ウェアラブルデバイスを用いた英単語４択課題における定着度合いおよび主観的難易度の推定

森朝春[1]　　長谷川達人[1]

概要：本研究では，JINS MEME と MyBeat によって得られたセンサデータを用いて，SVM（Support Vector Machine）により e-learning 学習時の英単語４択課題における学習者の学習に対する定着度と主観的難易度を推定するシステムを開発する．従来の対面授業では，講師が生徒の学習状態を読み取り講義に変化を加えることが可能である．一方で，講師がいない e-learning 学習時でも，学習者の定着度や主観的難易度を推定できることで，より適切な学習内容の提示を行える可能性があり，効率的な学習の支援や学習者のモチベーション維持などに有用であると考えられる．そこで本稿では，英単語４択課題実施時にウェアラブルデバイスからセンサデータの記録を行う実験を実施し，提案手法の推定精度の評価を行った．

Degree of memory and subjective difficulty estimation in four-choices question of English vocabulary by using wearable devise.

TOMOHARU MORI[1]　TATSUHITO HASEGAWA[1]

1. はじめに

近年の教育分野への IT 化に伴い，大学や大手予備校などで，学習者が Web 上で自学自習を行う e-learning が広く利用されている．e-learning の利点は，学習時間や場所の制約が少ない点，また人為的コストが削減できる点などが挙げられる．従来の対面授業では，講師が学習者の様子を観察しながら講義を進めていくため，学習者のしぐさや表情から学習者のモチベーションや理解度をある程度把握して，時には学習者に尋ねることで理解度を把握し，講義に変化を加えることができた．対面授業と異なり，e-learning では講師が一人一人の様子を観察するわけではなく，e-learning 自体は学習者の様子を認識できないため，従来のように課題に変化を加えることが難しい．

長期的な記憶の定着には，反復して量をこなすことが重要である．心理学者のヘルマン・エビングハウスの忘却曲線によると，学習から一定時間経過時に再び記憶するまでにかかる負担がどれだけ軽減できるかを示す節約率という度合いは，一時間経過時で 58%である．また，１日後では 33%，１月後では 21%まで減少する．すなわち，一時間後に復習する場合は初めて学習したときの半分以下の負担で記憶できるが，一か月経つと約 80%の負担と，初めて学習したときと同じ程度の負担になる．ここからも短い期間でなるべく数をこなした方が，学習効率がよいことが分かる．

学習者がまだあまり理解していない，もしくは，理解していると思っていてもいざ試験で出題されると答えることができていない学習内容を「未定着な学習内容」と定義すると未定着な学習内容を短い期間で復習することが望まれるということになる．しかし，現実では未定着な学習内容を何度も反復して学習することは難しい．なぜなら，学習者は必ずしも未定着な学習内容を記憶してはいないからである．例えば，従来の英単語 4 択回答アプリを用いた学習を考えると，学習者は数問～数十問の英単語に 4 択で回答し不正解だった問題を復習することが一般的である．不正解だった問題に対してのみ復習を行うのだから，一見効率が良いように見えるが，4 択の場合は，全くわからなくても四分の一の確率で偶然正解してしまい，内容によっては分からなくても選択肢から推測して回答することもできる．この場合，4 択問題の時だけわかるといった状態になってしまい実際に記述式の課題に取り組む際に解答できない可能性が高い．以上より，4 択課題における正解不正解の情報は必ずしも学習者の記憶度合いと一致しないため，未定着な学習内容が見逃されている可能性があるといえる．特に e-learning では，解答の入力と採点を容易にする都合上，選択問題が多くなりがちなため，学習者の定着度をより注意深く判断する必要がある．

また，学習中に学習者にとって難しい問題ばかりが出題されると，その範囲の学習を行うことが億劫に感じてしまい，学習自体を敬遠してしまう可能性がある．したがって，出題難易度を工夫し，学習者のモチベーションを維持しつつ反復学習を継続して行わせることも重要である．そのためには学習者が問題に対して感じる主観的難易度を取得す

1 福井大学大学院工学研究科情報・メディア工学専攻
Graduate School of Engineering Department of Information science, University of Fukui Graduate School

ⓒ2018 Information Processing Society of Japan

る必要がある．主観的難易度とは，学習者が学習内容に対して主観的に感じる「簡単」,「難しい」という評価であり，テストの結果から得られるものではない．従来の e-learning では，システムが学習者の様子を観察する機構が備わっていないため，学習者の主観的難易度が得られず，状況に合わせた学習内容の選択や決め細やかな指導ができない．

