

m-Learning 学習者の行動の違いによる学習効率への影響

今別府万大¹ 長谷川達人¹

概要: ネットワーク技術の発展や IoT デバイスの急速な普及により e-Learning や m-Learning といった様々な学習方法を誰もが利用可能となった。特に m-Learning では様々なアプリケーションの開発により身近なものになっている。しかし、これらのアプリケーションは従来の学習方法をモバイルデバイスに最適化したものであり、モバイルデバイスの長を最大限に活かした学習方法とは異なる。そこで m-Learning 環境下であるからこそ実現できる、新たな学習支援システムの開発をすることで、従来の m-Learning 以上に学習効率の向上が見込めると考えられる。本研究では、m-Learning 環境下においてコンテキストウェアネス技術を用いた新たな学習支援システムの開発を目指す。特に本稿では基礎検証として、ユーザ行動が m-Learning における学習効率にどのような影響を及ぼすかに着目し研究を行う。実験では 5 種類の行動中に m-Learning 学習を行い、学習直後と 3 日後に学習した内容のテスト正答率における学習効率、m-Learning 中の計測データを用いて分析を行う。テスト正答率の分析の結果、運動にあたる行動中に学習すると、3 日後の学習効率が向上することが明らかとなった。また、歩きスマホのように運動行動中に周囲に注意を割かれる状況の場合、トレッドミル上の歩行に比べて学習効率が低下することが明らかとなった。他にも、確信度を考慮した学習効率は学習時の行動の影響を受けない可能性や、学習中の正答率や学習数が学習効率に相関しない可能性が示唆された。

Effect on Learning Efficiency by Different Behavior of m-Learning Users

MAHIRO IMABEPPU¹ TATSUHITO HASEGAWA¹

1. はじめに

ネットワーク技術の発展や IoT デバイスの急速な普及により、学習方法が多様化してきている。従来の対面型の授業方式以外に、コンピュータ端末での学習が可能な e-Learning (Electronic Learning : e-Learning) や、スマートフォンやタブレットなどのモバイル端末で学習を行うモバイルラーニング (Mobile Learning : m-Learning) といった学習方式が採用されてきている。特に、m-Learning は mikan² や Quizlet³ などのスマートフォンアプリケーションの開発により身近なものになってきている。しかし、これらのアプリケーションは従来の学習方法をモバイルデバイスに移植したものであり、モバイルデバイスで得られる情報を最大限に活かして、学習者に適したタイミングで学習や学習内容を提供するものではない。具体的には、暗記カードや 4 選択問題形式の学習アプリケーションは存在するが、ユーザが自主的に起動して学習する仕組みになっている。

本研究では、m-Learning 環境下であるからこそ実現できる、コンテキストウェアネス技術を用いた新たな学習支援システムにより、m-Learning の利点を活かした新しい学習支援システムの実現を目指す。m-Learning ユーザの行動を認識することで、ユーザの行動や居場所に応じた適切な

タイミングで学習活動を促すことが可能となる。例えば、脳科学[1]、運動生理学[2]や心理学[3]などの研究分野の知見に基づいた適切な学習内容や復習タイミングで、m-Learning ユーザは学習できるようになり、学習効率の向上が見込まれる。本研究が目指す m-Learning システムは、

1. m-Learning ユーザの行動や環境の認識
2. 状況に応じた最適なタイミング、学習内容の推定
3. 学習の促し

の 3 段階で構成される。特に 1 の行動や環境の認識については多くの関連研究[4][5]があり、基本的な日常行動であればスマートフォンのみを用いて高精度で認識が可能である。3 についてはアプリケーション上の実装により実現できる。本研究では、2 のユーザの行動が m-Learning における学習効率にどのような影響を及ぼすかに焦点を当てた研究を行う。特に英単語の暗記学習を対象に、被験者実験によりデータ収集を行い、m-Learning 学習時に適したユーザの行動を明らかにすることを目的とする。

2. 関連研究

2.1 運動と学習

Zabriskie らの研究[6]では、運動中に暗記をすることが、24 時間後の記憶能力にどのような影響を及ぼすかを評価

¹ 福井大学工学研究科知識社会基礎工学専攻情報コース
Graduate School of Engineering, University of Fukui
² mikan : <https://mikan.link/>

³ Quizlet : <https://quizlet.com/ja>

している。この研究では、サイクリング中、サイクリング後、サイクリングなしの3種類の状態で単語を暗記し、それぞれ24時間後の英単語の記憶量をテスト・評価を行った。その結果、運動が暗記の能力に悪影響を及ぼさないこと、暗記と運動を同時に行うとその他の2状態よりも単語の記憶数が多いことが示された。

