

卒業論文

認知機構のモデル化に関する基礎的研究  
—概念の形成に関する研究—

東北大学 工学部 通信工学科  
阿曾研究室 4年

横山弘子

平成8年 3月 26日

# 目次

<b>1</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
1.1	本研究の背景	1
1.2	本研究の目的	2
1.3	本論文の構成	3
<b>2</b>	<b>人間の認知機構</b>	<b>4</b>
<b>3</b>	<b>概念の定義</b>	<b>6</b>
3.1	概念とスキーマ	6
3.2	Rumelhart によるスキーマの定義	6
<b>4</b>	<b>概念の形成</b>	<b>9</b>
4.1	概念連想モデル	9
4.1.1	概念連想モデルの概要	9
4.1.2	概念の定義との対応	10
4.1.3	各ユニットの活性度	11
4.2	既存モデルにおける結合度と外部入力	12
4.3	学習による概念の形成	14
<b>5</b>	<b>概念連想のシミュレーション</b>	<b>16</b>
5.1	シミュレーション仕様	16
5.2	シミュレーション結果	17
5.3	結果の考察	23
<b>6</b>	<b>まとめ</b>	<b>28</b>
6.1	結論	28
6.2	問題点	28
6.3	今後の課題	29
6.4	将来の展望	29

---

謝辞	30
参考文献	31

# 目 次

2.1	人間の認知過程モデル	4
2.2	顔の認知 (文献 [1] より引用)	5
3.1	スキーマの階層性	7
4.1	ホップフィールド型ネットワークのイメージ	10
5.1	既存モデルによる時間発展 (オープン固定)	18
5.2	本モデルによる時間発展 (オープン固定)	18
5.3	既存モデルによる時間発展 (ベッド固定)	19
5.4	本モデルによる時間発展 (ベッド固定)	19
5.5	既存モデルによる時間発展 (机固定)	20
5.6	本モデルによる時間発展 (机固定)	20
5.7	既存モデルによる時間発展 (浴室固定)	21
5.8	本モデルによる時間発展 (浴室固定)	21
5.9	既存モデルによる時間発展 (ソファ固定)	22
5.10	本モデルによる時間発展 (ソファ固定)	22
5.11	既存モデルによる時間発展 (ベッドとソファ固定)	26
5.12	本モデルによる時間発展 (ベッドとソファ固定)	26

# 表 目 次

4.1 部屋概念の記述子一覧 . . . . .	11
5.1 シミュレーションによる活性化ユニット一覧 . . . . .	23

# 第 1 章

## 序論

### 1.1 本研究の背景

20 世紀半ば，数値計算を高速に実現するために計算機が開発された．以来，単純な手順でありながら人手では時間を要していた作業が，計算機では極めて高速に行なえる事から，その需要は急速に伸びた．今日では，計算機は科学技術計算や事務処理など社会のあらゆる分野に浸透している．

一方，計算機で，単純な作業のみでなく，人間の「知的」な処理を実現しようという考えも古くからあった．知的処理とは，ここでは「知覚」，「学習」，「記憶」，「判断」及び「思考」などの過程を指す．例えば日本語で書いた文章を読んで，英語に翻訳するなども知的処理の 1 つである．

近年の計算機のハードウェア及びソフトウェア技術の飛躍的進歩に伴い，この考えを実現する試みがなされており，実際に知的処理システムとして実用段階まで到達している計算機システムもある．

しかし現状では，その処理に人間の持つ認知過程の柔軟性が未だ欠けている．ここでいう柔軟性とは，例えば以下のものである．

- 不完全な情報からも認識できる
- 矛盾のあるデータに対しても様々な観点から考えて，総合的に判断できる

これらは，特に「知覚」，「判断」及び「思考」といった過程に見られるものであり，「学習」，「記憶」はこれらの過程の基礎となる．今後，人間の行うような柔軟な知的処理システムを実現するために，如何にこの「柔軟性」を計算機に組み込んでいくかが大きな課題となっている．

近年，この課題を克服するため，人間自身の行う認知過程のメカニズムに対する関心が強まっている．そのため，情報科学や情報工学といった分野と神経科学や心理学等，工学の枠を越えた分野との交流が行われている．このような，認知過程に対する様々な分野か

らのアプローチとその学際的交流により、今後人間の持つ柔軟性のメカニズムを解明することが期待されており、最近では、各分野で得られた知見を統合する場として認知科学という学問も盛んである [1, 2]. 本研究でも情報工学, 神経科学で研究されているニューラルネットワークと心理学で研究されている“概念”を統合することで「柔軟性」を計算機に取り込むことを試みている.

## 1.2 本研究の目的

- 研究方針

本研究では、工学以外の分野からも広く人間の知的処理のメカニズムに関する研究の知見を取り入れ、それによってより柔軟性のある知的処理システムの構成を目標とする.

まず、認知心理学で人間の認知機構モデルとして主流となっているモデルを、人間の知的処理のベースとなるモデルとして用いる. このモデルでは、人間の認知過程は Bottom-up 及び Top-down という 2 つの過程が並列的、相補的に作用していると考えている. モデルの詳細は 2 章で述べるが、従来の知的処理システムをこの心理学上のモデルから見た場合、Top-down 的過程に着目したものは少なかった. 本研究では、認知過程の柔軟性に特に Top-down 的過程が関係すると考え、この過程の基礎となる「記憶」に注目する. 心理学では、記憶にはいろいろな種類に分類され研究が進められている. その中で認知過程では長期記憶のなかの認知性記憶、特に意味記憶と呼ばれるものが使われている. 本研究では認知過程で使われるこのような記憶を概念と呼ぶ.

- 具体的目的と手法

本研究の具体的目的は概念の形成とする. 概念の形成は、知的処理における「学習」に関連するものであり、本研究は前述した知的処理の 5 つの要素のうち、まず柔軟性が現われる過程の基礎となる部分である「記憶」や「学習」過程の実現を目指す. 概念の形成によって Top-down 的過程の基礎が構築され、Top-down 的過程を効果的に組み込んだ知的処理システムのベース部分が作成される.

研究の手法として概念の形成にニューラルネットワークを用いることにする. ニューラルネットワークは、情報工学や神経科学で盛んに研究が行われており、その有望な応用の 1 つとして連想記憶モデルがある. 現在様々な連想記憶モデルが提案されているがその事例として概念の連想モデル (文献 [3]) がある. 本研究でニューラルネットワークを用いる利点として以下がある.

1. 学習の繰り返しにより概念の形成を自動的に行わせることができる. 但しここでの学習とはニューラルネットワークという枠組で用いる狭義の学習である.

2. 処理が並列である。Bottom-up 的過程と Top-down 的過程を並列的に行ない、互いに相互作用させるといふ認知機構モデルの処理形態が容易に実装できる。また並列処理の過程で複数現れる概念の候補を適当に競合させ、入力データに対して、不完全性や矛盾を吸収した最もらしい解に到達させることができる。

上記の概念連想モデルには知的処理に柔軟性を持たせるための基礎となる学習が取り込まれていない。そこで、本研究では学習を導入した新しい概念連想モデルを提案し、シミュレーションによりその動作及び問題点を確認する。

### 1.3 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。

- 1 章では、本研究の背景と目的について述べる。
- 2 章では、本研究で用いる認知機構のモデルについて述べる。
- 3 章では、本研究で用いる概念の定義について述べる。
- 4 章では、3 章で定義した概念と本研究でのニューラルネットモデルとの対応、及び概念形成のために設定した学習則について述べる。
- 5 章では、4 章で設定した学習則に基づいて形成した概念を連想させるシミュレーションを行なったのでこれについて述べる。
- 6 章では 5 章の結果を踏まえて結論と今後の課題、及び将来の展望について述べる。



## 第 2 章

# 人間の認知機構

本章では知的処理システムに用いる認知機構のモデルについて述べる。

認知心理学の分野では、人間の認知過程は、Norman と Bobrow によって提案された Bottom-up 的過程と Top-down 的過程の相互作用から成るという考え (参考文献 [4]) が主流となっている (図 2.1)。