本研究では，ウェアラブルデバイスを用いて e-learning 中の学習者から問題の記憶定着度を推定することで，復習に漏れのない効率的な学習を提供する学習支援システムを提案する．同時に，問題に対する主観的難易度を推定することで，出題難易度を自動で調整しモチベーションの低下を軽減し，継続的な学習を支援する仕組みを提案する．

2. 関連研究

2.1 学習者の主観と学習支援システム

学習コストを最小にすることを目的として伊藤ら[1]が英語語彙学習における学習履歴の双対性について議論している．この研究では，学習者の習熟度や学習時の集中力，疲労などの状態と問題の難易度を考慮することで， より効率的な学習効果を得られるのではないかと述べている．

生体情報と感情や興味などの人間の主観評価の関係について，中山ら[2]の研究で評価を行っている．これによると，被験者の興味・関心と瞳孔面積や瞬き率などの間に相関がみられることを示している．また，同論文で知覚情報によって誘発される電位の変化について議論を行っている．視覚の情報の知覚においては，立体視との関連について調査を行っているが，知覚情報によって体電位に何らかの変化を示すことが述べられている．

e-learning 中の主観的難易度推定に関する研究としては，中村ら[3]の研究がある．この研究では，学習者の主観的難易度が高いか低いかについて，顔動作のみを用いて推定を試みている．従来の対面授業と同様に客観的視点から学習者の主観的難易度を推定しようという考えのもとで行われおり， LOO-CV を用いて，平均で 86.2%、最大で 93.6%の精度で主観的難易度の推定を行っている．この研究は，学習者の顔動作をカメラで撮影しているため，プライバシーが侵害される可能性があり，カメラがあるところでしか行えないため，使用場所も制限されてしまう．

英単語に関する主観的難易度について推定を行った研究としては，大社ら[4]の研究がある．この研究は，視線情報と単語の出題頻度から，長文中で学習者個人が難しいと感じた単語（以下，主観的難易度単語）の推定を試みている．長文中に出題された単語から，個人が難しいと感じた単語を自動記録することに焦点を当てている．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と述べられている．しかし，主観的難易度単語を学習するべき単語と言い切るのは語弊がある．なぜなら，難しいと感じる単語は必ずしも習得できていないとはいえないからである．

繁田ら[5]の研究では，英語のリスニング教材を対象に，眼球運動を用いた学習者の主観的難易度の推定を行っている．この研究は本研究と同様に e-learning 中の学習者の主観的難易度を推定することで，その状況に適した変化を促すことが可能であると考え，主観的難易度の推定手法を提案している．難しいか易しいかの 2 値分類で LOSO-CV を用いて，最大 85.8%の精度で推定している．眼球運動をカメラで認識し特徴量を抽出しているため，こちらも中村らの研究と同様にプライバシーと使用場所の観点で使用が制限される．

e-learning 中の定着度に関する研究として，山田ら[6]が視点情報を用いて英語多肢選択問題解答時の確信度の推定を行っている．こちらは，視線の移動や凝視といった特徴を用いて，LOO-CV で平均 89.8%の精度が得られている．この研究は，英文の穴埋め問題に対して行っているため，本研究で使用する英単語 4 択問題とは形式が異なっている．

2.2 本研究の位置づけ

以上を踏まえた上で本研究の位置づけは，ウェアラブルデバイスを用いるという点と，英単語 4 択課題という短時間での回答を求める問題に対する印象を推定するという点である．

前者に対して，関連研究ではカメラを用いて顔画像を撮影し問題に対する印象を推定することが多かったが，本研究では，ウェアラブルデバイスを用いて推定を行う．カメラでは，直接視線方向や見ている場所を計測しているため人の視点からみても理解しやすい情報である一方，ウェアラブルデバイスで得られるのは波形データであるため，人の視点からではどのような情報が含まれているか理解が難しい，このことから，印象の予測も困難であるだろうという点が挑戦的である．現代のスマートフォンと同様に，将来ウェアラブルデバイスが普及し，だれでも常に身に着けていることが当たり前になっているであろうことを踏まえると，手軽に効率の良い学習支援を受けられることは利点となりえる．さらに，場所を選ばずに行えるといった利点もある．

