

CGを用いた迷路における認知地図の生成と現実感について

幸島明男[†] 仁木和久[†] 小谷善行[‡]

[†]電子技術総合研究所 [‡]東京農工大学工学部

本稿では、仮想空間に対して自己投射し、その認知地図を生成する人間の能力について考察する。そのためにワークステーション上に簡単な2次元迷路を構築し、その中での人間の行動の観察を行なった。その結果、迷路探索における学習効果や、画面に対する反応時間の特性などが明らかになった。この結果に基づいて、迷路における被験者の認知モデルを提案する。ここでは、人間は、迷路を場所のネットワークとして認識しており、そのネットワーク上に自己の位置を想定することにより、自己投射が可能になる、と仮定し、モデル化を行なった。

Generation of cognitive maps in the CG-maze and its reality

Akio SASHIMA[†] Kazuhisa NIKI[†] Yoshiyuki KOTANI[‡]

[†]Electrotechnical Laboratory

[‡] Department of Computer Science

Tokyo University of Agriculture and Technology

In this paper, we discuss a human ability to generate cognitive maps and project oneself into virtual maze space. We construct a simple two dimensional maze displayed by computer graphics, and observe human's behavior.

As results of the observation, we found out learning effects, characteristics of the reaction time. We assume that the subjects understand the virtual maze space as a network of places.

Based on this assumption, we propose a cognitive model of the subjects behavior in the virtual maze space.

1 はじめに

人間は、直接認識することのできない、見えていない場所の存在を確信し、自分の周囲に広がる空間として認識する。人間の視野の範囲は限られており、自分の背後を見ることはできないが、背後の空間に何があるか、知っている。

Tolman は場所に関するこのような機能を、認知地図 (Cognitive Map) [1] という言葉で説明する。何がどこにあるかという空間的な相互関係を認知地図として獲得し、それを利用すると考える。

本稿では、計算機上に設定された仮想空間における現実感について、認知地図生成機能との関連性から論ずる。

具体的には、現実感の要素の一つとして、あげられている、自己投射性 [2] について着目する。自己投射性とは「自分の分身がその仮想空間の中に存在すると感じる」 [2] ことである。この自己投射性と認知地図生成機能とがどのような関係にあるのか明らかにし、両者のメカニズムをモデルとして提示することを本稿の目的とする。

まず、仮想空間における人間の行動を観察するために、ワークステーション上にCGを用いた簡単な2次元迷路を構築した。そして、被験者に迷路の中を探索する課題を与え、その行動を観察した。この観察結果に基づいて、被験者が課題を解く過程の認知モデルを構築した。

計算機を用いた仮想空間における、認知地図の生成過程の観察は、藤井らによる研究 [3] が既にある。高性能グラフィックワークステーションを用いて、空間認知の精密なモデルを構成している。その研究は、現実の空間をできるだけ忠実に計算機内に再現することにより、被験者の空間認知の基礎的特性を調べようとしているようである。

一方、本研究は、迷路という単純で抽象的環境を用いている。しかも、藤井らによる仮想環境 [3] と異なり、その表示画面は、なめらかには変化しない。生態学的な視点 [5] からすれば、このような環境での観察は意味のないものなのかも知れない。しかし、人間の行動は複雑であり、本稿で扱う、行動レベルのモデル化では、単純で抽象的な環境の方が、被験者の特性は明確に現れるのではないだろうか。また、このような環境でなければ計測できない種類の特性もあると思われる。実際、以下の章で述べる反応時間特性などは計測しにくいと思われる。

2 観察

CGを用いた2次元迷路において、被験者がどのような行動をとるか観察した。迷路はSun WorkStation上にCG (グラフィックパッケージGKS [6]) を用いて実現した。表示ウィンドウの大きさは、縦20cm横25cmである。迷路上の移動は、マウスのボタンによつ

