慶應義塾大学学術情報リポジトリ
Keio Associated Repository of Academic resouces

Title	学生の勉強方法による学習効率性の違いについての考察
Sub Title	
Author	山本, 英輝(Yamamoto, Hideki) 高橋, 大志(Takahashi, Hiroshi)
Publisher	慶應義塾大学大学院経営管理研究科
Publication year	2016
Jtitle	
JaLC DOI	
Abstract	
Notes	修士学位論文. 2016年度経営学 第3214号
Genre	Thesis or Dissertation
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=KO40003001-00002016-3214

慶應義塾大学学術情報リポジトリ(KOARA)に掲載されているコンテンツの著作権は、それぞれの著作者、学会または出版社/発行者に帰属し、その権利は著作権法によって保護されています。引用にあたっては、著作権法を遵守してご利用ください。

The copyrights of content available on the KeiO Associated Repository of Academic resources (KOARA) belong to the respective authors, academic societies, or publishers/issuers, and these rights are protected by the Japanese Copyright Act. When quoting the content, please follow the Japanese copyright act.

慶應義塾大学大学院経営管理研究科修士課程

学位論文（　　2016　年度）

論文題名

学生の勉強方法による学習効率性の違いについての考察

主　査	高橋　大志
副　査	林　洋一郎
副　査	山本　晶
副　査	

氏　名	山本　英輝

論 文 要 旨

所属ゼミ	高橋　大志研究会	氏名	山本　英輝

（論文題名）

学生の勉強方法による学習効率性の違いについての考察

（内容の要旨）

近年、教育分野のＩＣＴ（情報通信技術）市場は急拡大が見込まれており、実際に学校や塾などに通うだけではなく、IT を利用した WEB 学習なども台頭するようになった。

WEB 学習は従来の教室で学ぶ学習と違い、場所・時間といった制約がなく、いつでもどこでも自分のペースで学習ができる自由度の高い学習方法を選択することができる。また、分析データとしては、学習者の学習履歴データを分析することで個々の学習者の学習方法や学習ペースを抽出できる。このデータを分析することで、どのような方法で学習に取り組むことが最も効率的に成績や成果を上げることができるのかを解明できると考えた。

具体的には、学習効果が出ている学習者と出ていない学習者の学習時間や学習をする時間帯に違いを比較、分析することにより、学習効果が出ている利用者の特徴や傾向の解明を試みた。

本研究において使用するデータは、株式会社リクルートマーケティングパートナーズから提供していただいた受験サプリ・スタディサプリの会員情報と動画視聴に関するデータと会員の進学先大学のデータを使用し分析を進めた。

分析の結果、次に示すいくつかの結果を得ることができた。

⑴偏差値が増加している利用者は、偏差値が増加していない利用者に比べ、学習時間が長い傾向にあることを見出せた。

⑵偏差値が増加している利用者としていない利用者の学習を開始する時間帯に差がある。

⑶偏差値が増加している利用者は、30 分未満の隙間時間を使った学習と長時間の学習を使い分けている可能性があり、反対に、偏差値が増加していない利用者は、30 分未満の学習のみで長時間の学習では使用していない可能性がある。

以上の結果から、偏差値が増加した利用者と減少した利用者の違いとして、増加した利用者は、減少した利用者に比べ、学習時間が長いことや、隙間時間も有効活用していることを見出すことができた。

本研究では、学習時間や学習する時間帯に着目した分析は行えたが、受講科目データやＰＣ・スマートフォン利用のデータを詳細に分析することができなかった。そのため、今後の課題として、科目データや使用ツールも含めた分析を行い、学習効果を高める要素は何なのかという研究をより深めていきたいと考えている。また、大学に不合格であった利用者のデータを用い、大学に合格している利用者の特徴や傾向や不合格になってしまう利用者の特徴や傾向も分析していきたいと考えている。

目次

1. はじめに
2. 先行研究
2-1. 『e ラーニング活用における効果と課題』
2-2. 『学習スタイルの概念と理論－欧米から学ぶ』
2-3. 『受験向け動画サービスにおける合否結果を甘味した教材の推薦手法の提案』
2-4. 『大規模オンライン講座における自己適応学習者に着目した学習項目の理解度予測』
2-5. 『受験サプリにおける学習者のモデル分析』
2-6. 新規性と有用性
3. 目的
4. データ
5. 分析結果
5-1. 利用者属性
5-2. 学習効果のある利用者の特徴と傾向
5-2.1 学習効果がある利用者とない利用者の平均学習時間の特徴と傾向
5-2.2 学習効果がある利用者とない利用者の時間帯の特徴と傾向
5-2.3 両利用者の学習時間と時間帯の詳細分析
5-3. 考察
6. まとめ
7. 今後の課題
8. 謝辞
9. 引用文献
10. 参考文献
11. 付録
11-1. 一度のみの利用者の特徴と傾向
11-2. ヘビーユーザーの特徴と傾向

1. はじめに

近年、教育分野のＩＣＴ（情報通信技術）市場は急拡大が見込まれている。政府は 2014 年度から４年間で総額 6712 億円の予算を設けるなど、成長戦略の一環として教育現場のＩＴ化を後押しする方針を打ち出している。野村総合研究所によると、電子教科書などＩＴ（情報技術）を使った教育ビジネスの市場規模は 2012 年で 730 億円もある。教育のＩＴ化は今後も進むため、20 年には 3222 億円にふくらむと試算されている。新たな有望市場を狙い、ディー・エヌ・エー（ＤｅＮＡ）など有力ネット企業でもサービス展開の動きも加速している。[1]

こういった流れの中、学習方法も従来のように、学校や塾などに通うだけではなく、IT を利用した WEB 学習なども台頭するようになった。具体的には、(株) リクルートが提供している WEB 学習サービスのスタディサプリ、同じく（株）ベネッセが提供している WEB 学習サービスのスマホ家庭教師といった様々なサービスが提供されている。

WEB 学習利用者は従来の教室で学ぶ学習法と違い、場所・時間といった制約がなく、いつでもどこでも自分のペースで学習ができる自由度の高い学習方法を選択することができる。また、分析データとしては、学習者の学習履歴データを分析することで個々の学習者の学習方法や学習ペースを抽出できる。

このデータを分析することで、WEB 学習サービスを活用し、どのような方法で学習に取り組むことが最も効率的に成績や成果を上げることができるのかを解明できると考えた。この分析結果は、今後 WEB 学習を利用する学生や、WEB 学習自体の発展にも非常に有用な結果になると考えた。また、私自身も学習の効率性というものを理解したいため、本研究に取り組むことに決めた。

2. 先行研究

先行研究を紹介していくうえで、ＷＥＢ学習と関係の深い、e ラーニングに関する論文を一つ、学習スタイルに関する論文を一つ、本研究と同じデータを利用し、研究を進めている株式会社リクルートマーケティングパートナーズと経営創造基盤と東京大学の共同プロジェクトの研究を三つの、計五つの先行研究を列挙し説明する。

2-1.『e ラーニング活用における効果と課題』

近年、インターネット等を利用した遠隔教育や、授業におけるＩＣＴを活用した教育の推進が重要な課題となっている。その一方で、大学等への入学者は学力低下が進み、教育に支障をきたしはじめてきており、授業を効率よく実施するには、学力の低い学生の基礎学力の向上が課題となっている。

そのため、本研究では、基礎学力の向上に e ラーニングを活用した教育が有効であるかを探るために、インターネット上の e ラーニング教材を用いて試行を行い、学力の向上や利用意識についての調査を行っている。

調査の結果、e ラーニングの活用は、学力の向上に役立つことが立証されている。しかし、利用意識については、大半が肯定的であるものの利用上・環境上・操作上の問題点が明らかとなっている。また、理解しやすさについては授業による学習と比較すると教師による指導や競争意識の高揚で劣る点が上げられ、否定的な結果であった。

e ラーニング活用における課題としては、活用を促すために、内容を気軽に質問できるような学習コミュニティの形成が必要な点や学習効果は学習意欲次第といったことが明らかにされた研究となっている。[2]

2-2.『学習スタイルの概念と理論-欧米から学ぶ』

近年、e-Learning の導入により、異なった学習スタイルに合わせて学習環境を構築することが可能になりつつあるため、従来の、学習者のニーズ・個人差を無視して画一化した教育を実施する教育方式から、個々人のニーズ・能力・嗜好・スタイルに合った学習環境を提供するという考えが台頭してきている。

そういった中で、日本の教育においても学習スタイルの個人差に目をむけ、個々の学習スタイルにあった学習環境を提供すること、及び、学習者が自分の学習スタイルを認識して、それに見合った学習環境を選択することは、教育効果を最大限にするためにも重要な要素であり、その意味では、効果的・効率的な教育には、まず、学生が何をどうやって学ぶか、すなわち、学習者の学習スタイルを知ることが早急な課題である。