後者に対して，関連研究では英語のリスニングや英語短文穴埋め問題を対象としており，どちらも単語のみではなく文で構成されている．問題が文の場合，文の読解を行うために文の前後を視線が行き来したり，選択肢と文を行き来したりするため，凝視や移動といった視線から得られる情報が英単語 4 択課題より多いと考えられる．したがって，少ない視線の情報から英単語に対する定着度合いを推定するという点も挑戦的である．

我々の先行研究[7]では，英単語 4 択問題を対象に定着度推定に関する研究実施している．この研究では，上部に英単語が出題され，その下の 4 つの日本語の中から適切な解

ⓒ2018 Information Processing Society of Japan

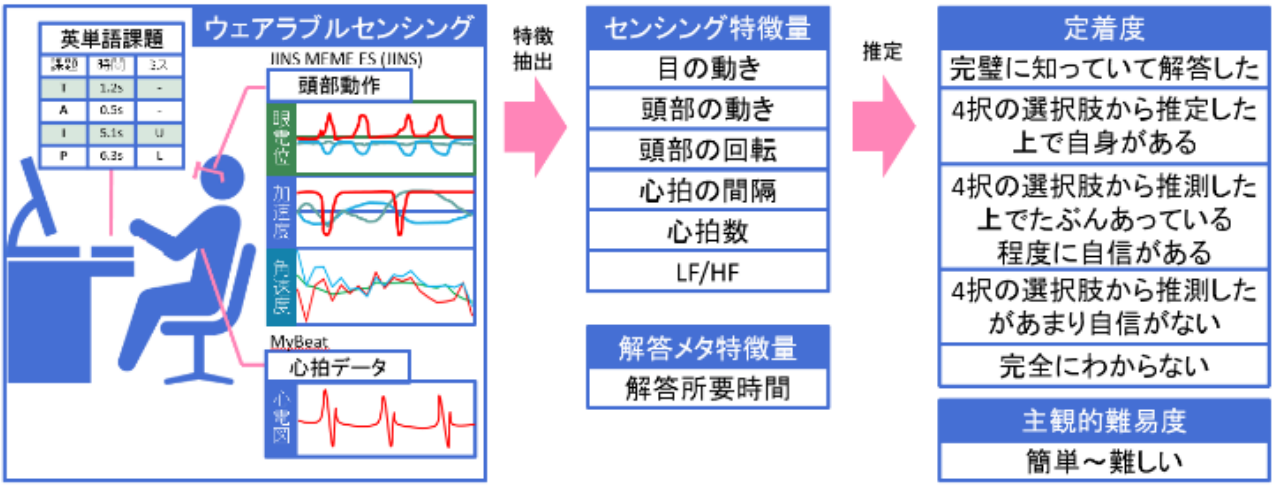


図 1. 提案手法の概要

答を選択する英単語 4 択問題に対して，ウェアラブルデバイスの JIN MEME から得られたデータを基に機械学習を用いて学習者の定着度の推定を行っている．

本研究では，出題課題を再考し，問題数を増加，先行研究で使用していた特徴量の他に JINS MEME より得られる時系列データに高速フーリエ変換を施して，周波数成分を取得し新たな特徴量の抽出を行う．また心拍や RRI などの生体データからも特徴量を抽出する．以上を新たな特徴量として追加して推定精度の評価を行い，有用な特徴量の選考や精度の向上を目指す．また，新たに主観的難易度の推定も含めて実験・評価を行う．