湯浅らの研究[7]では、有酸素運動が脳の認知機能を改善することから、新しい学習方法として有酸素運動を利用した英単語暗記法を提案している。ここでは、最適な運動の強度を調整しやすいことからステップで運動を行い、英単語の暗記をフラッシュカードアプリで行った。また、記憶テストは1,3,7日後にすることで、経過日数による有酸素運動の暗記への影響を評価している。その結果、1日後のテスト結果は運動なしと運動ありでほとんど差はなかったが、3,7日後の成績は運動ありの方が有意に向上することを確認している。

2.2 姿勢と学習

Mehtaらの研究[8]では、学内での学習において立って学習することが効果的であることから、脳機能や作業記憶能力への影響を調査している。この研究では、高校生を対象として、スタンディングデスクの有無による教育を行い、決められた期間で神経認知検査を行い評価している。その結果、スタンディングデスクを長期的に使用していた生徒の方が脳の活性化パターンや、作業記憶機能等の大幅な改善に関連していることが分かった。

大藤らの研究[9]では、姿勢の良し悪しで計算成績に違いが出るかを検証している。検証では、被験者を中学生、高専生として、加減乗除算の問題をいい姿勢と悪い姿勢で1分間解いた際の計算成績を評価している。その結果、中学生、高専生いずれにおいても姿勢がいいと計算成績が良くなる結果が得られた。

Yangらの研究[10]では、m-Learningにおいて、コンテンツ内容や学習者自身の能力などの問題以外に、学習時の環境や姿勢が集中力や学習達成度に影響を及ぼすと仮定し調査を行った。周囲の環境が騒がしい環境、静かな環境を用意し、それぞれの環境で座る、立つ、部屋内での移動の3種の姿勢で学習を行った。教育内容は高校生物の教材とし、学習中の脳波と学習後のペーパーテストの点数から集中力と学習達成度を評価した。その結果、静音な学習環境かつ

座った姿勢で学習した場合に集中力が向上することが示された。また、学習達成度については、周囲環境がどの場合においても歩行中に学習した後のペーパーテストの点数が減少し、他の2姿勢においては、点数に大きな差は無いことが示された。

2.3 歩行時の多重タスク

歩きながらスマートフォンを操作することは、ユーザの認知能力を低下させることが分かっている。増田らの研究[11]では、歩行時の携帯電話での文字入力が歩行やメンタルワークロードにどのような影響を及ぼすかを調査している。着座と歩行の2条件において、携帯電話を使用し、視覚探索課題と聴覚探索課題を課しその反応時間、メンタルワークロードを着座時と比較検証した。その結果、携帯電話使用時に視覚課題に対する反応時間の増加、メンタルワークロードの増加が見られた。また、歩行時に携帯電話を使用したタスク処理が注意力を低下させ、歩行パフォーマンスにも影響を及ぼすこと[12][13][14]が確認されている。

以上のことから、携帯電話使用時の歩行は注意力や、歩行のパフォーマンスなどを低下させることが分かる。しかし、これらの研究では歩行行動にだけ着目し、歩行時の携帯電話でのタスクのパフォーマンスに着目はしていない。

2.4 本研究の立ち位置

本研究では、m-Learning学習時に適したユーザの行動を明らかにすることを目的とし、行動中にm-Learning学習を行う被験者実験によりデータ収集を行い、学習効率に対する影響を調査する。関連研究を表1にまとめた結果これらに対する本研究の新規性は、m-Learningユーザの実生活環境で起こり得る状況を想定して実験と考察を行った点である。計測対象とした行動は「寝転ぶ」「座る」「立つ」「歩行（トレッドミル）」「歩行（コース歩行）」の5種類である。詳細は3章で述べる。関連研究[10]をベースに、主要な変更点は以下の3点である。

- m-Learningユーザが取りうる行動として「寝転ぶ」を追加した。
- 集中力には影響するものの学習効率には大きく影響しないという関連研究[10]の結果に基づき、周囲環境は静音で統一した。
- 関連研究[10]の示す「移動中に学習を行うと学習効率に悪影響が出る」という結果は、歩きスマホという多

表1. 関連研究での検証項目

文献	タスク	Tool	座る	立つ	歩く	他	結論
[6]	暗記	単語表	✓			自転車	運動中の暗記は記憶数を向上させる
[7]	暗記	m-Learning	✓			ステップ	運動中の暗記は記憶数を向上させる
[8]	認知検査	筆記(授業)	✓	✓			立つことが作業記憶等の大幅な改善に寄与する
[9]	計算	筆記	✓			良/悪い姿勢	良い姿勢は計算成績を向上させる
[10]	高校生物	m-Learning	✓	✓	✓	静音/騒音	歩行時の学習はペーパーテストの点数を減少させる



