

## 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

吉井 誠

### Matrix Model Simulation: An Investigation into Long-Term Vocabulary Change

Makoto Yoshii

#### Abstract

How will learners' vocabulary knowledge change over time? Is it stable or unstable in the course of time? Are there any ways to capture changes? This study was prompted by these questions. It was an attempt to investigate long-term vocabulary changes through the simulations based on Matrix model. This model enables us to make predictions on how learners' vocabulary knowledge change over time by calculating the rates of changes from one vocabulary knowledge state to others (transitional probability matrices) between two data times. Meara (1990) pointed out that vocabulary knowledge, in a long run, settles into an equilibrium state where the vocabulary scores stabilize. It was also pointed out that this does not mean that there are no changes between the different vocabulary knowledge after the equilibrium point. This study was to capture such changes by simulating data and manipulating transitional probability matrices. The study also examined how the different transitional probability would contribute to the stability of the data.

#### 1. 背景

学習者が外国語を学ぶ過程において、学習した語彙の知識はどのように変化していくのだろうか。変化を捉え観察する方法はないだろうか。もし観察できた場合、学習により変化のパターンなどが検出されるであろうか。このような疑問から、この研究は始まった。

メアラ (1990) は、語彙習得過程の解明を目指し、1つのモデルを提唱している。それは移行行列を用いたマトリックスモデルであり、このモデルを使用することによって長期的な語彙変化を予測することが可能である。また、スター

トの語彙の知識量は重要ではなく、むしろ移行行列がどのようなものであるかの方がより重要であるとされている。

本稿では、まずマトリックスモデルを解説し、移行行列の重要性を議論する。さらにシミュレーションを用いて仮想データを産出し、長期的な語彙習得過程の安定性について考察する。

## 2. 先行研究

第二言語習得、中でも語彙習得の分野において、習得を予測説明できるモデルが不足している (Horst & Meara, 1999; Meara, 1997)。関連性、統一性、方向性をもった研究を積み上げていくためには、理論の構築、モデル化が必要である。メアラは、このようなニーズに応えるべく、統計学・数学で用いられてきたマルコフ連鎖理論 (Bradley & Meek, 1986) を語彙習得研究に応用し、その有効性について検証を重ねている。この理論について説明を加えていくが、その中で、理論を支える2つの前提について言及する。

その前提の一つは語彙習得の捉え方であり、習得の過程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というものである (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あり、必ずしも順番に段階を経て移行するとは限らない。図1は最もシンプルな2段階からなる語彙習得モデルである。State 0 (S0) は単語の意味を知らない状態であり、State 1 (S1) は意味を知っている状態を指している。

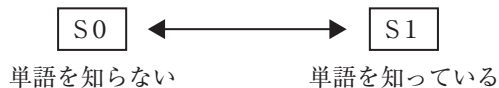


図1 語彙知識の2段階モデル

単語知識は流動的であり、学習者のある単語の知識が、たとえばS0の状態であるとして、次に測定された時点でS1に移行するかもしれない。あるいはS0の状態のままかもしれない。図1は2つのレベルに限定されたものであるが、3つのレベル、4つのレベルに細分化されていった場合、このモデルでは、ある一つの段階からモデルで想定されるあらゆる段階への移行が想定されている。

マトリックスモデル (Meara, 1990) では、各単語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算出し、それを基に語彙知識の変化が予測される。

例えば、ある学習者が100語のテストを受け、S0（単語を知らない）と判断した単語が70個、S1（知っている）と判断したものが30個であったとしよう。そして、ある期間を経て、同じテストを受け、S0が66個、S1が37個に変化したとする。データを詳しく見てみると、最初のテストの70個のS0のうち、次のテストでS0の状態であったものが、63個（70個の90%）で、S1に移行したものが7個（70個のS0の10%）であった。また、最初のテストのS1の30個のうち、次のテストで同じS1の状態であったものが、27個（S1の30個の90%）で、S1からS0へ戻った単語が3個（S1の10%）であったとする。つまり、2回目のテストでは、S0の状態であったものが、63個あり、S1からS0へ戻った数3個を足して66個である。同様に、S1の状態を保持したものが27個あり、S0からS1へ移動したものが7個、つまり合計で34個となる。それぞれの状態から、次のテストでどのような状態に移行するのかをまとめたものが、表1のマトリックスである。

