

オンライン手書き情報を用いた未定着記憶推定システム

浅井洋樹^{†1} 山名早人^{†2}

漢字や英単語を記憶する暗記学習は、忘却せずに再生可能となるよう記憶を定着させることが目標であり、より効率的に記憶を定着可能な学習システムは学習者にとって有用である。記憶を定着させるためには、暗記する対象を再学習する反復学習を繰り返す必要があると言われており、効率的に暗記を行うためには定着していない記憶を選び出して優先的に反復学習を行うことが必要である。しかし、学習者の正解・不正解のテスト結果だけでは、正解しているがすぐに忘れてしまう定着度の低い暗記対象が検出できないため、未定着記憶を網羅することができない。また定着・未定着の2値判定にとどまり、反復学習の優先順位を決めることができない。そこで本研究では、タブレット端末等から取得可能な時系列情報や筆圧が含まれるオンライン手書き情報を用いて、学習者の記憶定着度を推定する手法を提案する。提案システムによって得られる連続値である「記憶度」の数値が低い事象を優先的に学習することで、効率的に暗記可能な学習支援システムの構築が実現可能となる。

1. はじめに

物事を記憶する能力は人間誰しもが備えており、社会生活を送る上でも欠かすことのできない要素である。教育の場面においても、漢字や英単語等を記憶する暗記学習が、初等教育や第二言語学習において日常的に行なわれている。これらの暗記学習の目標は、記憶対象である事象の記憶が忘却せずに常に再生可能となるよう記憶を定着させることである。従って、より短い学習時間で効率的に記憶の定着を可能とする学習システムの実現は、暗記学習を行う学習者にとって有用である。

記憶に関するメカニズムの知見としては、Atkinsonらの二重貯蔵モデル[1]で提唱された短期記憶と長期記憶の概念が古くからよく知られている。漢字の暗記学習に当てはめた場合、視覚的に認識して短期記憶に貯蔵された漢字を、繰り返し書き出すリハーサルによって学習することで、一定期間記憶が保持される長期記憶へと転送される。しかし、忘却に関する知見として知られているエビングハウスの忘却曲線[2]によると、学習した記憶は何もしないままでは1時間のうちに急激に忘却が進行し、その後1週間程度で忘却量の増加が緩やかになることが報告されている。

このような記憶の忘却を防ぐ、すなわち記憶を定着させるためには、同じ項目を再度暗記する反復学習が必要となる。これを説明する記憶の概念として、Grafらが提唱した顕在記憶と潜在記憶[3]を挙げる。顕在記憶は記憶の検索時に想起意識を伴う記憶で、潜在記憶はこれを伴わない記憶である。寺澤らは反復学習を伴わない一夜漬けによって得られる顕在記憶ではなく、学習の積み重ねによって得られる潜在記憶が英単語学習の効果を測る上で重要であると述べており[4]、反復学習によって得られる潜在記憶が記憶の定着において重要であると考えられる。また、反復学習のタイミングに関して、Edgeらは分散効果を利用した反復学習のスケジューリングを行う携帯端末向けの暗記システム

を提案している[5]。さらに水野は再活性化説[6]の観点から、記憶が定着していない項目を優先的に反復学習することが効果的であると述べている[7]。

以上を踏まえ、より学習所要時間が短くなるよう効率的に暗記学習を行う手法について考える。効率よく暗記を行うためには、潜在記憶となっていない、つまり定着していない項目を選び出して優先的に反復学習を行う必要がある。しかし、学習者のテスト結果のみでは、テスト実施時点で記憶の再生ができない暗記項目のみしか抽出できず、記憶の再生はできるが定着していない、つまり今後忘却する可能性が高い項目を抽出することができない。また、学習者の正解・不正解の情報のみでは、定着・未定着の2値判定にとどまるため、反復学習の優先度を決めることができない。