そのため、本研究は、学習スタイルの研究を行うための基礎を築くことを目的とし、英国の学習スキル研究センター（LSRC）の学習スタイルの分類に基づいて、学習スタイルの研究においてもっとも影響力が大きいと思われる 13 の学習スタイルに関する理論・概念が紹介されている。

本研究のまとめとして、学習スタイルの理論は、学習スタイルを生来のものとし、生涯ほとんど変わることの無いもの、学習スタイルはその場その場の状況に応じて変わるもの、その中間に位置するもの、と多種多様な理論・概念があることが示されている。また、E ラーニングを活用した教育についても以下のようなことが述べられていた。E ラーニング等のメディアを活用した

教育は、学習環境を個々のニーズに合わせて構築する可能性を秘めており、メディアを活用することによって、多様な学習スタイルの学習者に適合した学習環境を構築し、学習効果を最大限にするような研究は、これから探求すべき課題であるとも述べられていた。【3】

2-3.『受験向け動画サービスにおける合否結果を甘味した教材の推薦手法の提案』

WEB 学習はまだ発展段階であり、いくつか課題を抱えている。課題の一つに、ＷＥＢ学習は自発的な勉強が中心であるため、逆に、つまずきの影響が大きい学習環境であるのも、ＷＥＢ学習の抱える大きな課題の一つである。

そのため、本研究では、この課題の影響を減少するために、受験向け動画サービスにおいて、第一志望の大学に合格する事を報酬とした Q 学習（機械学習分野における強化学習の一種）を用いて合格者が行った動画の教材の視聴の遷移を評価し、次に視聴する動画の教材を選択する際に、より合格が期待できる動画の教材を推薦する手法が提案されている。

Q 学習を用いる事で、単に合格者に多い遷移を高く評価するのではなく、合格者に多い遷移の中でも、可能な限り不合格者が少ない遷移をより高く評価する事を目的としている。

結果としては、データ数が不十分であることと手法のモデル設定（マルコフ決定過程）に改善の余地があったため、有意な結果が得られていない。今後はよりデータ数を増やすことと、過去の講義の受講履歴も状態に含めることで、手法の改善を試みていると述べている。[4]

2-4.『大規模オンライン講座における自己適応学習者に着目した学習項目の理解度予測』

教材推薦において学習行動だけでなく学習項目の理解度を考慮することが重要である。しかし、近年注目を集めている大規模オンライン講座では利用教材の選択は学習者に委ねられるため、テストの結果から統一的、網羅的に理解度を評価することは難しい。

そのため、本研究は、受験サプリ上で、自分自身で適応的に利用教材を選択する学習者である自己適応学習者（自己適応学習者とは自分の認知状態に関する認知であるメタ認知の制御力が強い学習者がおり、このような学習者は自分に適した学習計画を立て実行することで効率的に学習することができる学習者のこと）に着目し、ある講義の視聴後にその内容の理解に必要な講義を視聴するか否かをその講義の視聴前に予測するということを試みている。

評価実験の結果，予測モデルのひとつは 0.722 と中程度の予測性能が得られ、また、依存先講義を視聴するか否かには学習者の属性や学力レベルや志望大学のレベルは無関係であり、本研究で抽出した自己適応学習者はそのアイディア通り自分の学力に適した教材を選択して利用していることが示唆されている。今後は受験サプリへの適応学習システムの実装に向けてさらに研究を進める予定であると述べている。[5]

2-5.『受験サプリにおける学習者のモデル分析』

『受験サプリ』・東大松尾研究室・経営創造基盤の共同プロジェクトにおいて、受験生の合格率 UP のサポートをしたいという想いのもと、受験生約 28 万人のログデータをもとに、動画視聴時間・利用頻度・視聴動画の傾向などの可視化を実施した研究になっている。

本研究では三つのことが解析されているため、下記に記載していく。

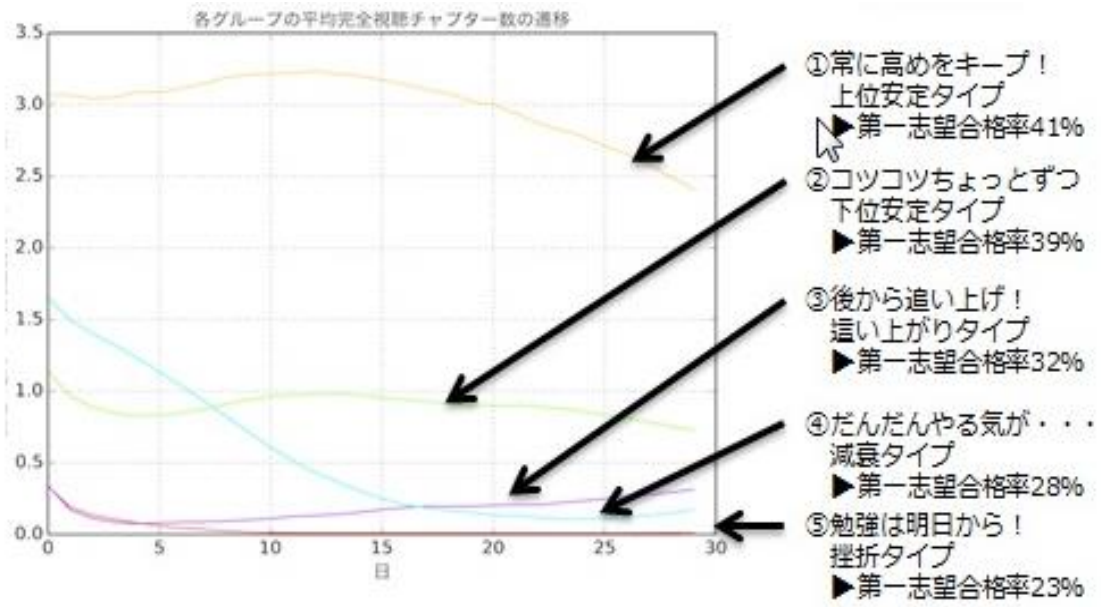

図１　勉強状況の解析によるタイプ別分類

出典：株式会社リクルートマーケティングパートナーズ

一つ目は受験生には五つのタイプ（上位安定タイプ・下位安定タイプ・這い上がりタイプ・減衰タイプ・挫折タイプ）があり、タイプによって第一志望の学校への合格率に差が発生することが図１のグラフにより示されている。常に安定して学習する利用者が第一志望校に合格する確立が高くなっている。反対に、途中で挫折してしまう利用者は低い合格率になっている。

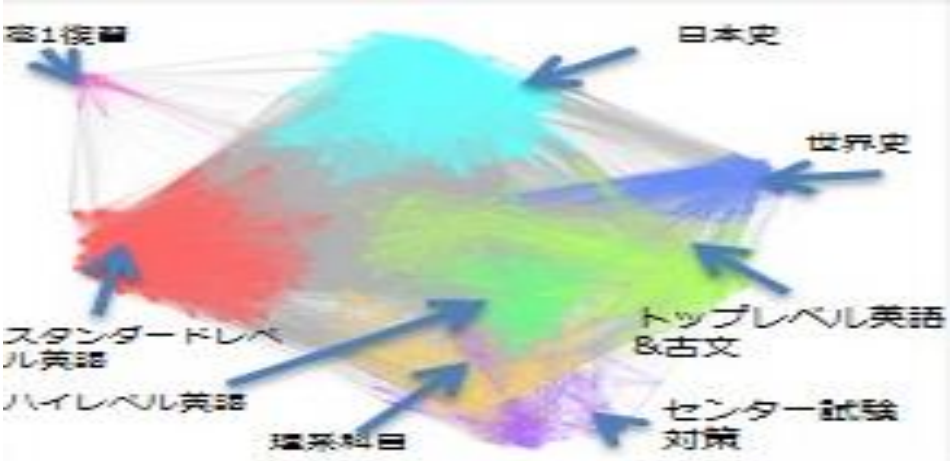

図２　合格率の高いタイプの受講講座の動向

出典：株式会社リクルートマーケティングパートナーズ

図２は第一志望校への合格率が最も高い常に安定して学習する利用者の受講講座の傾向になっている。

二つ目は深夜の受験勉強は合格率を下げるという解析結果である。合格率の高い上位安定タイプの 24 時以降勉強する割合 8%に対し、合格率の低い挫折タイプは 24 時以降に勉強をする割合は 14%となっており、深夜の受験勉強は合格率を下げる。