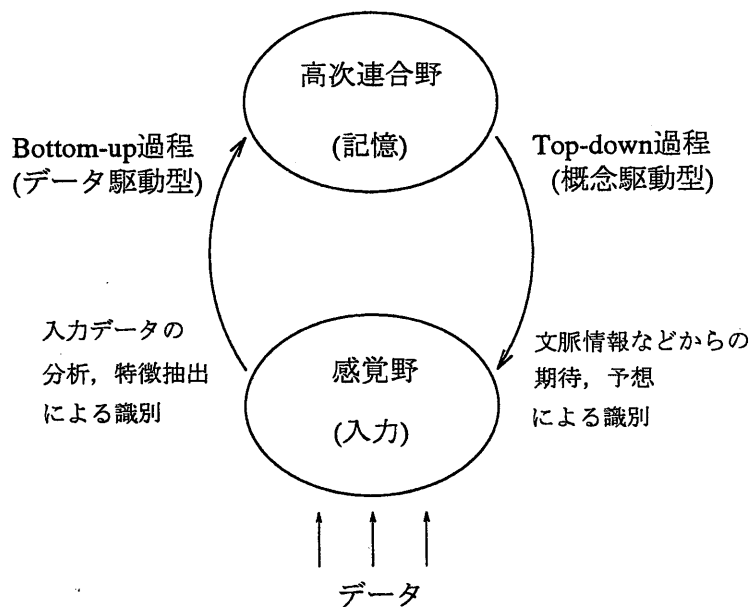


図 2.1: 人間の認知過程モデル

Bottom-up 的過程はデータ駆動型ともいわれ、入力データ (脳の感覚野に蓄えられる) を分析し特徴抽出を行なってから、そのデータを既に記憶 (脳の連合野に蓄えられる) のなかにあるものと照合しデータが何であるかを決定しようとする過程である。

一方 Top-down 的過程は概念駆動型ともいわれ、入力データを取りまく環境、即ち「文

脈」を考慮し、既に記憶にあるもののなかで、その文脈に最も適したものを予想して(これを文脈効果という)、そのなかからデータが何であるか決定しようとする過程である。

人間はこの2つの過程を並列に行ないつつ、相補的な作用をすることで、入力データの不完全性の補間や、矛盾の吸収をし、最もらしい解を探しだすと考えられている。

例えば図 2.2において、人間は左側の図は顔であると認識することができる。しかし顔のなかにある目、鼻、口などは、(a)のように単独で示されると単に線にしか見えずそれが目鼻であるとは認識し難い。認識するには、(b)のように1つ1つがより詳細化される必要がある。しかし顔のなかに収まると、(a)のような図が目鼻と判断できる。これからもわかるように人間は顔を認識するときに、目、鼻、口を認識してから顔と判断する(Bottom-up 的過程)のではなく、そのような処理と並行して、空間的配置の様子などから、この図は顔であると予め想定する処理(Top-down 過程)があり、その処理によって、単独では目、鼻、口と思うには困難であるようなものも、「おそらく目、鼻、口であろう」、と予想すると考えられる。

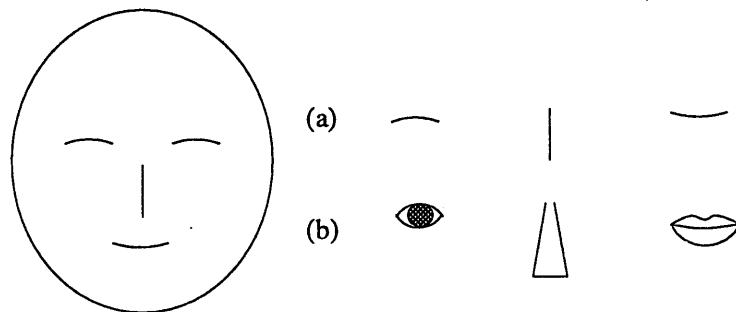


図 2.2: 顔の認知(文献 [1] より引用)

一般に、人間の認知過程として Bottom-up 的過程のみを仮定すると、不完全な、あるいはノイズのあるようなデータに対して、データの特徴を完全に抽出できなかつたり、本来抽出するはずのない特徴を抽出したりして、最終的にデータが何なのかを判断できなかつたり、誤認識したりする原因となる。しかし実際は Top-down 的過程も作用し、Bottom-up 的過程と相互作用を行うことにより、データの不完全性を補ったり、矛盾を吸収したりして、柔軟に認識を行なうと考えられる。即ち、人間の認知過程は Bottom-up, Top-down の2つの過程によるが、このうち特に Top-down 的過程が、人間の認知過程の柔軟性を作りあげているといえる。

## 第 3 章

# 概念の定義

前章で述べた Top-down 的過程は，人間が既に持っている記憶を基に作用する．本研究では，序論で述べたように，認知過程で使われる記憶を以後概念と呼び，記憶の中でも特に概念に着目し，概念の定義と形成を行う．

本章では，まず概念の定性的定義を与える．

### 3.1 概念とスキーマ

従来概念は，心理学では「スキーマ」という用語で定義されることが多い．スキーマとは，記憶内に貯蔵された一般的概念を表わすデータ構造であり，人工知能の分野ではフレームと呼ばれるデータ構造もスキーマを基本としたものである．本研究でも，概念の定義として「スキーマ」の定義を用いる．厳密な定義は，定義する心理学者の考えによって異なるが，本研究ではそのうちの一人である Rumelhart による定義を用いることにする．

### 3.2 Rumelhart によるスキーマの定義

Rumelhart による定義は参考文献 [5] に詳しいがここでは以降の説明に重要となる部分について述べる．

#### 1. スキーマの構造

1つのスキーマは複数の構成要素から成る．例えば，「買う」スキーマ（「買う」という概念に相当）の構成要素は，「買い手」，「売り手」，「品物」の3つである．

#### 2. 構成要素の構造

構成要素はさらにスキーマになる場合がある（スキーマの階層性）．

例えば図 3.1 のように「家」スキーマは「部屋」スキーマを構成要素とし，さらに「部屋」スキーマは「台所」スキーマ，「寝室」スキーマ，「居間」スキーマ等から成る．

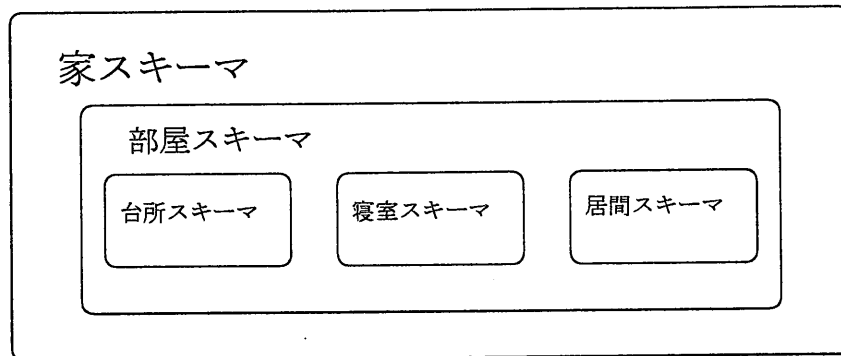


図 3.1: スキーマの階層性

このような階層構造は何重にもなりうるが、そのようなスキーマも最終的には内部にスキーマを1つも含まない構成要素から成る。このときの構成要素はプリミティブと呼ばれる。プリミティブは状況に応じて値が変化する一種の変数であり、概念を表わす要素として典型的となる値(デフォルト値)を持つ。

例えば「買う」スキーマの構成要素「買い手」、「売り手」、「品物」の3つはプリミティブである。(「買い手」についての概念「買い手」スキーマを考えることもできる。一般に、概念をどのレベルまで詳細化するかによってプリミティブにするかスキーマにするかは変化する) あるスキーマにおいてその構成要素全ての値が決定したとき、そのスキーマは事例化(具体化)されたという。このときそのスキーマ(概念)が認知されたという。

### 3. 構成要素の性質

#### (a) 制約条件(拘束)を持つ

例えば、「買う」スキーマの構成要素である「買い手」、「売り手」はどんな値でも入るわけではなく、人間でなければならないという制限がある。これが制約条件である。

#### (b) ある構成要素の値は他の構成要素の値に依存して決定する。

例えば、「御歳暮」という話題で二人の人間が会話している状況を考える。会話のなかで、一方の話し手がハムを買うと話したとする。これは、「買う」スキーマの構成要素「品物」にハムという値が入ったことに対応する。その段階で、まだ誰から買うと話されていなくても、構成要素「売り手」には、御歳暮でハムを売る典型的な場所であるデパートの店員という値が入りうる。この場合、ハムとデパートの店員に強い相互依存性があるという。なおこのデパートの店員という値は、文脈が「御歳暮」である場合に、「買う」スキーマの構成要素「品

物」にハムが入った時の「売り手」のデフォルト値であると言える。ある文脈において極めて典型性が高いデフォルト値を持つプリミティブはデフォルト値そのものを指す定数にもなりうる。一方、典型性が低く、他の構成要素の値が決定しない限り値が決まらないような流動的なプリミティブは、特に変数としての性質が強いといえる。

## 第 4 章

# 概念の形成

本章では、前章で定義した概念を、学習によりニューラルネットワーク上に形成するモデルを提案する。特に概念の性質をニューラルネットワークにどのように対応させたのか、また人間の知的処理での学習をどのようにニューラルネットワークでの学習に帰着させているのかについて詳説する。

