

遺伝的アルゴリズムを用いた視覚探索
課題における連想記憶のモデル研究

令和元年度

修士論文

横浜市立大学大学院

生命ナノシステム科学研究科

物質システム科学専攻

今野和紀

目次

| | | |
|-------|-------------------------------------|----|
| 第 1 章 | 序論 | 5 |
| 1.1 | 背景 | 5 |
| 1.2 | 課題と目的 | 6 |
| 第 2 章 | 関連研究 | 7 |
| 2.1 | 視覚探索課題 (Visual search tasks) | 7 |
| 2.2 | 特徴探索と結合探索 | 8 |
| 2.3 | 特徴統合理論 (Feature Integration Theory) | 9 |
| 第 3 章 | 実験概要 | 11 |
| 3.1 | 記憶と視覚探索 | 11 |
| 3.2 | 実験の構成 | 12 |
| 3.2.1 | 本研究における視覚探索 | 12 |
| 3.2.2 | 遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm) | 18 |
| 3.2.3 | 視覚探索実験における遺伝的アルゴリズムの解釈 | 21 |
| 3.3 | 連想記憶モデル | 23 |
| 3.3.1 | ニューラルネットワーク (Neural Network) | 23 |
| 3.3.2 | ホップフィールドネットワーク | 25 |
| 3.3.3 | ノイズ付加データからの想起 | 26 |
| 第 4 章 | 結果 | 28 |
| 4.1 | 視覚探索実験 | 28 |
| 4.2 | ホップフィールドネットワークによる想起精度 | 32 |
| 第 5 章 | 考察 | 33 |
| 5.1 | 遺伝的アルゴリズムの効果 | 33 |
| 5.2 | 記憶の忘却 | 36 |
| 5.3 | 連想記憶モデルとしての役割 | 37 |
| 第 6 章 | 結論 | 42 |

| | | |
|-------|--------------|----|
| 第 7 章 | 文献 | 43 |
| 第 8 章 | 謝辞 | 45 |
| 第 9 章 | 研究発表実績 | 46 |

遺传的アルゴリズムを用いた視覚探索
課題における連想記憶のモデル研究

今野和紀

主指導教員 ミケレット・ルジェロ教授

副指導教員 カナリー・ロバート教授

副指導教員 吉本和生教授

遺伝的アルゴリズムを用いた視覚探索課題における連想記憶のモデル研究

物質システム科学専攻 今野和紀
指導教員 ミケレット ルジェロ

【重要語句】

視覚探索 (visual search) : 外界の複雑な視界情報に対し、認知・行動に必要なとなる情報のみに認知資源を割り当てる視覚的注意のメカニズム。

遺伝的アルゴリズム (genetic algorithm: GA) : 生物進化の原理をもとにした多点の確率的探索手法、最適化手法の一手法である。

NN (neural network) : 人間の脳の神経回路を模擬した情報処理システムの総称、複雑な特徴パターンの認識能力に優れる。

ホップフィールドネットワーク (hopfield network: HN) : NN の一種。ニューロン間に対称的な相互作用を持ち、連想記憶や組み合わせ最適化問題に適する。

【研究の背景と目的】

複数の妨害刺激の中から特定の目標刺激を検出する脳の処理を、一般に視覚探索と呼ぶ。我々は普段の生活の様々な場面でこの視覚探索を行っている。しかし、視覚探索に関する詳しいメカニズムは解明されていない。

近年、日本では高齢化が急速に進み、高齢ドライバーによる交通事故が多発している。このような事故では、動体視力の低下や複数の情報を一度に処理する能力の衰えにより、ハンドルやブレーキ操作に遅れが生じるなどの特性が見られる(図1)。これらの原因は加齢による認知機能の低下が懸念されている。自動車の運転と視覚探索には密接な関係があり、そのメカニズムの解明は事故防止の観点から見ても重要な役割を果たす。