そこで本研究は、学習者のテスト結果だけでなく、タブレット端末や電子ペンから得られるオンライン手書き情報にも着目する。オンライン手書き情報には筆跡だけでなく、タイムスタンプや筆圧といったペンの振る舞いに関する情報が含まれており、学習者の記憶状態に応じた挙動の差がデータに表れる可能性がある。本研究で提案するシステムでは、学習者の暗記テスト回答結果とオンライン手書き情報を用いて、学習者の記憶の定着度合いを表す指標となる「記憶度」を瞬時に算出する。記憶度の低い暗記項目を優先的に反復学習することで、既に定着している記憶の反復学習が抑えられ、効率的に暗記学習を行える学習支援システムの構築が実現可能となる。

2. 関連研究

本節では、まず反復学習のスケジューリングに関する過去の研究を紹介し、過去の研究から得られる知見および本研究で提案する手法との違いについて述べる。次に本研究で扱うオンライン手書き情報から記憶の定着度を推定するにあたって、学習者および筆記者の状態推定に関する研究について述べ、オンライン手書き情報からの特徴抽出について検討する。

^{†1} 早稲田大学基幹理工学研究科
早稲田大学グローバルエデュケーションセンター

^{†2} 早稲田大学理工学術院
国立情報学研究所

2.1 反復学習のスケジューリングに関する研究

効率的な暗記を行うためには、効率的な暗記学習のスケジューリングを行う必要がある。しかし、学習者に対する暗記テストの結果単体では、テスト時に忘却している暗記項目の抽出のみしか行えず、効率的な学習のスケジューリングを行うには不十分である。反復学習の優先順位を決定するスケジューリングに関する研究として、水野の提案する Low-First 分散学習方式[7]が挙げられる。

Low-First 学習方式では現在のテスト結果に加えて、蓄積した過去のテスト結果を参照してスケジューリングを行っている。反復学習の優先順位を次の式で算出される重み付け累積正答率が用いられる。

$$P_n = \sum_{i=1}^n 2^{-(n-i+1)} \times p_i \quad (1)$$

ただし P_n は n 回目の学習後の重み付け累積正答率、 n は現在までの学習回数、 p_i は i 回目の正答率をそれぞれ表している。 P_n の値が小さい暗記項目から順に反復学習を行うことで、最近の不正解率が高い暗記項目を優先的に反復学習することが可能となる。

また一方で、寺澤らは学習者個々の英単語学習の目に見えない積み重ねの学習成果を計測するマイクロステップ計測法[4]を提案している。マイクロステップ計測法では、一定間隔で暗記項目を学習するようにスケジューリングされ、蓄積した長期間の学習データ（学習成績・学習者の主観評価）を利用して学習者の学習成果を計測している。この手法は学習者の学習成果を計測することを目的としたものであり、暗記学習を効率的に行うことを目的とはしていない。また学習者個人の学習成果を計測するものであり、暗記項目個々の記憶状態を計測するものではない。

これらの研究は蓄積された学習者のテスト結果や主観評価のデータを利用している。これに対し本研究は、テスト結果だけでなく、新たにオンライン手書き情報を加え、一定期間後に忘却する暗記項目を予測するアプローチをとる。

2.2 学習者・筆記者の状態推定に関する研究

学習データではなく学習者自身から得られる生体情報を用いて学習状態を評価する研究として、脳波に関連する事象関連電位（ERP）を用いて反復学習効果を推定する試み[8]や、脳機能画像（fMRI）を用いて英語学習者のリーディング習熟度を評価する試み[9]がある。しかし、現状ではこれらの情報を取得する装置は被験者に対して多大な負担がかかるため、日常的な学習に適用することが困難である。このため本研究では学習者が日常的に用いるペンから取得可能な情報を用いて学習者の記憶状態の推定を行う。

ペンから取得可能な情報と関連して、Yu らはオンライン手書き情報と筆記者の認知的負荷の関連性について言及している[10]。この研究では被験者に対して 3 段階の認知的負