		Time 2	
		S0	S1
Time 1	S0	.90	.10
	S1	.10	.90

表1 マトリックスの1例

モデルのもう一つの前提は、この移行行列が安定しており変化しないということである (Meara & Sanchez, 2001)。移行行列が変化しないと仮定し、2回目のテスト (T2) の結果を基に、3回目のテスト (T3) を予測することが可能である。すなわち、66個のS0の単語のうち、その9割 (59.4個) がS0のまま、その1割 (6.6個) がS1へ移行すると予測できる。また、34個のS1のうちその9割 (30.6個) がS1のままであり、その1割 (3.4個) がS0へ戻ると予測することも可能である。その結果、3回目のテスト (T3) ではS0は63個 (59.4+3.4)、S1は37個 (6.6+30.6) と予測できる。3回目の結果 (T3) を基に4回目のテストの結果 (T4) が予測でき、同じプロセスを繰り返せば表2のような長期的な予測も可能となる。

	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10	T11	T12	T13	T14	T15
S0	70	66	63	60	58	56	55	54	53	52	52	52	52	52	52
S1	30	34	37	40	42	44	45	46	47	48	48	48	48	48	48

表2 マトリックスを用いた長期予測例

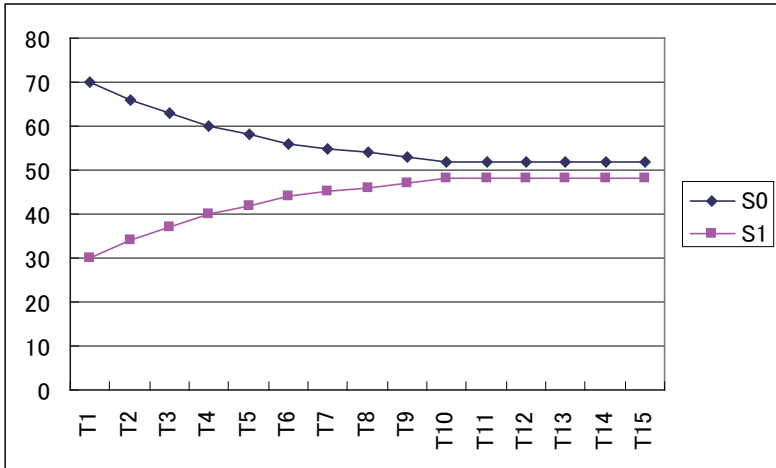


図2 長期予測のグラフ

このように長期的な変化をたどっていくと、図2で示されているように、ある時点で均衡状態 (equilibrium) へ落ち着くことが分かる。初期の状態が異なっていたとしても、もし移行行列が同じであれば、いずれは同じ均衡状態に落ち着くとメアラは指摘しており、実際に被験者を用いた研究でもこ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おり、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)。しかし、均衡状態と言っても語彙知識にまったく量的な変化がみられないわけではない。例えば、ある段階 (State A) について、State A から他の段階へ移行する語彙の数と、他の段階から State A へ移行する数とが同じとなった場合、結果的に State A の全体数としては変化がないように見受けられるだけである。マトリックスモデルは均衡状態の予測を可能にするものの、実際の語彙知識の変化を明らかにするものではない。では、実際の語彙知識の動きを予測する方法とはいかなるものか。この疑問に答えるための一つのステップとして本研究を行うことにした。本研究は、シミュレーションを通して、擬似データを産出し、語彙知識の動きを観察する試みである。