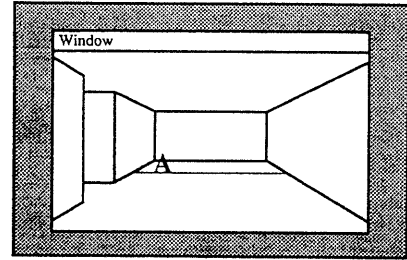


図1: 表示画面の模式図

て行う。マウスの左ボタンを押せば90度左へ向き、右ボタンを押せば90度右へ向く。中間のボタンを押せば一歩前へ進む。振り返る場合は、右 (or 左) ボタンを二回連続して押せばよい。

表示画面は、ボタン操作に応じて離散的に変化する。つまり、右ボタンを押すと、現在の画面と、右側の空間を示す画面とが入れ替わる。途中の過程を示す画面は表示しない。

いくつかの地点においてA、B、C、Dなどの文字を表示する。これが、特定の地点の目印となる。

被験者が、マウスボタンを押すと、プログラムは、自動的に、押された時点での現在位置と方向、押された時刻 (msec 単位: 実際の精度は40msec程度) をファイルに記録する。これにより、迷路における被験者の行動を記録する。

被験者に自由に迷路内を探索させるのではなく、課題を与えて、それを解く過程を観察した。課題は、迷路の中に存在するいくつかのチェックポイントをできるだけ速く通過するよう指示するものである。その通過を連続して何度か繰り返させて、行動の変化などを観察した。課題を行った被験者は全部で10人である。観察は東京農工大学電子情報工学科で行われた。被験者は助手1名、大学院生3名、大学生6名、計10名である。

次のような点について、観察を行った。

1. 行動の観察
2. 反応時間の測定
3. 略地図の描画

課題の実行の前に、一度練習課題を行い、被験者に操作に習熟してもらった。

練習 操作方法の説明をする。迷路での移動とマウス操作、情景の変化との関係をつかませる迷路での操作に慣れてもらうための課題である。表示画面を見ながら被験者に説明する。被験者の質問に答えたり、誤解などを修正しつつ行う。

練習課題が済んだ被験者は迷路での操作が慣れているものと見なし、次のように課題を説明し、遂行させる。

この課題は、人間が初めて訪れた場所で、目的の地点を見つけだし、その地点にすぐに行けるようになる過程をモデル化した課題である。

課題の説明文例 迷路の中にはA～Dのチェックポイントがあります。A地点から出発してABCD、ADCBA、ADBCと順番はいつでも良いですから、それらのチェックポイントをチェックして、またA地点に戻ってきてください。これを合計4巡してください。今回は、できるだけ速く4巡するようにしてください。質問はありますか。なければ開始です。

課題が済んだら、その場で、時間をあけずに、今解いた迷路の略地図を描かせた。被験者は課題の前には略地図を描かせられることは知らされていない。地図で描けない場合は、言葉、文での描写でも良いと説明した。わからないと言う被験者にも部分的に覚えている部分などできるだけ描いてもらうように説明した。このような

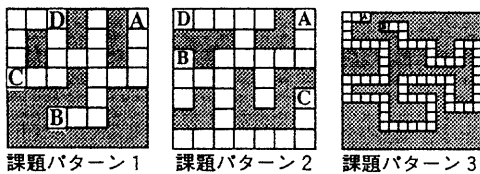


図 2: 迷路のパターン

課題を何種類かの迷路のパターンで行い、観察した。しかし、課題3は迷路ではなく、分岐点のない通路である。この課題では、反応時間だけを計測した。

3 観察結果の分析

表 1: 課題1のクリック数 (回)

| 被験者名 | 1 巡目 | 2 巡目 | 3 巡目 | 4 巡目 | 合計 |
|------|-------|------|-------|------|-------|
| A | 73 | 67 | 89 | 52 | 281 |
| B | 62 | 58 | 57 | 48 | 225 |
| C | 59 | 77 | 88 | 65 | 289 |
| D | 557 | 166 | 168 | 120 | 1011 |
| E | 153 | 65 | 63 | 52 | 333 |
| F | 65 | 54 | 54 | 51 | 224 |
| G | 70 | 70 | 127 | 60 | 327 |
| H | 55 | 56 | 54 | 56 | 221 |
| I | 94 | 74 | 68 | 65 | 301 |
| J | 245 | 187 | 271 | 120 | 823 |
| 平均 | 143.5 | 87.3 | 103.9 | 68.7 | 403.4 |