荷がかかるように設定された英作文の問題を出題し、回答時のオンライン手書き情報を収集している。収集したデータより筆圧、筆記速度、ストロークの長さに関連する特徴量を抽出し解析した結果、筆圧の最大値と筆記速度の最小値が認知的負荷の推定に有用であると結論づけられている。

また筆記データに加え、オンライン手書きデータからは学習者の解答時間といった時間に関連する特徴も取得することが可能である。学習と時間に関連する研究として、植野は e ラーニングコンテンツに対する学習所要時間に着目し、学習者の異常反応を示した問題を検出する手法を提案している[11]。この研究では学習所要時間に対して、ストリームデータに対して適用可能なオンライン異常検知アルゴリズムを適用した結果、学習者の自己申告による異常の報告を自動的に検知可能な結果が得られている。さらに秋山の報告[12]では漢字の読みを答えるテストにおいて、解答時間を測定した結果、理解が進むに連れて解答時間が減少していることが述べられている。

これらの研究を踏まえると、本研究の対象とする記憶に関連するオンライン手書き情報の特徴として、筆圧や筆記速度、そして時間に関連する特徴量が有効である可能性が考えられる。本研究では記憶テスト特有の特徴量に加え、ここで述べた特徴も抽出し、記憶度の推定を試みる。

3. 記憶に関するデータ収集調査

本節では記憶度算出モデルを構築するにあたり必要となるオンライン手書き情報を収集する実験について説明する。本実験の目的は学習者に対する定着している記憶と未定着の記憶におけるオンライン手書き情報を収集することである。本節で収集したデータを用いて未定着記憶、すなわち 1 週間後に再生不能な記憶を推定するモデルを構築する。

3.1 実験環境

まずデータ収集を行うにあたって必要となる実験環境を構築した。オンライン手書き情報の収集には、ソニー社のタブレット端末である VAIO Duo 11 を使用した。この収集端末は 1920*1080 ピクセルのディスプレイを搭載し、マルチタッチ入力とペン入力をサポートしている。データ収集ソフトウェアの実装は Windows 8.1 ストアアプリケーションの開発環境を使用した。本収集システムによるデータ収集は以下の手順で行われる。

STEP1: 解答入力フェーズ (図 1)

実験システムが開始されると、3 秒間のカウントダウンの後に漢字の書き取り問題が 1 問出題される。カウントダウンを表示する理由は、時間に関連する特徴量を正確に取得するためである。被験者は出題された問題に対する解答を、画面中央部の解答欄にペンで書き込む。解答の書き込みに失敗した場合を想定して、学習者はボタン操作によ

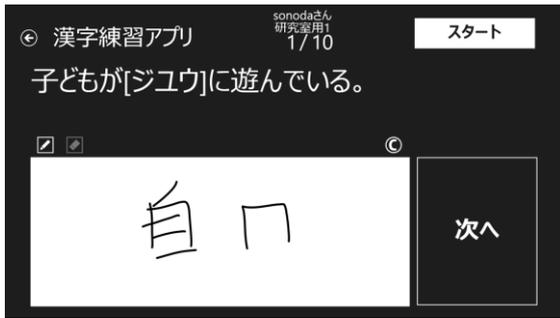


図 1 解答入力フェーズ画面



図 2 解答確認フェーズ画面

て消しゴム機能、全消去機能を使用することが可能である。解答の書き込みが完了したら被験者は次へボタンを押すことで STEP2 の解答確認フェーズへ進む。

STEP2: 解答確認フェーズ (図 2)

STEP1 の解答入力フェーズが完了すると、解答確認フェーズに移行する。解答確認フェーズでは、被験者が STEP1 で出題された問題に対して記憶の再生が可能であったかどうか (正解・不正解)、さらに学習者は出題された暗記対象の記憶が定着していると感じるかどう (主観評価) の情報を収集する。そのため、STEP1 で入力された解答の自己採点と主観的な記憶に対する評価の入力を行う。被験者はまず画面上部に表示された STEP1 における問題の解答と、画面中央部に表示された自身の解答を比較して答え合わせを行う。その後画面右部に表示されている 3 種類の記憶度申告ボタンのうち 1 つを選択する。ボタンの種類は以下の通りである。