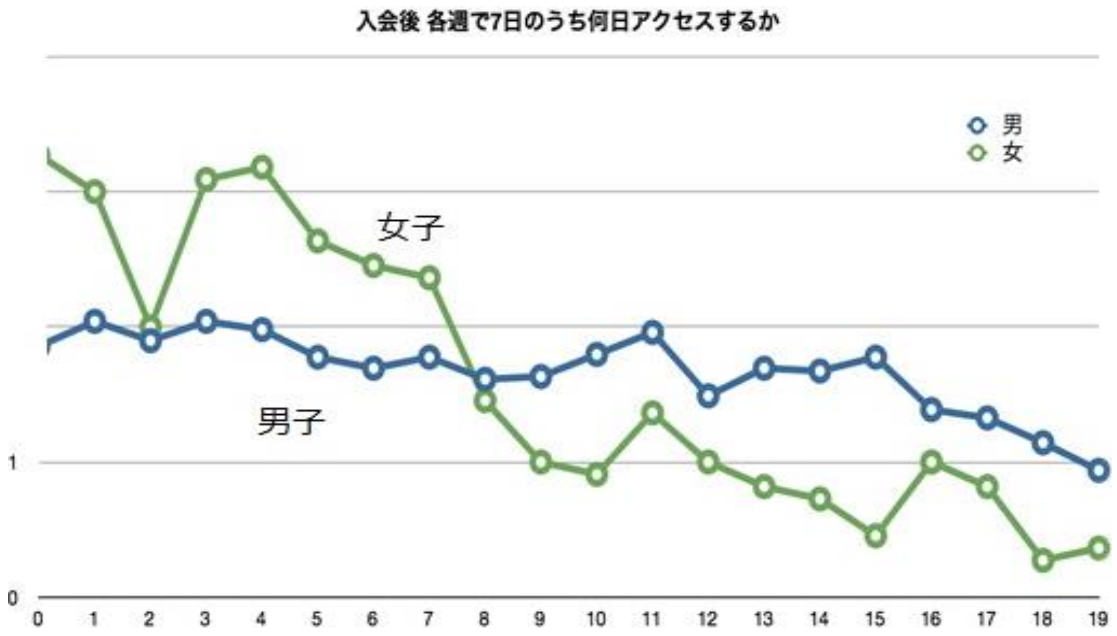

図 3　男子・女子の勉強傾向の比較データ

出典：株式会社リクルートマーケティングパートナーズ

三つ目は女子よりも男子の方がコツコツと勉強をすることが判明した。男子はコツコツ少しずつ勉強するが、女子は始めはやる気を出し学習をスタートするが徐々にペースダウンしていく傾向がある。もしくは、まとめて勉強する傾向にある。

以上の 3 つが『受験サプリにおける学習者のモデル分析』の研究において解明したことである。【6】

2-6. 新規性と有用性

先行研究を確認していく中で、ＷＥＢ学習に関しては、モチベーションの維持に関する研究や WEB 学習のシステムの開発・運用評価や教育内容の紹介の事例報告などの研究が多い。

また、株式会社リクルートマーケティングパートナーズと経営創造基盤と東京大学の共同プロジェクトにおいても、成績の伸びなどの学習者の学習効果に着目した研究は行われていない。そのため、今回、私が実施するなぜ学習効果の違いが発生するか、学習効果の高い学習者と学習効果の低い学習者の違いといった分析は、今後の WEB 学習の発展に寄与し、有用なものになると考える。

3.　目的

どのように学習を取り組むことが成績や成果を上げることができるのかを解明したいと考えた。具体的には、学習効果が出ている学習者と出ていない学習者の学習時間や学習をする時間帯に違いがあるのかを比較、分析することにより、学習効果が出ている利用者の特徴や傾向を解明することができると考えている。

まず、本研究において学習効果をどのように定義しているかを説明する。本研究において学習効果とは、出身高校偏差値から進学先大学の偏差値が増加したかどうかに焦点を当てている。

ただし、高校偏差値と大学偏差値は高校受験と大学受験の受験者のレベルの違いにあり、単純な引き算により増加したかどうかは分析できない。なぜなら、高校受験に関しては、近年では 97%の生徒が高校に進学するが、大学受験の場合、50%の生徒に留まる。高校受験と大学受験の同じ偏差値でも、全然違うものになるためである。一般的には、高校受験時の偏差値と大学受験時の偏差値は、10 ぐらい大学受験の偏差値の方が低いと言われている。

そのため、本研究においては高校偏差値を大学偏差値に該当する数値に換算し、その数値と進学先大学の偏差値を比較し、利用者の偏差値が増加した場合は成績が伸びた定義とした。具体的には、高校偏差値の数値から 10 を引き、大学偏差値に換算し、大学偏差値と大学偏差値に換算した高校偏差値の差額を計算し、偏差値が増加したものは学習効果が出た学習者とした。

上記の方法で偏差値が増加した学習者と偏差値が減少した学習者を割り出し、偏差値が増加した学習者と減少した学習者の違いを、一度あたりの学習時間や、朝昼晩など、どの時間帯に学習を開始するのか、どの程度の頻度で学習しているかなどを分析、比較を行い、学習効果の高い学習者の特徴や傾向を解明していく。

4.　データ

取り扱うデータは、株式会社リクルートマーケティングパートナーズから提供していただいたデータになり、提供していただいたデータは、大きく二つになる。

一つ目はＷＥＢ学習サービス『受験サプリ』・『スタディサプリ』のデータ、二つ目はサービス利用者の進学先大学データになる。これらのデータを使って、本研究を進めていく。

まず、詳細なデータの説明の前に、『受験サプリ』・『スタディサプリ』は配信された時期とデータに違いがあるため、両サービスの説明をし、その後、データの説明をする。

受験サプリは 2011 年 10 月 17 日に開始されたサービスであり、スタディサプリが提供される前に、提供されていたサービスである。その後、受験サプリは 2016 年 4 月 20 日に終了し、同年 2 月 25 日に新たにサービスを開始した『スタディサプリ高校講座・大学受験講座』と統合した。この統合してできたサービスがスタディサプリである。

受験サプリ、スタディサプリが取り扱っているデータは両サービスともに、出身高校・登録日・卒業年度・性別などのデータ（以下、基礎データ）や、会員情報と会員が動画視聴時間・利用頻度・視聴動画（以下、ログデータ）などのデータが存在する。

また、スタディサプリには、上記のデータ以外にも、ＰＣ・スマートフォンのどちらのツールを使って学習したかといったデータが追加されている。

次に、サービス利用者の進学先データは、進学先大学名・学部・学科の情報がある。期間としては 2014 年度から 2016 年度までの過去 3 年間のデータがある。

本研究においては、まず、サービス利用者の進学先データの基礎データを使用し、利用者の偏差値、地域性、登録時期などに特徴がないか分析する。

次に、サービス利用者のうち、進学先大学が判明している利用者かつ、ログデータが存在していた利用者を分析対象に、どのような学習傾向があるか違いがあるかなどの分析を行った。

最後に、ログデータがあり、かつ出身高校が判明していた利用者を分析対象とした。この利用者を対象に、偏差値が増加した学習者と偏差値が減少した学習者を割り出し、偏差値が増加した学習者と減少した学習者の違いや学習傾向などの分析を行った。

5.　分析結果

まず、サービス利用者の進学先データの基礎データを分析判明したことを記述、次に、サービス利用者のうち、進学先大学が判明している利用者かつ、ログデータが存在していた利用者を分析し判明したことを基礎統計量として記述し、最後に、出身高校偏差値と進学先大学の偏差値からログデータがあり、かつ出身高校が判明していた利用者の分析結果を記述する。

5-1. 利用者属性

サービス利用者の進学先データの基礎データによって分析できた結果を記述する。

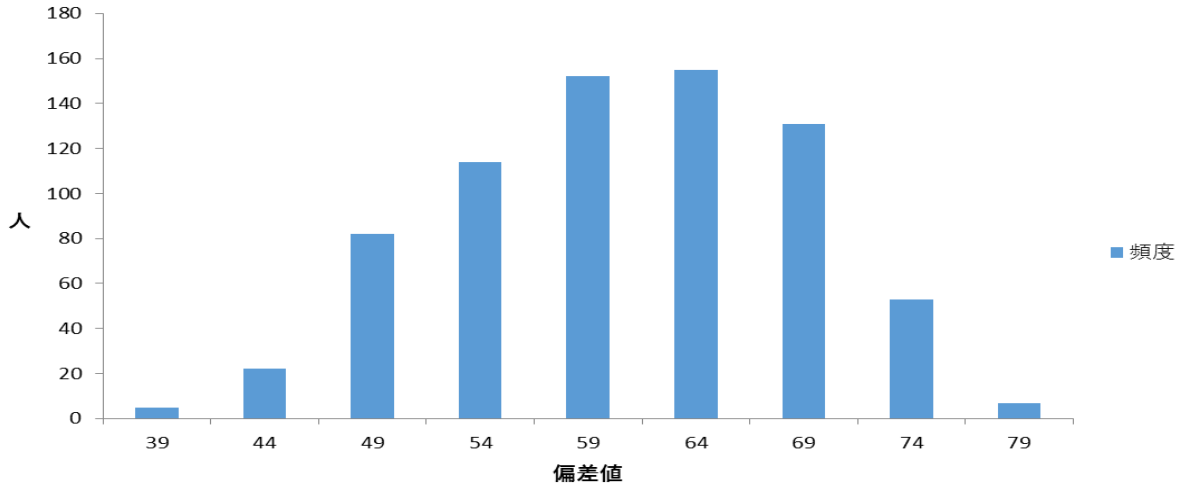

図 4 各利用者の高校偏差値

図 4 は利用者の高校偏差値のデータになる。利用者の偏差値は 59 から 64 がボリュームゾーンとなっている。また、トップとボトムには 79 と 39 の偏差値のものもおり、幅広い学生が利用していることが見出せた。