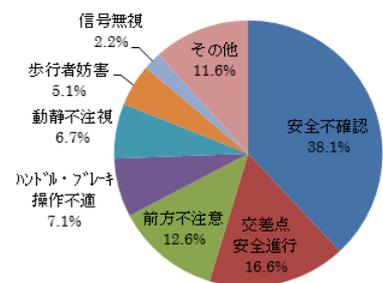


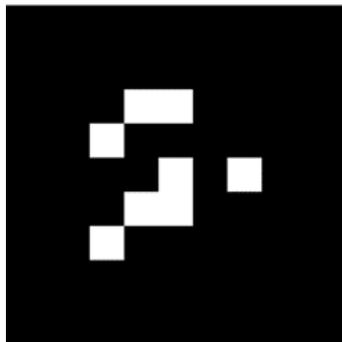
図1 高齢運転者交通事故発生状況
出典:防ごう!高齢者の交通事故!警視庁

本研究では、視覚探索実験に遺伝的アルゴリズムを適用し、ターゲット刺激となるマトリックス画像を変化させた。反応時間及び正答率の良いターゲット刺激同士を掛け合わせることで、視覚探索課題におけるターゲット刺激の判別精度の向上を図った。また、相互結合型 NN であるホップフィールドネットワークを作成し、視覚探索課題における連想記憶のモデルの精度を検証した。

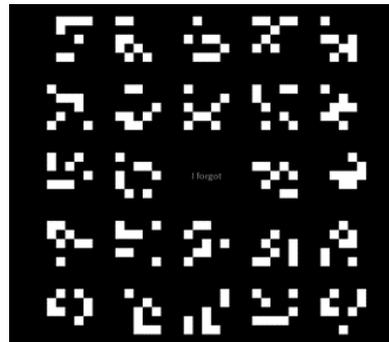
【方法】

本研究で検証した視覚探索実験の内容を図 2 に示す。5×5 の白黒のビットパターンで表される二次元マトリックス画像を使用し視覚探索実験を行った。

被験者は画面中央に表示されるターゲット刺激（図 2a）を時間内に記憶し、その後視覚探索課題に移る。視覚探索課題では、中心を除く 5×5 の仮想格子の交点上に設置されたターゲット刺激要素 1 個とディストラクター要素 23 個の合計 24 個の刺激要素が表示される。被験者はその刺激要素の中からマウスカーソルを用いて、記憶したターゲット刺激を探し出し選択（クリック）する。被験者はこの課題を繰り返し行い、視覚探索課題におけるターゲット刺激を見つけ出すまでに掛かった時間（反応時間）と正答率を測定した。



(a) ターゲット刺激



(b) 視覚探索課題

図 2 二次元マトリックス画像を用いた視覚探索実験

実験が進む中でターゲット刺激の形に遺伝的アルゴリズムを適用し変化させた。初期集団としてターゲット刺激となる 8 つのマトリックス画像を生成する。被験者による視覚探索課題によって得られる反応時間と正答率がそのターゲット刺激の適応度となる。そして 8 つの初期集団のなかから適応度の高い個体を選択し、それらの画像を形成するバイナリデータを遺伝情報として掛け合わせ子個体を生成する（交叉）。適応度の高い個体、子個体の他に全く別の新しい個体を加えた全 8 個のマトリックス画像が次の世代として視覚探索実験のターゲット刺激となる。このようにして世代が進むごとに適応度の高いターゲット刺激へと変化する。

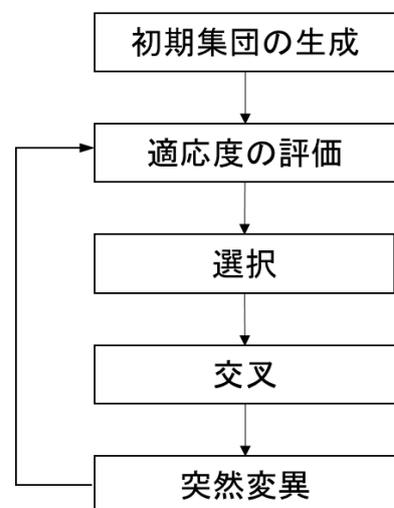


図 3 GA の計算手順

【連想記憶モデル】

視覚探索実験をふまえて、ターゲット刺激の記憶及び想起のモデルとして、相互結合型の構造をもち、ネットワークに画像を記憶させることが可能である、ホップフィールドネットワークを作成した。この連想記憶モデルを使い、人間の記憶・想起を機械的に再現することを試みた。