(1) 「もう覚えた!」ボタン: 主観定着記憶

このボタンは被験者が問題に正答し、かつ記憶が定着している (=これ以上反復学習の必要なし) と感じた問題の場合、選択される。このボタンが押された解答は主観定着記憶としてラベル付けされ、記憶の再生が可能であり被験者の主観で定着と判断された解答として扱う。

(2) 「また学習したい!」ボタン: 主観未定着記憶

このボタンは被験者が問題に正答し、かつ記憶が定着していない (=さらに反復学習が必要) と感じた問題の場合、

選択される。このボタンが押された解答は、主観未定着記憶としてラベル付けされ、記憶の再生が可能であり被験者の主観で未定着と判断された解答として扱う。

(3) 「間違えてしまった」ボタン: 未記憶

このボタンは被験者が問題に不正解であった場合、選択される。このボタンが押された解答は、未記憶としてラベル付けされ、記憶の再生が不可能であった解答として扱う。

ボタンの選択が完了すると STEP2 が完了し、まだ完了していない問題が残っている場合は STEP1 に戻り、全ての解答が完了した場合はシステムが終了する。以上の流れによって、データ収集システムは問題解答ごとのオンライン手書き情報 (座標、筆圧、タイムスタンプの集合) および被験者の記憶度申告情報を取得する。

3.2 実験内容

3.1 で述べたデータ収集システムを用いて、データ収集実験を実施した。被験者は筆者らの所属する研究室の大学生および大学院生 11 名である。被験者の定着および未定着記憶を収集するために、以下の手順によってデータ収集実験を実施した。なお被験者に対しては実験開始前にチュートリアルを実施し、実験システムの操作手順を確認している。

(1) 出題問題の確認 (3 分間)

最初に被験者に対して出題する問題とその解答を提示する。出題する問題は漢字検定 2 級の問題 50 問である。被験者に対して予めテストの解答を提示することで、短時間で学習したことによって得られる未定着な記憶を発生させることが本フェーズの目的である。全ての被験者に対して 3 分間出題問題を提示している。なお出題した問題は全ての被験者で同様のものである。

(2) テストの実施 (確認直後)

前フェーズの出題問題の確認が終わった直後に、データ収集システムを用いたテストを実施した。本フェーズによって前フェーズで発生した未定着な記憶を含む解答データを収集することが目的である。本テスト終了後、被験者に対して一週間後に評価実験の続きを実施する点のみ確認しており、実験の内容については説明していない。

(3) 再テストの実施 (1 週間後)

前フェーズのテストを実施してからさらに 1 週間後に出題内容が同一なテストを再度実施した。問題確認から時間間隔をあけた本フェーズによって、客観的に未定着の記憶を判定する。例えば、(2) のテストで正解した問題が (3) のテストで不正解であった場合、客観的に未定着であった記憶と判断することができる。これに対して (2)、(3) のテストで共に正解であった場合、客観的に定着している記憶だと判断することができる。またエビングハウスの忘却曲線[2]によれば、記憶直後は忘却量が急激に増加しているのに対し、1 週間を超えたあたりでほぼ一定に安定してい