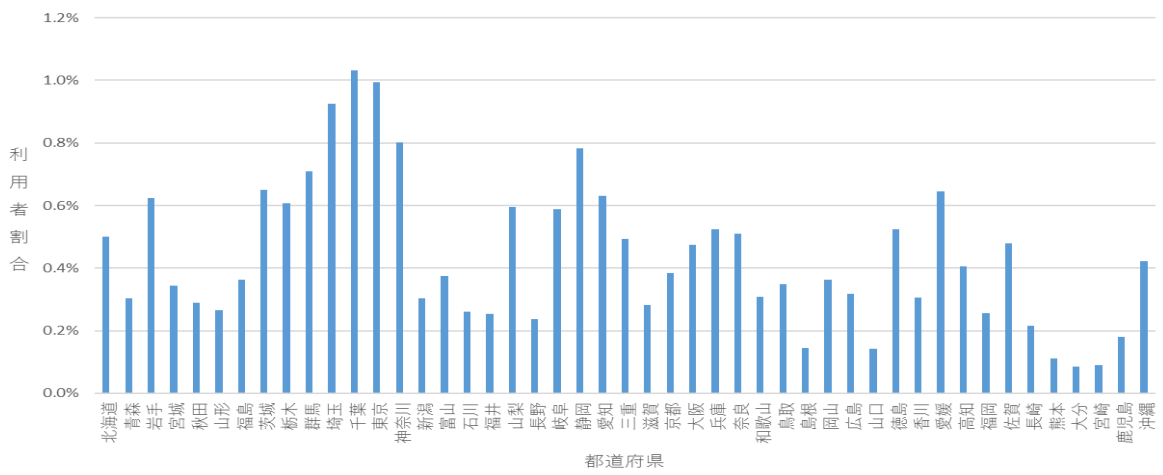

図 5　各都道府県の利用者割合

表 1 各都道府県利用者割合

都道府県名			北海道	青森	岩手	宮城	秋田	山形	福島
利用者割合			0.5%	0.3%	0.6%	0.3%	0.3%	0.3%	0.4%
茨城	栃木	群馬	埼玉	千葉	東京	神奈川	新潟	富山	石川
0.7%	0.6%	0.7%	0.9%	1.0%	1.0%	0.8%	0.3%	0.4%	0.3%
福井	山梨	長野	岐阜	静岡	愛知	三重	滋賀	京都	大阪
0.3%	0.6%	0.2%	0.6%	0.8%	0.6%	0.5%	0.3%	0.4%	0.5%
兵庫	奈良	和歌山	鳥取	島根	岡山	広島	山口	徳島	香川
0.5%	0.5%	0.3%	0.3%	0.1%	0.4%	0.3%	0.1%	0.5%	0.3%
愛媛	高知	福岡	佐賀	長崎	熊本	大分	宮崎	鹿児島	沖縄
0.6%	0.4%	0.3%	0.5%	0.2%	0.1%	0.1%	0.1%	0.2%	0.4%

図 5、表 1 は各都道府県の利用者割合のデータである。各都道府県にいる利用者数を各都道府県人口で割り、各都道府県の利用者割合を算出したものになる。

この結果からはＷＥＢ学習のメリットの一つに地方でも質の高い学習が受けることができるというものがあり、地方利用者が多いと予想されたが、実際は、地方にも利用者はいるが、割合としては千葉県が最も高く、次に東京都、埼玉県と続き、関東の割合が高く、地方への普及率はまだそこまで高くないことを見出せた。

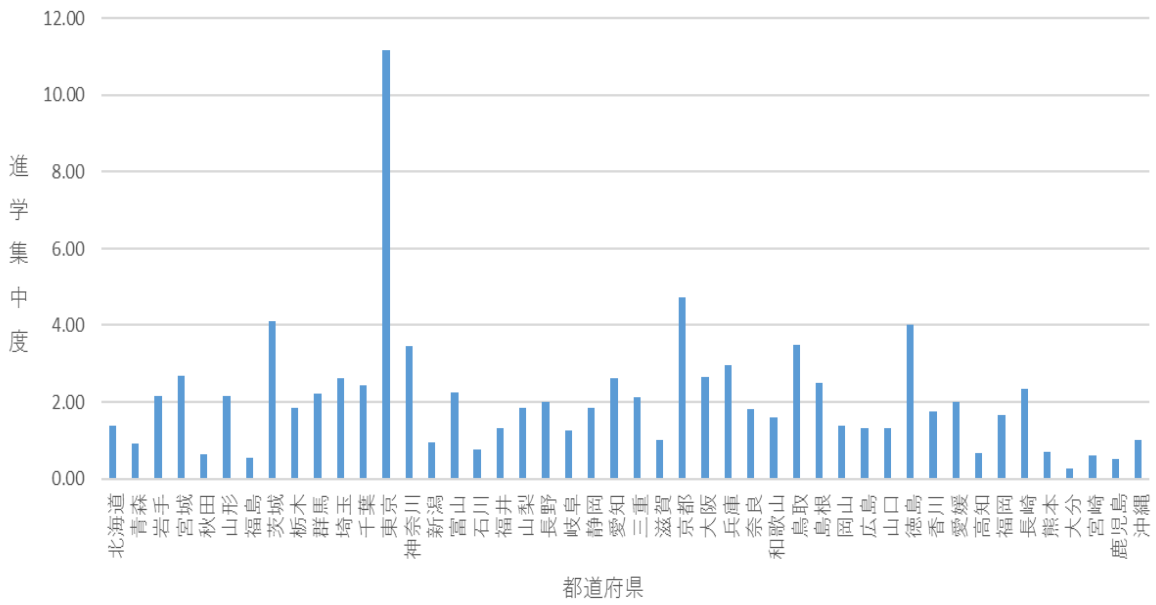

図 6　各都道府県の進学集中度

表 2 各都道府県の進学集中度

都道府県名			北海道	青森	岩手	宮城	秋田	山形	福島
進学集中度			1.37	0.91	2.17	2.67	0.63	2.17	0.56
茨城	栃木	群馬	埼玉	千葉	東京	神奈川	新潟	富山	石川
4.10	1.85	2.21	2.61	2.44	11.18	3.47	0.94	2.25	0.77
福井	山梨	長野	岐阜	静岡	愛知	三重	滋賀	京都	大阪
1.33	1.86	2.00	1.25	1.85	2.63	2.11	1.00	4.74	2.66
兵庫	奈良	和歌山	鳥取	島根	岡山	広島	山口	徳島	香川
2.95	1.80	1.60	3.50	2.50	1.37	1.30	1.33	4.00	1.75
愛媛	高知	福岡	佐賀	長崎	熊本	大分	宮崎	鹿児島	沖縄
2.00	0.67	1.67	0.00	2.33	0.70	0.27	0.60	0.50	1.00

図 6、表 2 は利用者の進学先大学の都道府県と各都道府県の大学数を割ったものであり、利用者がどの都道府県に進学しているかがわかり、各都道府県に大学生がどの程度集中しているかを示すデータとなっている。

このデータからは、図 5 の各都道府県の利用者割合から、利用者は各都道府県にいることがわかったが、進学先は関東に集中する傾向にあることを見出せた。

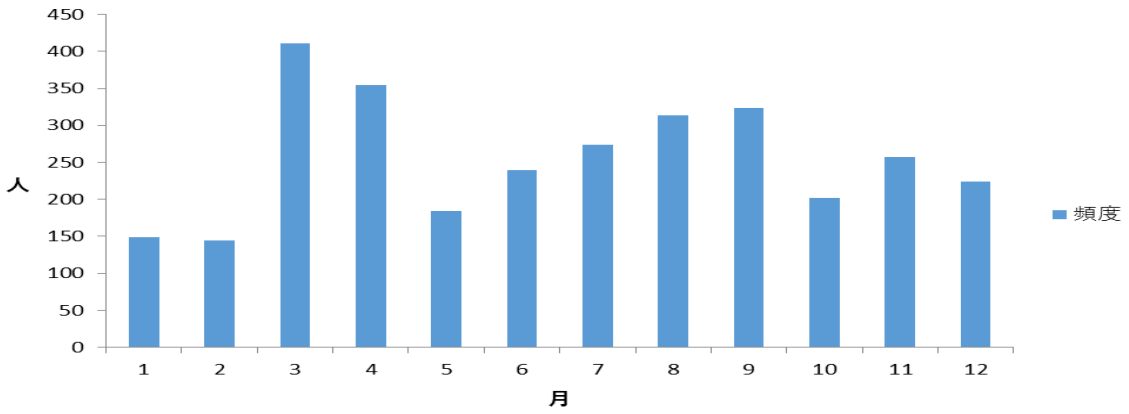

図 7 月別登録者人数

表 3 月別登録者人数

登録月	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
登録人数	149	144	411	354	184	240	274	314	324	202	257	224