図1. 計測を実施した5種類の行動, 左から(A)lie, (B)sit, (C)stand, (D)treadmill, (E)walk

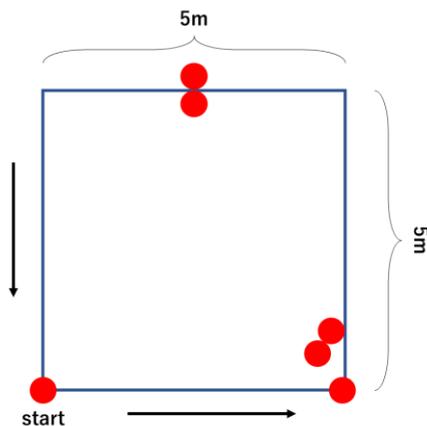


図2. walkで歩行するコース概要図(赤丸は障害物)

重タスク環境によるメンタルワークロードの増加[11]に伴う結果であるという仮説を立て、歩きスマホを模した歩行とトレッドミル上での歩行の2種類の歩行タスクを対象とした。

また、計測データや分析手法に関する新規性は以下の2点である。

- 学習効率(確認テストの結果)だけでなく、学習中の学習記録(解答速度や正答率)の計測・分析も行った。
- 学習効率(確認テストの結果)だけでなく、解答に対する確信度についても考察を行った。

以上より、本研究の目的は、m-Learning学習時に適したユーザの行動を明らかにすることであり、特にm-Learningユーザの「実生活環境で起こり得る状況を想定して実験と考察を行う」ことが本研究の新規性である。

3. 計測実験

3.1 計測対象とするm-Learning学習中の行動

本研究で計測対象とするm-Learning学習中の行動を図1

に示す。寝転ぶ(lie)、座る(sit)、立つ(stand)、トレッドミルを歩行(treadmill)、所定のコースを歩行(walk)の5種類を学習中の行動として計測する。周囲の環境は全行動において静かな環境として行う。以下に詳細な説明を述べる。

- (A) **lie** : 用意された布団の上で横たわる。横たわり方は被験者が普段、伏した状態でスマートフォンを操作している状態とした。
- (B) **sit** : 机の前に用意された椅子に座る。
- (C) **stand** : 指定された位置で立つ。
- (D) **treadmill** : トレッドミルの上を速度 3.5km/h で歩行する。3.5km/h は、[14]から平均歩行速度を5.0km/hとし、携帯電話使用時の歩行速度が3割減少すること[15]から算出した速度である。
- (E) **walk** : 図2に示す5m×5mのコースにおいて、赤丸で示した障害物を避けて歩行する。

3.2 実験概要

本研究では、図3に示す手順例のように計測実験を行う。以下に各手順について示す。

1. **事前テスト** : 学習前に問題パターンA~Eについて、Webアプリケーションでテストを行う。
2. **学習** : ある問題パターンについて、所定の行動中に10分間のm-Learningを行う。
3. **確認テスト1** : 学習した問題パターンについてWebアプリケーションでテストを行う。テストのタイミングは学習直後に行う。
4. **確認テスト2** : 学習した問題パターンについてWebアプリケーションでテストを行う。テストのタイミングは学習3日後に行う。

手順2~4を1セットとし、5種類の行動に対して実験を行う。なお、各セットの間は2日以上空けるものとする。

事前テストは学習前に行うことで、ベースラインとなる各被験者の事前知識量を把握する。確認テスト1や2の正

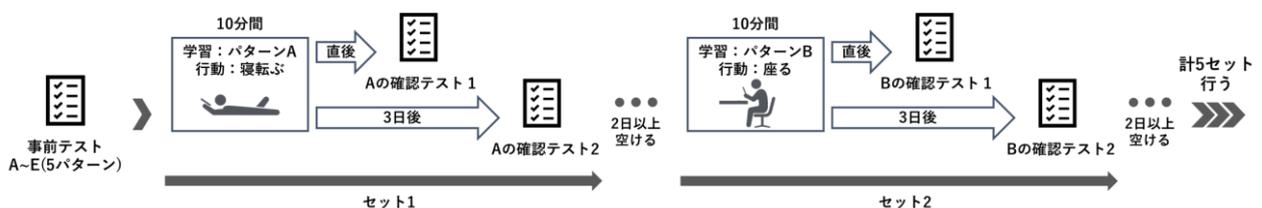


図3. 各行動における学習効率計測実験の概要例



図 4. m-Learning アプリケーションの概要図

答率と比較することで、各被験者間での既存知識量を考慮した学習効率を計ることが可能となる。これを、学習の直後と3日後に行うことで学習内容の短期記憶と長期記憶に関する学習効率を評価する。なお、確認テストは学習効率を計るために実施するため、4 選択解答時に正解情報をユーザーに提示しない。

