

長距離通勤・通学者向けの場所に応じた暗記項目提示による 学習支援手法の提案とその検証

佐藤剣太^{†1} 中村聡史^{†1}

概要: 日常的に電車での長距離通勤・通学をする者は移動のために時間を損失することになり、作業や学習に充てることのできる時間が短くなりやすい。本研究では記憶術の1つである場所法に着目し、ユーザの現在位置周辺の駅や施設に関連した学習内容を提示することで、通勤・通学中における暗記学習を支援し、長い移動時間を効率的に使う手法を提案する。また本研究では提案手法にもとづきプロトタイプシステムを実装し、ランダムに記憶対象が提示される手法との5日間の比較実験を実施することによって、手法の有用性と問題点を明らかにする。

キーワード: 記憶支援, 通学時間活用, 位置情報, 暗記学習, 場所法

1. はじめに

普段、日常生活の中で電車を用いて通勤・通学を行っている社会人や学生の割合は高い。本田らの研究[1]では、同著者の大学に通う学生の4年間の平均通学時間は往復で約122分となっている('02~'05)。ここで、厚生労働省健康局より発表された「健康づくりのための睡眠2014」[2]によると、成人の1日の理想的な睡眠時間はおよそ6~7時間とされている。すなわち、成人が1日のうち起床している理想的な時間は17~18時間ということになるが、このうちの約2時間を通勤・通学に割く必要があるため、移動による時間の損失は大きいと考えられる。

このように、長時間の通勤・通学によって、学習やパソコンを用いた作業など、学校や勤務先、自宅であれば作業に充てられたはずの時間が失われてしまうという問題がある。現在、スマートフォンやタブレット端末といったデジタルデバイスの普及により電車内でも資格試験の学習や読書などの作業が手軽に行えるようになってきているが、車内が混雑していると両手をふさがれてしまうために端末を操作できず、また痴漢の冤罪などのリスクもあるため、降車するまで作業を行うことができない場合も考えられる。

我々はこうした通勤・通学に長時間を要する人を対象とした暗記学習の支援を目的としている。ここで、人間の記憶は感覚記憶、短期記憶、長期記憶の3種類が存在しているが、さらに長期記憶は意味記憶とエピソード記憶の2種類に分けることができる。ユーザの習得した知識は意味記憶にあたる[3]。この意味記憶を効率的に蓄積するための記憶術は数多く提案されてきている。

記憶術の一つとして、場所法というものが知られている。場所法とは、例えば自分が普段行き来する通学路に沿って言葉やオブジェクトをマッピングしながら暗記することで、それらの情報を想起しやすくするための記憶術である。これは、記憶対象と空間の任意の場所を結びつけることによ

って情報が短期記憶から長期記憶へと変わりやすくなるという性質を利用したものである。しかし、空間と記憶対象との結びつけには相当な量の訓練が必要であり、これを習得するにはユーザは多大な時間を費やさなければならなくなる。そこで本稿では、ユーザの通勤・通学経路において、ユーザの記憶したい学習内容と場所の対応付けを自動で行うことにより、ユーザ自身が学習内容と場所の対応づけに要する時間や労力を削減するとともに、場所法を用いた記憶術を容易に行える手法を提案する。具体的には、暗記対象と通勤・通学者の周辺施設・駅名といった場所に関連する情報を対応づけて記憶を可能とする。また、学習項目を英単語とし、本提案をもとにした暗記手法の有用性を検証する。

本稿の構成は以下の通りである。2章では関連研究の紹介および本研究の位置付けを行う。3章では提案手法とそのアルゴリズムについて説明し、4章では、ユーザの理想的な対応づけが提案手法によってどの程度再現可能かという精度評価実験について説明する。5章では場所法の有効性を検証する暗記学習実験とその結果について述べる。6章にて評価実験および学習実験の考察を行い、最後に7章にて本稿のまとめと今後の課題の検討を行う。

2. 関連研究

2.1 記憶支援に関する研究

個人の記憶を外在化させることでユーザの記憶支援を行うための研究が多くなされている。村上ら[4]は、個人の外化記憶を構築し、知的活動の支援につなげるためのシステム Memory-Organizer を試作している。このシステムはユーザの外化記憶を地理空間に配置する機能を備えており、本研究との関連が高いといえる。児玉ら[5]は、歴史を構造的に理解することで効率的に暗記可能になることに注目し、歴史上の事象を「木」に見立て、それを仮想空間上にプロット可能なシステムを実現している。作成した事象の「木」