3.1 学習効果

課題1、2は迷路の中を4巡させる課題である。これらの課題では、1巡目以降、道筋を学習することにより、1巡する時間やマウスのクリック数が減少することが予想される。

各課題におけるクリック数を表1、表2として示す。このうち、1巡目と4巡目の平均を比べると、クリック回数が、減少している。これは学習効果があったといえる。ただし、その減り方は、一定ではなく、かなり変動をしている。回数が極端に増えた被験者もいる。これは、迷路の構造を覚える時、正しいと確信した場所を一つづつ覚えていくわけではないことを示している。曖昧性、柔軟性を持ちながら、覚えていくように思われる。

表 2: 課題2のクリック数 (回)

| 被験者名 | 1 巡目 | 2 巡目 | 3 巡目 | 4 巡目 | 合計 |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|
| A | 142 | 423 | 90 | 155 | 810 |
| B | 192 | 82 | 78 | 90 | 442 |
| C | 139 | 105 | 117 | 103 | 464 |
| D | 210 | 206 | 242 | 115 | 773 |
| E | 163 | 119 | 116 | 110 | 508 |
| F | 78 | 94 | 76 | 75 | 323 |
| G | 141 | 119 | 152 | 305 | 717 |
| H | 99 | 106 | 92 | 78 | 375 |
| 平均 | 145.5 | 156.8 | 120.4 | 128.9 | 551.5 |

3.2 反応時間の分析

各被験者の画面表示からクリックするまでの時間を課題ごとに平均したものを表3に示す。反応時間は計測

表 3: 各被験者のクリックの反応時間 (秒)

| 被験者名 | 課題1 | 課題2 | 課題3 |
|------|-------|-------|-------|
| A | 0.70 | 0.40 | 0.20 |
| B | 0.70 | 0.55 | 0.35 |
| C | 0.50 | 0.50 | 0.30 |
| D | 0.65 | 0.44 | 0.25 |
| E | 0.80 | 0.55 | ... |
| F | 0.30 | 0.25 | 0.20 |
| G | 0.50 | 0.50 | 0.30 |
| H | 0.30 | 0.35 | 0.20 |
| I | 0.55 | ... | ... |
| J | 1.05 | ... | 0.35 |
| 平均 | 0.605 | 0.443 | 0.269 |

精度(約40msec)の関係から、0.05秒で丸めてある。

課題1、2は判断したり、迷ったりするが、課題3

は分岐点がないので迷わない。したがって、短い反応時間で済むと考えられる。

Cardの打鍵レベル模型[7]では、対話系における平均的な人物の反応時間は、知覚サイクル100msec、認知サイクル70msec、運動サイクル75msecを基本要素とする認知サイクルからなりたっていると主張している。認知サイクルが場合によって何サイクルが増えるが基本的にはこの三つの要素により処理されるという。

この考えにしたがえば、課題3の反応時間の予測値は次のようになる。この課題は3種の刺激を3種の反応に結びつける場合[7]に相当する。右を向く、左を向く、前に進むの3種類である。したがって、平均的人物の反応時間は次式[7]のように、計算される。

$$H = \log_2(N) \quad N = 3$$

$$T_C = H * I_C \quad I_C: \text{照合時間} \quad \text{約 } 140\text{msec}$$

$$T = T_C + T_P + T_M \quad T_P: \text{知覚時間} \quad \text{約 } 100\text{msec}$$

$$T_M: \text{運動時間} \quad \text{約 } 75\text{msec}$$

$$100 + 222 + 75 = 397(\text{msec})$$

$$397\text{msec}(160 \sim 800\text{msec})$$

括弧内は、最も遅い人物と最も早い人物の反応時間の予測値である。

この結果を、実測値と比較してみると、平均的な人物の予測値は、やや多めに見積もられているようだ。

表 4: 前進クリックの反応時間 (秒)

