら、これには、未知単語のリストを作成し、それに基づいて暗記を試みるという退屈で困難な作業が求められる。本研究では、前者の未知単語のリストを作成する手助けを行うべく、未知単語推定というタスクを設定している。

学習者が行うことは、英文を読むだけである。上記のように TOEIC の問題集でもよいが、通常の英文でもよい。その際の視線データを解析することによって、未知単語を推定する。用いたデバイスは Tobii Eye X である。単語の一般的な出現頻度情報とアイトラッカから得られた特徴量を入力とし、ニューラルネットワークによって、未知単語か否かを学習した。5 名の被験者を対象とし、16 文書の視線データを用いて、学習・推定したところ、未知単語をほとんど取り漏らさない条件 (recall が 99%) のときに、推定精度 33% を達成可能なことがわかった。これは、未知単語の 3 倍の数の単語を見るだけで、ほぼすべての未知単語を復習できることを意味しており、一から自分で単語リストを作成する場合に比べて手間を大幅に削減している。

3.9 日本語理解度推定

以上はすべて英語学習に関する事例であったが、最後に別の言語に対する試みも紹介したい。これは外国人を対象とした日本語理解度の推定というタスクである。近年、留学生の増加に伴って、彼らに対する日本語教育の重要性が増しつつある。その補助をすることが本研究の目的である。

本研究では、我々が TOEIC に対して行ったことと類似の考えに基づき、2 通りの日本語理解度推定問題に取り組んでいる。一つは、学習者自身が感じている理解度の推定 (主観的理解度の推定)、もう一つは実際の理解度の推定 (客観的理解度の推定) である。これらを推定することによって、両者のギャップが大きい

学生には、特に注意深く指導するなどの対応が可能となる。

前者については以下のアプローチを取る。被験者は日本語の文章を読み、それに対する理解度を 4 段階で答える。具体的には、ほとんど理解できなかつた、一部は理解できた、概ね理解できたが一部は不明、全部理解できた、の 4 つである。これを正解ラベルとして、視線データと組にして、**support vector regression** により回帰を学習する。用いたデバイスは Tobii Eye X である。典型的な視線データの例を図 11 に示す。上側が理解度の高い被験者、下側が低い被験者による。

中国、フランス、ドイツ、台湾、ベトナムからの留学生、合計 17 名を対象として、日本語テキスト 19 個を読んだ際のデータを取得し、実験を行った。実験に用いたテキストは、日本語能力試験の N2~N5 の問題文である。その結果、推定誤差が 0.33 となり、問題に対する正答率を用いた推定 0.38 を下回ったことから、視線データを用いる有効性が示された。

もう一つの客観的理解度の推定については、問題の正答数を推定することで実現する。同様の被験者とデータに対して、今度は、問題への正答数を推定する。推定に用いたのは、**support vector regression** である。その結果、正答数の推定誤差は 5.3% となった。これは、主観的理解度を基に推定の誤差 9.0% よりも低く、視線データを用いることの意味が示された。

4. おわりに

本稿では、人の経験を記録し、それを他の人に役立てるという経験サプリメントのプロジェクトについて述べると共に、その重要なフィールドである学習に着目し、その中で基礎となる読書行動のセンシングと解析について述べた。その際、深いセンシングを行うために、アイトラッカ、EOG, EEG などのセンサを用いる手法について紹介した。

本稿で紹介した手法は、我々の研究の一部であり、このほかにも、生体信号センサを用いた感情推定や、EOG やサーモカメラを用いた集中度推定など、様々な試みを行っている。これらの成果を集積し、経験サプリメントとしてまとめ上げることが、今後の重要な課題である。

謝辞

本稿で述べた内容は、これまでの共同研究者や学生の成果によるものである。ここに記して、彼らの努力に感謝したい。また、本研究の一部は、JST CREST (JPMJCR16E1)、日本学術振興会挑戦的萌芽研究 (15K12172)、ならびに大阪府立大学キーププロジェクトの補助による。