### 3. リサーチクエスション

本研究では、次の二つのリサーチクエスションを設定して研究を行なった。

1. 移行行列の変化は語彙知識の長期的変化に影響を及ぼすのか。
2. 平衡状態に入った後でも語彙知識は変化するのか。

### 4. 研究方法

メアラ（1990）の研究をモデルとして、語彙知識を2つのレベルに限定し、100単語のシミュレーション研究を行った。「先行研究」で取り挙げた例と同様に、S0（State 0）の単語を70個、S1（State 1）の単語を30個と設定した。State 0とは語彙知識なしの状態を表し、State 1は語彙知識があることを示す。移行行列にわずかな変化を加えることによって、長期語彙知識の変化にどのような違いが出るのかを観察した。また、均衡状態後の語彙知識の安定性についても比較検証した。

3種類の移行行列を採用してそれぞれのシミュレーションを行った。一つは表1の移行行列（ $S0/S0=0.9$ ,  $S0/S1=0.1$ ,  $S1/S0=0.1$ , and  $S1/S1=0.9$ ）を採用したものである。これは、Time 1においてS0だったものがTime 2においてS0にとどまる確率が90%、S1へ移行する確率が10%であることを表し、Time 1においてS1だったものが、Time 2でS0へ逆戻りする確率が10%、S1のままである確率が90%であることを表している。この移行行列をTPM（Transitional Probability Matrix）9119と表記する。表3に示されているように、残る2種類のものに関しては、S1の行には何も変化をつけず、S0の行のみ0.05の変化を加え、その影響を調べた。表3の三つの移行行列のS0の行を比較すると、Time 1ではS0であったものが、Time 2ではS1に移行する確率がTPM9119では0.10、TPM851519では0.15、そしてTPM8219においては0.20と高くなっている。すなわち、知らなかった単語が分かるようになる確立が5%ずつ高くなることを示している。

		T2	
		S0	S1
T1	S0	.90	.10
	S1	.10	.90

TPM9119

		T2	
		S0	S1
T1	S0	.85	.15
	S1	.10	.90

TPM851519

		T2	
		S0	S1
T1	S0	.80	.20
	S1	.10	.90

TPM8219

表3 3つの移行行列

それぞれの移行行列に基づきシミュレーションを100回行った。一つのシミュレーションには20回のテストが含まれている。これは、もし実際の被験者を用いて実験した場合、1週間に1度測定を行い、それを5ヶ月続けたものに相当する。

コンピュータ言語の一つである Delphi 言語を用いて、図3に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。前述の初期設定に基づき、架空の単語100個、そのうちS0単語として「0」を70個、S1単語として「1」を30個産出した。その数値（仮想単語）一つ一つに対して、移行行列の確率に基づいてランダムに次の数値（語彙知識状態）を産出した。ランダムに次の数値が設定されるため、小数点以下を四捨五入する過程で誤差が生じる。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のか分析を行った。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、最も適切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した。このプロセスは図4に示している。シミュレーションのそれぞれの代表データを分析し、語彙知識の変化を比較した。また、平衡状態に入って以後の単語知識の動きを調べ、テスト間でどの程度単語の知識量が増えるのかを分析した。

