

長期的語彙知識変化パターンの検証： 被験者データとシミュレーションデータの比較

吉 井 誠

An investigation into long-term vocabulary knowledge change patterns:
Comparisons of actual data and simulation data

Abstract

This study attempts to examine long-term change in learners' vocabulary knowledge. The researcher used a computer simulation to predict the change and compared the data with actual data collected through Japanese university students. Matrix model (Meara, 1990) was used as a theoretical base for the study. This model, using a self-rating test with discrete states in vocabulary knowledge, allows researchers to make predictions of vocabulary change. The study took place with twenty six university students in Japan during a regular school semester for 10 weeks dealing with 200 words. They were EFL students who were majoring in English language and literature. The participants rated their vocabulary knowledge in two different states every other week for 10 weeks. The two states included: 1) State 1 = "Yes, I know the meaning of the word"; and 2) State 0 = "No, I don't know the meaning of the word." The students were going through intentional learning (20 words per week) during this study. In the study, the researcher compares the data between the simulation and the study with the actual participants. The researcher investigates if any patterns of changes appear in the simulation data and in the actual study data. The researcher will discuss the possibility of using such simulations for measuring and investigating vocabulary change patterns.

概要

長期的な語彙知識の変化を観察する方法はないだろうか。本研究は、1つのモデル、マトリクスモデルに基づくシミュレーションにより語彙習得過程を長期的に観察し、変化のパターンを分析する試みである。また、事例研究を行い、被験者による実際のデータとシミュレーションデータを比較検証する試みである。被験者は大学生26名で、10週間にわたり毎週20単語計200語を学習した。2週間に1度行われた目標単語200語の自己評価テストによりデータを収集した。これらのデータより、語彙知識がどのような変化を遂げていくのかを観察し、語彙知識の変化のパターンについて考察する。また、語彙知識の変化を長期的な視点から予測する方法について考える。本編では、まず、先行研究を紹介しながらマトリクスモデルの説明を行う。続いて本研究の目的とリサーチクエスチョンを提示する。また、研究の手順について説明し、更に、事例研究とシミュレーション研究の結果を報告する。最後に語彙知識変化について考察を加える。

1. 背景

語彙学習は外国語を習得する際に最も重要な要素の一つと考えられる(Folse, 2004, pp. 22-29)。語彙はどのように増えていくのであろうか。語彙を習得する過程において、どのようなパターンが想定できるのだろうか。語彙の知識は、特に新しく学習する単語の知識は不安定なことが多く、定着するまでには時間がかかる。加えて、そのプロセスは極めて複雑である。このような長期的な習得過程を記述したり、説明したり、あるいは予測したりすることは可能なのか。

本編では、1つのモデル、マトリクスモデルを基にシミュレーションを行い、長期的な語彙知識の変化を予測する可能性を検証する。また、実際の被験者を対象とした実験データを通して、モデルとシミュレーションデータの妥当性について考察を加える。

第二言語習得、特に語彙習得の研究分野において習得のプロセスを明らかにするためのモデルの不足が指摘されている(Horst & Meara, 1999; Meara, 1997)。メアラはその中であって、一つのモデルを打ち立てたが(Meara, 1990)、それは、数学・社会学の分野で活用されているマルコフ連鎖理論(Bradley & Meek, 1986)に基づくもので、メアラはこれをマトリクスモデルと呼んでいる。マトリクスモデルについての詳細な説明は他の研究(Yoshii, 2009a; Yoshii, 2009b)で言及されているので、ここでは要点だけを説明するにとどめる。

まず、モデルの前提である語彙知識の捉え方についてであるが、マトリクスモデルでは、単語の知識を連続体として考えず、分離した個別の段階によって形成される、すなわち、不連続性の個々の状態から構成されていると仮定する(Meara, 1997; Meara & Sanchez, 1993)。語彙の知識は一つの段階から次の段階へ自由に