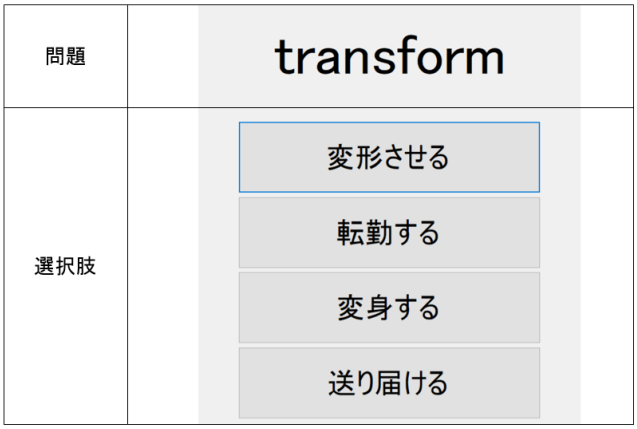


図 2. 英単四択課題例

3. 提案手法

3.1 提案手法概要

本研究では，眼鏡型デバイスの JINS MEME と胸部装着型心電図モニタリングデバイス MyBeat の 2 つのウェアラブルデバイスを用いて e-learning 学習時の頭部動作及び眼電位と心拍，RRI などのデータを取得・解析することで，学習者の英単語 4 択課題に対する定着度および主観的難易度を推定する．関連研究と異なり，学習環境にカメラ等を設置する必要がなく，将来着用が当たり前になると予測されるウェアラブルデバイスを用いて推定を行う点が特徴である． 今回使用する JINS MEME は，眼球の動きによって生じる電位の変化である眼電位を簡易計測することが可能であり，関連研究[2]で示されているように，知覚情報による体電位の変化をとらえることができるため，推定に有効であると考えている．提案手法の概要を図 1 に示す．e-learning 上で英単語 4 択課題学習中の学習者から眼鏡型デバイスを用いて学習時の頭部動作，眼電位を記録し，胸部装着型デバイスを用いて，心拍，RRI などを記録する．心拍を計測するウェアラブルデバイスは腕時計型で心拍数のみを計測するものが一般的であるが，今回は試験的に心電図を簡易計測する MyBeat を用いてより詳細な心拍に関する情報の計測を行う．そして心拍と定着度，主観的難易度の関連性を分析する．得られたデータから推定に有用だと考えられる特徴量の抽出を行い，機械学習を用いて，学習者の課題に対する定着度と主観的難易度を推定する．

本研究では，課題の定着度と主観的難易度を 5 段階で定義する．定着度合いの正解データとする指標は，先行研究に倣って以下のように定義する．

（1） 完璧に知っていて解答した
（2） 4 択の選択肢から推測した上で自身がある
（3） 4 択の選択肢から推測した上でたぶんあっている程度に自信がある
（4） 4 択の選択肢から推測したがあまり自信がない
（5） 完全にわからない

3.2 特徴量

今回使用する JIN MEME は，3 点式眼電位センサと 6 つの加速度センサを搭載しており，眼電位（EOG_R, EOG_L, EOG_H, EOG_V），加速度(ACC_X, ACC_Y, ACC_Z)，角加速度($GYRO_X$, $GYRO_Y$, $GYRO_Z$)を計測することが可能である．MyBeat は，心拍センサと加速度センサを搭載しており体温，RRI，LF/HF，HR，加速度（ACC_X, ACC_Y, ACC_Z）を計測することが可能である．計測した時系列データは，設問ごとに分割し，各々のデータに対して各設問に対する特徴量の

ⓒ2018 Information Processing Society of Japan

表 1. 主観的難易度正解データ分布

主観的難易度	全員	A	B	C	D	E	F	G	H
(1)	568	40	0	150	0	99	124	114	41
(2)	296	78	26	15	18	47	32	44	36
(3)	335	29	36	3	137	18	34	30	48
(4)	248	24	100	24	40	3	12	17	28
(5)	231	39	48	18	15	43	8	4	56

表 2. 定着度正解データ分布

定着度	全員	A	B	C	D	E	F	G	H
(1)	584	54	35	144	0	84	121	110	36
(2)	375	58	45	28	106	26	31	36	45
(3)	279	40	35	15	45	37	37	39	31
(4)	258	35	53	16	53	28	18	21	34
(5)	182	23	42	7	6	35	3	3	63

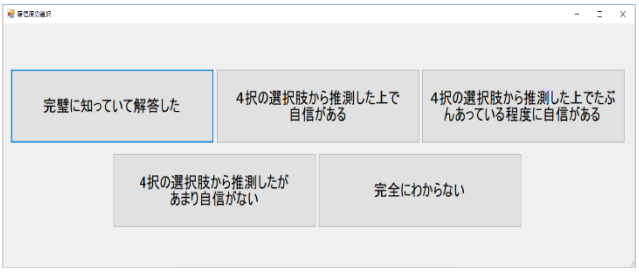


図 3. 定着度解答画面

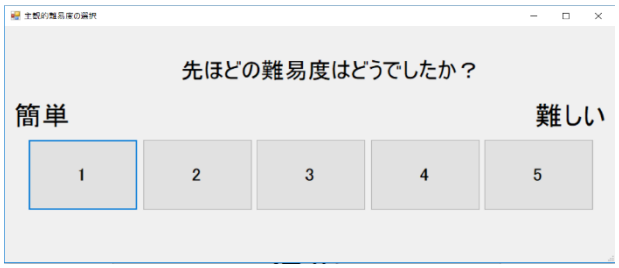


図 4. 主観的難易度解答画面

抽出を行った．JINS MEME で取得したデータに関しては，個人差による影響を小さくするため，正規化や標準化を施したデータも含めて抽出を行った. 基本的な特徴量(平均，分散，標準偏差，最大，最小，四分位数）に加えて，各データ間の相関係数や，FFT 変換を施したときの周波数成分（低周波数成分，中周波数成分，高周波数成分）のパワースペクトル, それに対応する周波数を特徴量として抽出し，今回の特徴量とした. MyBeat で取得したデータに関しては，基本的な特徴量（平均，分散，標準偏差、最大，最小）のみを特徴量として抽出した．2 つのセンサから抽出した特徴量は合計で 694 次元となった．