^{†1} 明治大学

のデータをサーバ上に保存して他者と共有することで、歴史の多様な解釈に触れることを可能としている。平井[6]は、医学英語を背景知識、写真、イラストなどのスキーマと組み合わせて暗記することにより、単語テストの成績が向上することを明らかにしている。また、画像と組み合わせた記憶に関する研究も行われている。三室ら[7]は、ユーザの撮影した写真にタグ付与という形で英単語を重畳することで、主体的な暗記学習の支援を図っている。これらの研究は、空間や画像といった、人間のイメージしやすいものと記憶を関連づけているという点で本研究と近いものがある。一方、本研究ではユーザの普段行き来する通勤・通学区間という空間を記憶の外在化に使うものであり、これらの研究の手法とは異なる。

身体感覚と関連づけた暗記手法もいくつか提案されている。鈴木ら[8]は、軽運動と語彙学習との関係に着目した暗記型学習を支援する環境の構築を目標としており、その一例として英単語学習と上半身の運動を組み合わせたシリアスゲーム Alpha-Motion を開発している。このシステムでは、スクリーンに表示される英単語のスペルを1文字ずつ空中でなぞり、その動きを Kinect で検出することで語彙を学習するものとなっている。久間ら[9]は、英文字を視覚と聴覚へ同時に提示することで短期記憶へと保存されやすくなることを利用し、最適な再生間隔について個人ごとに明らかにしている。ユーザの感覚に訴えかけるといった点では本研究と関連が強い部分もあるが、本研究ではユーザが普段行き来する通勤・通学路に対して暗記項目をプロットしていくことにより、毎日の生活の中で容易に暗記学習を可能とすることを目的としている。また、音声提示を用いることにより混雑した電車内でも使用可能であると期待される。

暗記対象の言語的な面に踏み込んだ手法もこれまで様々な提案されてきている。岡安[10]らの提案する手法では、暗記対象となる各項目の頭文字を抽出し、MeCab を用いてそれらを含む置き換え単語候補を取得している。さらに、それらの候補が文章として自然なものとなるように品詞を限定することや、適切な助詞を挟むことにより、暗記学習の際に記憶しやすい文章を生成可能としている。一方本研究にて提案する手法では、暗記対象を電車通学区間内にある駅およびその周辺施設に関連づけることを可能としている。また、ユーザの地理的な認識をトリガーとして単語を想起することにより、品詞や文脈といったものを考慮することなく単語を暗記可能になると考えている。伊藤ら[11]は、暗記学習の支援に向けた替え歌自動生成システム Mnemonic DJ を実装している。同システムでは、入力された単語リストを歌詞としてみなし、ユーザの既知の楽曲に対してそれらを割り当てていくことによって替え歌を生成する。この際に割り当てコストを計算することで、歌詞の韻が最も自然なものとなるように処理が行われる。また、宮[12]は、外国語の連想記憶術が語彙の記憶を促進することの応用可能

性について検討している。この研究では、学習人口の増加しつつあるアジア言語の一つである朝鮮語の単語とその意味を容易に暗記可能とするための文章事例について分析しており、単語とその意味に自然な繋がりが存在することや、文章が全体的にリズム感の良いものが記憶されやすい傾向があることなどを明らかにしている。本研究において暗記対象と結びつけるものは電車の通学区間であり、各ユーザに馴染みのあるコンテンツを利用しているという点では伊藤らの研究と共通している。しかし、本研究では暗記対象を自動的に割り当てるという点で異なる。

2.2 位置に応じた情報提示に関する研究

多賀ら[13]は3次元地図データを利用し、同時にユーザへの質疑応答を繰り返すことによってユーザの視認状況を推定し、位置を特定する手法を提案している。ユーザの現在位置周辺のランドマークを用いる点は我々の手法と類似するものがある、しかし、本稿で提案する手法では、モバイル端末の位置情報を定期的に取得することで、周辺施設の情報を容易に取得することを可能にしている。

西川ら[14]は、モバイル端末に内蔵されているGPSと加速度センサのデータを利用することでユーザの現在のコンテキストを5種類の中から推測し、それに応じて最適なコンテンツを提供するシステムを開発している。GPSを用いて提示するコンテンツを変える機能は本研究にて提案するシステムと共通する部分があるが、我々は暗記学習を目的としており、また音声提示のみを用いる点で異なる。

3. 提案手法

第1章でも述べたように、本研究では記憶対象となる単語をあらかじめユーザの通勤・通学区間内にある駅と対応づけることで、通勤・通学の時間を暗記学習として活用するための支援を行う。

具体的には、駅から連想される語を自動で収集し、それらの特徴をもとにして覚えたい単語リストから適合する単語を駅に割り当てていく。ここでいう連想語というのは、駅周辺の施設が属するカテゴリーを意味している。例えば、ある駅の周辺にレストランや食品店が多く、他の駅周辺に同じような施設が少ない場合、その駅は「料理」や「食べ物」といった概念によって特徴づけることが可能と考えられる。つまり、その駅には料理や食べ物に関する語を対応づけることによって暗記しやすくなると我々は考えている。