学習はスマートフォン上で動作するアプリケーションを開発し、m-Learning として行う。m-Learning の学習では動画形式やクイズ形式などの様々な方法が存在するが、本研究では4 選択問題形式で学習内容を提示し、英単語の日本語訳を記憶するものとした。

3.3 学習内容と計測データ

各行動の学習で記憶する英単語は50 単語とした。5 種類の行動に対して、各50 単語を割り当て、問題パターンA～E とした。パターン間で同一の英単語が含まれないようになっている。英単語は125 単語をシステム英単語⁴から、残り125 単語をANC 単語頻度準拠_英和辞典⁵より、Rank が30000 以下の頻出でないものからランダムに選択した。今回、本実験の学習タスクにおける学習効率を計測したいため、事前テストで覚えている単語数が少ないことが望ましい。そこで、頻出でない単語からランダムに選択することとした。一方で、難易度が高すぎると全く暗記ができず、正答率が著しく低下し、十分な学習効率への影響を測ることが出来ない可能性があったため半分は大学入試レベルのものとした。

計測中のm-Learning を行うアプリケーションでの学習中の画面を図4 に示す。図4 左のように上部の英単語に対して、4 つの選択肢から答えを選択する英単語4 選択問題になっている。選択肢のうち1 つを選択すると、正解/不正解の表示とともに正しい日本語訳が示される(図4 右)。アプリケーションは50 単語で学習が1 周する仕様となっている。本実験では計測の10 分が経過するまでこれを何周か繰り返し学習する。なお、m-Learning アプリケーションで

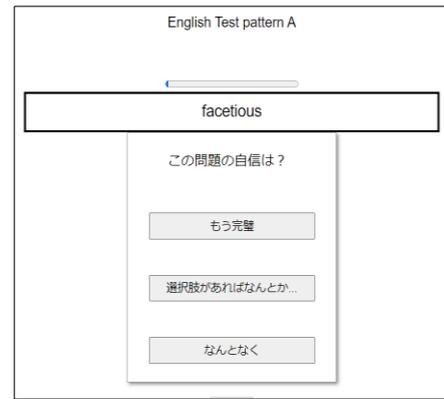


図 5. 英単語テスト Web アプリケーション 確信度の選択画面

は10 分間での学習単語数、各単語への解答に掛かった時間、正答問題番号を記録する。

事前テスト、及び、確認テスト1, 2 には Web アプリケーションを用いる。基本は m-Learning アプリケーションの学習中と同じように4 択問題で英単語を提示する。被験者が正解だと思う選択肢を選ぶと図5 に示す画面に遷移し、解答に対する確信度を求められる。確信度とは4 選択英単語問題において、選択した解答に対して自身が正解の確信をどの程度持っているかの指標である。ここでは「もう完璧」、「選択肢があればなんとか」、「なんとなく」の3 値で確信度を選択する。また、学習とは違い英単語記憶のテストを行うため、各単語に対する正答は出ない。なお、Web アプリケーションでは、解答した問題番号と正解した問題番号、解答した各問題に対する確信度を計測する。

3.4 被験者

計測は20 代の大学院生10 名を対象として行った。被験者には計測する学習中の行動や、各行動で学習する英単語のパターンが被験者間で均一になるよう無作為に割り当てた。ただし、本実験期間中に、新型コロナウイルスの影響により、実験を一時中断せざるを得なくなったため各被験者において計測されたデータは3 から4 セット分のデータとなった。なお、計測の各セットは独立しているため中断による本稿での分析への影響はないと考えられる。

3.5 評価指標

本研究では、実験中の各テストのスコア(事前テスト: S_{before} , 確認テスト1: S_{short} , 確認テスト2: S_{middle})を用いて、超短期記憶、及び、中期記憶の学習効率(それぞれ E_{short} , E_{middle})を評価する。学習効率は各被験者 p に対し式(1), (2)で定義する。

$$E_{short}(p) = \frac{S_{short} - S_{before}}{1 - S_{before}} \quad (1)$$

$$E_{middle}(p) = \frac{S_{middle} - S_{before}}{1 - S_{before}} \quad (2)$$

4 システム英単語: <https://www.sundaibunko.jp/systan/index.html>

5 ANC 単語頻度準拠_英和辞典: <http://www.jamsystem.com/anedic/index.html>

事前知識を考慮するため、事前に覚えていなかった単語の内、学習によって覚えられた単語の比率を学習効率と定義した。つまり、被験者や問題パターン間の事前テスト正答数の差による影響を減らすことが可能となる。