移行可能で、必ずしも順番に段階を経て移行するとは限らないとしている。マトリクスモデル (Meara, 1990)では、単語それぞれについて自己診断テストを行い、一定の期間を経た後、同様のテストを再度実施する。前回の知識と比較し、単語知識がある段階から別の段階へ移行する確率、その段階にとどまる確率を計算し、それを基に語彙知識の変化を予測する。モデルのもう一つの前提として、この移行行列は安定しており変化しないということが挙げられる (Meara & Sanchez, 2001)。移行行列が一定であると仮定し、あるテストの結果を基に、次のテストの結果を予測することができる。本研究は、もう一つの前提の下に成り立っている。それは、毎週行われた20単語の語彙学習において、それぞれの20単語のセットは難易度がほぼ同じものと仮定している。すなわち、単語によっては覚えやすく、容易に学習が可能なものがある一方、反対になかなか記憶に定着しない、学習が困難なものも含まれる可能性がある。しかし、20単語を平均していくと、それぞれの20単語のセットは学習困難度において概ね同じものと仮定している。

2. これまでの研究

先行研究によるとマトリクス予測と実際のデータとの間に高い相関性が認められている (Horst & Meara, 1999; Meara & Sanchez, 2001; Yoshii, 2009a)。また、語彙知識は長期的には均衡状態に落ち着くことが分かっている (Meara, 1990; Horst & Meara, 1999; Yoshii, 2009b)。そして、長期的な語彙知識変化を決定する要因は学習の初期状態ではなく、移行行列であることが指摘されている (Meara, 1990)。すなわち、初期の段階でどれだけ単語を知っており、どれだけ単語を知らないのかは問題ではなく、どのような割合で単語が定着するのかという移行行列の方が重要であり、長期的な語彙習得を左右する要因であると指摘されている。実際に被験者を用いた研究でもそのことが実証されている (Horst & Meara, 1999; Meara & Sanchez, 2001)。初期状態が異なることは、均衡状態へ落ち着くタイミングに関係してくるが、移行行列が同じである限り、同じ均衡状態へ落ち着いていく (Meara & Sanchez, 2001)。均衡状態と言っても語彙知識に何も変化がないわけではなく、ある段階から他の段階へ移動する語彙の数と、他の段階からその段階へ移動する数とが同じとなり、結果的に何も全体数としては変化がないように見受けられる現象である。マトリクスモデルでは均衡状態の予測まではできても、実際に語彙知識にどのような変化が起きているのかは予測できない。では、どうしたら実際の語彙知識の動きを予測できるのだろうか。この疑問に答えるための一つのステップとして本研究が行われた。本研究は、シミュレーションを通して仮想のデータを産出し、語彙知識の動きを観察する試みである。そして、実際の被験者のデータを観察し、そこに現れている語彙知識の変化とを比較する。さらに何らかの変化のパターンが検

出されるか調べる。

3. リサーチクエスト

本研究では、次の二つのリサーチクエストを設定して研究を行う。

1. シミュレーションのデータは実際の被験者のデータと比べ、どのくらい正確に語彙知識変化パターンを反映させられるだろうか。
2. 被験者のデータとシミュレーションのデータに、長期的な語彙知識変化の何らかのパターンが現れるであろうか。

4. 研究方法

まず被験者を用いた事例研究について説明を行う。次に、シミュレーション研究の手順について説明する。事例研究は、日本人大学生26名を被験者として行なわれた。被験者は、通常の授業においてカリキュラムの一貫として学期中に200語を学ぶことが課せられた。すなわち10週間にわたり毎週20単語を目標単語リストより学習した。被験者には、2週間に一度目標単語200語すべてのテスト(自己診断テスト)を実施し、これを10週間の間5回行った。テストは「知らない」(State 0、以後S0で表記)、「知っている」(State 1、以後S1で表記)の2つの語彙知識状態から構成されており、目標単語200語はGSL(General Service List)(West, 1953)と呼ばれる英語で最も頻度の高い2000語の中から選ばれた。学期の始めに1000語の語彙知識調査を行った。2000語のGSLリストより、“A, the, he, eat,…”など明らかに既習と思われる単語を除き1000語からなる調査を行った。この調査では1000語の単語の中で、はっきりとわからない単語も含め知らない単語すべてに印をつけてもらった。それを集計し被験者の未習語上位200語を選出した。表1には目標単語の一部が表示されている。