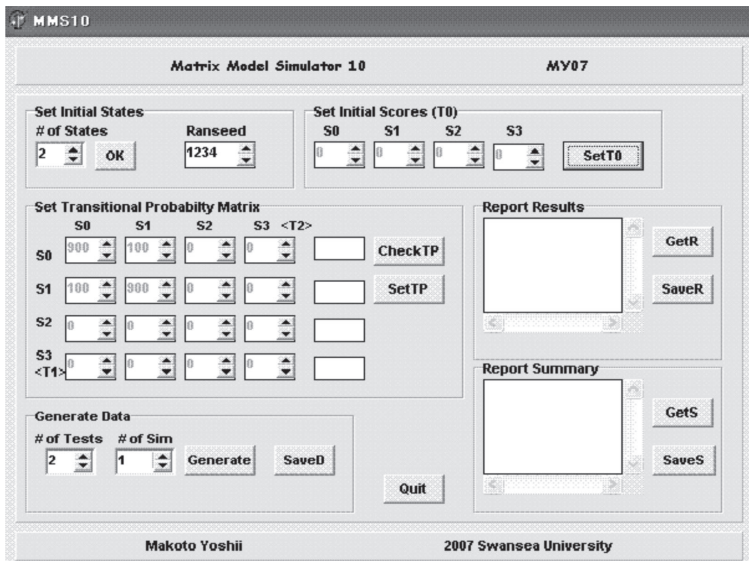


図3 シミュレーションプログラム

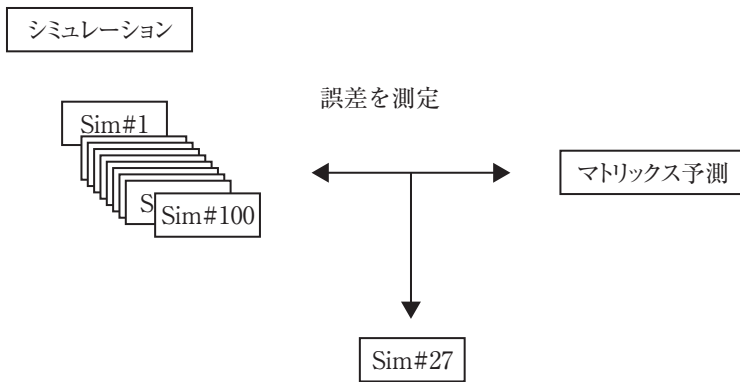
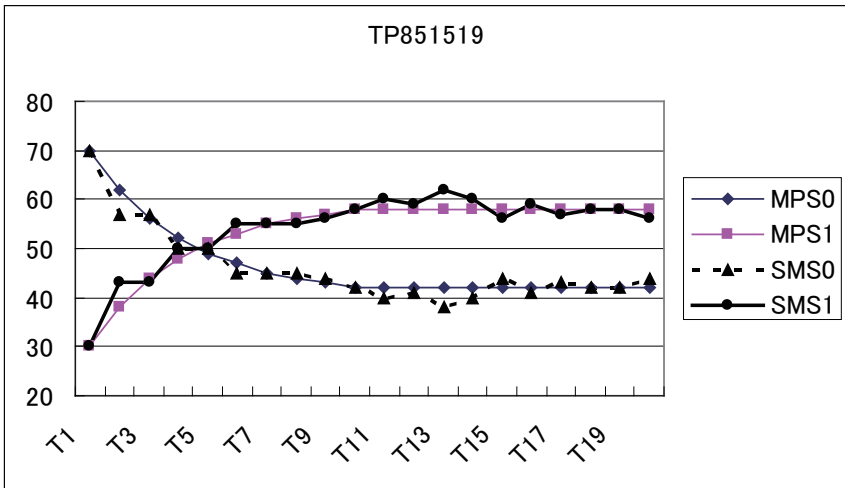
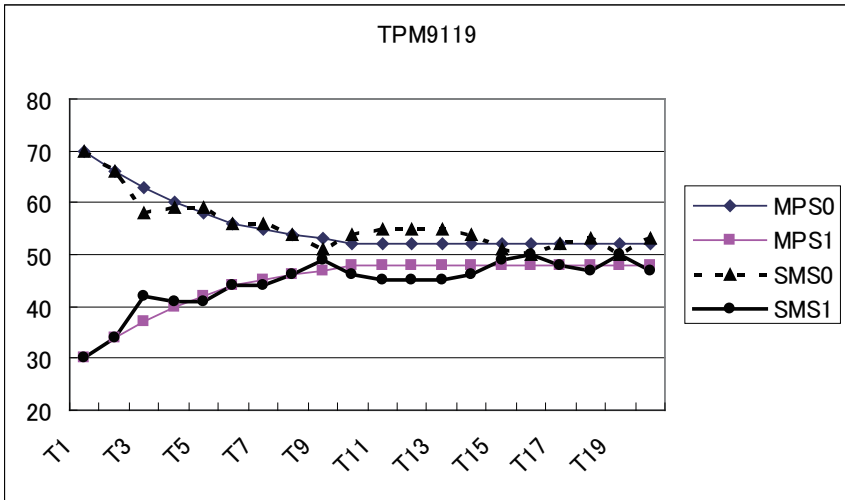