今回、英単語4選択問題を取り扱うため、記憶していない問題を消去法等で解答して正解した場合も記憶済みとして扱われることとなる。そこで、テスト時に各解答に対する確信度を被験者に入力させ、正答した問題全てから算出する学習効率(Ordinary)の他に、確信度を考慮した学習効率(Consider confidence(A), Consider confidence(B))を算出する。Consider confidence(A)は確認テストで正答したもののうち、確信度が「完璧」であったものを正答としたもの、Consider confidence(B)は確信度が「完璧」、「選択肢があればなんとか」であったものを正答としたものである。これを用いることで学習者が記憶している英単語の自信を考慮した正答率を算出することが可能となる。

4. 結果と考察

4.1 学習効率に関する考察

図6に Ordinary における学習直後の学習効率 E_{short} と学習3日後の学習効率 E_{middle} を示した箱ひげ図を示す。凡例は学習時の行動を表す。 E_{short} に着目すると、行動ごとに有意差は確認できなかった。したがって、学習時の行動は超短期記憶には大きな影響を与えないと考えられる。これは湯浅らの知見[7]とも一致する結果である。 E_{middle} に着目すると、全体的に学習効率は低下するが特に sit に顕著な影響が見られた。より詳細な考察を行うために、忘却率(FR)を各被験者 p に対して式(3)で定義する。

$$FR(p) = E_{short} - E_{middle} \quad (3)$$

式(3)より FR は 0 に近いほど、長期的な記憶定着がなされ

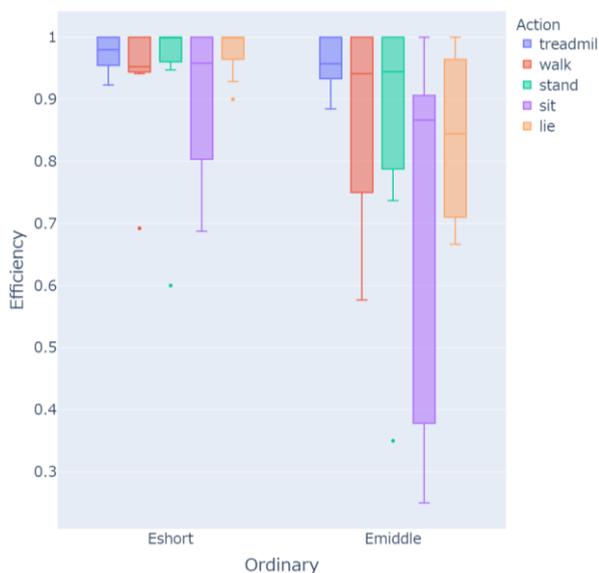


図6. Ordinary における学習直後の学習効率 E_{short} と学習3日後の学習効率 E_{middle}

ることを表す。Ordinary (左), Consider confidence(A) (中央), Consider confidence(B)(右)の忘却率(FR)を図7に示す。Ordinary を見ると、treadmill > walk ≥ stand ≥ lie ≥ sit の順にFRが高くなる様子が確認できる。これより、4選択問題においても有酸素運動による学習効率の向上[7]が確認できる。また、「歩く」行動の treadmill, walk に着目すると treadmill の方がFRは低いことが分かる。これは、2.4節で立てた仮説である「歩きスマホという多重タスク環境によるメンタルワークロードの増加[11]に伴う結果」であると考えられる。また、stand と walk を比べると walk で学習効率が向上する傾向が見られる。これは有酸素運動の学習効率への影響[7]だと考えられる。しかし、walk は多重タスク環境下であるため、学習効率が低下し stand と同程度の結果になったと考えられる。なお、m-Learning を含む歩きスマホは認知能力や歩行パフォーマンスを低下させることが明らかになっており[11][12][13][14]、危険であるため推奨はされない。学習効率の観点からも stand と大きな差がないことから、「運動中に学習したほうが学習効果が高いから」という理由で歩きスマホで学習を行うくらいであれば、その場で立って学習の方が望ましいと言える。そのため、最終的な学習支援システムの実現の際には、歩きスマホとトレッドミルなどの歩行行動を認識・区別し、安全に考慮すべきだと考えられる。

図7中央及び右の Consider confidence(A),(B)に着目すると、Ordinary で見られた行動による差はあまり見られないことが分かる。このことから、学習中の行動は学習内容の記憶の自信に対してあまり影響しないことが分かる。また、treadmill, walk に着目すると Ordinary とは逆の傾向が見られ、treadmill のFRが大きくなった。ただし、箱ひげ図の分散に着目すると、walk が treadmill より大きい傾向があるた