表1 目標単語の一部

plaster	vowel	basin	thorn
uppermost	grind	gaiety	ditch
elastic	inn	ounce	Rejoice
hindrance	saucer	shilling	oar
dine	heap	axe	theatrical
inward	patriotic	cliff	paw
amongst	hurrah	widower	redde
sow	mill	verse	plow
brick	omit	hay	wreck
cork	sting	slippery	ripen

次にシミュレーションの手順について説明する。Delphi言語を使用して図1に表示されているようなシミュレーションプログラムを作成した。

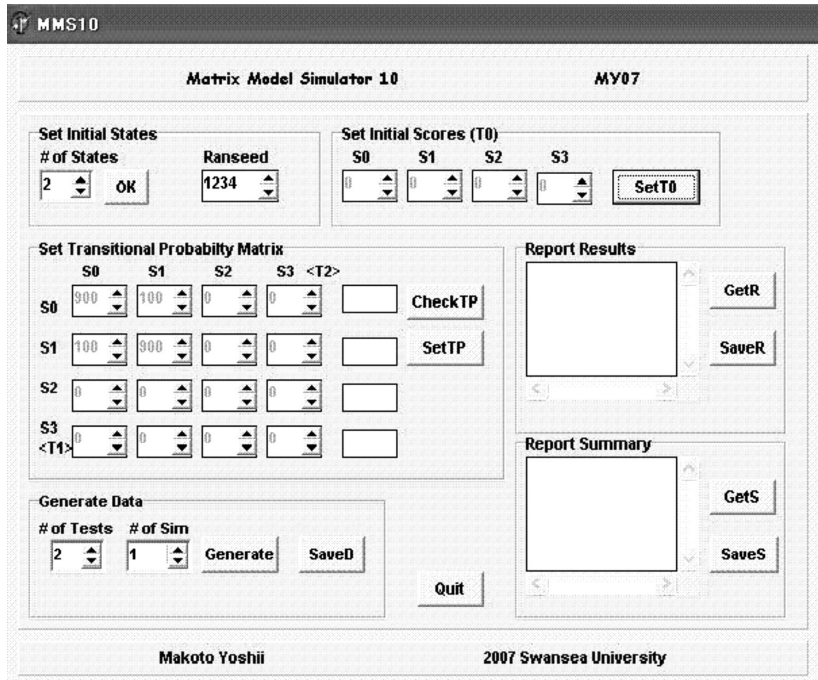


図1 シミュレーションプログラム

データ産出の手順は以下の通りである。メアラ(1990)の研究をモデルとして、語彙知識を二つのレベルと限定し、被験者と同じく200単語を学習するというシミュレーションを行う。被験者一人一人の移行行列に基づきシミュレーションを行なうが、まず被験者同一の初期状態(S0、S1の数値、移行行列の数値)を設定する。S0単語とはState 0すなわち「知らない」という状態の単語を示し、S1単語とはState 1、すなわち「知っている」単語とする。このプログラムでは語彙知識を4つの状態まで想定したシミュレーションを行うことが可能である。しかし、今回の実験では2つの状態に限定した。被験者のTest 1の結果をS0、S1にそれぞれに挿入し(Set Initial Scores)、Test 1とTest 2の結果より移行行列を事前に算出し、その数値を挿入する(Set Transitional Probability Matrix)。これで初期状態の設定が完了する。次に、上記の設定に基づいてデータを産出する。その際には、1つのシミュレーション

を構成するテスト回数(被験者が受けたテスト回数)、実験におけるシミュレーションの数(100回)を設定し、データを産出する。産出されるデータは数値の0、1で表現されており、それぞれがS0、S1の状態にある単語を表している。プログラムは、これらの数値それぞれに対し移行行列の割合に基づき次の数値をランダムに割り当てる。シミュレーションでは、移行行列の小数点(このプログラムでは小数点3桁で実施)の影響を受け、ランダムに次の数値を設定し小数点を四捨五入で処理する過程でマトリックス予測との間にわずかながら誤差が生じる。そのため、シミュレーションを複数回(この実験では100回)行い、図2に示しているように、誤差が最小のものをその代表とした。