### 4.1 概念連想モデル

本研究では、前章で定義した概念をニューラルネットワーク上に実装した、既存の概念連想モデル [3] を学習に用いた。このモデルはスキーマを定義した一人である Rumelhart 自身が作成したものであるが、ニューラルネットワークの特徴の 1 つである学習が取り入れられていない。人間の知的処理の基礎的部分となる学習を何らかの形でニューラルネットワークでの学習に帰着させることで、序論で述べたように学習によって概念を自動的に形成させることが可能である。そのため本研究ではこのモデルの一部を変更し、学習則を設定した。

#### 4.1.1 概念連想モデルの概要

本研究で使用した概念連想モデルは部屋スキーマ (以降部屋概念と呼ぶ) を連想するホップフィールド型ネットワークである。

部屋概念は台所、浴室、居間、寝室、事務室の 5 種類である。

本節以降 Rumelhart らによる既存の概念連想モデルを既存モデル、既存モデルに学習則を付加して拡張したモデルを本モデルと呼ぶことにする。

ホップフィールド型ネットワークのイメージは図 4.1 のようなものである。

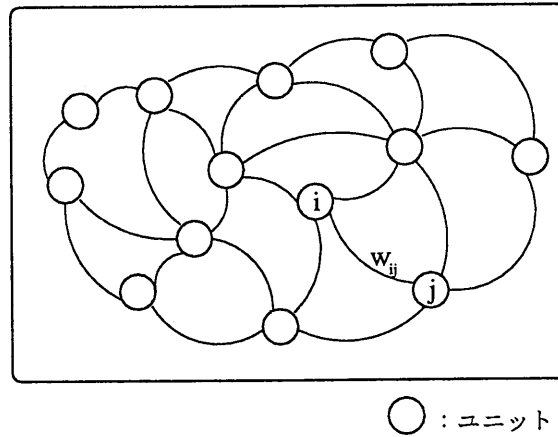


図 4.1: ホップフィールド型ネットワークのイメージ

ホップフィールド型ネットワークの一般的特徴は以下の通りである。

- 複数のユニットが互いにある結合度を持って、完全に相互結合している (図 4.1では見やすさのために完全な相互結合にはなっていない)。
- 結合度は、ユニット間で対称である (図 4.1においてユニット  $j$  からユニット  $i$  への結合度を  $w_{ij}$  とすると  $w_{ij} = w_{ji}$ )。また自分自身との結合度は 0 である。
- ネットワーク内の各ユニットは完全に非同期的に独立して動作する。
- エネルギー関数が設定されており、ネットワークはこの関数を極小にするように動作する。

#### 4.1.2 概念の定義との対応

既存モデルにおける前章の概念との対応は以下の通りである。

1. ネットワーク内のユニット ⇔ 部屋概念の構成要素に入る値 (特にデフォルト値)
2. ユニット間の結合度 ⇔ 構成要素に入る値どうしの相互依存性を定量的に表わしたもの
3. 概念の表現

既存モデルでは、連想とは複数のユニットが活性化 (次項参照) することである。活性化により、そのユニットに対応する値を構成要素として持つ、ある部屋概念を表現する。即ち、本ネットワークにおける部屋概念は、1つの記号 (もの) として存在するものではなく、ユニットが互いに非同期的に動作することにより、時間とともにユニットの活性化パターンとして表われてくるものである。

ユニットに対応する値は表4.1に示したものであり、部屋概念の構成要素の典型的値40個である。以降これらを記述子と呼ぶことにする。

ceiling (天井)	walls (壁)	door (戸)	windows (窓)	very-large (非常に大きい)
large (大きい)	medium (中くらい)	small (小さい)	very-small (非常に小さい)	desk (机)
telephone (電話)	bed (ベッド)	typewriter (タイプライタ)	bookshelf (書棚)	carpet (カーペット)
books (本)	desk-chair (椅子)	clock (時計)	picture (絵)	floor-lamp (電気スタンド)
sofa (ソファ)	easy-chair (安楽椅子)	coffee-cup (コーヒーカップ)	ashtray (灰皿)	fireplace (暖炉)
drapes (カーテン)	stove (ストーブ)	coffeepot (コーヒーポット)	refrigerator (冷蔵庫)	toaster (トースター)
cupboard (食器棚)	sink (流し)	dresser (ドレッサー)	television (テレビ)	bathtub (浴槽)
toilet (トイレ)	scale (はかり)	oven (オーブン)	computer (コンピュータ)	clothes-hanger (洋服掛け)

表 4.1: 部屋概念の記述子一覧

変数やスキーマ間の階層性という性質と本モデルとの物理的対応はない。これらについては5章で述べる。

### 4.1.3 各ユニットの活性度

概念連想の際、各ユニットは非同期に動作しながら、下式のような規則に従って各々の活性度(内部状態)を時間的に変化させていく。

本モデルでのユニットの活性度は、 $[0, 1]$ の連続値である。以降では特に活性度が上昇することを活性化と呼ぶ。

<ユニットの活性変化規則>

$$a_j(t+1) = a_j(t) + \begin{cases} \lambda \cdot \text{input}_j(t)(1 - a_j(t)) & \text{input}_j(t) > 0 \\ \lambda \cdot \text{input}_j(t)a_j(t) & \text{それ以外} \end{cases}$$

$$\text{input}_j(t) = e_j(t) + \sum_{i \neq j} w_{ji}a_i(t)$$

但し、

$a_j(t)$  : 時刻  $t$  でのユニット  $j$  の活性度,  $1 \leq j \leq 40$

$\text{input}_j(t)$  : 時刻  $t$  でのユニット  $j$  への入力



- $w_{ji}$  : ユニット  $j, i$  の結合度
- $e_j(t)$  : ユニット  $j$  への外部入力
- $\lambda$  : 定数

である。

本モデルでは活性変化規則の式における結合度と外部入力に学習則を設定した。結合度は前述したように相互依存性を定量的に表したものである。従って、本モデルでの学習は、部屋概念の記述子同士の相互依存性を調整することに相当する。即ち、概念の連想はパターンとして表現されるが、概念の学習はそのパターンを構成する要素間の局所的な関係を覚えることである。

また外部入力は、概念の定義とは直接関係ないが、ユニットの活性化のしやすさ(しきい値)を定量的に表したものであり、想起のしやすさに対応する。即ち、外部入力の学習は、連想の際のパターンの要素1つ1つについての想起のしやすさを覚えることである。

学習則については4.3節で述べる。

## 4.2 既存モデルにおける結合度と外部入力

本節では既存のモデルにおける結合度と外部入力の求め方について述べる。

結合度と外部入力は、学習によらず以下の計算式によって求めている。

- 結合度

$$w_{ji} = -\ln \frac{p(x_i^{mn} = 0 \& x_j^{mn} = 1)p(x_i^{mn} = 1 \& x_j^{mn} = 0)}{p(x_i^{mn} = 1 \& x_j^{mn} = 1)p(x_i^{mn} = 0 \& x_j^{mn} = 0)}$$

- 外部入力

$$e_j = -\ln \frac{p(x_j^{mn} = 0)}{p(x_j^{mn} = 1)}$$

但し、

$x_j^{mn}, x_i^{mn}$  : ユニット (0, 1 の値を取る)

$1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N$

$M$  : 各部屋の構成要素に関する聞き取り調査の人数 (下記参照)

$N$  : 部屋の種類 (台所, 浴室, 居間, 寝室, 事務室の5種類. 下記参照)

結合度はユニット間の条件付き確率をもとに、ベイズの定理を適用して計算したものであり、外部入力はユニットの生起確率をもとに計算したものである。

結合度，外部入力を求めるに当り，Rumelhart らは，予め複数の披験者 ( $M$ 人) にいくつかの部屋 ( $N$ 種類) を連想してもらい，そのうえで，記述子のリスト (表 4.1) を見せ，その中から披験者が連想している部屋の記述子として適当と思われるものを選んでチェックしてもらおうという聞き取り調査を行った．上式において，あるユニット  $x_j^{mn}$  が 1 であるとは，そのユニットに対応する記述子が  $m$  番目の披験者が連想した  $n$  種類目の部屋概念の構成要素として適当であるとチェックされたことを意味している．あるユニット  $x_j^{mn}$  が 0 であるとは，チェックされない場合を意味している．全ての披験者に対する全ての部屋についての聞き取り調査のデータから上式における各確率を計算した．