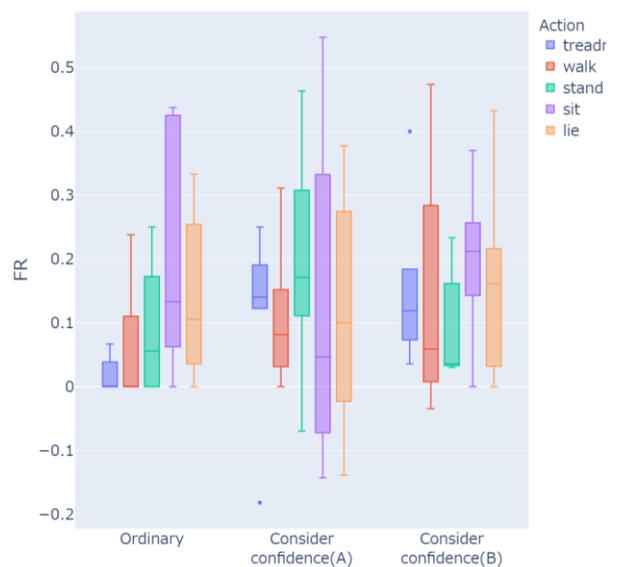


図7. Ordinary (左), Consider confidence(A) (中央), Consider confidence(B)(右)の忘却率(FR)

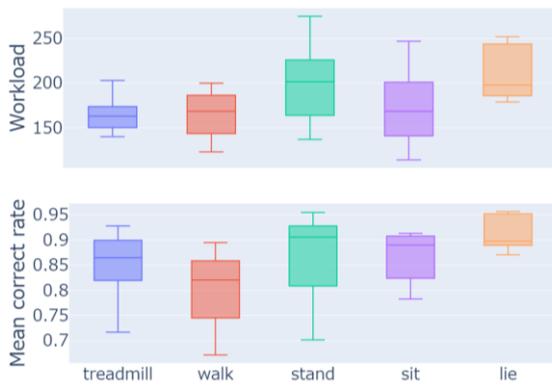


図 8. スマートフォンでの 10 分間の学習時に学習した単語数(上)と 10 分間の学習の平均正答率(下)

め、普段歩行中にスマートフォンを使用しているかによる被験者の歩きスマホの慣れが walk での学習効率に影響している可能性が考えられる。つまり、普段歩きスマホをする人は周囲への注意が散漫になる分[16][17], 学習に集中し学習効率が上がり、慣れていない人は周囲への注意が学習への集中よりも大きくなり学習効率が下がるという、被験者間のばらつきの大きさが影響したためだと考えられる。

4.2 学習時のデータに関する考察

図 8 各行動中のスマートフォンでの 10 分間の学習時に学習した単語数(上)と 10 分間の学習の平均正答率(下)を示す。なお、スマートフォン学習時における正答率は、正答した問題全てから算出されたものとする。上図において treadmill, walk を運動状態, lie をリラックスした状態とすると、リラックスした状態の方が 10 分間の学習単語数は多くなる。また、下図の walk と sit や lie に着目すると sit と lie において walk よりも正答率が高くなる傾向が見られる。以上より、walk の歩行状態よりも lie のようなリラックスした状態において、10 分間の学習数や学習中の正答率 (Ordinary) は高くなる。一方、興味深い結果として、必ずしも学習数や学習時の正答率が学習効率に相関しないこともわかった。つまり、リラックスし集中出来る状態で学習中の学習量や正答率を向上させるよりも、運動中に学習を行う方がより学習効率を高められる可能性が考えられる。しかし、図 7 の Consider confidence(A),(B) から確信度には影響しないため、m-Learning で学習する際には単純な学習量や正答率以外の新たな指標で学習内容を評価・提示することで、効率的な学習出来る可能性が考えられる。

5. 学習時の行動認識

5.1 概要

本研究では、各行動時の学習効率への影響を評価した。ここでは、最終的な学習システム開発に向け学習中の各行動を機械学習により推定し推定精度の検証を行う。

機械学習に使用するデータは、被験者 10 人の計測を行

表 2. 使用する CNN モデル構造

Layer	Filter	Output Shape	Output Channels
Conv1D	16	128	16
Batch Normalization	-	128	16
Conv1D	16	64	16
Batch Normalization	-	64	16
MaxPooling1D	-	32	16
Conv1D	32	32	32
Conv1D	32	32	32
MaxPooling1D	-	16	32
Conv1D	64	16	64
Conv1D	64	16	64
Conv1D	64	16	64
MaxPooling1D	-	8	64
Conv1D	128	8	128
Conv1D	128	8	128
Conv1D	128	8	128
MaxPooling1D	-	4	128
Conv1D	128	4	128
Conv1D	128	4	128
Conv1D	128	4	128
GlobalAverage Pooling1D	-	-	128
Softmax	-	-	5

った各行動学習中 10 分間のスマートフォンの 3 軸加速度センサデータである。加速度センサデータはウィンドウサイズを 256, ストライド幅 256 として分割を行った。その結果、各行動データのインスタンス数は lie: 4556, sit: 4472, stand: 4714, treadmill: 5248, walk: 3728 の計 22718 である。