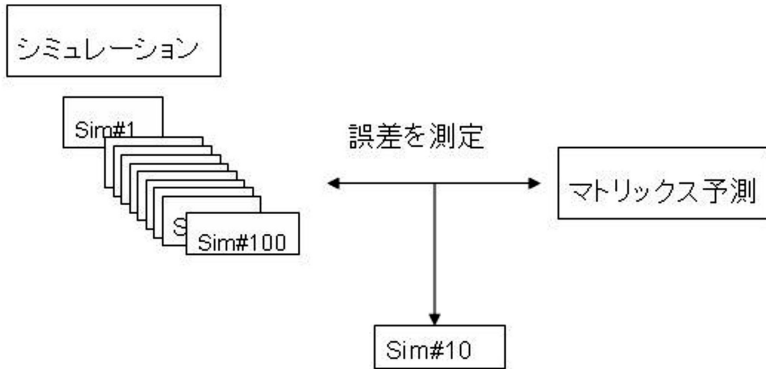


図2 シミュレーションの手順

それゆえ、実験では100回のシミュレーションのうち、どのシミュレーションがマトリックス予測の数値により近いか分析する。この作業を行うために、マトリックス予測と100回のシミュレーションの結果を比較するプログラムを作成した。このプログラムを使用し、最適なシミュレーション(誤差が最も少ないもの)を選出し、それをシミュレーションの代表とする。

実際のデータとシミュレーションとの関係を調べるために相関関係を検証した。語彙知識の安定性についてはテスト間の変化のパターンを分類し、それぞれのパターンに属する単語の数を測定する。加えて、変化の平均的な割合も分析し、実際のデータとシミュレーションのデータについて相関性を調べる。

5. 結果

<リサーチクエスチョン1>

「シミュレーションのデータは実際の被験者のデータと比べ、どのくらい正確に語彙知識変化パターンを反映させられるだろうか。」

シミュレーションを行う前に、最初にどのデータを用いて移行行列を計算するか決定しなければならない。初回のテストでは、学習者がテスト自体に不慣れであることもあり、2回目のテストのデータからの方がその後のデータとの一貫性が高いことが考えられる。本研究でも、移行行列を最初のテスト(T1)と2回目のテスト(T2)からとったものと、2回目(T2)と3回目(T3)からとったものを比較したが、後者のほうがより正確に最後のテスト(T5)の予測ができていた。T1T2に基づく移行行列による予測と実際の被験者のデータとの相関係数は、 $r = .78$, $p = .000$ 、1%水準で有意(両側)ときわめて高い相関係数を示していたが、T2T3を基にした場合、相関係数はさらに上がり、 $r = .86$, $p = .000$ 、1%水準で有意(両側)となった。この結果より、本研究ではT2T3のデータより得た移行行列を採用することにした。よってシミュレーションでは、各学習者のT2におけるS0とS1のデータとT2T3より得られた移行行列を基にデータが生成された。

シミュレーションのデータと実際の被験者のデータの変化パターンを比較する前に、データ自体がどのように観察できるのか、ある被験者(#10)を例にとって説明する。図3に実際の被験者のデータが図4にシミュレーションのデータが表示されている。合計200単語が便宜上、4つのグループに分けて表示されている。また視覚的に捉えやすいように、S0の単語を△でS1の単語を▲で表している。各グループの最初の行がT2の結果を示し、次の行がT3、以下T4、T5と続く。上部の二つのグループの単語はT2からT5にかけて変化しなかったものである。一番上のグループはT2のテストでS0すなわち「知らない」単語であったものが、T5までずっと「知らない」状態を保持したものであり、2番目のグループはT2で「知っている」状態であり、T5までずっと「知っている」状態であったものである。3番目のグループはT2において「知らない」状態であったが、時間の経過とともに変化を遂げた単語群で、便宜上T2からT5において「知っている」状態の数が少ないものを左側に、数が増えるにつれて右側に表示されている。最後のグループはT2において「知らない」状態であったが、時間の経過とともに変化、すなわちS0に戻るという忘却の変化を遂げた単語群である。こちらも便宜上、T2からT5にかけて忘却の変化が少なかったものを左側に、そして順に多いものを右側に並べていったものである。図3と図4を比較すると一見して各グループの単語数が近似していることが分かる。実際のデータとシミュレーションのデータの変化を比較する方法はいくつか考えられるが、本研究では、1つのテストから次のテストへ変化するパターンを分類し、それぞれのパターンに属する単語数に基づいて検証する。パターンとしては次の4つが考えられる。1)