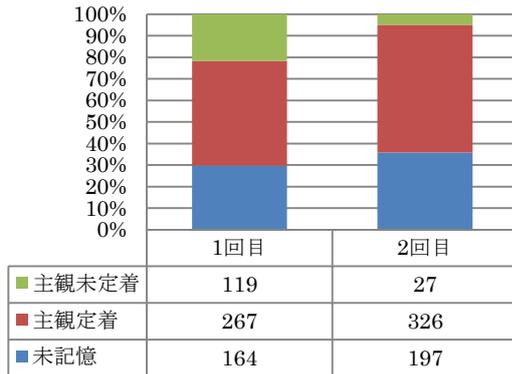


図 3 各テストにおける記憶状態の変化

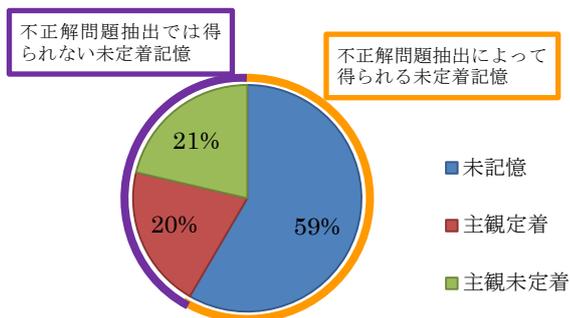


図 4 再テスト時未記憶問題における
 初回テスト時の記憶状態内訳

る。よって短時間の学習によって得られる未定着な記憶は1週間程度ではほぼ忘却すると考えられるので、再テストの実施には1週間の間隔をあげている。

以上の手順によって実施したデータ収集実験によって未定着及び定着している項目に対するオンライン手書き情報を収集した。

3.3 収集した記憶データの統計調査

本節では3.2で収集したデータの統計について述べる。まずテスト及び再テスト時において被験者の記憶状態がどのように変化したのかを示すグラフを図3に示す。この図を参照すると1回目のテストにおいて主観未定着と報告された問題数は119問であるのに対して、2回目の再テストにおいては27問と大きく減少している。一方で主観定着記憶や未記憶が増加していることから、1週間のインターバルによって忘却した未定着記憶や引き続き再生可能な定着記憶へと変化していることが考えられる。

また本研究で推定する未定着記憶（再テスト時に未記憶となった問題）は1週間前のテスト時においてどのような記憶状態であったかを示すグラフを図4に示す。この図を参照すると再テスト時に記憶が再生不能であった未記憶問題において、およそ6割が1回目のテストにおいて未記憶であったことを示している。つまり、不正解であった問題を全て未定着記憶と判定しただけでは、検出すべき未定着

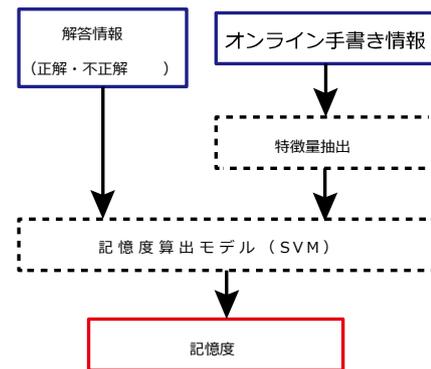


図 5 記憶度算出の流れ

記憶の6割程度のカバー率にとどまることが示されている。一方で残りのおよそ2割ずつがそれぞれ1回目のテストにおいて、被験者が正解して定着している、または正解しただけ定着していないと被験者の主観報告があった問題が占めている。これは被験者の主観報告を要求する暗記システムを構築したとしても、未定着記憶のカバー率は最大で8割にとどまることが示されている。つまり学習者が定着していると考えている記憶は、実際は1週間後に再生不能な未定着記憶の2割を占めており、被験者の主観が必ずしも正しくないことがわかる。本研究では被験者の主観評価に頼ることなく未定着記憶を予測する手法を提案する。

4. 記憶度算出手法

本節では、収集したデータを元にして記憶度を算出する手法について述べる。

4.1 記憶度算出モデルの概要

本研究では暗記項目のテスト解答データから、記憶の定着度を示す記憶度を算出することが目標である。記憶度算出全体の流れを図5に示す。本提案モデルは入力データとして暗記項目に対するテスト結果情報（正解・不正解）と解答時のオンライン手書き情報を用いる。入力されたオンライン手書き情報からは特徴量を抽出し、得られた特徴量と解答情報を記憶度算出モデルに入力する。記憶度算出モデルでは入力された特徴量をもとに記憶の定着度を示す0~1の連続値を記憶度として出力する。