図4 シミュレーションの手順

## 5. 結果

### 5.1 リサーチクエスチョン1：移行行列の変化は語彙知識の長期的変化に影響を及ぼすのか

図5のグラフはそれぞれの移行行列からなるシミュレーションの結果とマトリクス予測を示している。「研究方法」で述べたように、シミュレーションは初期設定を  $S_0=70$ 、 $S_1=30$  と設定し、各移行行列を基に100回のシミュレーションを行った。その後、マトリクス予測との誤差が最小であったものを、シミュレーションの代表として選び出した。それぞれのグラフにおいて、MP (Matrix Prediction) はマトリクス予測を表し、SM (Simulation) はシミュレーションを表している。また、 $S_0$  は「知らない単語」を、 $S_1$  は「知っている単語」を表している。





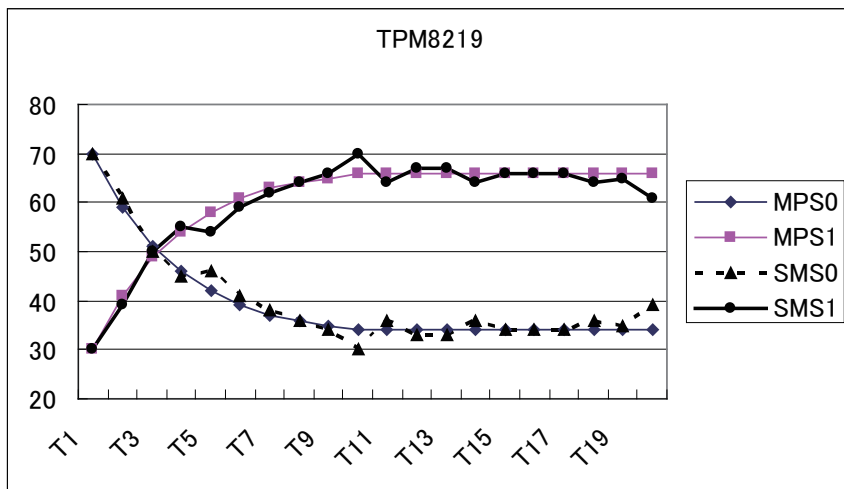


図5 移行行列ごとのマトリックス予測とシミュレーションの結果

図5のグラフから分かるように、マトリックス予測（MPS0とMPS1）はきれいな曲線を描いているが、シミュレーション（SMS0とSMS1）では、曲線から逸脱した箇所がみられる。しかし、全体的にはほぼ同じような変化をみせており、Time 10あたりから、均衡状態へ入っている。統計的に見ても、マトリックス予測とシミュレーションとの相関関係は非常に高いものであった（TPM9119：相関係数  $r = .927$ , 有意確率  $p = .000$ , TPM851519： $r = .971$ ,  $p = .000$ , TPM8219： $r = .980$ ,  $p = .000$ , すべて1%水準で有意）。

先行研究（Meara, 1990; Meara & Sanchez, 1993）で指摘されていたように、同じ初期状態であっても、移行行列が少しでも変化すると長期的な変化に大きな違いがでることが確認された。TPM9119, TPM851519, TPM8219ではS1の確率は変化させず、S0の確率のみ、意図的に5%（0.05）ずつ変化させていったが、前掲のグラフでもわかるように、TPM9119の場合は、70個あったS0、30個あったS1が、それぞれ50個ほどの均衡状態へ落ち着いていたが、TPM851519では70個のS0が40個へと減少し、30個あったS1は60個へと増加している。Time 6のあたりでS0とS1の数は同じとなり、それ以降はS1のほうがS0の数より逆転している。TPM8219においては、早くもTime 4のあたりで、S0とS1の数が同等となり、それ以降はS1がS0より多くなっている。最終的には70個あ

たS0は30個となり、30個あったS1は70個に増加している。

上記の結果より、移行行列の変化により、語彙知識の変化パターンが変わることが確認された。それぞれ均衡状態へ入るのはTime 10のあたりであるが、S0とS1の数が同等になる時期は、S0からS1に移行する確率が0.05ずつ上がるにつれて、早くなり、TPM9119ではTime 10であったものが、TPM851519ではTime 6、そしてTPM8219では、Time 4と急速に変化していくことが判明した。