3.1節にて具体的なアルゴリズムを説明し、3.2節にてその実装について述べる。

3.1 アルゴリズム

3.1.1 周辺施設情報の取得

まず、通勤・通学区間内にある駅周辺施設の取得手順について述べる。ユーザの通学区間の始点・終点となる駅、および使用している路線から、始点駅および終点駅を含めた通学区間内の全ての駅名とそれぞれの経緯度を取得する。

次に、この経緯度を入力として各駅の周辺施設の情報を取得し、それに関連する語を取得する。ここでいう関連語というのは1駅につき1つだけというわけではなく、複数収集されるものとする。

3.1.2 駅に特徴的なワードの決定

3.1.1 項にて取得された関連語に基づいて暗記項目の割り当てを行っていくが、複数の駅から同名の関連語が複数取得される場合、その関連語は駅に対して特徴的な語であるとは言えない。したがって、各駅に対してそのまま関連語を結びつけるのは不適切である。そこで、特定の文書に表れる特徴的な単語を求めることが可能である TF-IDF 値を用いる。本手法では、駅を1個の文書、関連語を文書内の1単語とみなすことにより、各駅に対する関連語の TF-IDF 値を求める。

具体的な手順を以下に示す。まず、ある駅周辺に存在する周辺施設の各関連語の数を、全ての周辺施設数で割ることにより、各関連語に対する TF 値を計算する。次に、任意の関連語が含まれる駅の数 DF 値とした時、駅数を DF 値で割った商の対数を求めることでその関連語の IDF 値が計算できる。ここから TF 値と IDF 値の積を求めることで任意の駅の関連語に関する TF-IDF 値が求まる。任意の駅について各関連語の中から最も TF-IDF 値の大きいものを選ぶことにより、その駅を特徴づける語として定義する。

3.1.3 類義語を用いた暗記項目の割り当て

次に、各駅について特徴的な関連語から類義語を抽出する。これらの語から漢字部分のみを取得し、そのリストを作成する。同様に、暗記項目の英単語からも類義語を取得することによって漢字リストを作成する。これは、類義語そのものよりも漢字一文字ずつを対象にすることで、マッチする語を出しやすくするためである。

特定の英単語についての漢字リストと、駅についての漢字リストを比較し、共通の漢字を1つ以上含んでいた場合は、その駅が英単語の割り当て先の候補となる。駅の候補が複数検出された場合は、共通する漢字の数が最も多くなった駅に対して割り当てるものとする。共通漢字数が最大となった駅の候補が複数ある場合は、その中からランダムに1つ決定する。

3.2 実装

3.1 節の説明をもとに、暗記項目を自動的に駅へと割り当てるアルゴリズムを Python にて実装した。

3.1.1 項の駅の経緯度の取得においては HeartRails API[15]を用い、ユーザの通勤・通学区間の始点および終点となる駅から同区間内の全ての駅の経緯度を得ている。同 API は日本国内の路線や駅の一覧、乗り換えといった鉄道に関する様々な情報を提供している。

3.1.2 項の周辺施設情報の取得には Google Maps API[16]を利用し、各駅周辺から半径 1km 以内の周辺施設の情報を得た。同 API は入力された経緯度周辺にある施設・スポッ

ト名やそのカテゴリー名が取得可能な API である。なお、同 API で周辺施設を取得する順番はロコミ数の多い順とした。これは、ロコミ数の多い順に周辺施設を取得することにより、そこを通るユーザが認知している周辺施設名を取得できる可能性が高いと判断したためである。

3.1.3 項における、カテゴリー名および英単語からの類義語の取得については WordNet[17]のデータベースを用いた。同データベースには約 93,000 語の日本語が保存されており、英単語を含んだ SQL クエリを入力することで 10~20 語程度の類義語を日本語で取得可能である。

例として、JR 高崎線の大宮駅~赤羽駅までの区間を用いて処理手順を説明する。この区間を入力として、始点の大宮駅、途中駅のさいたま新都心駅と浦和駅、終点の赤羽駅の4駅とその経緯度が得られる。この経緯度から周辺施設の情報を取得する。例として、さいたま新都心駅周辺の施設の上位4件のみを表1に示す。また、これを各駅に対して行い、カテゴリー数を集計したものの一部を表2に示す。

表2より、例えば大宮駅に対して restaurant, food, dentist というカテゴリーに関連する英単語を割り当てればよいように感じられるが、food というカテゴリーは他の3駅からも取得されている。そこで、各カテゴリーの TF-IDF 値を計算することで、各駅を最も特徴づけるカテゴリー名を1つ決定する。このカテゴリー名の類義語を WordNet から取得し、漢字リストを作成したものを表3に示す。また、暗記対象の英単語についても同様に WordNet から類義語を取得し、漢字リストを作成する。その一部を表4に示す。