4.2 学習用データセットの生成

3節で収集した暗記テストデータを記憶度算出モデルの学習データとして利用する。このために、収集したデータから定着記憶（Positive）と未定着記憶（Negative）のデータセットを生成する。データセットの生成方法は次のとおりである。

(1) 定着記憶（Positive）

再テストにおいて正解した問題、つまり記憶が1週間後も記憶の再生可能であった問題を定着記憶として扱う。初回テスト時の正解・不正解にかかわらず、再テスト時に正解であった問題の初回テスト時の解答データ、およびオン

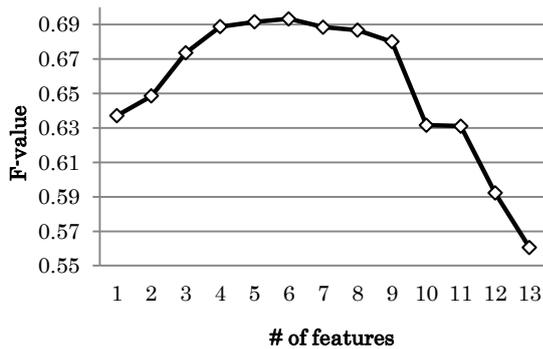


図 6 特徴量選択結果

ライン手書き情報を抽出することで定着記憶のデータセットを生成する。

(2) 未定着記憶 (Negative)

再テストにおいて不正解であった問題、つまり 1 週間後に記憶の再生不能であった問題を未定着記憶として扱う。初回テスト時の正解・不正解にかかわらず、再テスト時に不正解であった問題の初回テスト次の解答データ、およびオンライン手書き情報を抽出することで未定着記憶のデータセットを生成する。

4.3 特徴量抽出

次に収集したデータにおいて提案モデルで使用する特徴量について検討する。本研究では記憶に関連するオンライン手書き情報の特徴量候補として以下の特徴量を抽出した。

- A) 消しゴムの利用回数
- B) 出題から筆記開始までの時間
- C) 筆記終了から解答完了までの時間
- D) 筆記ストローク間の平均時間
- E) 筆記ストローク間の最大時間
- F) 最大筆圧値
- G) 平均筆圧値
- H) 筆圧分散値
- I) 筆記ストロークのスピード最大値
- J) 筆記ストロークのスピード最小値
- K) 筆記ストロークのスピード平均値
- L) 筆記ストロークのスピード分散値

これらの抽出した特徴量に加えて、問題に対する解答結果（正解・不正解）を記憶度算出モデルで使用する特徴量の候補とする。特徴量候補のうち、未定着記憶を推定するうえで有用な特徴量を選び出すために、機械学習を用いた特徴量選択を実施した。使用した機械学習は SVM であり、実装は R の e1071 パッケージ^aを利用した。定着・未定着記憶のデータセットを識別する SVM のモデルを構築し、F 値を基準に Forward stepwise selection 特徴量選択を実施し

た結果を図 6 に示す。ここでの特徴量選択より選ばれた 6 特徴量を使用することにより、F 値が最大となることから、記憶度算出モデルでは問題に対する解答結果の特徴量に加えて、下線で示したオンライン手書き情報から得られる特徴量 B, C, F, G, L を用いることとする。

4.4 記憶度算出モデル

暗記テスト時の解答情報、およびオンライン手書き情報から抽出した特徴量を入力データとして、記憶度を算出する記憶度算出モデルについて述べる。記憶度算出モデルには SVM を利用し、実装としては SVM の予測確率値が得られる R の kernlab パッケージ^bを使用した。