結合度は，上式から次のように解釈できる．

- 2つの記述子同士に正の相互依存性がある．すなわち聞き取り調査において，一方が記述子として適当であるとチェックされた場合，それに依存して他方も記述子として適当であると決定することが多い．  
 ⇔ 2つのユニットが双方共に 1 又は 0 となる確率が高くなり，結合度は正の値になる．  
 具体例を挙げると，前章の概念の定義で例として挙げた「買う」スキーマの構成要素の「品物」と「売り手」の値であるハムとデパートの店員は，文脈が「御歳暮」のとき，「品物」の値としてハムが決定すると，デパートの店員が「売り手」のデフォルト値となり 2つの値は高い正の相互依存性をもつ．この時結合度は正の値になる．
- 2つの記述子同士に負の相互依存性がある．すなわち聞き取り調査において，一方が記述子として適当であるとチェックされた場合，それに依存して他方が記述子として適当でないと決定することが多いか又はこの逆のケースとなる．  
 ⇔ 2つのユニットが異なった値 (0, 1 又は 1, 0) をとる確率が高くなり結合度は負の値となる
- 2つの記述子同士に相互依存性はない．  
 ⇔ 2つのユニットが独立に 1 となったり 0 となったりするため，ユニット間の結合度は 0 となる．

なお，結合度は対称であり，ホップフィールドモデルの特徴の 1つを満たす．

外部入力の値は，上式から次のように解釈できる．

- 聞き取り調査において，記述子として適当であるとチェックされることが多い．  
 ⇔ ユニットが 1 となる確率が高く，外部入力値は正の値になり活性化しやすい．
- 聞き取り調査において，記述子として適当であるとチェックされることが少ない．  
 ⇔ ユニットが 0 となる確率が高く，外部入力値は負の値になり活性化しにくい．

なお上式において，確率が 0 になる場合に計算不能となることを避けるため，既存モデルでは，確率は最小でも 0.00001 という値を持つと仮定している．

### 4.3 学習による概念の形成

4.1節で述べたように結合度と外部入力に学習則を設定した。その学習則は以下のものである。

学習則の設定においては既存モデルの方針に従い、その値がユニットの条件付き確率や生起確率を近似する値から決定するようにした。

学習に用いるサンプルデータも、既存モデルと同様の聞き取り調査を行なって得られたものを想定している。

- 結合度

$$w_{ij} = \alpha \left( \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N x_i^{mn} x_j^{mn} \frac{x_j^{mn} + 1}{2\omega_j^+} + \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N x_i^{mn} x_j^{mn} \frac{|x_j^{mn} - 1|}{2\omega_j^-} \right. \\ \left. + \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N x_i^{mn} x_j^{mn} \frac{x_i^{mn} + 1}{2\omega_i^+} + \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N x_i^{mn} x_j^{mn} \frac{|x_i^{mn} - 1|}{2\omega_i^-} \right)$$

- 外部入力

$$e_j = \beta \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N x_j^{mn}$$

但し、

$x_j^{mn}, x_i^{mn}$  : ユニット  $(-1, 1)$  の値を取る

$$\omega_j^+ = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \frac{x_j^{mn} + 1}{2}$$

$$\omega_j^- = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \frac{|x_j^{mn} - 1|}{2}$$

$\alpha, \beta$  : 定数

本モデルでもユニット  $x_j^{mn}$  が 1 であるとは  $m$  番目の披験者が連想した  $n$  種類目の部屋概念に、対応する記述子が適当とチェックされたことを意味する。しかしチェックされなかった場合、0 でなく  $-1$  としている。

結合度の各項は、Hebb 則に付加的な項をつけて、条件付き確率を近似するようにしたものである。

$\omega_j^+$  はユニット  $x_j^{mn}$  が 1 となる確率、 $\omega_j^-$  はユニット  $x_j^{mn}$  が 0 となる確率に相当する。 $w_{ij}$  の式の第一項では、 $\frac{x_j^{mn} + 1}{2\omega_j^+}$  の付与によりその前の Hebb 則項  $x_i^{mn} x_j^{mn}$  の  $x_j^{mn}$  が 1 のときの  $x_i^{mn}$  の条件付き確率に対応する項を作っている。第二項では、 $\frac{|x_j^{mn} - 1|}{2\omega_j^-}$  の付与によりその前の Hebb 則項  $x_i^{mn} x_j^{mn}$  の  $x_j^{mn}$  が  $-1$  のときの  $x_i^{mn}$  の条件付き確率に対応する項を作っている。

る。第三項，第四項は  $x_i^{mn}$  が 1 のとき及び  $-1$  のときの  $x_j^{mn}$  条件付き確率を意味する項を作っている。本式による結合度も対称であり，ホップフィールド型モデルの条件を満たしている。

外部入力も生起確率を近似するよう設定した。即ち，既存モデルでの計算式と同様，記述子が適当とチェックされることが多いほど，つまりユニット  $x_j^{mn}$  が 1 となることが多いほど，活性化しやすい。

## 第 5 章

# 概念連想のシミュレーション

前章で形成した概念に対して，活性変化規則を適用し，概念を連想させるシミュレーションを行なった．結合度と外部入力を

- 既存モデルの計算方法
- 本モデルの学習則

の 2 通りで計算し，各々について概念連想のシミュレーションを行ない比較した．

### 5.1 シミュレーション仕様

シミュレーションにおけるパラメータは以下のように設定した．

- $\lambda$  : 0.1
- 活性の繰り返し数 (時間変化させる回数): 1000 回
- $M$  (聞き取り調査の人数) : 9  
文献 [3] において Rumelhart 自身も既存モデルのシミュレーションを行っておりその結果が紹介されている．しかし聞き取り調査の結果データは掲載されていないため，今回は研究室の方 9 名に協力していただき聞き取り調査を行なった．
- $N$  (部屋の種類数) : 5
- $\alpha, \beta$  :  $\frac{10}{45}$
- 動作条件  
以下の条件下でシミュレーションを行った．

### 1. 開始状態

記述子「天井」に対応するユニット (以下天井ユニットと呼ぶ. 他のユニットも, 同様に記述子の名をつけて呼ぶ) と残りのユニットのうち1つのユニットの活性度を1に固定する. それ以外のユニットの活性度は0とする. 天井ユニットを1に固定するのは, 「部屋」という文脈を作ることに相当する. 今回文献 [3] と同様の開始状態とし, 天井ユニット以外に1に固定するユニットとして, オープン, ベッド, 机, 浴槽, ソファの5ユニットを選んだ.

### 2. 終了状態

適合度関数 (ネットワーク全体での相互依存条件の満足度を評価する関数) が極大となった時点で動作を終了させる.

適合度関数はホップフィールドモデルのエネルギー関数に相当するが, 既存モデル, 本モデルともその符号を逆にしたものを適合度関数としている. エネルギー関数では極小となる場合に動作が終了するが, 適合度関数の場合は極大となった時点で終了である.

今回は, 定数 $\lambda$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ の値を適当に操作して上記の値とし, 適合度関数が1000回の繰り返しで必ず極大値となるようにした.

## 5.2 シミュレーション結果

次頁よりシミュレーション結果を示す. これらの図は, 活性変化規則に伴う各ユニットの活性度の時間変化 (以降時間発展と呼ぶ) を示したものである. 図では, 各ユニットの活性度を20更新毎に表している. 活性度の値が白い四角の大きさと表わされており, 四角が大きいほど活性化していることを示す.

1. 天井ユニットとオープンユニットを1に固定した場合

(a) 既存モデル

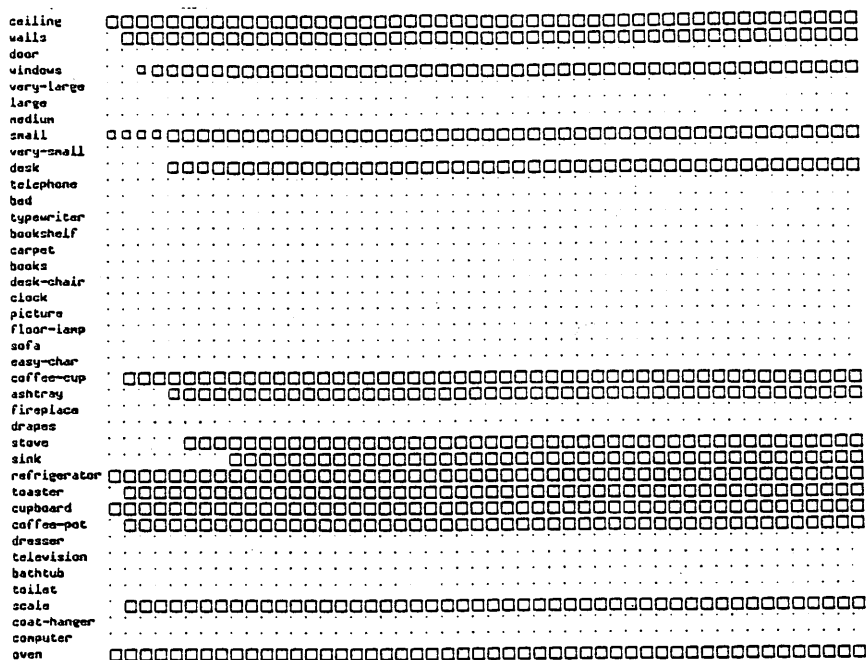


図 5.1: 既存モデルによる時間発展 (オープン固定)