その後、駅についての漢字リストと、英単語についての漢字リストの全ての組み合わせに関する共通文字数を求める。そして、その値が大きい組み合わせは関連が強いとみなし英単語の割り当てを行っていく。

表1 JR さいたま新都心駅の周辺施設情報

施設名	カテゴリー
東横 INN さいたま新都心	lodging
PIZZA SALVATORE CUOMO さいたま新都心	meal_delivery, restaurant, food
ラフレさいたま	lodging
コクーンシティ	shopping_mall

表2 各駅周辺のカテゴリー一覧と取得数

駅名	施設のカテゴリーと取得数
大宮	restaurant: 5, food: 5, dentist: 4
さいたま新都心	food: 6, health: 5, lodging: 4
浦和	food: 7, lodging: 5, hair_care: 4
赤羽	food: 8, lodging: 6, bakery: 5

表3 カテゴリーから漢字リストを取得

駅名	特徴語	漢字リスト
大宮	restaurant	料, 理, 茶, 寮, ...
さいたま新都心	health	具, 合, 健, 康, ...
浦和	lodging	下, 宿
赤羽	bakery	屋

表4 英単語から漢字リストを取得

英単語	意味	漢字リスト
alleviate	緩和する	和, 減, 楽, 緩
certify	証明する	立, 証, 明, 実, 示, ...
designate	指定する	企, 図, 定, 付, 属, ...

4. 精度評価実験

4.1 実験手順

明治大学総合数理学部に所属する 19~23 歳の大学生 8 名を対象として、各々の理想と感ずる駅と英単語の割り当てに関してデータセットを構築してもらった。ここで扱う英単語は、[18]のサイトにて公開されているもののうち、レベル 3 の単語 1000 語からランダムに選んだ 100 語である。

著者が Excel を用いて作成したデータセット構築用のシートは、縦 100 行に英単語とその訳語が書かれており、その横にユーザの通学する区間の駅数分だけの列が空白で用意されている。このシートを用いて、英単語と関連づけると記憶しやすいと思う駅の列に対して「1」を記入してもらった。なお、1 つの行に対して候補と考えられる駅が複数ある場合、複数記入してよいものとした。また、英単語の意味と駅の間にある関連性の有無は以下のものを基準として考えてもらった。

- 駅名の読み、使われている漢字
- 駅周辺の施設、スポット、地域の特産品
- 駅周辺の車窓から見える建物や風景

このデータセット構築中における Web 検索による情報の確認は行っても良いものとした。また、どの駅とも関連性がないと思った駅については、それまで割り当てられた単語数の少ない駅に優先して割り当ててもらおうものとした。割り当ててもらった一部の例を表 5 に示す。

なお、精度を検証するための手法は 3 つ用いるものとした。1 つ目はランダムに割り当てる手法であり、通学区間内の駅から無作為に 1 つだけを選択するというものである。2 つ目はローマ字表記の類似度に基づいた手法である。これは、英単語の訳語をローマ字で表記したものと駅名をローマ字表記したものの類似度を算出し、類似度が最も高くなった駅に対して割り当てるというものである。ここでいう類似度の算出は Gestalt Pattern Matching アルゴリズムに基づいて行っている。3 つ目は 3 章にて提案した手法であ

表5 実験協力者の割り当てた結果の一部

単語	意味	赤羽	池袋	新宿	中野
approve	賛成する		1	1	1
author	著者		1		1
baggage	荷物	1			
competition	競争			1	
conscious	意識的な		1	1	

り、駅を特徴づける施設の категория に基づいて英単語を割り当てていくものである。

4.2 実験結果

ランダムによる割り振り、スペル比較を用いた割り振り、および提案手法による割り振りの 3 種類の手法の精度をユーザごとに評価したものを図 1 に示す。この図から、どのユーザも提案手法を用いた場合に精度が向上するわけではないことがわかる。また、全ユーザの平均精度についても、提案手法がランダムおよびスペル比較による手法よりもわずかに高い程度となっている。

なお、ランダムな手法とスペル比較による手法、ランダムな手法と提案手法、スペル比較による手法と提案手法のそれぞれについて有意水準 5% で t 検定を行ったが、いずれの間にも有意な差は見られなかった。