4. 実験概要

4.1 実験概要

提案手法の有効性を検証するため，e-learning を想定した実験を行った．実験は研究に同意を得た 22～29 歳の大学生，社会人の健常男性 8 名を対象に行った．今回使用したのは，自作の英単語 4 択課題 210 問である．出題課題は，一般的な英語学習に合わせるため TOEIC 単語から選出した．中村[8]が TOEIC 単語をレベル別に振り分けていたため，その中の「TOEIC 語彙 1 」より 70 問,「TOEIC 語彙 2 」より 70 問，以上の 140 問と重複がないように個別で「Learning through Official TOEIC Test items」から 70 問を選出し，合計 210 問を今回の出題課題とした．出題したアプリケーションの画面例を図 2 に示す．上部に問題となる英単語が出題され，その下にある 4 つの日本語選択肢から正解となる項目を選択する．また，解答後に図 3 と図 4 を表示し，今回推定対象となる正解データを取得する．被験者全員の条件を統一するため，事前に問題内容の通知は行わなかった．ウェアラブルデバイスを装着した状態で課題をクリック操作のみで解答してもらいデータの収集を行った. 取得したデータは，眼電位と頭部動作および RRI, LF/HF, 心拍数である． その後，得られたデータを元に特徴量の抽出を行い，機械学習を用いて，定着度と主観的難易度の推定を行う．

評価時には，一人のデータを除いて学習を行い，学習に使用しなかった一人分のデータで検証を行う LOSO-CV と一人のデータのみを使用しその中で， 1 つのデータ以外で学習し，学習に用いていない 1 つのデータで検証を行う LOO-CV の二つを用いて推定を行った．特徴量が 694 次元

ⓒ2018 Information Processing Society of Japan

表 3．定着度推 2 値分類定結果（%）

	LOSO-CV	被験者別LOOCV								
		Avg	A	B	C	D	E	F	G	H
ベースライン	0.63	0.63	0.53	0.62	0.82	0.50	0.52	0.72	0.70	0.61
時間のみ	0.70	0.72	0.69	0.64	0.86	0.63	0.71	0.82	0.76	0.68
心拍のみ	0.71	0.72	0.71	0.68	0.80	0.64	0.68	0.78	0.71	0.77
JINSのみ	0.74	0.91	0.77	0.79	0.86	1.00	1.00	0.82	1.00	1.00
時間＋JINS	0.79	0.93	0.84	0.79	0.90	1.00	1.00	0.88	1.00	1.00
JINS＋FFT	0.76	0.93	0.83	0.80	0.92	1.00	1.00	0.88	1.00	1.00
JINS＋FFT＋心拍	0.76	0.93	0.83	0.80	0.92	1.00	1.00	0.88	1.00	1.00
時間＋JINS＋FFT＋心拍	0.81	0.93	0.89	0.80	0.90	1.00	1.00	0.88	1.00	1.00

表 4．定着度と主観的難易度の混合行列

		定着度					
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	合計
主観的難易度	(1)	520	36	10	2	0	568
	(2)	48	173	60	13	2	296
	(3)	13	134	141	42	5	335
	(4)	3	30	65	139	11	248
	(5)	0	2	3	62	164	231
	合計	584	375	279	258	182	1678

あるため，どちらの手法でも，ひとつひとつ特徴量を追加して，精度の評価を行い，その中で最も精度が良いものを追加していく貪欲法を用いて特徴の選択を行い有用な特徴量を精査した．具体的に説明すると，全次元の特徴量の中からをひとつの次元の特徴量を用いて推定を行う.そして，最も推定精度の高い特徴量を取り出す．その特徴量に全次元の特徴量の中からひとつずつ 1 次元の特徴量を追加し 2 次元の特徴量で再び推定を行う．そして最も推定精度の良かったものを追加する．これを繰り返すことによって有用な特徴量の組み合わせを見つける．