S0がS0のまま変化しない;2)S1がS1に留まり変化しない;3)S0がS1に変化(+1)する;4)S1がS0に変化(-1)する。

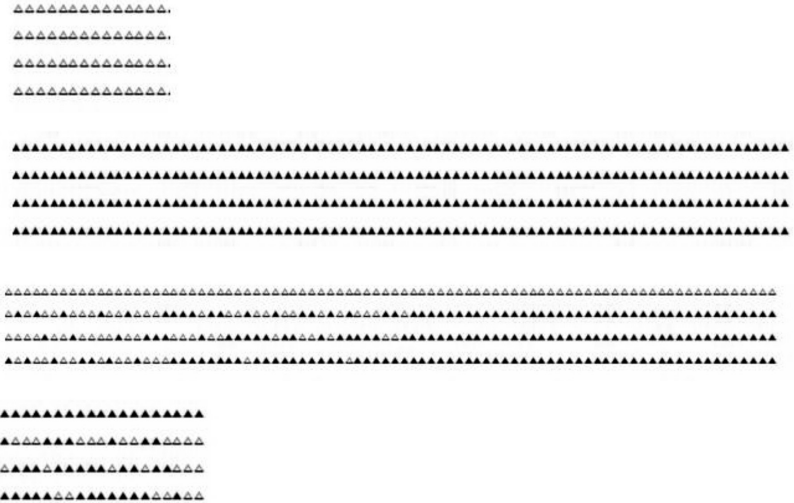


図3 実際の被験者 #10のデータ

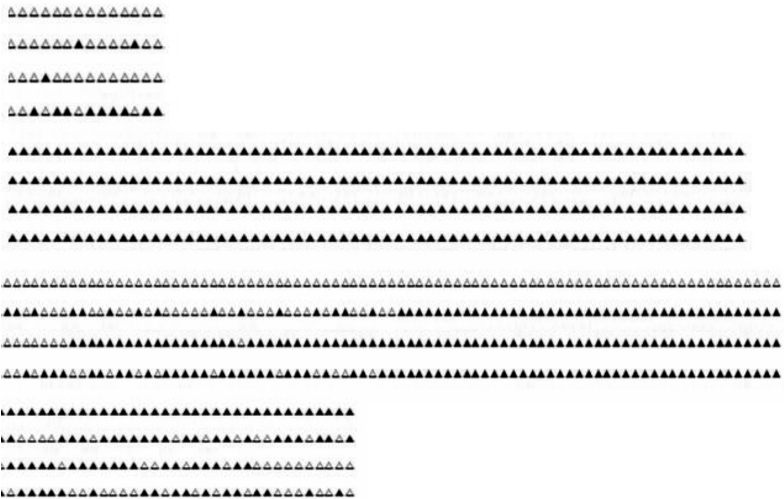


図4 被験者 (#10) のシミュレーション

表2 被験者のT2からT3における変化パターンの実際のデータとシミュレーションデータの比較

ID#	時間	変化	パターン	実際	Sim
#10	T2-T3	S0S0	NC(0)	39	40
		S1S1	NC(1)	90	90
		S0S1	C(+1)	59	58
		S1S0	C(-1)	12	12