行動認識は機械学習アルゴリズム Random Forest と表 2 に示す CNN(Convolutional Neural Network)モデルで行った。加速度センサデータから路面種別推定を行った研究[18]の一部を参考にし、Random Forest では 3 軸加速度センサデータに対して特長量抽出を行い入力データとした。特長量は基本統計量を含む 36 種類である。CNN の入力データはウィンドウサイズ 256 の 3 軸加速度センサデータとした。

機械学習の評価手法は、LOSO-CV(Leave One Subject Out Cross Validation)を用いる。LOSO-CV とは全データに対して、ある被験者のデータをテストデータとして、それ以外の被験者のデータを学習データとすることを全被験者分行う手法である。

5.2 推定結果・考察

表 3, 4 に Random Forest と CNN を用いた際のそれぞれの混同行列を示す。表の縦軸は予測値, 横軸は真値であり、F-measure(F 値)は Precision と Recall から算出される調和平均を表す。F 値に着目すると、lie, sit, stand, treadmill では

表 3. Random Forest における混同行列

Pre. \ Cor.	lie	sit	stand	treadmill	walk	Precision
lie	1941	1270	554	46	2	0.509
sit	1669	1849	957	86	1	0.405
stand	752	1106	2600	740	66	0.494
treadmill	153	222	484	3179	1095	0.619
walk	41	25	119	1197	2564	0.650
Recall	0.426	0.413	0.552	0.606	0.688	0.534
F-measure	0.464	0.456	0.529	0.553	0.668	

Random Forest が walk では CNN を用いた方が良い結果となっている。しかし、どちらの場合でも 5 行動を推定する精度は 50% 程度であり、各行動を学習中のスマートフォンから計測される加速度センサデータを用いて分類することは困難であることが分かる。ただし、lie, sit, stand のような静止状態と treadmill, walk の歩行状態の 2 値分類とした場合、推定精度は 91% にまで向上する。また、treadmill と walk のみの 2 値分類の場合、推定精度は 75% ほどに向上するため、他のセンサや GPS による位置情報を用いることで歩行環境の分類でも高い推定精度になり得ると考えられる。従来の行動認識研究[19]に比べ、推定精度が大幅に低下した原因としては、学習中はスマートフォンを手に持った状態であるためと考えられる。特に、lie, sit, stand ではほとんど同じ状態でスマホが所持され、かつ動きも少ないため、識別は容易ではない。また treadmill と walk も、ポケット等に格納されている場合よりは加速度センサ波形の変化が小さくなり、詳細な分類が困難になるためだと考えられる。一方、本研究の目指すサービスは、m-Learning ユーザの日常生活をセンシングし、学習効率の高いタイミングを検出して、学習を促すというものである。すなわち、学習時の行動認識ではなく、日常生活時の行動認識精度が重要となることから、本稿の結果よりは推定精度の高い運用が見込めると考えている。また、学習時であっても、スマートウォッチやその他のウェアラブルデバイスを併用することで、より高精度な行動認識が実現できる可能性も秘めている。

6. まとめ

本研究では、5 種類の行動中に m-Learning を行うことが学習効率にどのような影響を及ぼすかを検証した。行動による学習効率は確信度を考慮した正答率と単純な正答率から算出した FR を用いて分析を行った。また、各行動における学習時には学習数や正答率を計測し、分析を行った。その結果以下のような知見が得られた。

- 単純な正答率を見ると、treadmill や walk のように運動をしている場合に学習効率が上がるのが明らかになった。更に、treadmill と walk 間では treadmill のように周囲へ注意が分散しない状態の方が学習効率は

表 4. CNN における混同行列

Pre. \ Cor.	lie	sit	stand	treadmill	walk	Precision
lie	1517	1406	559	27	2	0.432
sit	2178	2067	1250	50	3	0.373
stand	779	881	2572	525	15	0.539
treadmill	77	93	241	3312	654	0.757
walk	5	25	92	1334	3054	0.677
Recall	0.333	0.462	0.546	0.631	0.819	0.551
F-measure	0.376	0.447	0.482	0.513	0.741	

高くなることも明らかになった。

- 確信度を考慮した場合、学習中の行動に大きな差は見られなかった。そのため、どの行動で学習を行っても英単語学習での各単語の記憶の自信に関しては影響しない可能性が示唆された。
- treadmill や walk のような運動中に学習するよりも lie のようなリラックスした状態で学習した方が、学習する英単語数や m-Learning 時の正答率が高いことが分かった。
- 必ずしも学習数や学習時の正答率が学習効率に相関しないことが分かった。これより、リラックスし集中出来る状態で学習中の学習量や正答率を向上させるよりも、運動中に学習を行う方がより学習効率を高められる可能性が考えられる。