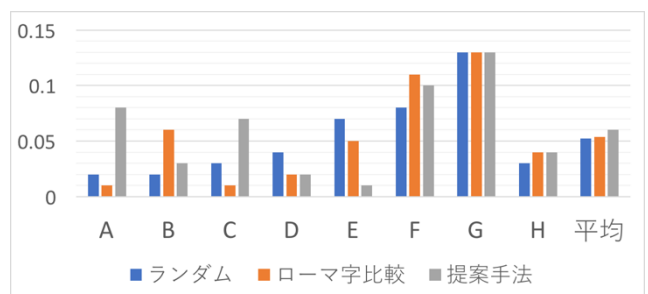


図1 全実験協力者の正解データとのマッチング精度

5. 暗記学習実験

我々は、「電車を用いた通勤・通学中に、場所に応じた暗記項目の提示を行うことによって、ランダムに提示するよりも効率的に暗記学習ができる」という仮説を立て、場所法の有効性を検証する学習実験を行った。4 章の精度評価実験においては高い精度が得られなかったため、実験協力者には、著者自身による駅と暗記項目の対応づけを行った結果をもとに学習してもらおうものとした。

5.1 プロトタイプシステム

前述の仮説を検証するため、暗記項目の音声提示を行うプロトタイプシステムを 2 種類実装した。1 つは、単語がランダムに再生されるものであり、通勤・通学中に同じ場所を通過しても同じ単語が再生されることはない。

もう1つは、著者が主観で割り当てた項目のグループに応じて単語が再生されるものであり、端末の位置が100m移動するごとに新たな位置情報が取得される。この位置座標と、各駅的位置座標の距離をそれぞれ算出することによって、ユーザの現在位置から最も近い駅を判定する。その後、最寄りと判定された駅について、周辺施設と対応付けられている項目のグループが再生される。そのため、同じ区間を通過すると、上り・下りに関係なく同じ単語群が再生される。なお、著者による割り当てについては、Web検索や地図を用いて各駅周辺の施設に関する調査を行い、それぞれの単語を最も関連性が高いと思われる駅に対応づけた。これは、場所法に基づく暗記作業が通勤・通学区間のような広い空間にも適用可能であることを検証することが目的であり、3章で提案するアルゴリズムよりも人間の手による割り当てのほうが場所に即した対応づけが容易に実現可能であると考えたためである。そのため、同アルゴリズムはこの学習実験には使用していない。

5.2 学習実験

5.2.1 事前調査

4章の精度評価実験に協力してもらった大学生8名を対象として、通学に関する調査を行った。実験協力者には、路線検索のサイトなどを利用して、自宅および学校からの最寄り駅を確認してもらった。また、PCを用いて利用路線の記載されているページをキャプチャし、その画像を著者まで送ってもらった。実験協力者の条件として以下の2つを設定した。

- 片道の通学時間が60分以上であること
- ズボンや服のポケットにおさまるサイズのiOS端末を普段から携帯していること

なお、ここでいう通学時間とは各実験協力者の最寄り駅から同学部のあるキャンパスの最寄り駅までの電車を用いた所要時間のことであり、徒歩や自転車、自動車、バスなどを用いた移動時間は含まれない。

実験協力者に関する情報をまとめて表6に示す。なお、実験協力者には著者がインタビュー形式で「直近に受験したTOEICスコアは何点台か」（例：550点ならば500～599点）という質問をし、そこで回答してもらったスコアも併せて示す。学習システムの再生方式については、ランダム順の再生ならばRandom、場所に応じた再生ならばLocalと表記している。

5.2.2 学習前テスト

通勤・通学中においても場所に対応した情報を提示することで、より効率的に記憶可能になることを検証するために、プロトタイプシステムを用いた学習を行う前に紙面での英単語テストを行ってもらったものとした。

この実験で取り扱う英単語は、[18]のサイトにて公開されているもののうち、レベル9の単語1000語からランダムに選んだ300語である。学習後にユーザが暗記項目その

表6 実験協力者の情報

実験協力者	再生方式	通学時間(分)	使用端末	TOEICスコア
A	Random	60	iPhone 6	400～499
B	Random	60	iPod touch	500～599
C	Random	60	iPhone 6	400～499
D	Random	100	iPhone 7	300～399
E	Local	60	iPhone 6	400～499
F	Local	60	iPhone 7	400～499
G	Local	70	iPhone 6	400～499
H	Local	100	iPhone 7	300～399

ものを記憶できているか確認する必要があると判断したため、今回はレベル1～12のうちレベル9の単語を採用した。品詞ごとに分けると、動詞58語、名詞149語、副詞4語、形容詞89語である。例としてそのうちの10語の単語と意味、品詞を表7に示す。

ここで用いた英単語300語というのは、4章の精度評価実験で用いた100語と同じものは選んでおらず、別の語を用いている。これは、精度評価実験において得た知識の影響を受けないようにするためである。

また、単語テストの体裁は全3ページの構成で、各ページの縦25行×横8列の表の中に、暗記対象となる英単語100語が奇数列目に記載されており、英単語の書かれているセルの右側に日本語訳を書くためのスペースが設けられている。その一部分を図2に示す。