4.2 計測データ

今回は，8 名×210 問の 1680 データを生成した．この中で問題解答中に連続で 2 回クリックしてしまい，問題を全く見ることなく答えてしまった問題があったため．これらを正常に計測できなかったとしてデータを除外し，1678 データを採用した．本実験で得られた正解データの分布を表 1，表 2 に示す．この表から定着度においても，主観的難易度においても被験者によって，大きくばらつきがあることが見て取れる．

定着度と主観的難易度の混同行列を表 4 に示す．横軸が主観的難易度，縦軸が定着度を示している．表を見てわかる通り，定着度と主観的難易度の一致度合いは約 68%であり，必ずしも一致するわけではないことを確認した．おおむね定着度±1 が主観的難易度となっているが，どちらかといえば主観的難易度を高めにする傾向が読み取れる．この結果から，定着度と主観的難易度は別物であり，それぞれを推定する価値はあると考える．

今回は定着度と主観的難易度のそれぞれに対して，1，2，を定着度＝高，難易度＝易として，3、4，5 を定着度＝低，難易度＝難として 2 値分類問題で推定精度を評価する．

5. 実験結果と考察

5.1 確信度推定

得られたデータから特徴の抽出を行い，8 人のデータで LOSO-CV，および個人のデータで LOO-CV を行い推定精度の評価を行った．得られた結果を表 3 に示す．表 3 の各行について説明する.「ベースライン」とは，正解データの中で最も解答数の多かったものに予測が集中した場合の推定精度を表している.「時間のみ」とは，従来の e-learning で取得可能である解答時間のみを特徴量として用いた場合の推定精度である.「JINS のみ」とは， JINS MEME より得られたデータ（眼電位（EOG_R, EOG_L, EOG_H, EOG_V），加速度 (ACC_X, ACC_Y, ACC_Z)， 角加速度 ($GYRO_X$, $GYRO_Y$, $GYRO_Z$)）からシンプルに抽出した FFT 以外の特徴量を用いた場合の推定精度を示している.「心拍のみ」とは，MyBeat を用いることで得られたデータから抽出した心拍に関連する特徴量を用いた場合の推定精度を示している.「FFT」は，JINS MEME より得られたデータに高速フーリエ変換を施し，周波数領域に変換したデータから抽出した特徴量を使用していることを示している．残りは，これらの特徴量の組み合わせごとに推定を行った結果である．

LOSO-CV についてみてみると，センシングによって得られたデータを用いることによって，最大で 81%の推定精度が得られている．これは，ベースラインより 18%，解答時間のみを用いた場合より 11%推定精度が向上している，ここからセンシングによって得られたデータによって推定精度が向上することが確認できる．また，解答時間のみを用いた場合より JINS MEME から得られたデータのみを用

ⓒ2018 Information Processing Society of Japan

表 5. 主観的難易度 2 値分類推定結果

	LOSO-CV	被験者別LOOCV								
		Avg	A	B	C	D	E	F	G	H
ベースライン	0.76	0.75	0.56	0.88	0.79	0.91	0.70	0.74	0.75	0.63
時間のみ	0.70	0.77	0.72	0.82	0.88	0.84	0.67	0.77	0.77	0.72
心拍のみ	0.67	0.80	0.71	0.88	0.81	0.92	0.69	0.76	0.91	0.69
JINSのみ	0.74	0.87	0.77	0.90	0.85	0.92	0.76	1.00	1.00	0.74
時間＋JINS	0.62	0.89	0.85	0.90	0.91	0.92	0.80	1.00	1.00	0.78
JINS＋FFT	0.73	0.88	0.79	0.90	0.90	0.92	0.75	1.00	1.00	0.78
JINS＋FFT＋心拍	0.73	0.88	0.79	0.90	0.89	0.92	0.74	1.00	1.00	0.78
時間＋JINS＋FFT＋心拍	0.74	0.90	0.86	0.90	0.91	0.92	0.80	1.00	1.00	0.80

いた方が，精度が良くなるという結果が得られた．本研究で新たに採用した FFT の特徴量を用いた場合，JINS のみを用いた場合よりも 2%精度が向上した．したがって周波数成分の特徴量が定着度の推定に有用にはたらくことが確認できる. MyBeat より得られたデータから抽出した特徴量を用いた場合について見てみると，解答時間のみを用いた場合よりも若干精度の向上がみられるが，他の特徴量と併用した場合, 精度が変わらなかった. 心電図から得られる，平均や分散などの基本的な特徴量だけでは，あまり精度の向上がみられなかったため，今後，有用な特徴を模索していく必要があるだろう．