| 被験者名 | 直後 | 連続 |
|------|------|-------|
| A | 0.25 | 0.15 |
| B | 0.35 | 0.35 |
| C | 0.35 | 0.25 |
| D | 0.40 | 0.20 |
| E | ... | ... |
| F | 0.25 | 0.20 |
| G | 0.50 | 0.25 |
| H | 0.25 | 0.15 |
| I | ... | ... |
| J | 0.70 | 0.25 |
| 平均 | 0.38 | 0.225 |

この理由は、画面を見ずに連続してクリックする部分があるためだと考えられる。連続クリックの場合は、各サイクルのうち、上記の知覚+認知のサイクルは省略される。その結果、平均の反応時間を小さい方に片寄らせているのだろう。画面の中の空間を構造として認識できれば、1クリックごとに画面を観察する必要はない。立体として認識した空間に対して、反応しているからこそ、連続クリックのようなことが可能なのだと考えられる。

前進クリックの反応時間を、角を曲がった直後に初めてクリックする場合の反応時間と、その後の場所でク

リックする場合の反応時間とに分けて平均したものが表4である。

この表を見ると、曲がった直後のクリックの反応時間は予測値とほぼ一致しているのがわかる。この時点でCardのモデルが示す処理が行われている可能性が強い。課題3の場合、角を曲がった直後に空間の構造を認識し、あとは画面を見ずにクリックしているようである。

次に、課題2における被験者F、被験者Hの反応時間の変化の例をあげる。横軸が時間、縦軸が全体に占め

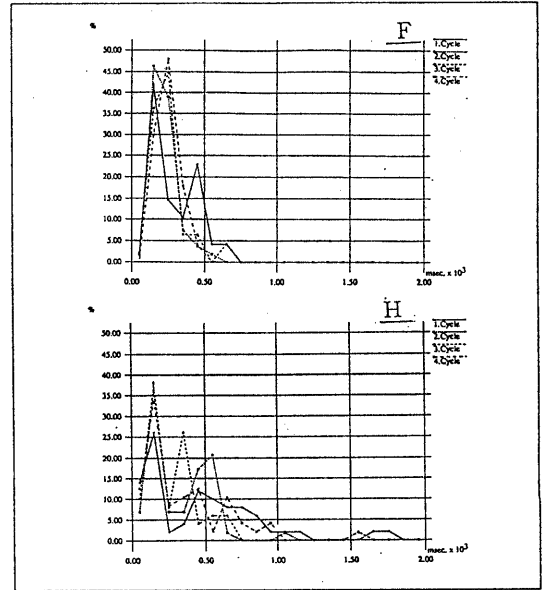


図 3: 反応時間の変化の例

る割合を示している。実線が1巡目である。破線が2巡目以降の反応時間である。この図から、被験者の反応時間のピークは迷路の学習に連れて、短い方へ偏ってくるのがわかる。他の被験者にも、これほど顕著ではないが同様な傾向が見られた。この現象は、頭の中のモデルを使って画面の認識を、ある程度省略してしまっているからだと思われる。そのため、角を曲がった後も画面を見る必要がなくなり、判断に迷うこともなくなるのだろう。

3.3 迷路の略地図

課題1に対して被験者が描いた略地図を示す。全体的な傾向としては、目印の周辺は正しく描けているようだ。また、部分的なつながりの情報は良く描けているが、全体としての整合性はとれていないように感じられる。つまり、位相的には正しいが絶対座標的には不正確なものを描くという傾向がある。これは、他の研究[3][4]でも指摘されていることである。