(b) 本モデル

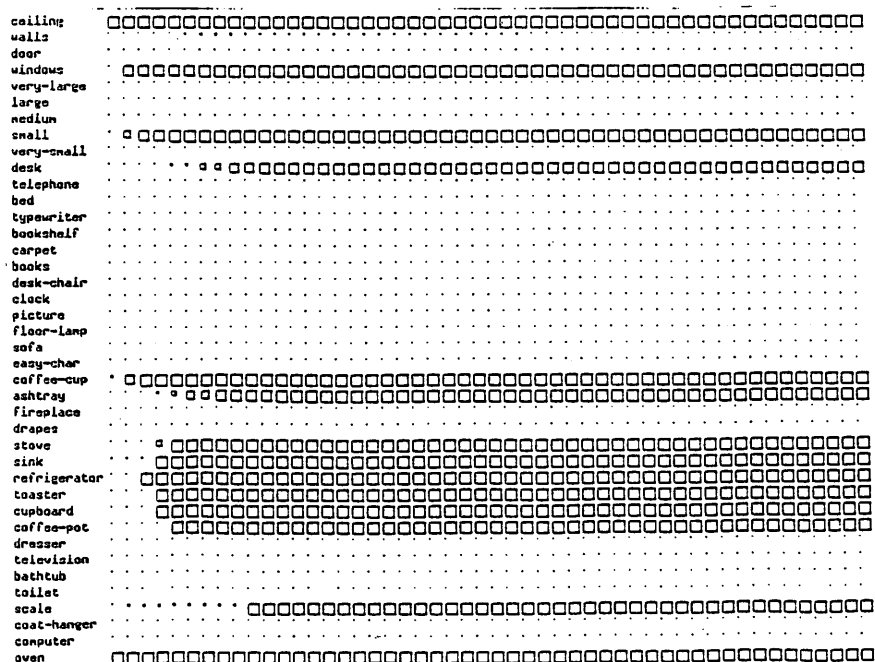


図 5.2: 本モデルによる時間発展 (オープン固定)

2. 天井ユニットとベッドユニットを 1 に固定した場合

(a) 既存モデル

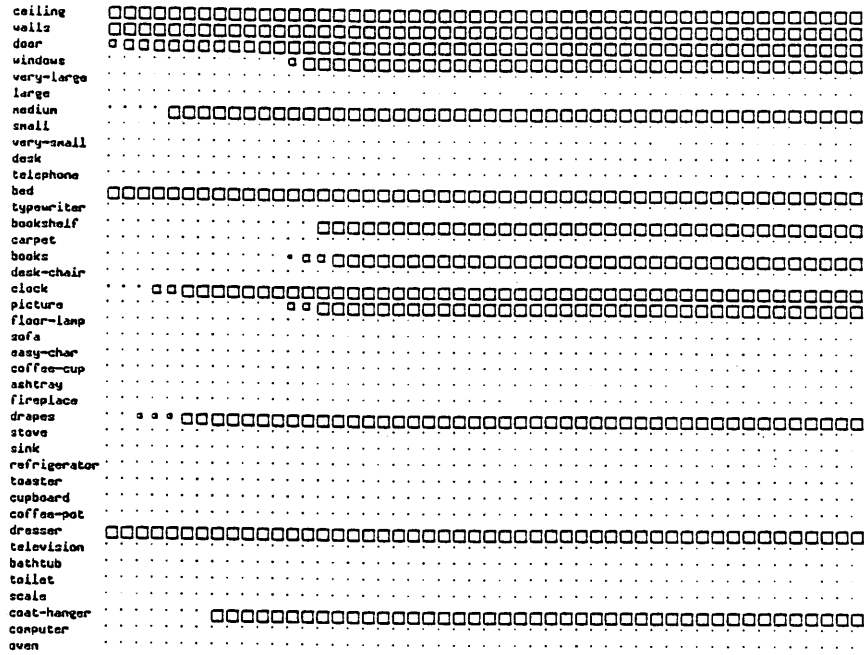


図 5.3: 既存モデルによる時間発展 (ベッド固定)

(b) 本モデル

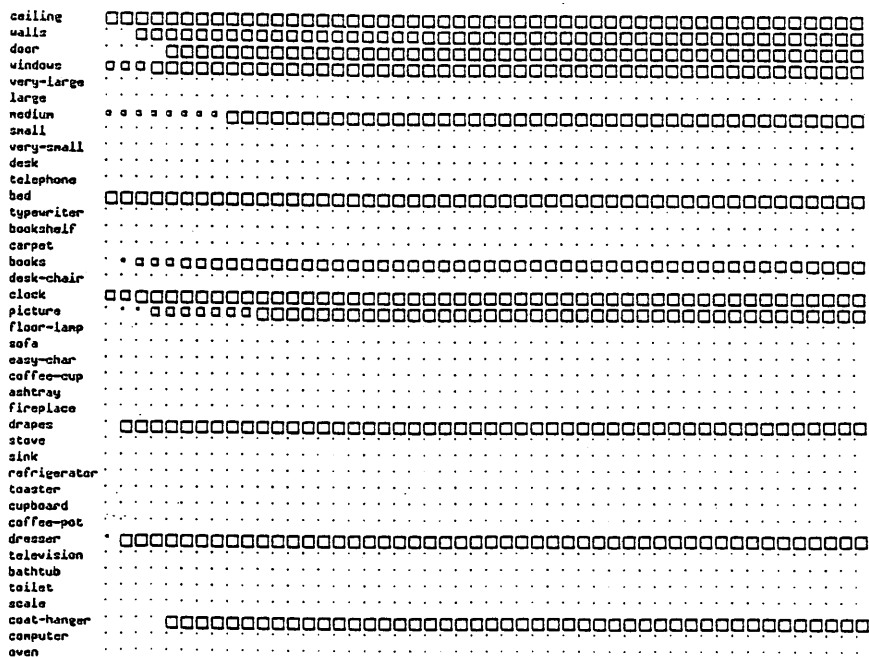


図 5.4: 本モデルによる時間発展 (ベッド固定)



3. 天井ユニットと机ユニットを 1 に固定した場合

(a) 既存モデル

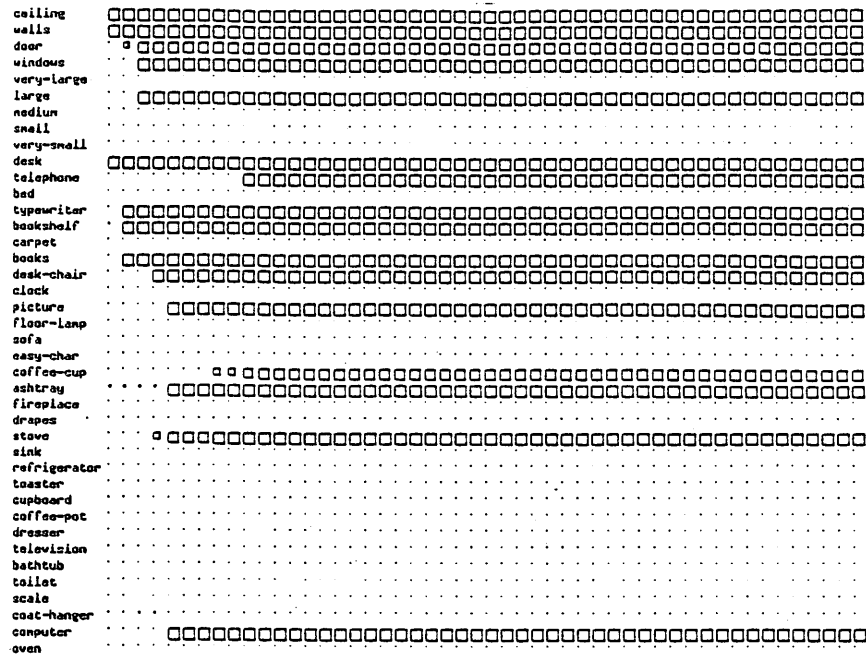


図 5.5: 既存モデルによる時間発展 (机固定)