ホップフィールドネットワークにデータを入力するにあたって 5×5 のマトリックス画像を 25 桁のバイナリデータとして扱った。ネットワークはバイナリデータの桁数と同じ 25 個のノードからなる。またこれらのノードが互いに結合する構造を持つため、計 625 個のノード間の重み w_{ij} が存在するネットワークに画像を入力すると、この重み w_{ij} の値が変化し記憶が完了する。

記憶が完了したネットワークに、ノイズを加えた画像を入力した時の出力結果 (x_{ij}^{out}) が、記憶させた画像 (x_{ij}^{memory}) をどれだけ再現できているかを以下の式より算出した ($N \times N$ は画像のサイズ)。

$$\eta = 1 - \frac{1}{2} \times \frac{\sum_i^N \sum_j^N |x_{ij}^{memory} - x_{ij}^{out}|}{N \times N}$$

また、視覚探索実験によって得られた GA が十分適応された画像と全くランダムに生成された画像をホップフィールドネットワークに記憶させた時の、想起の再現率を比較し記憶の落ち込み方を検証した。

【結果と考察】

本研究では、17 名の被験者を対象に計 2346 個のデータを分析した。図 4 に、GA を適応した視覚探索実験による反応時間と正答率の変化を示す。全体としてターゲット刺激を視覚探索課題の中から見つけ出すまでに掛かる反応時間は世代が進むごとに短縮され、正答率の値も向上していることが分かる。このことから GA によってターゲット刺激の形が見つけやすく、覚えやすい形に変化していることが示唆される。全ての被験者に対し、同じ視覚探索課題を練習として十分行っているため、慣れによる影響は極めて少ない。

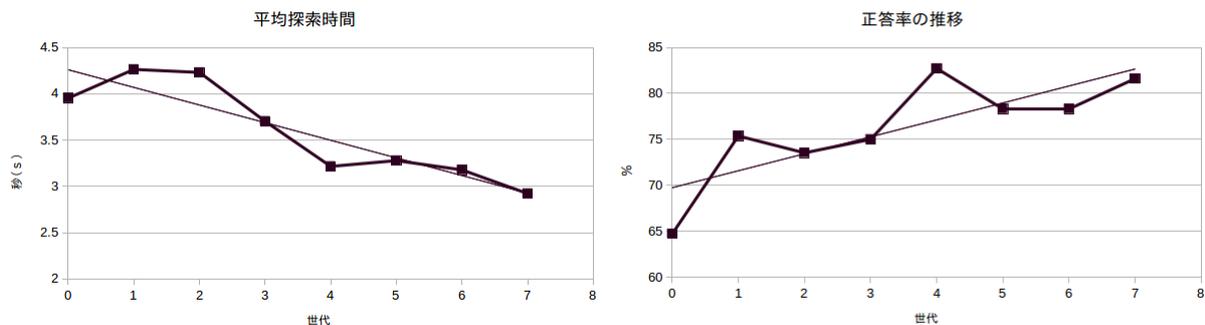


図 4 GA による反応時間及び正答率の変化

図 5 に、ホップフィールドネットワークによる画像の再現精度の検証結果を示す。ネットワークに記憶させる画像の枚数 W とノイズの発生確率を 0.0 (0%) から 0.5 (50%) まで 0.01 (1%) ごとに変えて検証を行った。それぞれの検証で、10000 回のシミュレーションを行いその平均値を再現率としている (図 5 上)。記憶させる画像の枚数に関わらず、ノイズのない状態では再現率は 100% を示し、ノイズ発生率が最大の際に 50% に収束する結果となった。 W の値が大きくなるほど、精度が落ちるタイミングが早くなるのが分かる (図 5 下)。