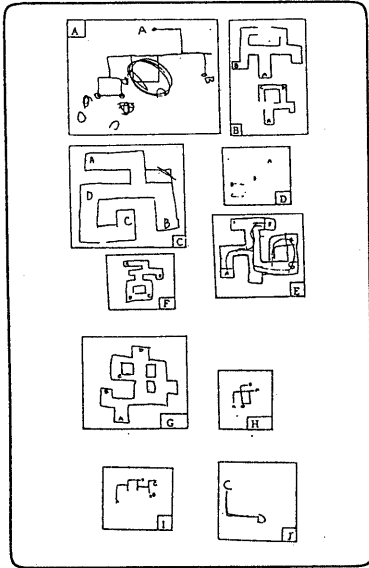


図 4: 略地図の例

3.4 観察結果のまとめ

以下のことが観察された。

- 迷路の構造を学習し、合理的な選択をする。
- 連続クリック時には画面の認識はしていない。
- 角を曲がった直後に、画面の認識をする。
- 学習が進むに連れ、画面の認識時間が短くなる。
- 迷路の、部分的な位相構造を学習する。
- 目印の周辺部分は良く覚えている。

これらのことから、他の研究 [3][4] においても示されているように、全体的な構造の把握というよりも、部分的な位相構造を学習していくものと考えられる。また、画面の認識は情報の獲得が必要な時にだけしか行わない。記憶している迷路の構造の情報を利用して、行動を決定していることなどがわかった。

4 認知モデル

すべての被験者に共通するモデルを作ることは難しい。ここでは、画面上から得た情報をすべて記憶し、合理的に行動する理想的被験者のモデルを考える。現実の被験者は、この理想的被験者に、記憶容量など、何らかの制限を加えたものと考えられる。

4.1 概念的背景

観察の結果に基づいた、モデルの概念的な背景を提案する。

4.1.1 認知地図

被験者は迷路の位置関係を位相的に学習している。この点から考えて、迷路を場所のネットワークとして認識すると仮定する。

また、被験者は角を曲がった直後以外、画面を見なくても行動できる。これは、局所的な空間構造を把握できることを示しており、画面を局所的な場所のネットワークとして解釈していると考えられる。場当たりの見える行動は、局所的なネットワークに基づいて判断した結果だと考える。被験者が、合理的に行動するには、局所的な

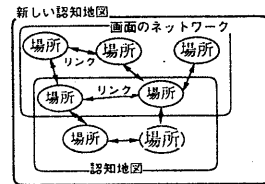


図 5: 認知地図生成のモデル

ネットワークをすでに記憶している全域的なネットワークに統合し、判断しなければならない。学習が進むにつれ画面の認識をしなくなるのは、この全域的ネットワークが生成されからだと考えられる。このネットワークが、被験者の認知地図だと考える。

個々の場所は活性値を持つと仮定する。この活性値が大きいほど強く認識されると考える。ネットワーク上

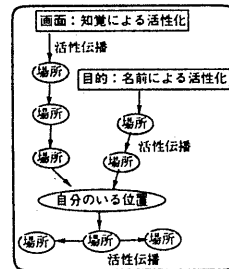


図 6: 活性化のモデル

の個々の場所が、知覚されたり、目的となったりすると、その場所の活性化が、リンクを通じてネットワーク上を伝わる。その活性伝播の状態により、活性化した場所と他の場所との関係がわかると考える。

画面上の場所もそれ以外の場所も、ネットワークの活性化による認識という観点では、同等のものである。この点から、知覚的には存在しない場所も、認知的には存在していると考えられることができる。

認知地図が生成されても、自己の位置が特定できなければ、合理的な行動はできない。通常、画面上の目印などから自己の位置は、推定することができる。しかし、

被験者は、常に画面を見ているわけではない。この理由は次のように考える。

被験者は、迷路上の自己の位置を、場所のネットワーク上の特定の場所として認識している。そして、自己の行動に応じて、その位置を相対的に変化させる心的操作を行っていると考える。このため、画面を見なくても、自己の位置を推定することができる。

つまり、被験者は、迷路の構造のモデルを持っているだけでなく、自己の行動による相対的位置の変化という、行動のモデルも持っていると考えられる。

認知地図をネットワークを用いて表現した例として、中西 [8] によるものがある。そのモデルとの相違点はここで提案するモデルが、今述べたように自己の行動のモデルを持っている点である。その結果、迷路を探索し、知識を獲得するという具体的な問題に対処することができる。