表2は実際の被験者のデータ(図3)とシミュレーションデータ(図4)においてT2からT3にかけてS0がS0のままであった数(No Change (0))、S1がS1にとどまった数(No Change (1))、S0がS1へ変化した数(Change (+1))、S1がS0へ移動した数(Change (-1))がそれぞれ比較して表示されている。S0S0(S0がS0にとどまった)のパターンは図3、図4の一番上のグループに表示されているが、それに加え、3番目のグループの中でT2からT3にかけてS0S0であった単語も含まれる。同様にS1S1(S1がS1にとどまった)の場合も2番目のグループに加え、4番目のグループの中からT2からT3にかけてS1S1であった単語を含む。表2のT2-T3の分析と同じように被験者 # 10に対してT3-T4における変化、T4-T5における変化を計算し比較する。26名の全ての被験者に対して同様の分析を行い、各テスト間の各パターンにおける実際のデータとシミュレーションデータの相関関係を調べたところ、相関係数 $r = .95$, $p = .000$ 、1%水準で有意(両側)となった。これにより実際のデータとシミュレーションデータでは変化の各パターンにおける単語数がきわめて近似しており、シミュレーションによって変化のパターンをこのような形で予測できることが証明された。

次に各学習者のT2からT5にかけての変化のパターンをひとつにまとめ、平均的な割合を出してみた。その結果が表3に示されている。

表3 実験全体における変化パターンの平均的な割合

ID#	変化パターン	実際	SIM
#10	S0S0	14%	12%
	S1S1	61%	60%
	S0S1	18%	19%
	S1S0	7%	9%

この表では、先の被験者(#10)を例にとり、変化の割合が示されている。すなわち、T2からT5にかけてこの被験者の語彙知識の変化のパターンとしては、平均すると200語の単語のうち14%がS0にとどまり、61%がS1を保持する。また18%がS0からS1に、7%がS1からS0へと移動している。シミュレーション(SIM)でも近似する数値が示されている。これを被験者26名全員について計算し、実際のデータとシミュレーションのデータとを比較したところ、相関係数 $r = .98$, $p = .000$ 、1%水準で有意(両側)となった。このように変化パターンの割合を見ても、シミュレーションが実際のデータを忠実に反映させていることがわかり、シミュレーションによる変化パターンの予測が可能であることを示している。

<リサーチクエスチョン2>

「被験者のデータとシミュレーションのデータに、長期的な語彙知識変化の何らかのパターンが現れるであろうか。」

今回の被験者についての全体的な傾向を観察するために、4つのパターン(S0S0、S1S1、S0S1、S1S0)ごとに被験者全体の平均的な変化の割合を計算した。次の表4がその結果である。

表4 被験者全体における各変化パターンの割合

変化のパターン	実際のデータ	シミュレーション
S0→S0 (0)	26% (SD=16) max=56, min=6	28% (SD=17) max=59, min=5
S1→S1 (1)	47% (SD=17) max=77, min=17	44% (SD=18) max=80, min=13
S0→S1 (+1)	18% (SD=3) max=24, min=11	17% (SD=4) max=23, min=9
S1→S0 (-1)	9% (SD=3) max=17, min=3	11% (SD=3) max=19, min=4

表4からも分かるように、全体的な変化パターンの割合においても、実際のデータとシミュレーションのデータとはきわめて近いものとなっている。ここでは各変化パターンの割合を被験者のデータを中心にみていくが、表4よりシミュレーションでも同様のことが言えるため、同じ報告の繰り返しを避けて被験者のデータのみについて報告する。S0からS1に変化する割合は18%を示しているが、テストが2週間ごとに