図 7、表 3 は利用者がいつサービス登録をしたかを月別に集計したものになる。最も登録人数が多い月は 3 月であり、入学前や進級前に登録する傾向や、7 月 8 月にある夏休みにも登録する人数が増える傾向にあることを見出すことができた。

5-2. 学習効果のある利用者の特徴と傾向

出身高校偏差値と進学先大学の偏差値からログデータがあり、かつ出身高校が判明していた利用者 71 名の分析結果を記述する。ここでいう学習効果というのは、目的で述べた出身高校偏差値(大学偏差値に換算)から進学先大学の偏差値の増減を示す。

5-2.1 学習効果がある利用者とない利用者の平均学習時間の特徴と傾向

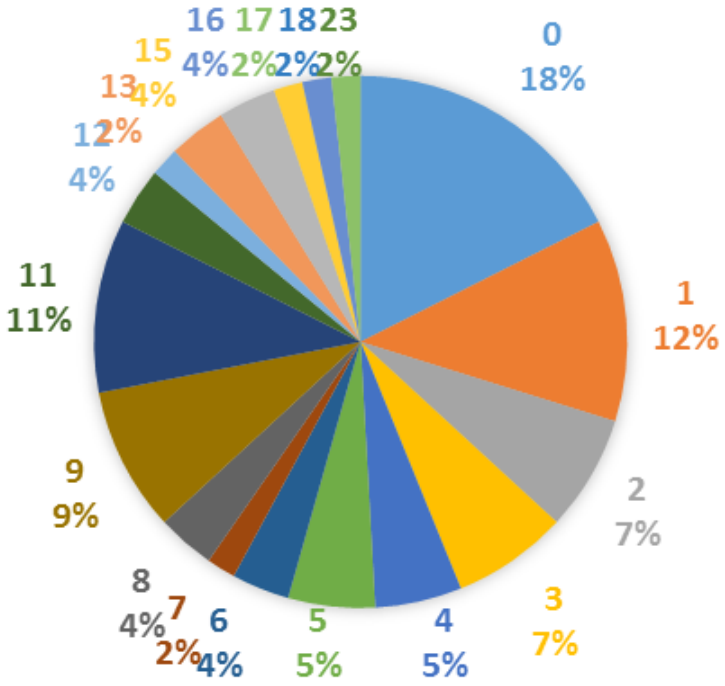

図 8 偏差値が増加した利用者の一回利用あたりの平均学習時間

表 4 各時間帯の平均学習時間頻度(学習効果がある利用者)

時間帯(30 分区切り)			0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
平均学習時間頻度			0.18	0.12	0.07	0.07	0.05	0.05	0.04	0.02	0.04	0.09
10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
0	0.11	0.04	0.02	0	0.04	0.04	0.02	0.02	0	0	0	0
23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35
0.02	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

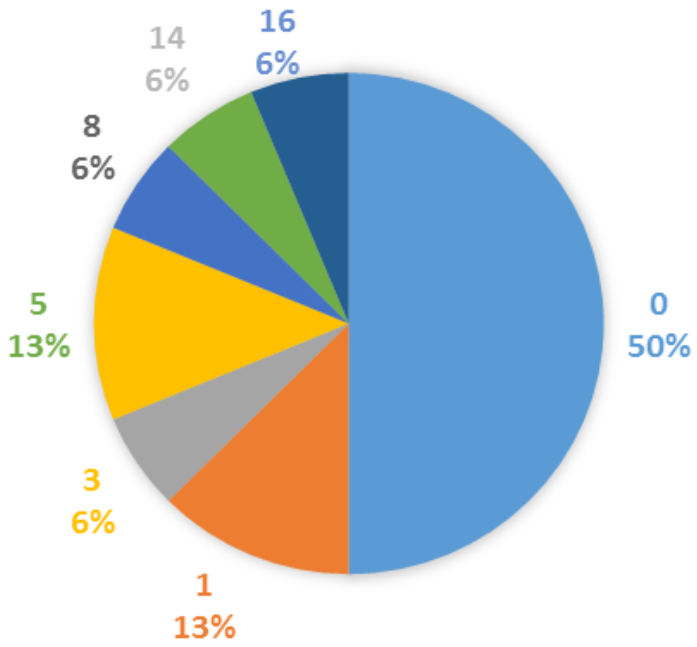

図 9 偏差値が減少した利用者の一回利用あたりの平均学習時間

表 5 各時間帯の平均学習時間頻度(学習効果がない利用者)

時間帯(30 分区切り)			0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
平均学習時間頻度			0.5	0.13	0	0.06	0	0.13	0	0	0.06	0
10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
0	0	0	0	0.06	0	0.06	0	0	0	0	0	0
23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

図 8、表 4、図 9、表 5 はそれぞれ偏差値が増減した利用者の 1 回利用あたりの平均学習時間になっており、平均学習時間は 30 分区切りで表示している。具体的には、30 分未満で学習を終えた場合は 0 が表示され、1 が表示される場合は 30 分以上 1 時間未満、学習したことを示し、それ以降も同様に 1 時間以上 1 時間 30 分未満などというように 30 分区切りで表示されている。

図 8、図 9 を比較すると、偏差値が増加している利用者は、偏差値が減少した利用者に比べ、30 分以内に学習を終える割合が非常に少ない。これは、偏差値が増加している利用者は、偏差値が減少している利用者より、1 回利用当たりの学習時間が長く、偏差値が増加する要因として、学習時間をしっかり確保し、まじめに学習することが重要ということが見出せた。また、このデータを比較する際に、両利用者の平均学習時間をもとに T 検定を行っており、結果は($p<0.1$)であり、10%有意であった。

5-2.2 学習効果がある利用者とない利用者の時間帯の特徴と傾向

表 6　偏差値が増減している利用者の学習を開始する時間帯の頻度

時間帯	3:00~	6:00~	9:00~	12:00~	15:00~	18:00~	21:00~	0:00~
	5:59	8:59	11:59	14:59	17:59	20:59	23:59	2:59
偏差値増加利用者	0.04	0.06	0.17	0.11	0.13	0.13	0.15	0.22
偏差値減少利用者	0.02	0.10	0.11	0.12	0.17	0.15	0.14	0.19
差分	0.02	-0.05	0.06	-0.01	-0.03	-0.02	0.01	0.02

表 6 は偏差値が増減した利用者の学習を始める時間帯を各時間帯別に集計し、どの時間帯に学習しているかを示したものである。

このデータからは、偏差値の増減にかかわらず、最も学習を始める時間帯は、0 時 00 分から 02 時 59 分の間であったが、偏差値が増加した利用者と減少した利用者の間で、偏差値が増加している利用者は 9 時から 12 時までの学習が多いといった違いもあることから、偏差値が増加した利用者と偏差値が減少した利用者の学習する時間帯には違いがあることを見出せた。また、データを比較する際に、両利用者の各時間帯データにＸ二乗検定を行い、結果として($p < 0.01$)であり、有意差があった。

5-2.3　両利用者の学習時間と時間帯の詳細比較

5-2.1 と 5-2.3 の結果から、学習時間と時間帯に違いがあることがわかったため、この 2 点に焦点を当て、縦軸に 30 分区切りの学習時間データと横軸に各時間帯のデータをとったクロス集計表を作成し、その後、各時間帯にどの学習時間が多いかということに着目した。

表 7　各時間帯の最も多い学習時間

時間帯		3:00~5:59	6:00~8:59	9:00~11:59	12:00~14:59
最多学習時間	偏差値増加利用者	0~30分	0~30分	0~30分	0~30分
	偏差値減少利用者	61～90分	0~30分	31～60分	0~30分
時間帯		15:00~17:59	18:00~20:59	21:00~23:59	0:00~2:59
最多学習時間	偏差値増加利用者	0~30分	0~30分	0~30分	0~30分
	偏差値減少利用者	0~30分	0~30分	0~30分	0~30分

表 7 は各時間帯に対して、最も多い学習時間が、何分かを抽出したものになっている。偏差値が増加している利用者は 30 分以内の利用割合が高い。同じように、偏差値が減少している利用者も、30 分以内の利用割合が高い。両利用者は、各時間帯に 30 分未満の学習を多く取り組む傾向があることを見出せた。また、データを比較する際には、両利用者の各時間帯の最も多い学習時間データにＸ二乗検定を行っており、結果として($p < 0.05$)であり、有意差はあった。