4.1.2 自己投射性

被験者は、迷路上の自己の位置をネットワーク上の位置として認識していると考えた。ここでは、現実世界の空間も、同様のネットワークとして認識していると仮定する。

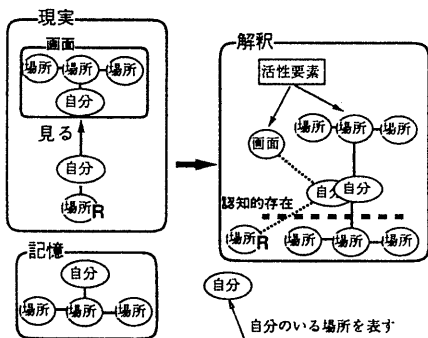


図 7: 自己投射のモデル

この場合、課題を解いている間は、現実のネットワーク上と迷路のネットワーク上とで自己の位置の二重性が生じることになる。この時、どちらの位置の場合も、自分の背後の場所は、直接知覚できない。それらの場所は、認知的な意味でだけ、存在しているとみなせる。つまり、活性伝播によってだけ認識できる存在である。

被験者が、画面を仮想空間として見立てた場合、迷路上の背後の空間の方は活性化されるが、現実の空間の方は活性化されない。認識されるのは、迷路上の背後の空間だけである。その結果、迷路の空間を、自己の周囲に存在するものと認識し、そこへ自己投射することが可能になると考えられる。

以上のように、仮想空間に自己投射するためには、自分の背後の空間、つまり周囲の存在を認識できること

が必要だと思われる。

4.2 計算機モデルの実現

これらの考えに基づいて、計算機モデルを実現し、シミュレーションを行なった。

4.2.1 モデルの入出力

計算機モデルには人間に与えた課題と同じ課題を与えた。計算機モデルを、環境モデルと被験者の認知モデルとに分けて説明する。環境モデルは、認知モデルへの入力データとして、構造物の配置情報を次のような形で与える。

Ex. $\{[0,1,0],[0,1,0],[1,1,0],[0,0,0]\}$

リストの1列目の $[0,1,0]$ は、現在位置からみて、左右を壁にはさまれた道を示す。0が壁で1が道である。以降、2列目、3列目は現在位置から何歩か進んだ先の状態である。認知モデルはこれを解釈し、「右、前、左」の三つの行動のうちのどれかを出力する。環境モデルは、

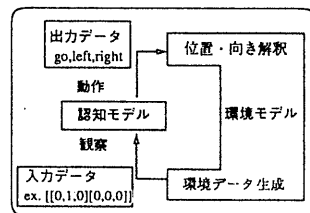


図 8: モデルと環境の関係

その認知モデルの出力データを解釈し、新たな入力データを生成する。環境モデルと認知モデルとが相互にデータを交換し学習が進む。

4.2.2 画面の解釈

画面は、迷路の--コマを--一つのノードとする局所的ネットワークとして解釈する。

解釈したネットワークは、既に記憶している迷路の全域的ネットワークと統合する。

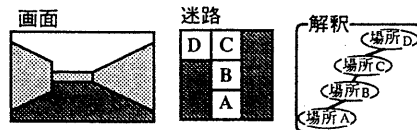


図 9: 画面解釈のモデル

その結果、画面を、画面の中だけで閉じた空間としてではなく、他の空間と接続しあった大きな空間の一部として認識できる。

4.2.3 場所のネットワーク

場所のネットワークは、場所インスタンスの生成と、その統合によって表現される。場所インスタンスは視点として移動可能な地点に対応して生成される。このモデルでは、場所インスタンスは、迷路上の一つの位置に対応して一つだけ存在し、スロットとして、リンク先、その場所の構造、名前などを持つ。通過した場所はすべて記憶し、忘れることはない。