特徴選択で選択された特徴量についてみていくと，解答時間の特徴量が含まれているデータセットでは，やはり一番初めに解答時間の特徴量が選択されている．一般的な傾向として，本人が確信をもって選択する場合は，問題にかかる時間が短くなり，あまり自信がない場合，長考することで問題にかかる時間が長くなるため，解答時間が今回の推定に対して他の特徴量よりも有用にはたらいたと考えられる．JINS のみによる特徴量と FFT を同時に用いた場合に選ばれた特徴量について見てみると，同時に使用した場合の特徴量の中に，周波数成分から抽出した特徴量が半分以上を占めるという結果が得られた．ここから，周波数成分には，各被験者に対して共通する特徴が含まれている可能性があることが示唆される．

次に LOO-CV についてみていくと，平均で最大 93%の推定精度が得られている．これは，ベースラインよりも 30%上昇, 解答時間のみを用いた場合よりも 21%精度が向上している．ここから個人に対してもセンシングによって得られたデータによって定着度の推定精度が向上することが分かる．FFT の特徴量を用いた場合，平均で 2%精度の向上が確認できる．ほとんどの被験者に関しては，FFT の特徴量を用いない場合と変わらないが，一部の被験者に関しては 6%ほど精度が向上しており，FFT の特徴量の有用性が示唆される．また被験者によっては，センシングによって得られたデータを用いることで 100%の推定精度を得ることができている．特徴量として主に眼電位間の相関係数が選択されているため，眼電位の変化を取得することによって，定着度に対する何らかの変化を得られていることが示唆される．しかし，今回被験者ごとに有用にはたらいた特徴量の組み合わせが異なるため，各個人に特化した学習モデルを作成する必要があることがわかる．

5.2 主観的難易度推定

定着度と同様に，得られたデータから特徴の抽出を行い，8 人のデータで LOSO-CV, および個人のデータで LOO-CV を行い精度の評価を行った．得られた推定結果を表 5 に示す．各行の意味合いは定着度のときと同様である．

LOSO-CV についてみていくと，最大で 74%の精度が得られているが，ベースラインが 76%であることを踏まえると，良い精度で推定できているとは言えない．その理由としては，今回用意した課題の難易度に対して，被験者ごとに解答が偏ってしまったためだと考えられる．簡単な問題が多かったと感じている人が多く，難しい問題が多かったと感じている人が少なかったため，バランスよく学習することができなかったことが一因であると考えている．

LOO-CV についてみていくと，最大 90%の精度が得られている．ベースラインよりも 15%上昇，解答時間のみを用いた場合よりも 13%の精度の向上が確認できる．したがって，センシングで得られたデータが主観的難易度の推定に有用であることが確認できる．FFT の特徴量を用いた場合, JINS の特徴量のみを用いた場合より若干精度の向上がみられた．心拍の特徴量に関しては，あまり精度を向上させることができなかった．しかし，特徴選択の際に選出されていることもあるので，特徴量の組み合わせよっては，精度の向上に有用であるかもしれない．

主観的難易度では，他人のデータを用いた学習モデルで推定を行うことはかなわなかった，しかし，個人のデータを用いて学習を行うことで高い推定精度を得られているため，センシングの有用性は確認できている．したがって，個人適応等の技術を応用することで，他社のデータで構築した学習モデルでも高精度に主観的難易度が予測できるよう改善案を模索したい．

ⓒ2018 Information Processing Society of Japan

5.3 考察

関連研究では，長文問題やリスニング問題など「解答に時間を要する課題」に対して，定着度や主観的難易度を「それぞれ単体」で推定する研究が行われていた．一方，本研究では英単語 4 択問題という「解答時間が比較的短い問題」を対象に，「定着度と主観的難易度両方」の推定に取り組んでいる．評価実験の結果，従来のアプリでも取得できる時間情報に加えて，センシングを応用することによって，解答時間が比較的短いような問題に対しても，定着度や主観的難易度を推定できる可能性を示した．また，定着度と主観的難易度両方の推定実験を行ったことでいくつか興味深い結果を確認した．一つは，表 4 で示したように，定着度と主観的難易度は似ているものの異なる回答が行われているということである．もう一つは，定着度は LOSO-CV において推定が行えたのに対し，主観的難易度はそれができなかったという点である．これは定着度と主観的難易度は似て非なるものであるという裏付けにもなると考えている．したがって，実際の学習支援システムに応用する際に，定着度は復習問題の見逃し防止に，主観的難易度はモチベーションの低下を軽減するよう出題難易度の自動調整に，別々に応用することができるだろう．