テストの実施にあたっては、人の話し声の少ない静かな場所で行ってもらい、実験協力者の解答中は著者が側で監視していた。実験協力者には、訳がすぐに解答できる単語のみ書き込んでもらうものとし、それ以外は飛ばしてよいと伝えた。また、解答可能な訳語を全て書き込んだ時点で口頭にて著者に報告するように教示した。加えて、模範解答がカタカナ語になっている場合を除き、英単語の読みをそのままカタカナ表記で解答した場合は無効になることを伝えた。（例：“challenge”という単語に「挑戦」という訳が用意されている場合、「チャレンジ」と解答した場合は無効）

制限時間は60分とし、この時間が経過した場合は実験協力者が解答可能な部分を記入していなくても著者の方から解答終了の旨を口頭にて伝えるものとした。

表 7 使用した単語の例

単語	意味	品詞
infuse	吹き込む	動詞
glisten	きらきら輝く	動詞
wail	泣き叫ぶ	動詞
sequel	続編	名詞
superintendent	監督者, 支配人	名詞
elasticity	弾力	名詞
constituent	憲法制定の	形容詞
turbulent	荒れ狂う, 乱れている	形容詞
ecstatic	有頂天の	形容詞
squarely	真正面に	副詞

ply		intolerant	
constituent		secular	
sinner		jointed	
intern		pane	
sequel		turbulent	
steamboat		eclipse	
blooming		polished	
infuse		elasticity	
wanting		trickle	
chunk		ecstatic	

図 2 単語テストの形式

5.2.3 アプリケーションを用いた学習

学習前テストを終えた実験協力者の端末には、著者が Swift にて実装した iOS アプリをインストールした。アプリのデータベース内には、再生方式に関係なく 5.2.2 項のテストで扱ったものと同じ英単語とその訳語 300 組が保存されている。このデータベースに対し SQL のクエリを送ることで単語を取得し、音声読み上げ機能にて再生が可能となる。

システムをインストールする際に、それぞれの実験協力者が利用するアプリの再生方式は知らせずに学習を行ってもらった。前者・後者のアプリを、先ほどの実験協力者 4 人ずつの端末にそれぞれインストールし、キャンパスの行き帰りの電車内で 10 回使用してもらった。すなわち、5 往復分の使用が終了した時点で学習完了となる。なお、いずれの実験協力者も学習前テストの終了後 1 週間以内に学習を終了していた。また、キャンパスの最寄り駅から電車に乗った時点でアプリを起動し、実験協力者の自宅の最寄り駅で降車するときにアプリを終了してもらったものとし、家や学校にいる時など、電車による通学中以外の時間には英単語の学習をしないように教示した。さらに、音量変更ボタンの付いているイヤホンを使用している場合は、音量を任意に変更してよいと伝えた。

5.2.4 学習後テスト

10 回分の通学中の学習を終了した実験協力者に対し、5.2.2 項にて述べた単語テストを再度解答してもらった。実施にあたってのルールは 5.2.2 項と同様である。

5.3 実験結果

実験協力者 A~H それぞれの学習前・学習後スコアを図 3 に示す。青色のグラフが学習前、オレンジ色のグラフが学習後のスコアを表している。5.2.1 項でも述べたように、実験協力者 A~D がランダムな項目提示を用いて学習したグループ、実験協力者 E~H が場所に応じた項目提示を用いて学習したグループである。また、学習前後のスコアの比率を示したものを図 4 に示す。

図 3 より、点数の変化にはばらつきがあり、再生方式ごとの特徴があまりみられない。しかし、場所に応じた再生方式を利用した実験協力者のうち F のみスコアが大きく伸びており、8 人中最も高いスコアを獲得している。

また、図 4 より、ランダムな再生方式を利用した実験協力者のスコアの増加率はいずれも約 2~3 倍の範囲であったのに対し、場所に応じた再生方式を用いた実験協力者のスコア増加率は約 1.5~5 倍と、実験協力者ごとの差が広がっている。このことから、場所に応じた英単語の記憶が効果的に作用する人とそうでない人が存在すると考えられる。

次に、ユーザ E~H が学習後のみ正解した単語を著者が何と対応づけていたか分類したものを図 5 に示す。結果として、特産品、地理、施設、規模という 4 つのジャンルが多くみられた。これらの項目について以下で説明する。

- 特産品: 野菜や花卉類など、駅の位置する市町村で生産されているもの
- 地理: 駅近くの道路や川などの地理的な意味づけ
- 施設: 駅周辺にある施設
- 規模: 駅の乗降客数、市町村の人口や面積