行われ、その間学習すべき単語が40語(200語の20%)であったことを考えると、妥当な割合といえよう。標準偏差値もSD=3と低い数値でおさまり、最小値と最大値を見ても11から24までという範囲にある。忘却のパターン、すなわち、S1からS0に戻る割合は約1割であり、標準偏差値もSD=3であり最小値から最大値まで3から17という範囲にある。その一方、学習者間で幅が広がったのが、残りの二つのパターンであった。すなわちS0にとどまるパターンがその1つで、割合は26%であった。標準偏差値はSD=16であり、これは平均値の半分以上の値を占め、最小値と最大値を見ても6から56までという広範囲に及ぶ。S1にとどまるパターンにおいても平均で5割近くを占め、記憶の定着の良さを物語る一方、標準偏差SD=17という高い数値に、最小値17最大値77に象徴されているように、極端なほど広範囲に及ぶことが分かる。このことから、被験者全体の変化のパターンを考えたとき、学習者の語彙変化を左右したのは、S0からS1に増えたり、S1からS0へ減ったりするパターンよりも、S1をS1に保持する、あるいはS0がS0にとどまるパターンであったと考えられる。

6. 考察と今後の研究課題

本研究の結果より、シミュレーションのデータと実際の被験者のデータは変化のパターンの割合においてきわめて近似していることが分かった。これは、各テスト間に見られる各変化パターンに属する単語数における比較においても、T2からT5までの全体を通しての変化パターンの割合においてもきわめて高い相関性に示されていた。すなわち、シミュレーションにより、変化パターンの予測が可能であることが示された。また、全体的な変化パターンの分析を通し、S0からS1、またはS1からS0への変化パターンよりもS0またはS1にとどまるパターンの方が学習者間で差が大きく生じることが分かった。

これらの結果は日ごろの単語学習あるいは語彙指導においてどのような意味を持つであろうか。まず一つには、シミュレーションを利用することによって、早期に学習者の単語学習の状況に何らかの評価を、そしてアドバイスを与えることが可能となることを示している。評価は通常、学期末など学習が終了した段階で過去を振り返り行われる。これは、テストの結果に対する反応(Reactive)であるが、学期始めにデータを2セット集め、学期中のその後の学習状況を予測し、事前に策を講じる(Proactive)ことが可能となることを示している。変化パターンを予測することで各学習者がどのような変化パターンの割合を占めるのかが予測できる。もし、ある学習者のS1にとどまる割合が低い場合は、既習の単語を復習する重要性を認識させることができる。S0にとどまる割合が高い学習者には、苦手な単語、どうしても覚えられない単語が多く存在することを指摘し、対策を考えることができる。このような診断を、終了後に行うのではなく、学期中に早期に行い、適切なアドバイスを与えることが可能となる。今回の被験者のデータでは、S1がS1にとどまるパターンにおい

て学習間で大きな差があることが判明した。これまでとかく新出単語の学習法に焦点がおかれる傾向があったが、既習の単語をいかに記憶に定着させるか、保持させるかについてもっと検証していく必要があることが示された。

語彙テストなどを分析する際には、各テストの結果分析で終わってしまうことが多い中、このように複数のテストを行ない、テスト間の移行行列を調べ、語彙知識変化の予測を立てることが可能であることが判明した。

長期的な語彙の知識の変化を観察する今回の実験を通して、これからも多方面にわたる研究が必要であることが分かった。まずは、本研究で示された結果が妥当なものであるか、追実験などさらなる検証が必要である。本実験では26名のデータを10週間にわたり5回のテストの中で分析したが、さらに多くの被験者を対象に、より長期的にテスト回数を増やし実験を行うことが必要となる。また、今回見られたような変化パターンが検出されるか、更なる検証が必要である。現時点では、最も基礎的なモデルからということで、二つの語彙知識状態で実験を行っているが、これを3つの状態に増やし(「はっきり分からない」など、YesとNoの中間に存在する状態を想定し加える)実験を続ける必要もあろう。

本研究では、語彙知識の長期的な変化を測定する方法として、あるテストの結果と次のテストの結果において知識の変化した単語数を計算する手法をとったが、ほかの測定方法も検証する必要がある。すなわち、変化を的確に測定できる適切な方法を探さなければならない。たとえば、各学習者のデータに現れる変化の部分(エリア)の広さ、変化の頻度など、新しい測定方法の提案と検証がのぞまれる。変化のパターンを本研究で用いた4つのパターン(SOS0、S1S1、SOS1、S1S0)ではなく、安定型、なだらかな変化型、急な変化型、ランダム型など、被験者の変化パターンを的確に反映できるような定義を考えることも課題である。