まず学習データは 4.2 で述べた定着記憶と未定着記憶のデータセットを用いて SVM の判別モデルを生成する。生成したモデルに対して、学習者の解答データ（正解・不正解の二値）および 4.3 で抽出したオンライン手書き情報の特徴量を入力することで未定着記憶の判別を行う。さらに判別結果をもとに得られた定着記憶の予測確率値 (Class-probability estimates) を記憶度として最終的に出力する。

5. 記憶度推定性能の評価

本節では、提案手法である記憶度算出モデルの未定着記憶推定性能を評価する評価実験について述べる。

5.1 未定着記憶検出性能評価

まず未定着記憶の検出性能評価について述べる。評価に用いるデータとして 3 節で収集した暗記テストの解答データを使用した。各手法における未定着記憶の検出性能をまとめた表を表 1 に示す。

表 1 各手法における未定着記憶検出性能の比較

	解答結果	主観評価	提案手法
精度	70.12%	55.48%	68.14%
再現率	58.38%	79.70%	70.56%
F 値	0.6371	0.6542	0.6932

この表における提案手法では、提案手法によって生成された SVM の記憶度算出モデルによって判別した際の検出性能を示している。なお精度・再現率の算出は被験者単位での Leave-one-out 交差検定を用いている。また表 1 における解答結果は暗記テストにおける正解・不正解の情報のみを用いて判定する場合、つまり初回テストにおいて不正解であった問題を未定着記憶として判定する場合のみ定着記憶検出性能を示している。これに加えて表 1 における主観評価は、被験者がテスト時に感じた主観的な記憶定着評価を元に判定する場合、つまり初回テストにおいて不正解および正解したが再学習が必要であると考えた問題を未定

^a CRAN – Package e1071,
<http://cran.r-project.org/web/packages/e1071/index.html>

^b CRAN – Package kernlab,
<http://cran.r-project.org/web/packages/kernlab/index.html>

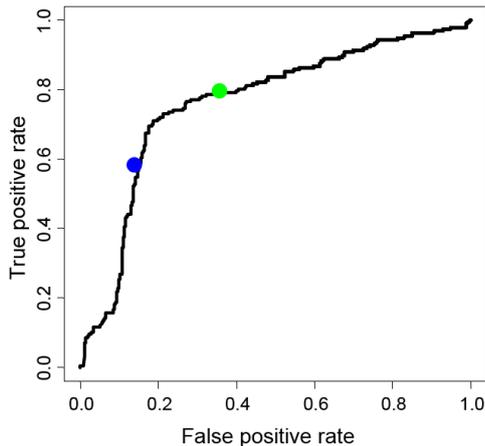


図 7 記憶度による未定着記憶検出性能を示す ROC 曲線 (青点: 解答結果による推定, 緑点: 学習者主観評価による推定)

着記憶として判定した場合の検出性能を示している。

表 1 の評価結果によると、再現率が最も高いのは学習者の主観評価を用いた場合であり次に提案手法、最後に解答結果の順となっている。一方で検出精度が最も高いのは解答結果のみを用いた場合であり次に提案手法、最後に解答結果の順となっている。提案手法は精度、再現率において共に他の手法の中間に位置しており、検出性能を示す指標である F 値による比較では最高性能を示す結果が得られた。

5.2 記憶度を利用した未定着記憶推定

未定着記憶の検出性能評価に加え、提案手法で最終的に出力する記憶度の有効性について評価を行った。暗記テストの解答結果のみを利用した場合や、被験者の主観的な評価を利用する場合は 2 値の判定のみであったが、提案手法で出力される記憶度は連続値が得られる。そこで記憶度を利用して未定着記憶を検出する場合の ROC 曲線を生成し、他の手法による性能のプロットともに図 7 に示す。