今後の課題として、さらなるデータの計測と分析を行いたい。また、今回得た知見を生かし本研究が目指す m-Learning システム開発を目指すことを、今後の課題とする。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科学研究費助成事業若手研究(19K20420)の助成によるものである。ここに謝意を表す。

参考文献

- [1] Watanabe, Y., Ikegaya, Y., "Effect of intermittent learning on task performance: a pilot study.", J. Neurosci. 38:1-5. 2017
- [2] Suwabe, K., Hyodo, K., et al., "Acute moderate exercise improves mnemonic discrimination in young adults.", Hippocampus vol. 27,3 (2017): 229-234. doi:10.1002/hipo.22695
- [3] 長大介, "テスト形式が記憶のテスト効果に及ぼす影響 II - 保持期間を操作しての再検討", 日本認知心理学会発表論文集, 2015
- [4] Yunfei, F., Carl K. C., and Hanshu C., "An ADL Recognition System on Smart Phone.", In Proceedings of the 14th International Conference on Inclusive Smart Cities and Digital Health - Volume 9677 (ICOST 2016). Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 148-158, 2016.
- [5] Almasluh B, Artoli AM, Al-Muhtadi J., "A Robust Deep Learning Approach for Position-Independent Smartphone-Based Human Activity Recognition.", Sensors (Basel), Nov 1;18(11):3726. 2018, doi: 10.3390/s18113726. PMID: 30388855; PMCID: PMC6263408.
- [6] Zabriskie, H. A., and Edward M H., "Effectiveness of Studyin

- g When Coupled with Exercise-Induced Arousal.” *International journal of exercise science* vol. 12,5 979-988. 1 Aug. 2019
- [7] 湯浅成章, 黄瀬浩一, : “有酸素運動が英単語暗記に及ぼす影響の確認”, 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), 2020
- [8] Mehta, R. K., Shortz A. E., Benden M. E.,:“Standing Up for Learning: A Pilot Investigation on the Neurocognitive Benefits of Stand-Biased School Desks.”, *International journal of environmental research and public health* vol. 13,1 ijerph13010059. 22 Dec. 2015, doi:10.3390/ijerph13010059
- [9] 大藤晃義, 稲毛達朗, 金網正司, : “姿勢と計算成績との関係について”, 日本回路ブラティック徒手医学会 (JSCC), 2016
- [10] Xianmin, Y., Xinshuo, Z., et al.: ”Effects of environment and posture on the concentration and achievement of students in mobile learning”, *Interactive Learning Environments*, 2020, DOI: 10.1080/10494820.2019.1707692222
- [11] 増田康祐, 芳賀繁, : “携帯電話への文字入力に注意, 歩行, メンタルワークロードに及ぼす影響—室内実験によるスマートフォンとフィーチャーフォンの比較—”, *人間工学*, 51 巻, 1 号, p. 52-61, 2015, <https://doi.org/10.5100/jje.51.52>, https://www.jstage.jst.go.jp/article/jje/51/1/51_52/_article/-char/ja,
- [12] Sunee, B., Rattapha, A., et al.:”The impact of different mobile phone tasks on gait behaviour in healthy young adults”,*Journal of Transport & Health*, 2020,
- [13] Crowley, P., Madeleine, P., Vuillerme, N.,:“The effects of mobile phone use on walking: a dual task study.”, *BMC Res. Notes* 12, 352, 2019, <https://doi.org/10.1186/s13104-019-4391-0>
- [14] Mohler, B., Thompson, W., et al.,:“Visual flow influences gait transition speed and preferred walking speed.”, *Experimental brain research, Experimentelle Hirnforschung. Expérimentation cérébrale*. 181. 221-8, 2007, 10.1007/s00221-007-0917-0.
- [15] Lamberg, E. M., Muratori, L. M.,:”Cell phones change the way we walk. *Gait Posture*.”, Epub 2012 Jan 5. Erratum in: *Gait Posture*. Jul;36(3):655, 2012.
- [16] Gabrielle N. M., Sylvain S., et al.,:”Using a smartphone while walking: The cost of smartphone-addiction proneness”, *Addictive Behaviors*, Volume 106, 2020.
- [17] Kim, H. J., Min, J. Y., et al.,: “ Accident risk associated with smartphone addiction: A study on university students in Korea.”, *Journal of behavioral addictions*, 6(4), 699–707, 2020, <https://doi.org/10.1556/2006.6.2017.070>
- [18] Kobayashi, S. and Tatsuhito Hasegawa.,: “Smartphone-based Estimation of Sidewalk Surface Type via Deep Learning.”, *Sensors and Materials*, Vol. 33, No. 1 , 35–51 , 2021.
- [19] Abdulhamit, S., Asalah, F., et al.,:“Smartphone-Based Human Activity Recognition Using Bagging and Boosting”, *Procedia Computer Science*, Volume 163, 54-61, 2019.