提案手法では，定着度，主観的難易度両方において，LOO-CV による評価で高い推定精度を確認している．一般的な機械学習の応用アプリケーションでは自身の正解データを取得することが困難であることから，LOO-CV での評価結果ではなく，LOSO-CV による評価結果で議論を行う．しかし，提案手法を将来学習支援システムへ実際に応用することを考えると，設問ごとに学習者に対して正解データを尋ねる機能を実装することで，実運用環境においても自身の正解データを取得することは難しくない．すなわち，運用しながら学習モデルを自身に合わせていくことが可能である．このことから，LOO-CV で高精度を達成できたということは非常に有益な結果であると考える．実運用環境において自身の正解データを尋ねることは，学習者の負担になることが懸念されるが，能動的学習手法等を応用することで，短時間で精度を上げることも可能であると考えている．

6. おわりに

本研究では，効率的な自主学習支援システムの構築を目的として，英単語 4 択課題における定着度合いおよび主観的難易度を 5 段階で推定する課題に取り組んだ．e-learning 学習中の被験者から 2 つのウェアラブルデバイス JINS MEME と MyBeat を用いてデータを取得し，そこから抽出した特徴を使用して機械学習により，定着度合いと主観的難易度の推定を行った．提案手法を評価した結果，2 値分類問題に落とし込んだ場合，定着度合いは LOSO-CV で最大 81%の推定精度を得た．JINS MEME で計測したデータからシンプルに抽出する特徴量のみを用いるよりも，さらに FFT を行ったデータを用いることで精度が向上することを示した．また，心電図から抽出できる基本的な特徴量だけでは，あまり精度が向上しないことを確認した．主観的難易度は，他者のデータで学習モデルを構築する場合，現段階では実用的な推定精度は実現できなかった．自身のデータを学習できることで，最大 90%の精度が得られたため，センシングで得られたデータに主観的難易度を判断する何らかの特徴が含まれていることを確認した．定着度の推定では，他人のデータを用いることである程度の推定精度を得ることができたのに対して，主観的難易度では，うまく推定することはできなかった．ここから，主観的難易度の推定を実用的にするには，個人適応などのさらなる手法の改善が必要であると言える．

今回得られたデータは偏りが大きいものであったため，今後，より多くの被験者に対してデータを収集し，バランスの良いデータで再度検証を行う必要がある．また，新たな特徴量の模索や，より汎用的な特徴量の組み合わせについて考えていくと共に，学習する際のパラメータチューニングや他の学習手法についても検討していく予定である．

謝辞

本研究の一部は科学研究費助成事業若手研究（B）（16K16175）の助成によるものである．ここに謝意を表す

参考文献

[1] 中山 実，清水 康敬:生体情報による学習活動の評価，日本教育工学会論文誌：Vol. 24，No. 4，pp. 15－23(2000)

[2] 中村 和晃，角所 考，村上 正行，美濃 導彦: e-learning における学習者の顔動作観測に基づく主観的難易度の推定，電子情報通信学会論文誌. D，情報・システム：Vol. 95，No. 5，pp. 568－578(2010)

[3] 大社 綾乃，Augereau Olivier，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 パターン認識・メディア理解：Vol. 116，No. 461，pp. 187－192(2017)

[4] 繁田 亜友子，小池 武士，濱本 和彦，野須 潔，英語リスニング電子教材を対象とした眼球運動測定による学習者の主観難易度の推定，電気学会論文誌. C，電子・情報・システム部門誌：Vol. 131，No. 4，pp. 800－807(2011)

[5] 山田健斗，大社綾乃，藤好宏樹，星加健介，OriverAugereau“英語多肢選択問題解答時の視線に基づく確信度推定”電子情報通信学会研究報告：信学技報 116(462), 199-204, (2017)

[6] 長谷川達人，柏友也，ウェアラブルデバイスを着用した学習における英単語解答時の記憶度合い推定，情報処理学会研究報告：Vol86，No. 33（2018）

[7] 中條 清美，英 Selecting“ TOEICVocabulary1＆2”for Beginning-Level StudentsandMeasuring Its Effectona Sample TOEIC Test，日本大学生産工学部研究報告 B 文系/研究報告専門委員会編：Vol36，No. 5,27-42（2003）

ⓒ2018 Information Processing Society of Japan