(b) 本モデル

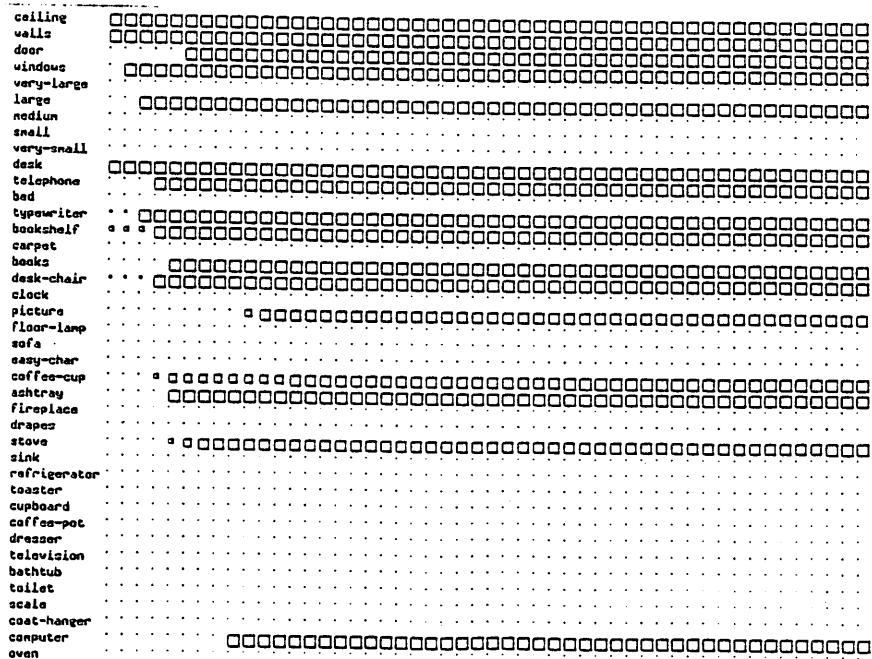


図 5.6: 本モデルによる時間発展 (机固定)

4. 天井ユニットと浴槽ユニットを1に固定した場合

(a) 既存モデル

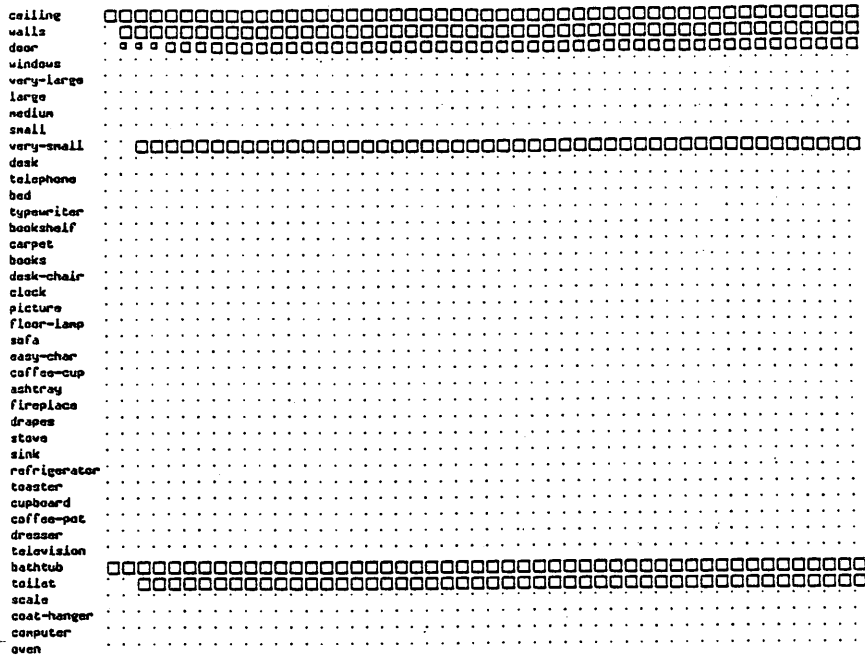


図 5.7: 既存モデルによる時間発展 (浴室固定)

(b) 本モデル

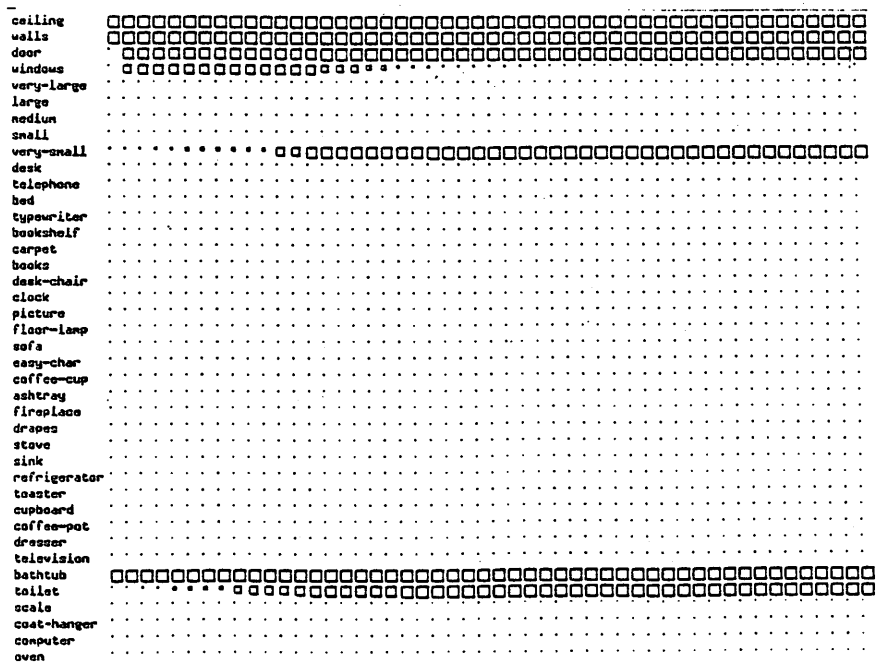


図 5.8: 本モデルによる時間発展 (浴室固定)

5. 天井ユニットとソファユニットを1に固定した場合

(a) 既存モデル

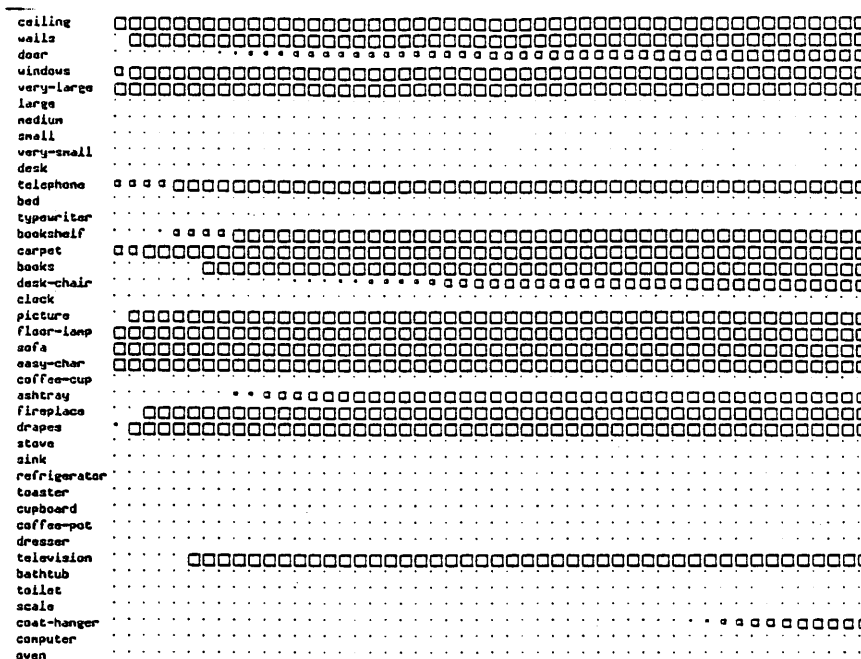


図 5.9: 既存モデルによる時間発展 (ソファ固定)

(b) 本モデル

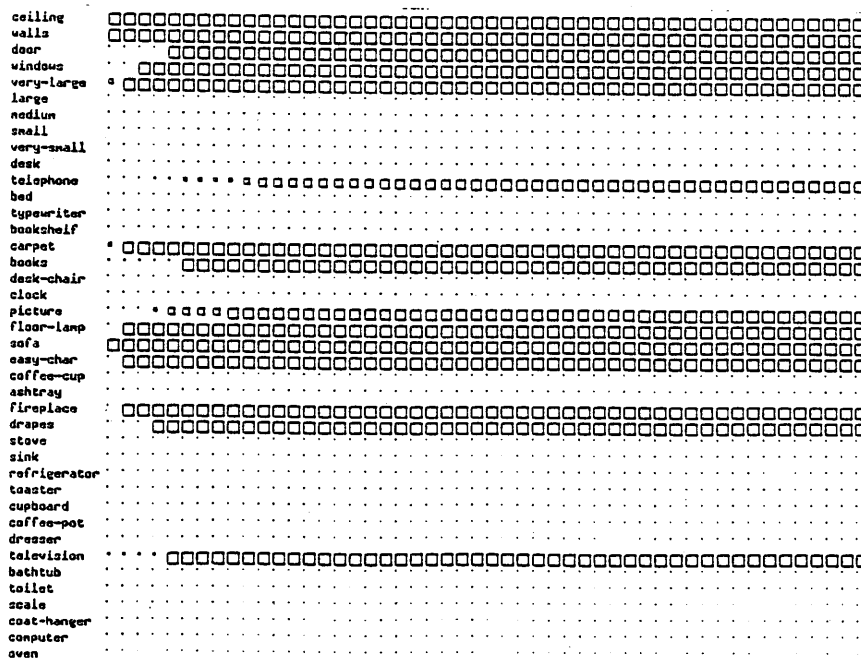


図 5.10: 本モデルによる時間発展 (ソファ固定)