今後このようなシミュレーション研究を続ける場合に、他にもいくつか課題が挙げられる。最初に、移行行列に何らかの範囲の制限があるかどうか調べる必要がある。被験者のデータを詳細に分析し、移行行列の取りえる範囲について調べる必要がある。この本研究の大前提は移行行列の安定性であったが、現実においてはこの移行行列は変化しうる。学習環境、学習者の内的要因(動機付け、態度、興味など)の変化に伴い移行行列も変化しうる。移行行列自体が変化しうるダイナミックなモデルを構築する必要がある。そしてそれに基づきシミュレーション研究を行っていく必要がある。

この実験を通して、習得に関する基本的な疑問も生じた。例えば、単語を習得できたとは一体どのような状態を指すのだろうか。今回の実験で見たようにその知識は流動的であるとするならば、どの時点を指して習得されたかと判断できるのだろうか。語彙知識の長期的な変化について、学習形態の違いにより何らかのパターンが検出されるのだろうか。たとえば、語彙リストを覚え、意図的に語彙を増や

していく場合と、読書しながらその中で単語に出会い、文脈の中で語彙の知識を増やしていく場合とでは変化パターンに違いが出てくるであろうか。

今後も本研究で行ったように実際の被験者を対象として長期的な語彙知識の変化を記録し、シミュレーションデータと比較検証することが必要となる。シミュレーションを行い、理論を構築し、それを基に実際の被験者からデータを収集し、シミュレーションとそれに基づく理論を検証していく必要がある。実際の被験者から得られるデータはそれ自体で貴重なデータとなる。それぞれの単語の知識がどのように変化するのか、特定の難しい単語があるのかなど、長期的な視野にたって分析することができる。また、どのような学習がどのような語彙知識変化のパターンを生むのかなどについても被験者からのデータは有効であり、単語知識の保持、定着についての要因、過程、方略に関する研究が進むことが期待される。このように、被験者のデータとシミュレーションのデータを検証していくことは今後の語彙習得研究に大いに貢献できると期待される。

本研究は、科学研究費助成(課題番号20520510「マトリックスモデルによる語彙習得分析研究:シミュレーションと学習者データの検証」)を得て実施した研究の一部である。

参考文献

- Bradley, I., & Meek, R. L. (1986). *Matrices and society*. Harmondsworth: Penguin.
- Folse, K. S. (2004). *Vocabulary Myths*. Ann Arbor: The University of Michigan Press.
- Horst, M., & Meara, P. (1999). Test of a model for predicting second language lexical growth through reading. *Canadian Modern Language Journal*, 56(2), 308-328.
- Meara, P. (1990). Matrix models of vocabulary acquisition. *AILA Review* 6, 66-74.
- Meara, P. (1997). Towards a new approach to modeling vocabulary acquisition. *Models of vocabulary acquisition*. In N. Schmitt & M. McCarthy (Eds.), *Vocabulary: Description, acquisition and pedagogy* (pp. 109-121). Cambridge: Cambridge University Press.
- Meara, P., & Sanchez, I. R. (1993). Matrix models of vocabulary acquisition: An empirical assessment. *CREAL Occasional Paper No. 1*. Ottawa: University of Ottawa.
- Meara, P., & I. R. Sanchez (2001). A methodology for evaluating the effectiveness

of vocabulary treatments. *Reflection on language and language learning*. Edited by M. Bax & J-W Zmert. John Benjamins Publishing Co. Amsterdam. pp.267-278.

West, M. (1953). *A general service list of English words*. Longman, London.

Yoshii, M. (2009a). 「語彙知識変化の検証～シミュレーションと実際のデータとの比較」*Language Issues*, 13, 14, & 15 (1), pp. 1-22.

Yoshii, M. (2009b). 「マトリックスモデルを用いたシミュレーションスタディー: 長期的な語彙知識変化の検証」『熊本県立大学文学部紀要』第15巻第68号、pp. 65-79