これらの結果から、ホップフィールドネットワークにおけるノイズの割合は、人間が何かを記憶した時からの時間経過と類似性が見られる。我々は常に外界から沢山の情報を得ていて、記憶した情報は別の情報によって掻き消されてしまう。今回の視覚探索実験においても、探索に長い時間を掛けたときの正答率は低い値をとる傾向がみられた。また、GA を適用した画像をホップフィールドネットワークに記憶させたときの想起再現精度は、適応度の低い画像に比べ適応度の高い画像での再現精度が向上する傾向がみられた。以上より今回作成したホップフィールドネットワークが視覚探索実験における連想記憶を再現するモデルとして機能していることが示唆される。

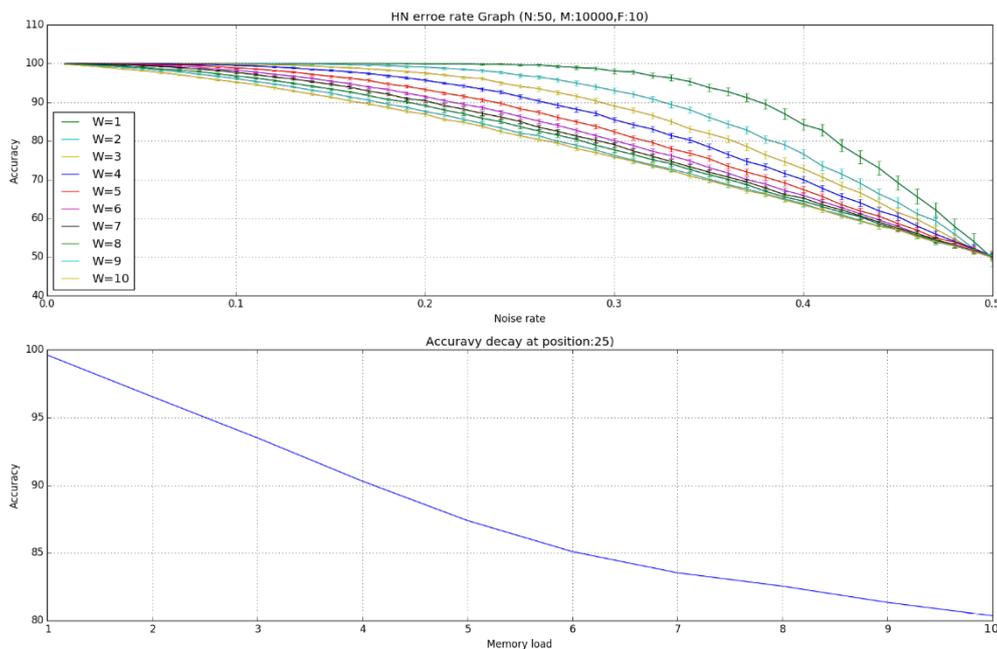


図 5 ホップフィールドネットワークによる画像の再現精度

第 1 章 序論

1.1 背景

我々が普段の生活の中で多くのものの中からある特定のものを探す時、どのような心的機構が働いているのだろうか。この探索という行動に関わる諸現象は、視覚情報処理における注意システムの解明に手掛かりを与えてくれる（武田・八木, 1996）。近年では、仮想現実（VR）や拡張現実（AR）など視覚情報処理のメカニズムを応用した技術の実用化が進み、今後さらに実社会への適応が進められていくと考えられる。

本研究では、視覚探索（visual search）における視覚情報の認知機能に焦点を当て研究を行った。例えば、日常生活の中で、多くの人混みの中から顔見知りの友人を探すなど、視覚情報の様々な物体の中から、ある特定の物体や特徴に関する情報を選択的に処理することが求められる。こうした視覚情報の選択的処理は、必要な情報を効率的に処理するために不可欠な認知機能である（大北・碧, 2014）。