5-3 考察

本研究の今までの分析結果からわかったことは、偏差値が増加している利用者は、偏差値が減少している利用者より、平均学習時間が長い傾向にあることを見出すことができた。

時間帯については両利用者ともに、0 時から 3 時までの学習が最も多いが、偏差値が増加している利用者は 9 時から 12 時までの学習が多いといった違いもあった。

この結果から、学習時間と時間帯に違いがあることがわかったため、各時間帯にどの学習時間が多いかに着目し、再度分析した結果、偏差値が増減にかかわらず、各時間帯に多く利用されている学習時間は 30 分未満であった。

この結果を踏まえ、偏差値が増加した利用者と減少した利用者の違いとして、増加した利用者は、減少した利用者に比べ、学習時間が長く、また、隙間時間も有効活用している可能性がある。

なぜなら、偏差値の増減にかかわらず、各時間帯に多く学習されている時間は 30 分未満であった。しかし、偏差値が増加している利用者は、増加していない利用者に比べ、平均学習時間は長い。これは、30 分未満の短時間学習だけではなく、長時間学習も取り組んでいるため、平均学習時間が増加している可能性がある。反対に、偏差値が減少している利用者は、平均学習時間も 30 分未満の割合が非常に高く、偏差値が増加している利用者に比べ、長時間の学習は少ないため、長時間学習には取り組んでいない可能性がある。

以上のことから、偏差値の増減している利用者には、学習方法に違いがあり、隙間時間を使った学習と長時間の学習を使い分けている可能性を見出すことができた。

6. まとめ

本研究では、学習効果に着目した分析を行った。具体的には、高校偏差値(大学偏差値相当に換算)と大学偏差値の差が増減した利用者と減少した利用者の違いや傾向を分析することにより、学習効果がでる要因を解明しようとした。

結果として、偏差値が増加している利用者は、偏差値が増加していない利用者と比較して、長時間学習をしている可能性を見出すことができた。

次に、学習を開始する時間帯についても分析した。偏差値の増減にかかわらず、学習を始める時間帯に最も多いのは、0 時 00 分から 02 時 59 分の間の深夜であった。また、最も大きな違いは、9 時 00 分から 11 時 59 分の間の時間帯であった。

最後に、学習時間と時間帯に違いがあることがわかったため、この 2 点に焦点を当て、再度分析した結果、偏差値の増減にかかわらず、各時間帯に多く学習されている時間は 30 分未満であった。しかし、偏差値が増加している利用者は、増加していない利用者に比べ、平均学習時間は長い。この結果は、偏差値が増加している利用者は、30 分未満の短時間学習だけではなく、長時間学習も取り組んでいるため、平均学習時間が増加している可能性がある。反対に、偏差値が減少している利用者は、平均学習時間も 30 分未満の割合が非常に高く、偏差値が増加している利用者に比べ、長時間の学習は少ないため、長時間学習には取り組んでいない可能性がある。

以上のことから、偏差値が増加した利用者と減少した利用者の違いとして、増加した利用者は、減少した利用者に比べ、学習時間が長いことや、隙間時間も有効活用している傾向があることが見出された。

7.　今後の課題

本研究では、学習時間や学習する時間帯に着目した分析は行えたが、受講科目データやＰＣ・スマートフォン利用のデータを細かく分析することができなかった。そのため、今後は科目データや使用ツールも含めた分析を行い、学習効果を高める要素は何なのかという研究をより深めていきたいと考えている。

また、大学に不合格だった利用者のデータを使用し、大学に合格した利用者のデータを比較し、大学に合格している利用者の特徴や傾向や不合格になってしまう利用者の特徴や傾向を分析していきたいとも考えている。

8. 謝辞

本研究を修士論文として形にすることができたのは、担当していただいた高橋教授の熱心なご指導や、株式会社リクルートマーケティングパートナーズの方々に協力していただいたおかげです。協力していただいた皆様へ心から感謝の気持ちとお礼を申し上げたく、謝辞にかえさせていただきます。

9.　引用文献

【1】　教育のＩＴ化、政府後押し、予算、４年で６７００億円、電機など各社、競争激しく。日本経済新聞　2014/07/04　朝刊 11 ページ

【2】　倉元博美： e ラーニング活用における効果と課題　鹿児島女子短期大学紀要　第 46 号（2011）133～139 頁

【3】　青木久美子:学習スタイルの概念と理論－欧米から学ぶ　メディア教育研究 2(1), 197-212, 2005

【4】　後藤拓也、奈須野薫、萩原静厳、井上綾香、伊藤岳人、浜田貴之、川上登福、松尾豊 : 受験向け動画サービスにおける合否結果を甘味した教材の推薦手法の提案　人工知能学会全国大会論文集 29, 1-3, 2015

【5】　奈須野薫、萩原静厳、井上綾香、浜田貴之、川上登福、松尾豊　: 大規模オンライン講座における自己適応学習者に着目した学習項目の理解度予測　人工知能学会全国大会論文集 29, 1-4, 2015

【6】 株式会社リクルートマーケティングパートナーズ　2014 年 11 月 4 日
http://www.recruit-mp.co.jp/news/release/2014/1104_1505.html

10. 参考文献

・赤松大輔：高校生の英語の学習観と学習方略、学業成績との関連-学習観と学習方略の階層性に着目して-日本教育心理学会総会発表論文集 (57), 2015-08-19, 668

・尾崎正弘、杉村藍、足立義則：学習者の自己管理が学習に及ぼす影響について　The journal of the College of Business Administration and Information Science 19(1/2), 67-82, 2005-03-25・

篠原幸喜、立田ルミ：e ラーニングにおける認知的インタフェースの評価-無意味綴りの対連合学習課題による検討-　Dokkyo Studies in Data Processing and Computer Science. (25), 47-54, 2008-02

・野澤健、清水裕子：学習者アンケートからみる e ラーニングの学習態度と効果　The Ritumeikan economic review：the bi-monthly journal of Ritumeikan University 60(6), 818-828, 2012-03

11. 付録

付録では、本研究を進めていく中で、学習効果とは関係ないが付随で判明した情報を列挙する。

11-1. 一度のみの利用者の特徴と傾向

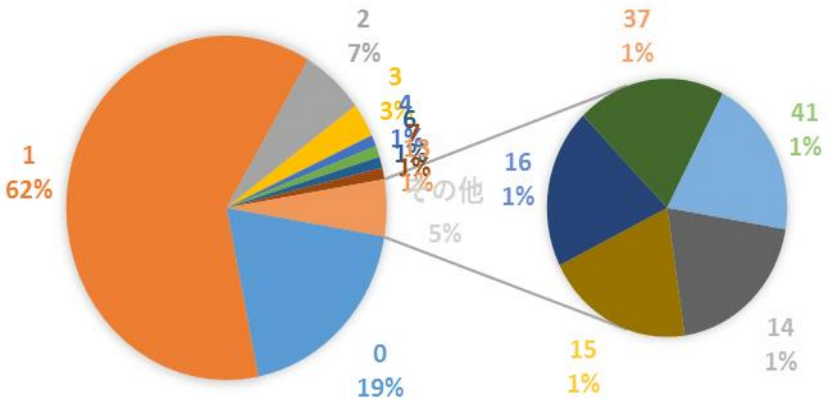

図 10　一度のみの利用者の一回利用あたりの平均学習時間

表 8 一度のみの利用者の一回利用あたりの平均学習時間

時間帯(30 分区切り)			0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
平均学習時間頻度			0.19	0.61	0.06	0.03	0.01	0	0.01	0.01	0	0
10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
0	0	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0	0	0	0	0	0
23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48
0	0.01	0	0	0	0.01	0	0	0	0	0	0	0

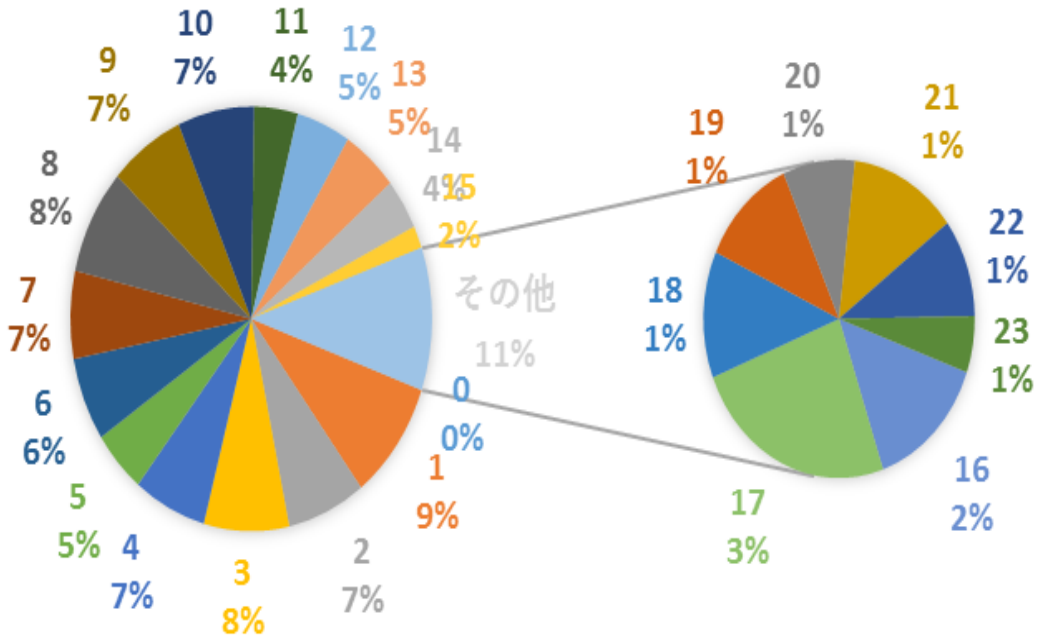

図 11　一度のみ利用者以外の一回利用あたり利用の平均学習時間

表 9 一度のみの利用者以外の一回利用あたりの平均学習時間

時間帯(30 分区切り)			0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
平均学習時間頻度			0	0.09	0.07	0.08	0.06	0.05	0.06	0.07	0.08	0.07
10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
0.07	0.04	0.05	0.05	0.04	0.02	0.02	0.03	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01
23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35
0.006	0.003	0.003	0.002	0.003	0	0.002	0	0	0	0.002	0	0
36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