### 5.3 結果の考察

図5.1~図5.10の結果から、開始状態に活性度1に固定したユニットと、終了状態で活性度1になったユニットの一覧を5.1に示す。

開始状態で活性度1	終了状態で活性度1		部屋概念
	既存モデル	本モデル	
オープン	天井, 壁, 窓, 小さい, 机, コーヒーカップ, 灰皿, ストープ, 流し, 冷蔵庫, トースター, 食器棚, コーヒーポット, はかり, オープン	天井, 窓, 小さい, 机, コーヒーカップ, 灰皿, ストープ, 流し, 冷蔵庫, トースター, 食器棚, コーヒーポット, はかり, オープン	台所
ベッド	天井, 壁, ドア, 窓, 中くらい, ベッド, 書棚, 本, 時計, 絵, カーテン, 洋服入れ, 洋服掛け	天井, 壁, ドア, 窓, 中くらい, ベッド, 本, 時計, 絵, カーテン, 洋服入れ, 洋服掛け	寝室
机	天井, 壁, ドア, 窓, 大きい, 机, 電話, タイプライタ, 書棚, 本, 椅子, 絵, コーヒーカップ, 灰皿, ストープ, コンピュータ	天井, 壁, 窓, 大きい, 机, 電話, タイプライタ, 書棚, 本, 椅子, 絵, コーヒーカップ, 灰皿, ストープ, コンピュータ	事務室
浴槽	天井, 壁, ドア, 非常に小さい, 浴槽, トイレ	天井, 壁, ドア, 非常に小さい, 浴槽, トイレ	浴室
ソファ	天井, 壁, ドア, 窓, 非常に大きい, 電話, 書棚, カーペット, 本, 椅子, 絵, 電気スタンド, ソファ, 安楽椅子, 灰皿, 暖炉, カーテン, テレビ, 洋服掛け	天井, 壁, ドア, 窓, 非常に大きい, 電話, カーペット, 本, 絵, 電気スタンド, ソファ, 安楽椅子, 暖炉, カーテン, テレビ	居間

表 5.1: シミュレーションによる活性化ユニット一覧

文献 [3] において Rumelhart 自身が行なったシミュレーションの考察に則し、また両モデルの比較も含めて考察を行なう。

天井ユニットとオープンユニットを 1 に固定した図 5.1, 図 5.2 では、モデルはまずオープンユニットと正の大きな相互依存性を持つユニットを活性化させる。そして逆に負の相互依存性を持つユニットの活性を抑制する。このようにしてオープンユニットと正の相互依存性を持つユニット、さらに、それらのユニットと正の相互依存性を持つユニットが順次活性化していく。図 5.1 では、まず冷蔵庫ユニットや食器棚ユニット、図 5.2 では、冷蔵庫ユニットやコーヒーカップユニットが活性化し、ついでそれらと正の相互依存性を持つユニットが順次活性化している。活性化するユニットの順番は異なるが、2 つのモデルとも 1000 回の時間発展の後、ほぼ同じユニットが活性度 1 となっている。表 4.2 の右端の欄に示したように、開始状態でオープンユニットを 1 に固定したときに、終了状態で活性度 1 となっているユニットは、両モデルとも典型的な台所概念の記述子に対応するユニットである。つまりユニットの終了状態の活性化パターン(1 つの'もの'ではなく)によって、台所概念が表わされたことになる。これは人間がオープンのある部屋というヒントを与えられて、台所と連想することに対応付けられる。

特に、学習則を設定した本モデルでのシミュレーション結果である図 5.2 から、学習によって、活性化したユニットに対応する記述子をデフォルト値とする構成要素からなる台所概念が形成されたことがわかる。既存モデル、本モデルとも同じ台所概念を表わしているので、本モデルの学習則は既存モデルの結合度や外部入力の決定法を近似したものであるといえる。

同様に図 5.3, 図 5.4 では、ベッドユニットを 1 に固定してシミュレーションを行なった場合であり、終了状態の活性化パターンは典型的な寝室概念を表している。

図 5.5, 図 5.6 では、机ユニットを 1 に固定してシミュレーションを行なった場合であり、終了状態の活性化パターンは典型的な事務室概念を表している。

図 5.7, 図 5.8 では、浴槽ユニットを 1 に固定してシミュレーションを行なった場合であり、終了状態の活性化パターンは典型的な浴室概念を表している。

図 5.9, 図 5.10 では、ソファユニットを 1 に固定してシミュレーションを行なった場合であり、終了状態の活性化パターンは典型的な居間概念を表している。

以上は 2 つのモデルのシミュレーション結果の大まかな比較であるが、両者の時間発展を細かく比較すると、シミュレーションによっては、既存モデルで活性しているのに本モデルでは活性化していないユニットの存在が見られる。特に台所概念のシミュレーションにおいて、本モデルでは壁ユニットが活性化していない。これは人間の連想から考えて不自然である。

既存モデルと本モデルの結合度及び外部入力値はその傾向は非常によく似ている。時間発展の結果から考えてもこのことが言えるが、値が完全に一致しているわけではない。そこで両者の結合度を比較した結果、壁ユニットと天井ユニットの結合度は両者とも正の値ではあるが、既存モデルに比べて本モデルの絶対値が小さいことがわかった。壁ユニット

と天井以外のほとんどのユニットとの結合度は負である。従って、壁ユニットは天井ユニットの活性化に依存して活性しようとするが、他のユニットの活性化により活性度が抑えられる。既存モデルでは天井ユニットとの結合度が相対的に大きな値なので、他のユニットから抑制されても活性化する。しかし本モデルでは、その結合が既存モデルよりは弱いいため、他のユニットの活性化により活性度が抑えられ、活性しなくなる。既存モデルでは、計算した確率を引数とした対数関数値を結合度としている。対数をとることによって、正の値が負の値よりも強調されるため、これが両モデルの絶対値の差の原因と考えられる。外部入力値については詳しい比較は行っていないが、この値も対数関数値になっているため、連想に対して結合度と同様の影響を与えると考えられる。

次に、2章の概念の定義で述べた変数やスキーマの階層性といった点に着目して考察する。

#### ● 変数の存在

文献 [3] によると、この概念連想モデルでは、一時に1つのユニットのみが活性状態になれるように相互に抑制しあうユニットの集合があり、それらが連想過程で入る値を決定する1つの変数を作っている。そしてこのモデルの場合、そのようなユニットは部屋の大きさを表わす記述子に対応する「非常に大きい」、「大きい」、「中くらい」、「小さい」、「非常に小さい」の5つのユニットであり5つの記述子は大きさ変数というべき変数に入る値になる、と述べている。例えば台所概念では「小さい」ユニットのみ、浴室概念では「非常に小さい」ユニットのみ活性化し、この場合典型的な台所は小さく、典型的な浴室は非常に小さいことを意味する。今回のシミュレーションの終了状態でも、両モデルともに5種類の部屋概念のそれぞれにこの5つの記述子に対応するユニットが1つずつ活性化している。また文献 [3] では、変数に入る値が他の構成要素の値の決定に依存して変化することもシミュレーションにより示している。そのシミュレーションは、開始状態で1に固定するユニットをベッドユニットとソファユニットの2つにし、状態を変えて時間発展させたものである。これにより大きさ変数に入る値が、ベッドユニットのみ1に固定した場合と異なり中くらいから大きいに变化する現象が起こっている。これと同様のシミュレーションを図5.11、図5.12に示した。開始状態の変化に対応して、本モデルでも大きさを表すユニットが中くらいから非常に大きいに变化している。

以上から、両モデルとも大きさ変数が存在し、変数に入る値が状況に応じて変化するという現象が確認された。これは人間がベッドもソファもある部屋というヒントを与えられて、ソファも備えつけてあるような広く豪華な寝室を連想することに対応付けられる。