近年、日本では高齢化が急速に進み、高齢ドライバーによる交通事故が多発している。このような事故では、動体視力の低下や複数の情報を一度に処理する能力の衰えにより、ハンドルやブレーキ操作に遅れが生じるなどの特性が見られる（図 1）。これらの原因は加齢による認知機能の低下が懸念されている。自動車の運転と視覚探索には密接な関係があり、そのメカニズムの解明は事故防止の観点から見ても重要な役割を果たす。

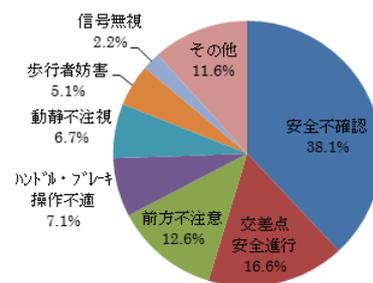


図 1 高齢運転者交通事故発生状況
出典:防ごう!高齢者の交通事故!警視庁

1.2 課題と目的

視覚探索に関する研究はこれまでも多く行われている。それらの多くは、認知的に低次と高次のそれぞれの注意を要する 2 種類の視覚探索タスクを用いたものが多い。単一の視覚的特徴で定義されたターゲット刺激を探索する特徴探索。ターゲットとなる刺激が 2 種類かそれ以上の特徴の組み合わせで定義される結合探索。この 2 つの探索はのちの説明する特徴統合理論による心理的モデルにおける視覚情報処理の仕方が異なる (Treisman, 1988)。

視覚探索には大きく分けて二つの段階がある。まずは、シーン内に呈示された目標となるターゲット刺激を覚える記憶課題。日常的に行われる視覚探索では、その人がこれまでに目にしたことのある物体がターゲットとなることがほとんどである。そのため視覚探索実験における記憶課題の際に、これまで記憶や経験の影響を受けやすい。二つ目は探索課題である。特徴統合理論では、この探索課題における特徴探索の理論に深く言及している。

本研究では、視覚探索実験に遺伝的アルゴリズムを適用し、ターゲット刺激となるマトリックス画像を変化させた。反応時間及び正答率の良いターゲット刺激同士を掛け合わせることで、視覚探索課題におけるターゲット刺激の判別精度の向上を図った。また、相互結合型 NN であるホップフィールドネットワークを作成し、視覚探索の記憶課題における連想記憶のモデルの精度を検証した。

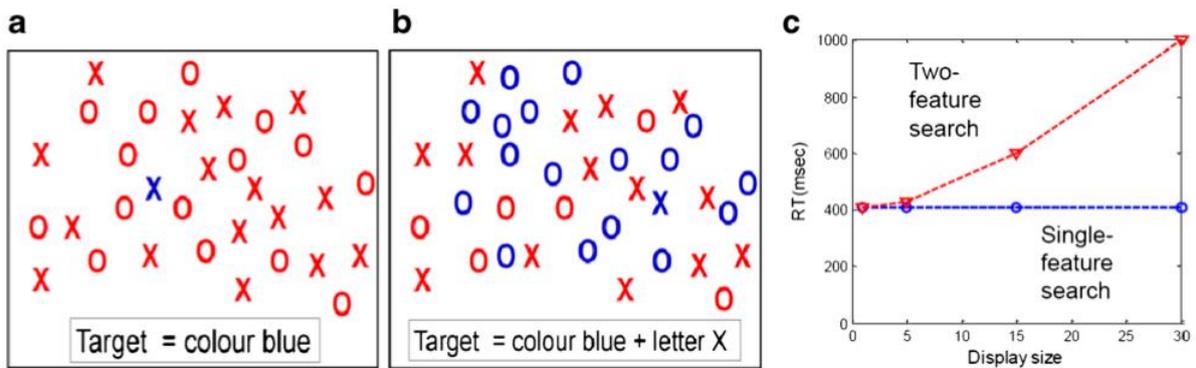
視覚探索についての研究は、日常で起こる事故や高齢者による運転能力の向上、ビジネス戦略など幅広い方面での有用性を持つ。また、連想記憶モデルの作成は記憶のメカニズムの解明につながるだろう。さらに、人工知能の分野においての研究・開発に貢献することを期待する。