（n =652）

図 10、表 8、11 図、表 9 は一度しか利用しなかった利用者とそれ以外の利用者の一度あたりの平均学習時間の頻度を 30 分区切りで示したデータになる。具体的には、30 分未満で学習を終えた場合は 0 が表示され、1 が表示される場合は 30 分以上 1 時間未満、学習したことを示し、それ以降も同様に 1 時間以上 1 時間 30 分未満などというように 30 分区切りで示されている。

このデータからは、一度しか利用しない利用者は、30 分以内に学習を終わる傾向にあることを見出せた。（$p < 0.01$）

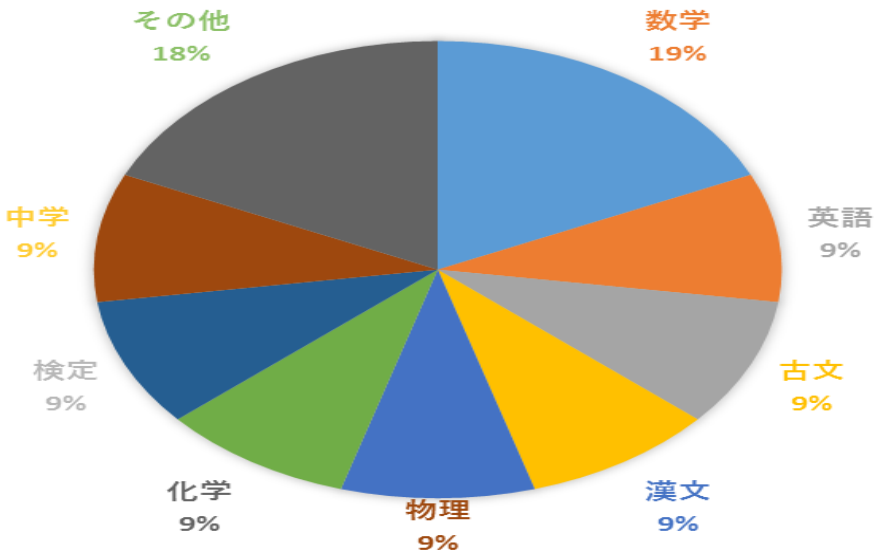

図 12　一度のみの利用者の受講科目

表 10 一度のみの利用者の受講科目

科目		現代文	数学	英語	古文	漢文	古文漢文	生物	物理
頻度		0	0.182	0.091	0.091	0.091	0	0	0.091
化学	世界史	日本史	地理	政治経済	倫理	検定	中学	小学校	その他
0.091	0	0	0	0	0	0.091	0.091	0	0.182

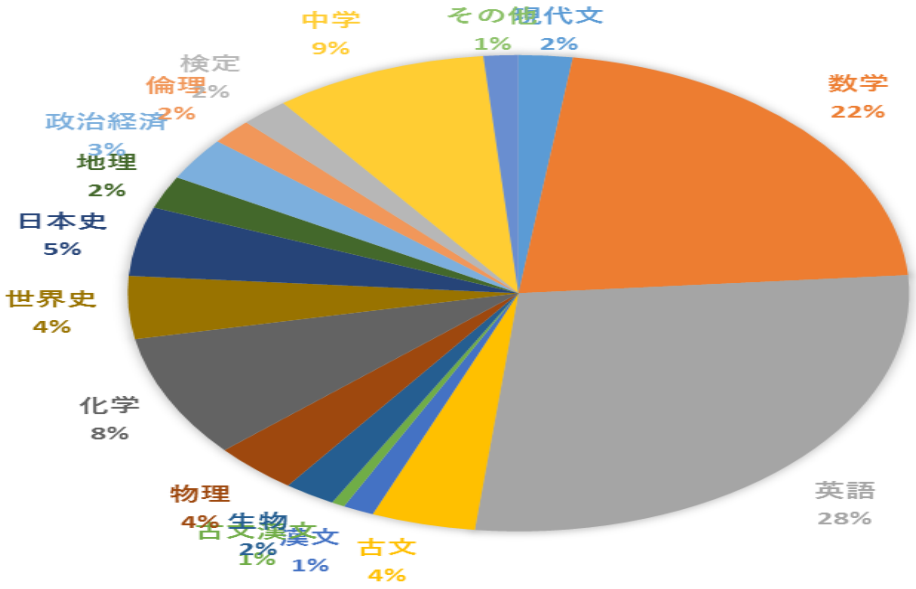

図 13　一度のみ利用者以外の受講科目

表 11 一度のみの利用者以外の受講科目

科目		現代文	数学	英語	古文	漢文	古文漢文	生物	物理
頻度		0.022	0.215	0.280	0.043	0.013	0.005	0.021	0.035
化学	世界史	日本史	地理	政治経済	倫理	検定	中学	小学校	その他
0.083	0.042	0.047	0.022	0.029	0.017	0.020	0.088	0.001	0.014

図 12、表 10、図 13、表 11 は一度しか利用しなかった利用者とそれ以外の利用者がどの科目を受講しているかを示したデータになる。一度しか利用しなかった利用者は、受験科目と関係のない科目を受講する傾向にある。例えば、アプリ作成に関する講義や、プレゼンテーションの技術といった科目である。このことから、一度のみの利用者は受験目的での使用をしていない可能性がある。($p < 0.05$)

11-2. ヘビーユーザーの特徴と傾向

11-1.において、一度のみの利用者の分析結果を記述した。次は、反対にヘビーユーザーの分析結果を記述する。

まず、前提として、ヘビーユーザーの定義を利用者のうち本サービスの使用回数が上位 5%の利用者をヘビーユーザーと定義した。

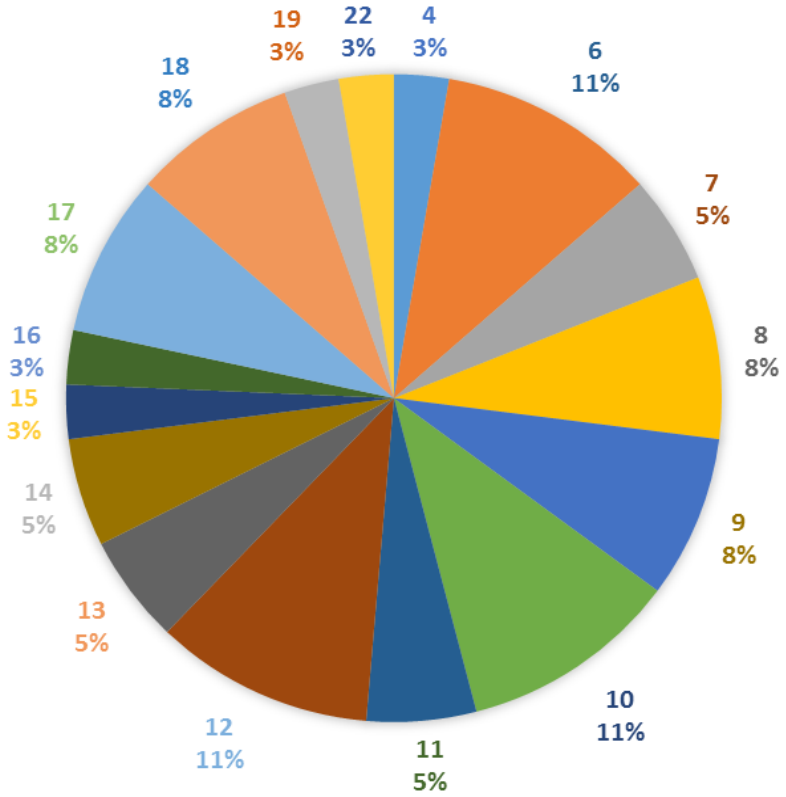

図 14　ヘビーユーザーの 1 回あたりの平均学習時間

表 12 ヘビーユーザーの 1 回利用あたりの平均学習時間

時間帯(30 分区切り)			0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
平均学習時間頻度			0	0	0	0	0.027	0	0.108	0.054	0.081	0.081
10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
0.108	0.054	0.108	0.054	0.054	0.027	0.027	0.081	0.081	0.027	0	0	0.027
23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