インスタンスの生成は、画面の解釈時に行なう。画面内の各場所に対応して生成する。生成した後で、既知のインスタンスと一致するものは統合する。

4.2.4 場所インスタンスの統合

場所インスタンスの統合は次の二つの場合に起こる。

- その場で回転して、画面が変化した場合
- 同じ目印を持つ場所を発見した場合

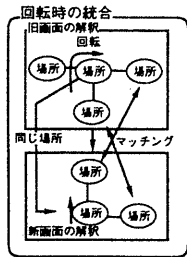


図 10: 場所インスタンスの統合

統合は、二つのインスタンスの属性を合わせ持つような新しいインスタンスを生成することによって表現した。ネットワークとリンクしたインスタンスの統合では、連鎖的に統合すべきインスタンスが現れるので、再帰的に統合する。

4.2.5 構造の予測

モデルは、移動しようとする場所の構造を移動する前に予測しておく。移動後の場所の構造が特定できないと、画像の解釈から得たネットワークを統合できない。その予測として、各場所に対応して生成されるインスタンスを、ここでは、イメージインスタンスと呼ぶ。

イメージインスタンスは、現時点の自分の位置と向きを特定の場所へ当てはめた場合、その場所の周辺の配置を前後左右の位置関係として特定したものである。これが、先に述べたネットワーク上の自己の位置の認識にあたる。

モデルは、移動先の場所の構造を予測するだけでなく、自分のいる位置から前後左右、連鎖的に、イメージインスタンスを生成する。これは、自分の背後や左右に存在する空間のひろがり予測することになる。

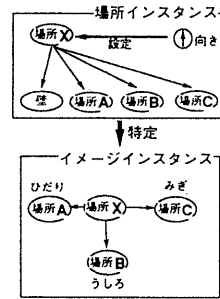


図 11: 構造の予測：イメージインスタンス

4.2.6 目的地の探索

認知地図を生成するためには、迷路の中の探索行動を行なう必要がある。このモデルでは、目的によるネットワークの活性化によって、探索行動を作り出す。

初期状態として、特殊なノードである目印ノードと目的ノードと unknown ノードが作られる。これらのノードの間を結ぶ場所どうしのリンクを動的に張り、目的ノードを活性化することによりモデルは動作する。

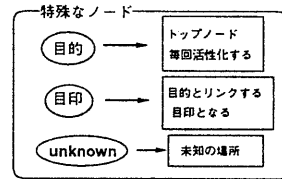


図 12: 特殊なノード

まだ、見つからない目印に対応する目印ノードは未知の場所にあるということで、unknown ノードとリンクさせておく。発見したらこのリンクは切断する。

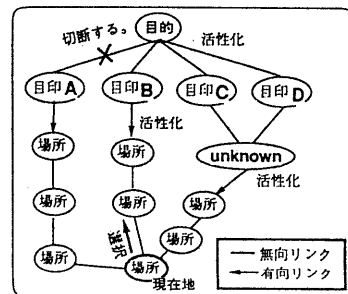


図 13: 場所インスタンスの活性化

unknown ノードは、最初のうち、目的ノードとリンクしているので、強く活性化され、目印に近い場所と期待を持って解釈される。目印が発見されると、unknown

ノードと目印ノードとのリンクは切れて、目印が発見された場所と目印ノードとの間にリンクを張る。次からは、この目印のある場所が、直接、活性化される。目的地からの近さは、目的地が活性化した時のその場所の活性値で表現する。活性値は、一つのノードを通過するごとに減衰していくので、近さの表現ができる。活性値が大きいほど、目的地の近くに存在する。自分がある場所に隣接していて、最も活性化している場所に、逐次移動することにより目的地へと近づく。

この活性値の減衰の度合を大きくしたり、リンクが切れたりすると道に迷うと考えることができる。

経路の途中で障害物がある場合は、活性化が他の経路で伝わるので、経路の変更も簡単に行うことができる。

このモデルでは、活性化が伝われば、その間の経路の存在は確かであるから、途中の場所を確認する必要はない。これは、人間が、目的地の存在だけを意識し、そこに至る途中の経路を意識することが少ないことと一致する。