第 2 章 関連研究

2.1 視覚探索課題 (Visual search tasks)

視覚探索課題では、特定の特徴をもつ目標となるターゲット（ターゲット刺激）を、それ以外の妨害刺激（ディストラクター）の中から見つけ出す課題が要求される。1987年に Martin Handford によって出版された絵本『ウォーリーを探せ!』（北米版タイトルは Where's Waldo?）はこの視覚探索を娯楽に応用したものである。

視覚探索に関する主な実験は、探索に要した時間（反応時間：reaction time）と妨害刺激となるディストラクターの数の関係性を明らかにする。図 2-1(a)及び(b)は Williams によって行われた視覚探索実験である。被験者はターゲット刺激となる青色のバツ印（X）を画面の中から探し出す課題が与えられる。ターゲット刺激以外のディストラクターの数を変えて同様な実験を行い、それぞれの実験での反応時間の変化に違いが生じている。



(Williams, 2014)

図 2-1 特徴探索・結合探索と探索効率

2.2 特徴探索と結合探索

Williams の実験 a, b は共に視覚探索実験であり、複数の妨害刺激（○や×）の中からターゲット刺激を見つけ出すという全く同じ課題が与えられている。では何故、反応時間の結果が異なる傾向を示したのか。それは視覚探索における二種類の探索方法が関係している。図 2-1(a)のように、ターゲット刺激のもつ単一の特徴（この場合は「色」）にだけ注目することでターゲットであるか否かを判別することのできる視覚探索を、特徴探索（feature search）という。それに対し、図 2-1(b)ではディストラクターの中に青いマル（○）が存在する。この場合、「色」という単一の特徴だけに注目してただ一つのターゲット刺激を判断することは不可能である。そのためオブジェクトの「形」という特徴にも注意を向ける必要がある。このように「色」や「形」などのような複数の特徴に注目しなければターゲットであるか否かを判別することのできない視覚探索を、結合探索（conjunction search）という。

このような二つの探索課題では、一般に図 2-1(c)のような結果が得られる。実験 a（特徴探索）での結果を青い波線（○）、実験 b（結合探索）での結果を赤い波線（▽）で示している。二つの結果を比較すると、一貫して特徴探索よりも結合探索での反応時間が長くなっており、複数の特徴に注目する場合の方が探索の難易度が上がることが分かる。また、結合探索においてディストラクターの数が 5, 15, 30 と増えていくほど、反応時間が増加する傾向が見て取れる。これは一つのターゲットに対して妨害刺激が増えれば増える程、注意の対象が多くなるので、探索にも長い時間を要するためである。

一方で特徴探索では、ディストラクターの数の影響はほとんど受けず、一定の反応時間での探索であるのが分かる。これは特徴探索特有のポップアウト（pop out）と呼ばれる現象に由来している。ただ一つの特徴に注意するだけの探索では、ターゲット刺激を意図的に探す必要はなくなる。複数の同じ特徴をもつディストラクター（○や×）の中では、一つだけ色の違うターゲット刺激（×）は飛び出して見える。例えディストラクターの数が増えたとしても、注意がひつような特徴の数が増えない限りこのポップアウトの現象は起きる。そのため特徴探索ではディストラクターの数が増加しても、反応時間はその影響を受けない。

これら二種類の探索は、脳での視覚情報の処理の仕方が異なるために起こる。その心理的モデルとなるのが次節で紹介する特徴探索統合理論である。

2.3 特徴統合理論 (Feature Integration Theory)