## 5.2 リサーチクエスチョン2：平衡状態に入った後でも語彙知識は変化しているのか

図6に各移行行列に基づく仮想データを表示している。△は未知語(S0)を▲は既知語(S1)を表す。100語の単語が縦に並んでおり、最初に白の未知語(S0)が70個、黒の既知語(S1)が30個という初期設定が、データに記入してある横の線で示されている。シミュレーションでは20回のテストを実施したが、それが縦に20列ならんだ形となっている。よって、左から、Time 1、Time 2と移行し、一番右側がTime 20の結果となる。また、データは見やすいように、未知語の中で、既知語へと変化した数の少なかったものから多かったものへと並べ替えてある。同様に、既知語においても、未知語に変化したものを考慮し、既知語の数の多さでデータが並べ替えた。また、データの中央に入っている縦の線が均衡状態へ入った時点を表している。

このデータをみると、移行行列(TPM)がわずかに変化することによってS0からS1に変化する(△が▲に変化する)数が急激に変化していることが伺える。TPM9119においては未知語で、まったく変化しなかったもの(△のままの部分)が15個あったものが、TPM851519ではわずか3個のみとなり、未知語の中で変化に大きな違いが生じている。更には縦の線の右側の均衡状態へ入った後でも△から▲、あるいは▲から△とかなりの動き、語彙知識の変化があることが分かる。