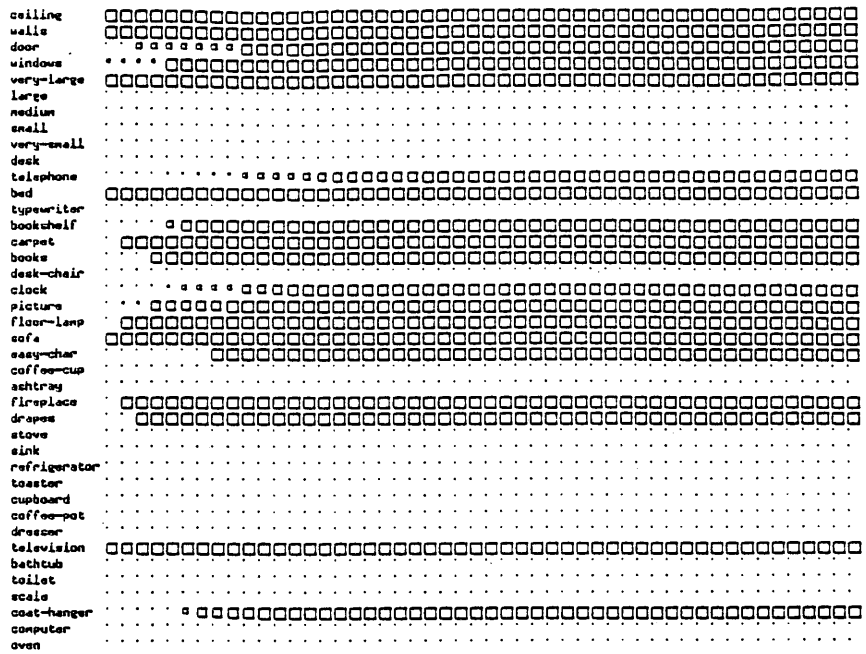


図 5.11: 既存モデルによる時間発展 (ベッドとソファ固定)

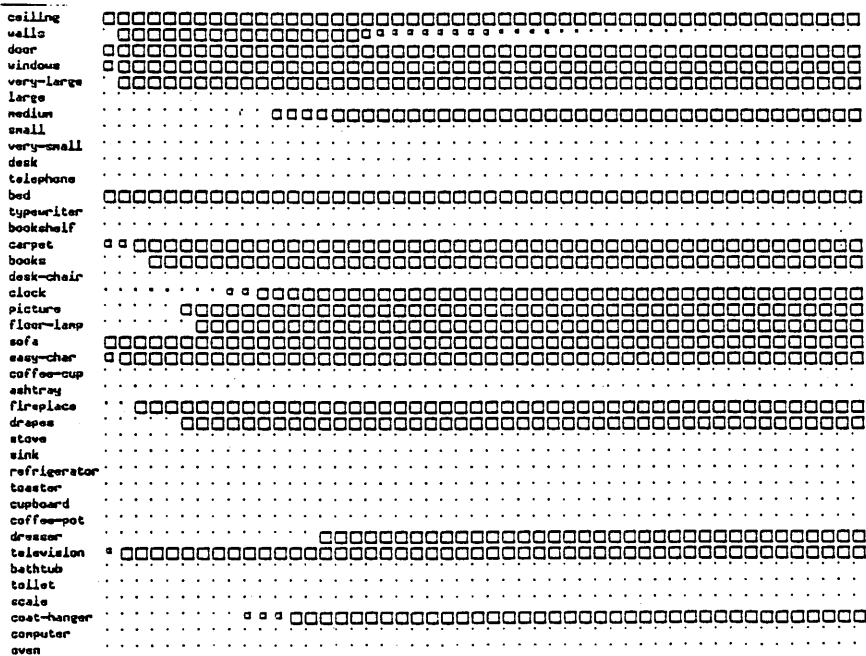


図 5.12: 本モデルによる時間発展 (ベッドとソファ固定)

また、文献 [3] において、Rumelhart は、今回のモデルの各ユニットはある程度抽象化されていると述べている。各ユニットは、概念の構成要素のデフォルト値に対応づけた。抽象化とは、例えばテレビユニットが時間発展の結果複数の部屋概念で活性化した場合、現実には部屋概念ごとにテレビのデフォルト値は異なることがあるが、本モデルではそれをまとめて1つのユニットに集約しているということである。Rumelhart は、もし、状況に応じて、異なった種類のテレビに対応する値が入るようにした場合、もとのテレビユニットはデフォルト値というより変数の役割となるものである、と述べている。

- 階層性

文献 [3] における Rumelhart によるシミュレーションでは、窓ユニットとカーテンユニット、また机ユニットと椅子ユニット等の活性化に、強い共起関係が見られた。即ちこれらのユニットは共に活性するか、共に活性しないかのいずれかであった。これは2つのユニットが強い正の相互依存性を持っていることに相当する。

このように複数のユニットが強い共起関係を持つ場合、これらのユニットに対応する記述子を構成要素の値としてもつ1つの独立した概念が新に作られる。例えば、窓とカーテンはまとめて「窓」概念という1つの新しい概念とすることができる。この場合、部屋概念の下位に窓概念が存在するという階層性が構築される。しかし、今回の聞き取り調査によるシミュレーションではこのような現象が見られず、階層性は明確に表われなかった。



## 第 6 章

### まとめ

#### 6.1 結論

まず、概念の定性的な定義を決定し、それをニューラルネットワーク上にモデル化した。本研究では、概念の構成要素に入る値(デフォルト値)は各ユニットに対応する。また各々の値同士の相互依存性はユニット間の結合度として表される。

次にこのモデルに結合度、外部入力値の学習則を設定した。結合度の学習により、ネットワークの結合度パターンとして概念が形成された。また既存の概念連想モデルの連想シミュレーションと比較し、ほぼ同様の連想結果が得られることを確認した。

外部入力値については、この値を学習することにより、学習する際概念の構成要素の値となる傾向の高いものは連想の際も他のものより想起されやすい傾向があるという考えをモデルの動作に組み込んだものである。

また、本モデルにおいて、概念の構成要素における変数及び概念間の階層性という性質は物理的に表現されていない。これらは概念の連想過程で動的に表われるものである。その表れ方は、シミュレーションの開始状態に依存している。シミュレーションにおいて部屋の大きさという変数の存在は確認したが、階層性については確認できなかった。

#### 6.2 問題点

以下に問題点を挙げる。

- 5.3 節で述べたように、本モデルでは動作終了状態で活性化せず、人間の連想と比較した場合活性化しないことが不自然であると思われるユニットがあった。
- 本モデルでは追加学習ができない。追加学習とは、新しい情報に対し、既存の結合度を使って結合度を更新する学習のことであり、より人間の学習に近いと考えられる。一方現状の学習則は新しい情報の学習によって完全に結合度が書き換えられるもので

ある。

### 6.3 今後の課題

前節の問題点を踏まえ、今後の課題として、新しく追加学習則を設定すること、その学習則により、人間の連想と比較した場合、不自然と思われる結果になることがあるという現状の問題も解決することがあげられる。

### 6.4 将来の展望

本研究の最終目標は柔軟な処理を行なう認知システムの試作である。その全体的流れとしては、以下のように考えている。

1. 「概念」を定義付けしその形成を行なう。
2. 形成した概念体系を認知過程モデルの記憶部分に組み込み、この記憶を使って Top-down 的過程を実現する機構を決定する。
3. Bottom-up 的過程と Top-down 的過程を並列的に行ない、相互作用させながら、入力データの最もらしい解を決定する柔軟な知的処理システムを試作する

本研究の内容は1.に相当し、最終目標を達成するための第1ステップと位置付ける。従って、追加学習則による概念形成を行なった後、将来はその概念を利用して Top-down 的過程を積極的に適用する認知システムの機構を考えていきたい。

# 謝辞

本研究を進めるに当り，全般的な御指導を頂きました東北大学工学部阿曾弘具教授に心より感謝致します。

また，研究の細部にわたり，最後まで様々な御指導，御助言を頂きました阿曾研究室の黒岩丈介氏，佐藤俊治氏に深く感謝致します。

最後に，お忙しい中時間を工面して頂き，多面にわたる御意見，御協力を頂きました阿曾研究室の皆様へ感謝致します。

# 謝辞

本研究を進めるに当り，全般的な御指導を頂きました東北大学工学部阿曾弘具教授に心より感謝致します。

また，研究の細部にわたり，最後まで様々な御指導，御助言を頂きました阿曾研究室の黒岩丈介氏，佐藤俊治氏に深く感謝致します。

最後に，お忙しい中時間を工面して頂き，多面にわたる御意見，御協力を頂きました阿曾研究室の皆様感謝致します。

## 参考文献

- [1] 大島尚編：ワードマップ『認知科学』新曜社(1986)
- [2] 戸田正直他：『認知科学入門：「知」の構造へのアプローチ』サイエンス社(1986)
- [3] Rumelhart D.E.and McClelland J.L.and the PDP Research Group :  
*Parallel Distributed Processing, Volume1, Volume2* MIT Press(1986)  
(甘利俊一監訳：『PDPモデル-認知科学とニューロン回路網の探索-』産業図書)
- [4] 小谷津孝明編：『現代基礎心理学 4：記憶』 東京大学出版会(1982)
- [5] Rumelhart D.E.and Ortony A. : *The Representation of Knowledge in Memory in Schooling and The Acquisition of Knowledge*, pp99-135(1977)
- [6] 麻生英樹 :  
『ニューラルネットワーク情報処理-コネクショニズム入門,あるいは柔らかな記号に向けて-』産業図書(1988)