視覚情報は、網膜などの視覚系を通じて常に並列入力されているが、我々が一時的に注意を払うことができるのはそのうちのわずかである(横澤、1992; 熊田・菊池, 1994)。そこで、視覚系には初期視覚である並列処理とそれに続く逐次処理があると考えられる (Neisser, 1967)。これらの処理が視覚探索における特徴探索・結合探索で行われている。ターゲット刺激がポップアウトする特徴探索では、シーン全体をまとめて処理する並列処理が行われる。そのためディストラクターの数が増えても、探索時間は変わらない。一方で、複数の特徴を組み合わせたターゲット刺激を探す結合探索では、シーン中の刺激一つ一つを順番に処理する逐次処理が行われる。そのため、ディストラクターの数の増加は、処理する対称の増加でありその分探索時間が長くなる。

このように、最初に比較的簡単な処理を行う過程があり、その後より高度な処理を行う過程がある、という視覚の2段階処理の仮定に基づいたのが特徴統合理論である。視覚情報処理では、まず前注意的なレベルで目に映った場面の中のいくつもの領域を図と地に分解し、その結果に基づいて、今度は注意的なレベルで一つ一つの対象が何であるのかを認識している (Neisser, 1967)。

特徴統合理論の模式図を図 2-2 に示す。この理論では、視覚系は色や方向など、刺激の基本的な特徴をそれぞれの空間的に並列に抽出し、それらの特徴ごとに特徴マップを形成する。この過程が前注意過程であり、注意の集中を必要とせずに行われる。対象を認識するには、特徴マップの各特徴の位置を認識し、特徴同士を結合しなくてはならない。このとき「注意」が必要となり、位置マップ内で選択を行う。注意はスポットライトのように動き、特徴を正確に結合するほどスポットライトは狭くなる。そのため全体を同時に処理できなくなり、特徴の結合は逐次的になる。

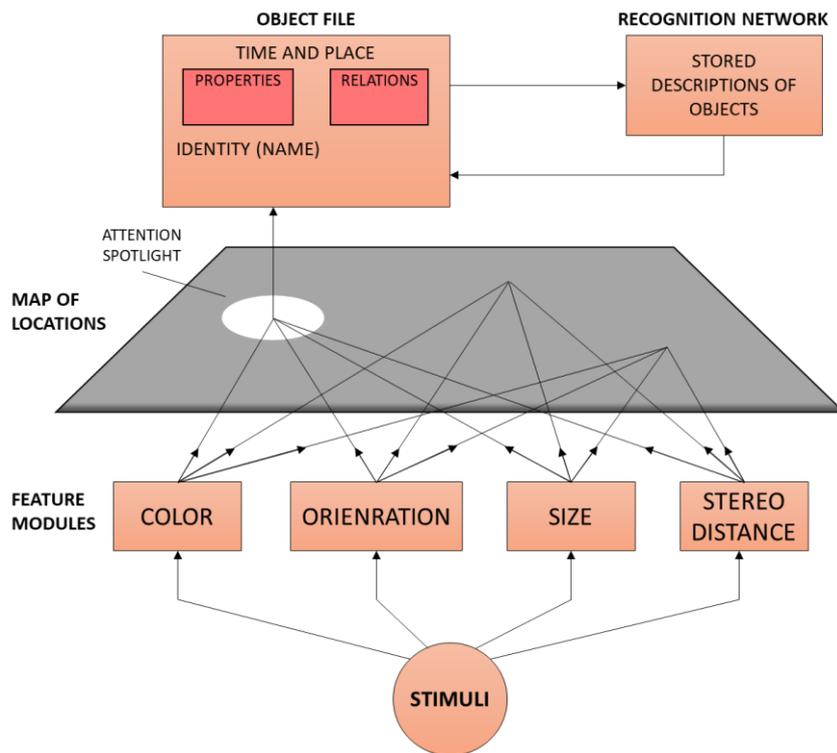


図 2-2 Treisman(1986)の特徴統合理論の模式図

第 3 章 実験概要

3.1 記憶と視覚探索

視覚探索においてターゲット刺激となりうるものは、過去の記憶や経験に基づくことが多い。例として、本棚から特定の本を探す場合を考える。本には「タイトル」、「色」、「サイズ」などのいくつかの特徴をもち、探索時の手掛かりとなる。過去に探す対象となる本を読んだことのある場合や、その本の情報をよく知っている場合、手掛かりとなる本についての特徴が多くなり特徴探索が可能となる。しかし、探している本の「タイトル」のみしか情報がない場合、「色」や「サイズ」などの特徴からの探索は不可能となり、逐次処理となる結合探索に移る。このように記憶と視覚探索の間には深い関わりがあり、探索能力にも影響を及ぼす。本研究では、この「記憶」と「探索能力」に焦点を置き研究を行った。