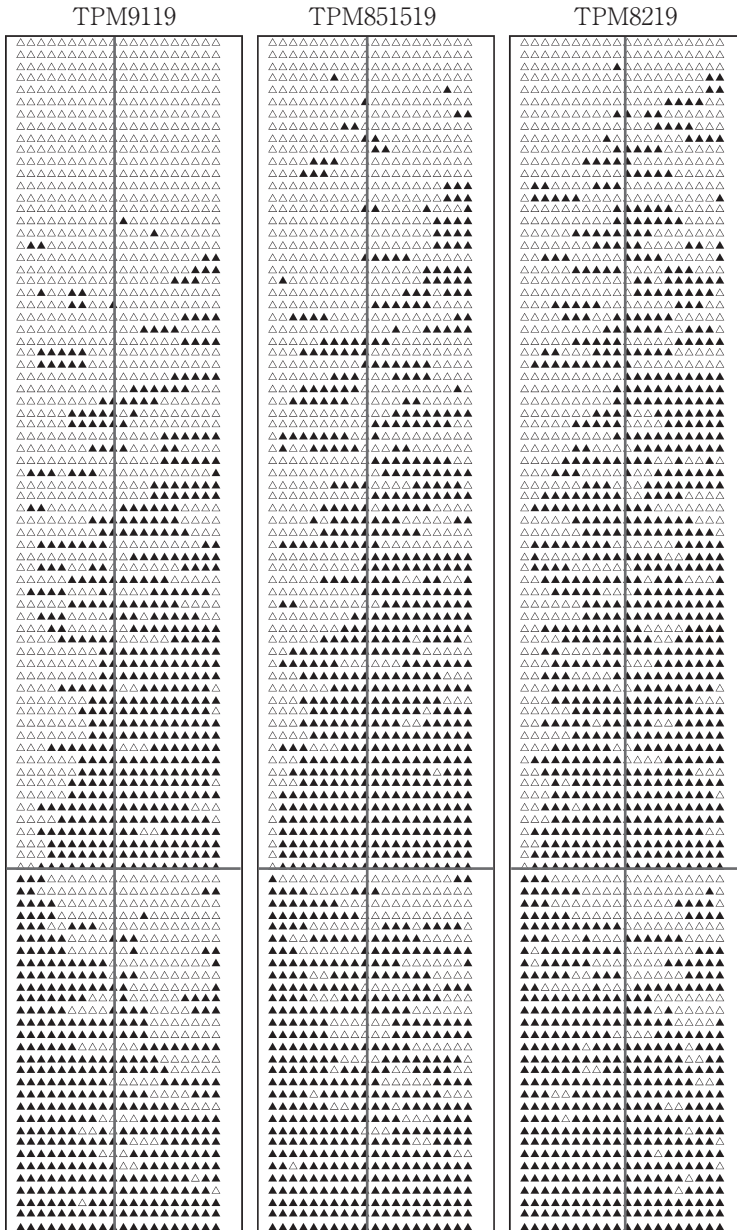


図6 移行行列ごとの仮想データ

語彙知識の安定性については、色々な分析方法が考えられるが、本研究では、各テスト間の語彙知識の変化を頻度として計算した。図7のグラフにその結果が表わされている。

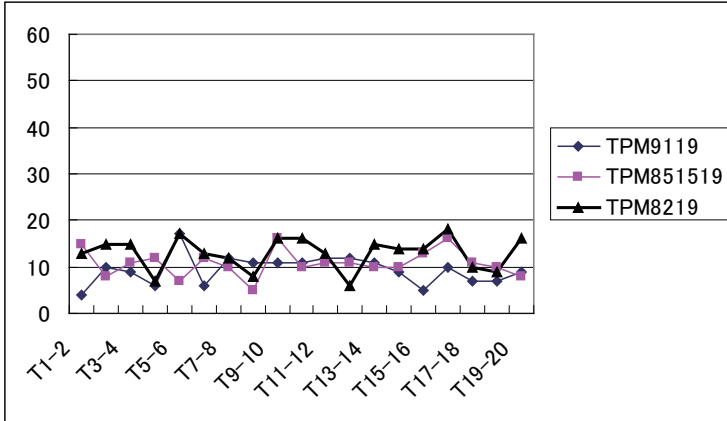


図7 テスト間の語彙知識の変化頻度

図7のグラフに示されているように、各TPM（移行行列）においてばらつきがあるものの5個から15個（5～15%）程度の数の単語の知識が毎回変化している。Time 10（T10）から均衡状態へ入った後もそれ以前と同様に変化を続けていることが分かる。次に、変化する頻度を単語ごとに計算し、それをまとめたものが図8である。

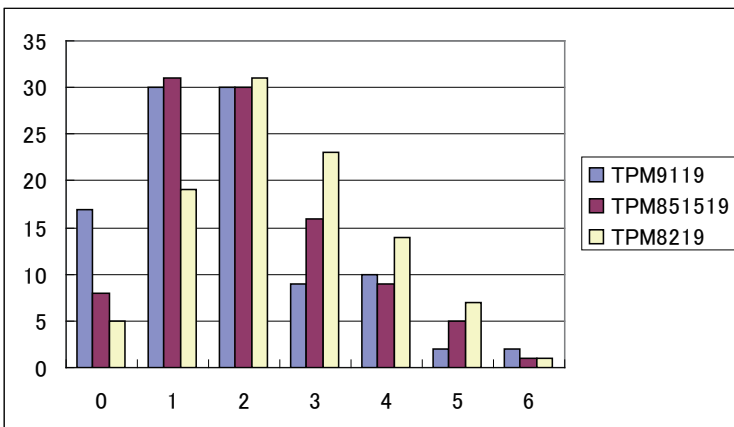


図8 各TPMによる変化頻度数による単語数

変化することがまったくなかった単語から、最大6回変化した単語の数が示されている。TPMの違いにより、その分布には微妙な違いが現れている。TPM9119ではグラフの右側に集中した形となっており、0（まったく変化なし）と変化頻度が1回と2回の単語数が大半を占めている。しかし、TPM851519では、その中心がやや右に移動しており、変化頻度が1回2回3回であるものが多くを占めている。そして、TPM8219においては、変化頻度2回を中心として3回、4回の単語が多く見られる。これはTPMが変化することにより、単語知識の変化に違いが出てくることを別の角度から表すものである。

本研究では、TPMを変えることによる、語彙知識の変化について調べたが、予想通り、語彙知識の変化は移行行列に大きく影響を受けた。移行行列が少しでも変化すると、語彙知識の全体に対して大きな変化をもたらした。