その中でも特に「施設」に対応づけられている単語が最も多かったことから、英単語は施設に対して結びつけることで記憶しやすくなる傾向にあるといえる。

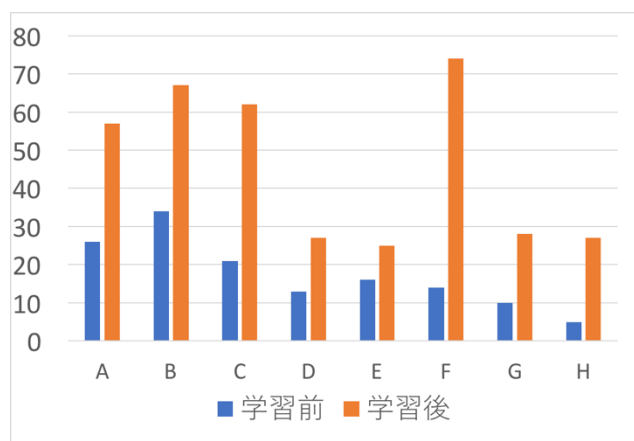


図 3 ユーザごとのスコアの変化

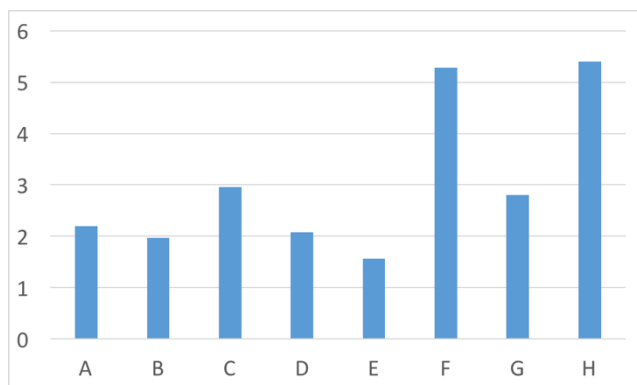


図4 ユーザごとの学習前後のスコア比率

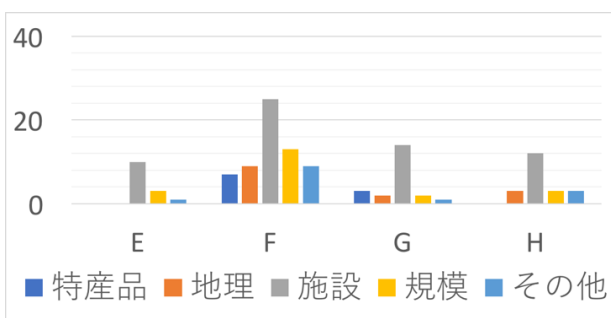


図5 学習後のみ正解した単語が対応づけられていたもの

6. 考察

まず、暗記学習実験にて、実験協力者 E~H が英単語の学習後に正解した問題を分析してみると、著者の認知している施設や Web 検索にて調査した施設に結びつけているものが最も多くみられた。このことから、施設内にあるものや販売しているもの、あるいは施設内で行う行動・動作との関連付けを行うことにより、英単語の暗記に対して効果的に働いたと考えられる。

また、学習前テストのスコアの高かった上位 3 人の実験協力者は、学習後テストにていずれも 60 点台までスコアを伸ばしていた。このことから、もともと英単語の語彙力がある程度備わっている実験協力者は、音声のみの提示から英単語のスペルを思い浮かべることにより、単語を暗記するモチベーションが続いたと思われる。

学習前と学習後のスコアの比率が最も大きかったのは実験協力者 H であり、5.4 倍であった。実験協力者 H は学習前の点数が 5 点と 8 人の中で最も低く、新たにインプットできた単語が多かった可能性もあるが、通学時間が同じ実験協力者 D の学習後のスコアに追いついている。また、実験協力者 D と H は通学区間が同じであった。このことから、同区間に対して場所に応じた再生提示がランダムな再生提示よりも有効に働いたと考えられる。

実験協力者 E~H が学習後のみ正解した単語が対応づけられていたものをジャンルごとに手動で分類した結果、駅周辺の施設と対応づけられたものが最も多かった。しかし、

実験協力者 E~H の点数の伸び方にはばらつきがあったことから、路線による違いや、ユーザの認知している施設の数の影響が強く出ていると考えられる。

次に、単語と駅の割り当てに関する精度評価について考察する。提案手法による割り当てがランダムな割り当ておよびローマ字比較に基づいた割り当てに比べて有意な差が見られないという結果になった。これは、WordNet[17]のデータベースから英単語の類義語が取得できなかったため、どの駅とも関連づけることができなかったためと思われる。また、複数の駅について同じカテゴリー名が検出されたため、割り当て先が 1 つに定まらなかったパターンが多くみられた。そのため、周辺施設の数を用いた重みづけなどを行うことによって駅ごとの特徴に差を出す必要があると考えている。