図 7 において黒線は提案手法から得られる記憶度による検出性能を示す ROC 曲線、青点は解答結果のみを利用した場合の検出性能、緑点は学習者の主観評価を利用した場合の検出性能を示している。この結果を参照すると、提案手法である記憶度は、解答結果のみを利用した場合や学習者の主観評価を利用した場合とほぼ同等の性能を実現しながら再現率や誤検知率のトレードオフを自由に設定可能であることが示されている。記憶度を利用した場合、例えば 8 割の再現率を得る場合は 4 割程度の誤検知率、7 割の再現率を得る場合は 2 割程度の誤検知率となることがわかる。

以上の結果より、提案手法による記憶度を用いることで記憶の定着度合いを示す連続値が得られ、暗記項目ごとの反復学習の優先度を定めることができる。記憶度が低い暗記項目から優先的に反復学習を行うといったスケジューリングが可能となり、効率的な暗記システムが構築可能にな

ると考えられる。

6. まとめと今後の課題

本研究では、オンライン手書き情報を用いて記憶の定着度を示す記憶度を算出する手法を提案した。解答情報のみを利用した場合や、学習者の主観評価を利用した場合では未定着か否かの二値判定にとどまる一方で、提案手法では 0~1 の連続値である記憶度の出力を実現した。連続値である記憶度の値を用いることで記憶の定着度が低い項目を優先的に反復学習するスケジューリングが可能となる。また評価実験においては、解答情報のみや主観評価による判定と比較して同等以上の検出性能を示した。

今後の課題として、記憶度を用いた暗記システムを実装し、システムの性能評価を行う必要があると考えている。

謝辞 研究室在籍時に本研究のきっかけとなる実験を共にに行った苑田翔吾さんに、この場を借りてお礼申し上げます。

参考文献

- 1) Atkinson, R.C. and Shiffrin, R.M. Human memory: A proposed system and its control processes. In Spence, The psychology of learning and motivation, 2, pp.89-195 (1968).
- 2) Ebbinghaus, H. Uber das Gedächtnis, Duncker, (1885). (エビングハウス. H. 宇津木保・望月衛 訳. 記憶について, 誠信書房 (1978).)
- 3) Graf, P. and Schacter, D.L. Implicit and explicit memory for new associations in normal and amnesic subjects. Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory and Cognition, 11, pp.501-518 (1985).
- 4) 寺澤孝文, 太田信夫, 吉田哲也. マイクロステップ計測法による英単語学習の個人差の測定. 風間書房 (2007).
- 5) Edge, D., Fitchett, S., Whitney, M. and Landay, J. MemReflex: adaptive flashcards for mobile microlearning. In Proc. MobileHCI 2012, pp. 431-440.
- 6) 水野りか. 分散効果の生起過程の解明—再活性化説の実験のシミュレーションによる検証—. 認知科学, 4(2), pp.20-38 (1997).
- 7) 水野りか. Low-First 分散学習法式の効果の CAI での実験的検討. 日本教育工学会論文誌, 24(2), pp.111-120 (2000).
- 8) 船田真里子, 船田忠, 渋川美紀, 赤堀侃司. 正答率で定義した反復学習効果の事象関連電位による推定. 日本教育工学会論文誌, 35(3), pp.193-203 (2011).
- 9) 横山悟, スシライプト, 大澤剛士, 川島隆太. 脳機能画像データを用いた英語学習者のリーディング習熟度評価. 電子情報通信学会技術研究報告, TL 109(297), pp.57-62 (2009).
- 10) Yu, K., Epps, J. and Chen, F. Cognitive load evaluation of handwriting using stroke-level features. In Proc. IUI 2011, pp.423-426 (2011).
- 11) 植野真臣. eラーニングにおける所要時間データの異常値オンライン検出. 電子情報通信学会論文誌 D, J90-D(1), pp.40-51 (2007).
- 12) 秋山實. 回答時間を利用した電子暗記カードシステムの開発: 漢字の読みに関するオンラインテストの回答時間から分かること. JSL 漢字学習研究会誌 (2), pp.46-49 (2010).