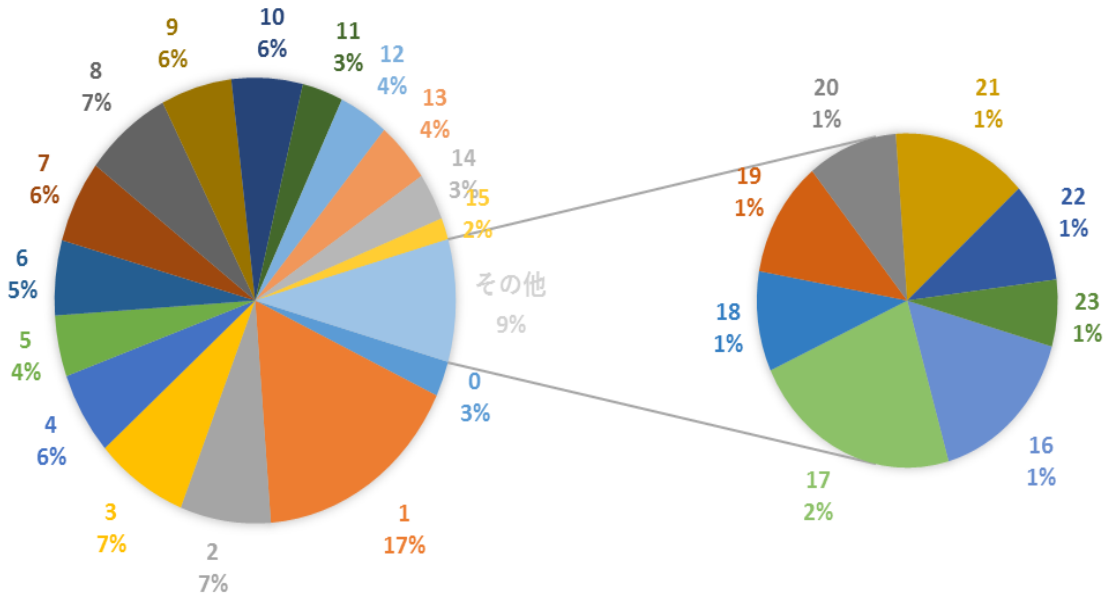

図 15　ヘビーユーザー以外の一回利用あたりの平均学習時間

表 13 ヘビーユーザー以外の一回利用あたりの平均学習時間

時間帯(30 分区切り)			0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
平均学習時間頻度			0.025	0.165	0.072	0.073	0.059	0.044	0.054	0.059	0.069	0.056
10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
0.056	0.032	0.039	0.044	0.034	0.015	0.014	0.020	0.008	0.010	0.008	0.013	0.008
23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35
0.006	0.003	0.003	0.001	0.003	0	0.001	0	0	0	0.001	0	0
36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48
0	0.001	0	0	0	0.001	0	0	0	0	0	0	0

図 14、表 12、図 15、表 13 はヘビーユーザーとヘビーユーザー以外の 1 回利用あたりの平均学習時間の頻度を 30 分区切りで示したデータになる。具体的には、30 分未満で学習を終えた場合は 0 が表示され、1 が表示される場合は 30 分以上 1 時間未満、学習したことを示し、それ以降も同様に 1 時間以上 1 時間 30 分未満などというように 30 分区切りで示されている。

このデータからは、ヘビーユーザーになっている利用者の特徴として、ヘビーユーザー以外のような短時間利用はなく、反対に 1 時間半以上は学習をする傾向があることを見出せた。($p < 0.05$)

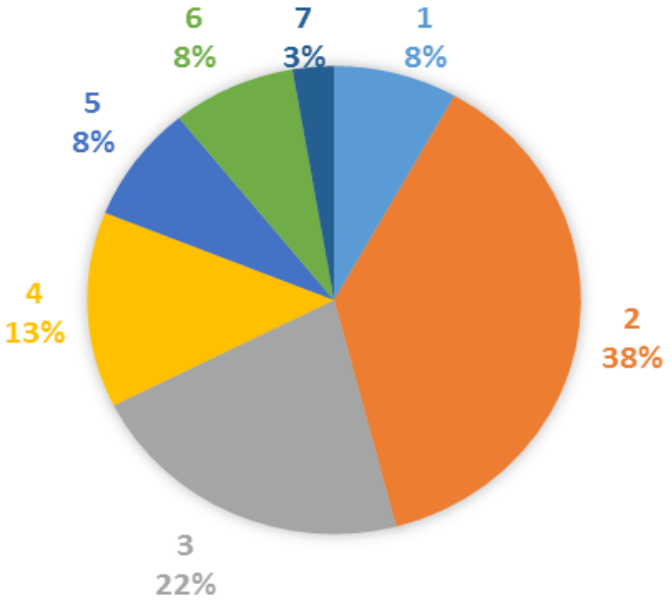

図 16　ヘビーユーザーの再利用にかかる日数

表 14 ヘビーユーザーの再利用にかかる日数

日数	1 日	2 日	3 日	4 日	5 日	6 日	7 日
頻度	3	14	8	5	3	3	1

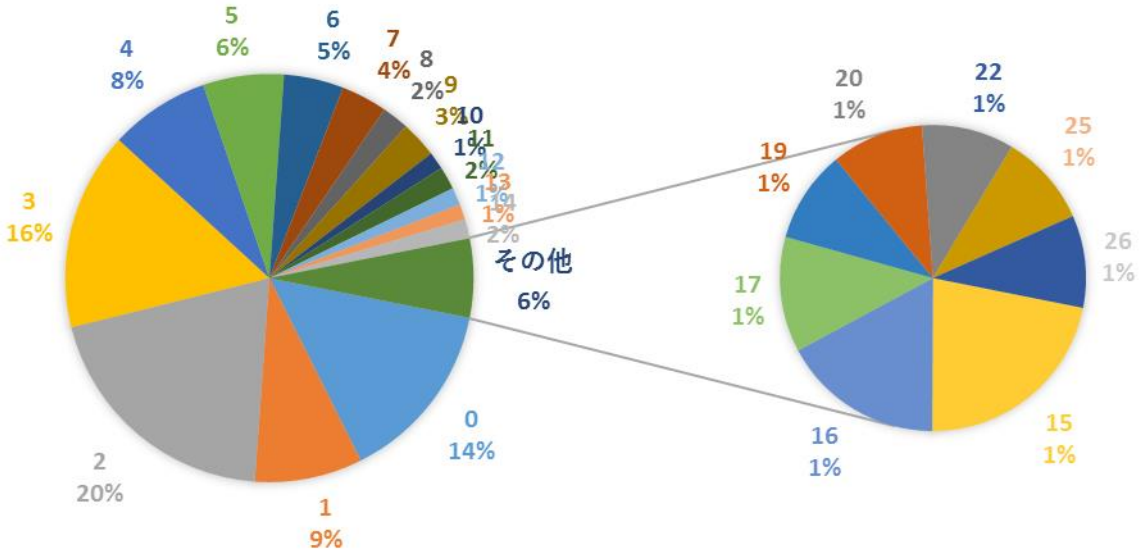

図 17　ヘビーユーザー以外の再利用にかかる日数

表 15 ヘビーユーザー以外の再利用にかかる日数

日数			0 日	1 日	2 日	3 日	4 日	5 日	6 日	7 日
頻度			95	56	131	103	52	42	31	24
8 日	9 日	10 日	11 日	12 日	13 日	14 日	15 日	16 日	17 日	18 日
14	19	9	12	9	8	10	9	7	5	2
19 日	20 日	21 日	22 日	23 日	24 日	25 日	26 日	27 日	29 日	30 日
4	4	3	4	2	1	4	4	1	2	3
31 日	32 日	33 日	34 日	35 日	36 日	37 日	39 日	41 日	43 日	44 日
1	1	1	1	2	1	1	2	2	2	1
45 日	46 日	47 日	48 日	56 日	60 日	64 日	69 日	72 日	78 日	80 日
1	1	1	1	1	2	2	1	1	1	1
83 日	87 日	88 日	95 日	108 日	115 日	127 日	141 日	145 日	163 日	520 日
1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1

図 16、表 14、図 17、表 15 はヘビーユーザーとヘビーユーザー以外の再利用にかかるまでの日数を示したデータになる。

このデータからは、ヘビーユーザーの特徴として、ヘビーユーザー以外のように再利用にかかるまでの日数が長期間あかず、一週間以内に再利用する傾向があることを見出せた。（$p < 0.01$）