この経路発見のアルゴリズムの基本的な部分は、既に迷路の最短パスの発見アルゴリズム [9] として提案されている。本稿では認知モデルとしての提案であるが、アルゴリズムとしての相違点は、目的地を自ら動的に設定して探索を行なっている点などが異なっている。

4.3 モデルの実行結果

各課題を計算機モデルを用いて解いた結果を示す。若干の変動は、同じ距離の目的地に対して、どちらへ先に行くべきか選択する時、同じ位置で左右に向きを変える動作を繰り返す場合があるからである。

表 5: 計算機モデルによるステップ数

| 課題 | 1 巡目 | 2 巡目 | 3 巡目 | 4 巡目 | 合計 |
|------|------|------|------|------|-----|
| 課題 1 | 54 | 53 | 60 | 51 | 218 |
| 課題 2 | 79 | 78 | 70 | 71 | 298 |

この結果は、この迷路を解くための、ほぼ最短のステップ数を示すと思われる、最も成績の良かった、被験者 F のデータとおおよそ一致する。本モデルは理想的被験者のモデルなので、一応の目的は達成された。

しかし、一般的な被験者のデータと比べるとやや強力過ぎるようである。人間の学習は、ここで示したモデルのように、すべてを覚えていくということは少ない。

もちろん、忘却やリンクの疲労によるネットワークの切断、減衰率の増減、記憶の容量などのネガティブな要素による制限を加えることでそのデータの一部をモデル化することは不可能ではない。

しかし、迷路学習時のクリック数の変動のようなものは、学習の機構じたいの曖昧性、柔軟性などの要素から生じる現象だと考えられる。これらの現象は、本モデ

ルにパラメータの制限・変化を加えただけでは表現することは難しい。何らかの拡張が必要だと思われる。

5 おわりに

CG を用いた迷路における観察に基づいて、認知地図の生成と仮想空間に対する自己投射の認知モデルを提案した。

具体的には、人間が見えていない場所の存在を認識するのは、場所のネットワークとして空間を認識しているからだと考えた。この場所のネットワークの上に自己の位置を想定することにより、自己投射が可能になると考えた。また、ネットワークの活性化によって、目的地へと向かう動作の、合理的な決定方法を表現した。

以上の考え方により、理想的被験者の認知モデルを作ることができたと考える。今後は、一般的な被験者の認知モデルを作るために、学習機構の曖昧性、柔軟性などのモデル化を進めたいと考える。

謝辞

本稿の発表の機会をを与えて下さった田村浩一郎情報科学部長に感謝します。また、研究方法全般に対する貴重な助言をいただいた東京農工大学工学部西村勉彦教授に感謝します。

参考文献

- [1] E.C.Tolman, Cognitive maps in rats and men, *Psychological Review*, 55, 189-208, 1948
- [2] 館諱, 廣瀬通孝, パーチャル・テック・ラボ, 工業調査会, 1992
- [3] 藤井秀夫, 乾敏郎, 空間のイメージ, 認知科学のフロンティア 2, サイエンス社, 9-38, 1992
- [4] K.Lynch, The Image of the city. MIT Press, 1960
丹下健三・富田玲子訳, 都市のイメージ, 岩波書店, 1968
- [5] 佐伯胖, 認知科学の方法, 東京大学出版会, 1986
- [6] 吉川弘之, コンピュータ・グラフィックス基本ソフトウェア G K S, 啓学出版, 1986
- [7] S.K.Card, T.P.Moran, A. Newell, The Psychology of Human-Computer Interaction, Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, New Jersey, 1983
- [8] 中西博, 中村孝, 豊田順一, 認知地図の計算機モデル, 情報処理学会, 知識工学と人工知能研究会, WG AI 50-1, 1987
- [9] C.Y.LEE, An Algorithm for Path Connections and Its Applications, *IRE TRANSACTION ON ELECTRONIC COMPUTERS*, 1961