7. まとめ

本稿では、長時間の通勤・通学により勤務先や学校、自宅などで学習に充てられる時間が減少してしまうことを問題として提起した。そこで、記憶対象と場所をあらかじめ結びつけておき、ユーザの現在地に応じた暗記項目を提示することにより、移動時間を暗記学習のための時間として活用する手法を提案した。

また、通学中にランダムな再生提示を行うよりも場所に応じた再生提示を行なったほうが効率の良い暗記が可能になるという仮説を検証するため、英単語テストと暗記学習からなる実験を行った。その結果、場所に応じた項目提示を用いて学習したユーザは、ランダムな項目提示にて学習したユーザよりも学習後テストのスコアの変化量が多様化することが明らかになった。また、学習によって正解した項目の多くは駅周辺の施設に対応づけているものが最も多くみられた。

その後、各実験協力者の主観に基づいて暗記内容と通学区間を対応づけるデータセットを構築してもらい、その割り当ての結果をどの程度再現可能かという精度評価を 3 種類の手法から行った。その結果、3 手法のいずれの間にも優位な差はみられなかった。

今回の暗記学習実験においては、実験群と統制群で通学時間のバランスがほぼ等しくなるように 2 グループに分けた。しかし、単語テストのスコアの変化からもわかるように、場所に応じた提示を行う以上通学区間から受ける影響は大きいということが考えられる。そのため、同一の実験協力者に対して複数の手法を用いて学習してもらうことで統制をとる必要があると考えている。

謝辞 本研究の一部は JST CREST, JST ACCEL, 明治大学重点研究 A の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] 本田テル子, 坂本明子, 原絵美. 女子大学生の生活行動の実態 -生活活動強度区分別による検討. 福岡女学院大学紀要. 2006, vol. 7, p. 15-21.
- [2] 健康づくりのための睡眠指針 2014. 厚生労働省保健局. 2014.
- [3] Tulving, E., Donaldson, W.. Episodic and Semantic Memory. New York Academic Press, 1972, p. 381-403.
- [4] 村上晴美, 平田高. Memory-Organizer : 個人の外化記憶支援システム. 第 15 回人工知能学会全国大会論文集. 2001. p.1-4.
- [5] 児玉恭祐, 時井真紀. 関連の理解を補助する歴史学習システムの構築. 情報処理学会第 76 回全国大会. 2014, vol. 1, p. 875-877.
- [6] 平井美津子. 医学英語における単語記録保持についての研究. 長崎国際大論叢. 2011, vol. 11, p. 33-38.
- [7] 三室千草, 梶山朋子, 大内紀知. 子供の学習意欲を向上させる英単語アプリケーションの開発. 電気情報通信学会情報研究報告. 2014, vol. 114, no. 228, p. 17-21.
- [8] 鈴木雄次郎, 江袋天亮, 小林篤史, 栗飯原萌, 古市昌一. 軽運動の導入による暗記型学習支援シリアスゲームの試作と評価. 情報処理学会第 78 回全国大会. 2016, p. 739-740.
- [9] 久間英樹, 横井博一. 短期記憶の連続時間モデルに基づく視覚・音声同時表示での文字提示時間の最適配分. 人間工学. 1993, vol.29, no. 3, p. 185-195.
- [10] 岡安優弥, 高田雅倫, 渡辺邦浩, 濱川礼. 品詞による文評価を用いた日本語語呂生成手法. 情報処理学会第 72 回全国大会. 2010, p. 511-512.
- [11] 伊藤悠真, 寺田努, 塚本昌彦. Mnemonic DJ : 暗記学習のための替え歌自動生成システム. 情報処理学会論文誌. 2015, vol.56, no.11, p. 2165-2176.
- [12] 宮玲子. 外国語学習における”連想記憶術”の活用と事例. 目白大学人文学研究. 2011, vol. 7, p. 255-263.
- [13] 多賀大泰, 高橋 直久. 周辺施設の視認状況に基づく歩行者の位置特定システム. 2006, DBSJ Letters. vol. 5, no. 1, p. 1-12.
- [14] 西川知宏, 間下以大, 小川剛史, 清川清, 竹村治雄. モバイル環境におけるコンテキスト認識とスケジュール予測に基づくマルチメディアコンテンツの動的再生制御. 電気情報通信学会論文誌. 2011, vol. 94, no. 1, p. 147-158.
- [15] HeartRails API
<http://www.heartrails.com/>
- [16] Google Places API Web Services
<http://developers.google.com/places/web-service/?hl=ja>
- [17] 日本語 WordNet
<http://nlpwww.nict.go.jp/wn-ja/>
- [18] TOEIC TOWN
<http://toEIC-town.net/alc-sv112000-free-download2/>