参考文献

- (1) Keith Rayner. Eye movements in reading and information processing: 20 years of research. *Psychological bulletin*, Vol. 124, No. 3, pp.372-422, 1998.
- (2) Keith Rayner, Alexander Pollatsek, Jane Ashby, Calrles Clifton Jr., *Psychology of Reading*, 2nd Edition, Psychology Press, 2012.
- (3) Roger P. G. Van Gompel, Martin H. Fischer, Wayne S. Murray, Robin L. Hill, Ed., *Eye Mmovements: A Window on Mind and Brain*, Elsevier, 2007.
- (4) Simon P. Liversedge, Iain D. Gilchrist, Stefan Everling, Ed., *The Oxford Handbook of Eye Moverments*, Part 6: Eye Movement Control During Reading, Oxford University Press, 2011.
- (5) Kai Kunze, Katsutoshi Masai, Masahiko Inami, Ömer Sacakli, Marcus Liwicki, Andreas Dengel, Shoya Ishimaru, Koichi Kise, Quantifying Reading Habits – Counting How Many Words You Read, *Proc. UbiComp2015*, pp.87-96, 2015.
- (6) Georg Buscher and Andreas Dengel, Gaze-based filtering of relevant document segments, *Proc. International World Wide Web Conference (WWW)*, pages 20-24, 2009.
- (7) Shoya Ishimaru, Kai Kunze, Koichi Kise, Jens Weppner, Andreas Dengel, Paul Lukowicz, and Andreas Bulling. In the blink of an eye: Combining head motion and eye blink frequency for activity recognition with google glass. In *Proceedings of the 5th Augmented Human International Conference, AH '14*, pp. 15:1-15:4, ACM, 2014.
- (8) Shoya Ishimaru, Kai Kunze, Katsuma Tanaka, Yuji Uema, Koichi Kise and Masahiko Inami. Smarter Eyewear Using Commercial EOG Glasses for Activity Recognition. In *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing Adjunct Publication (UbiComp2014)*, pp. 239-242, September 2014.
- (9) Kai Kunze, Yuki Shiga, Shoya Ishimaru, Koichi Kise, Reading Activity Recognition Using an Off—the—Shelf EEG - Detecting Reading Activities and Distinguishing Genres of Documents, *Proc 12th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR2013)*, pp.96-100, Washington, DC, USA (2013-8).
- (10) 志賀 優毅, 内海 ゆづ子, 岩村 雅一, Kai Kunze, 黄瀬 浩一, 視線情報と一人称視点画像を用いた文書カテゴリの自動識別, *電子情報通信学会論文誌, J99-D*, 9, pp.950-958 (2016-9).
- (11) Charles Lima Sanches, Olivier Augereau, Koichi Kise, Vertical Error Correction of Eye Trackers in Nonrestrictive Reading Condition, *IPSJ Trans. on Computer Vision and Applications*, Vol. 8, No. 7, 2016. DOI 10.1186/s41074-016-0008-x
- (12) Olivier Augereau, Koichi Kise, Kensuke Hoshika, A Proposal of a Document Image Reading-life Log Based on Document Image Retrieval and Eyetracking, *Proc. International Conf. on Document Analysis and Recognition (ICDAR2015)*, pp. 23-26, 2015.
- (13) 中居 友弘, 黄瀬 浩一, 岩村 雅一, 特徴点の局所的配置に基づくデジタルカメラを用いた高速文書画像検索, *電子情報通信学会論文誌D, Vol. J89-D*, No. 9, pp.2045-2054 (2006-9).
- (14) 山田 健斗, 大社 綾乃, 藤好 宏樹, 星加 健介, Olivier Augereau, 黄瀬 浩一, 英語多肢選択問題解答時の視線に基づく確信度推定, *電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 116, No. 461, PRMU2016-192* (2017-2).
- (15) Olivier Augereau, Hiroki Fujiyoshi, Koichi Kise, Towards an Automated Estimation of English Skill via TOEIC Score Based on Reading Analysis, *Proc. International Conference on Pattern Recognition*, 2016. DOI: 10.1109/ICPR.2016.7899814
- (16) 藤好 宏樹, Olivier Augereau, 黄瀬 浩一, 問題解答時の視点情報を用いた文書非依存な英語能力推定法, *電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 116, No. 461, PRMU2016-153* (2017-2).
- (17) 大社 綾乃, Olivier Augereau, 黄瀬 浩一, 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, *電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 116, No. 461, PRMU2016-190* (2017-2).