また、語彙知識は予想よりも不安定なものであった。特に、平衡状態に入った後もデータには動きがあり、表面的には均衡を保ち動きが観察されにくい、仮想データの動きを見ると、均衡状態に入った後も、それ以前と変わらないほどの動きがあることが判明した。

## 6. 考察と今後の研究課題

移行行列のわずかな違いにより、長期的な変化に大きな違いが出てくるという結果がみられた。出発点でいくつ単語を知っておりいくつ知らないかという、初期状態に注意が向きがちであるが、語彙知識が移行する確率に注意を向ける必要性が本研究を通して確認された。語彙テストなどを分析する際には、各テストの結果分析のみで終わってしまうことが多い。しかし本研究の結果は、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大切であることを示唆している。

本研究を通して、語彙知識の発達を長期的な視点から観察することの重要性が改めて明らかとなった。先行研究は短期的な検証を主たる目的としており、実際にどのような変化がおこなわれるのか長期的に検証することが求められている。少なくとも均衡状態に到達するまでの過程を観察することが重要となる。本研究では、予想以上に語彙知識が不安定なものであることが分かった。それゆえに、初期の学習に加えて、学んだ語彙知識の保持に係る工夫が必要である。

長期的な語彙の知識の変化を観察する今回の実験で明らかのように、これからも多方面にわたる研究が求められている。例えば、忘れかけている単語をど

のようにして思い出させるのか、あるいは更に長期記憶へと定着させるにはどうしたらよいかなど、課題は多い。マトリックスモデルを活用することにより、長期的な語彙知識の変化を測定・予測することが可能となり、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、単語の習得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と判断できるのだろうか。そして語彙知識の長期的な変化において何らかのパターンが検出されるのか調査する必要がある。たとえば、単語学習の環境が異なる場合に何かパターンに違いが出てくるのであろうか。語彙リストを覚え、意図的に語彙を増やしていく場合と、読書等行う中で単語に出会い、文脈の中で語彙の知識を増やしていく場合とでは何かパターンに違いが出てくるのであろうか。

今後本研究のようなシミュレーションを実施する際、いくつかの課題が挙げられる。第1に、移行行列に何らかの範囲の制限があるのか調べる必要がある。今回の実験では、恣意的にS1の移行行列を0.05変化させてデータを観察したが、実際の被験者からデータを取り、移行行列の取りえる範囲について調べることが求められる。次に、本研究では2つのレベルでの語彙知識の研究に絞ったが、これを発展させて3つのレベルあるいは4つのレベルにおける研究も必要となる。また、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べきであろう。変化を表現するにもっと適切な方法を探すことも重要である。今回のシミュレーションでは100語というシミュレーションではわずかな数の単語数を想定して実験を行なったが、もっと単語数を増やした場合にはどのような変化が現れるのか、更なる検証が望まれる。そして、モデル化についても、移行行列の変化を考慮に入れたモデルが組み立てられないか検証すべきである。本研究の大前提は移行行列は安定しており変化は起こらないということであったが、現実においてはこの移行行列は変化しうる。学習環境の変化、学習者の内的要因の変化（動機付け、態度、興味など）によって移行行列が変化することも想定できる。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。そのようなモデルに基づいたシミュレーション研究を行っていくことが重要である。

本研究はコンピュータによるシミュレーション研究であった。今後は実際に被験者に同様の条件で単語を学習してもらい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も必要となろう。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、理論の妥当性を検証していく必要がある。また、実際の被験者から得られるデータにより、それぞれの単語の知識がどのように変化するのか、あるいは特有の難しい単語があるのかなど、長期的な視野で分析することができるだろう。これにより、安定した単語、不安定な単語などに関する情報を得ることが可能となる。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といった事柄についても被験者から集めたデータが有効であり、今後の語彙習得研究に大いに貢献できると考えている。

### 参考文献

- Bradley, I., & Meek, R. L. (1986) . Matrices and society. Harmondsworth: Penguin.
- 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., & Sanchez, I. R. (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.