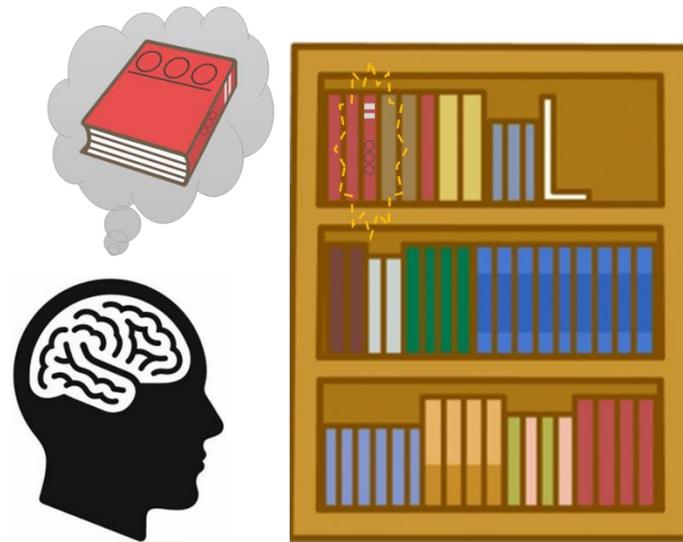


図 3-1 探索の対象となるオブジェクトの特徴が多いほど、探索は容易になる（並列処理が可能）

3.2 実験の構成

3.2.1 本研究における視覚探索

[刺激]

今回の実験では、形として意味を持たない 5×5 の白黒のビットパターンで表された二次元マトリックス画像を刺激として扱う。0 又は 1 で構成された 25 個のバイナリデータから、0 を黒、1 を白とし画像を作成。刺激の像として捉えられる白の数を、全体の $\frac{1}{3}$ となる 8 個に固定した。バイナリデータ [0,1,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,1,1,0,0,1,0,0,0,0] を持つ二次元マトリックス画像は以下の図のような像が得られる。

[0,1,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,1,1,0,0,1,0,0,0,0]



[0, 1, 1, 0, 0,
1, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 1, 0, 1,
0, 1, 1, 0, 0,
1, 0, 0, 0, 0]



5

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |

5

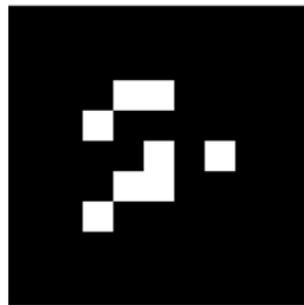


図 3-2 二次元マトリックス画像作成の手順

二次元マトリックス画像の基本的な作成手順を図 3-2 に示す。実験はプログラミング言語 Python を使用し計算及び制御している。

[二次元マトリックス画像作成手順]

- (1) 25 桁からなる 0or1 のバイナリデータを用意。ただし 1 の個数は全体の 3 分の 1 (この場合 8) 個となるように設定。
- (2) 一次元配列であるバイナリデータを、5×5 の二次元配列に整列させる。
- (3) 配列中のデータ 0 には“黒”、1 に“白”を割り当て、白黒のビットパターンで表示させる。
- (4) 背景を 0 と同じ黒色の場面上に、(3) でできた二次元マトリックス画像を表示することで、刺激となる像が映し出される。

このようにして視覚探索であつかう二次元マトリックス画像を作成。ターゲット刺激もディストラクターとなる妨害刺激も同じ方法で作成される。この手法では ${}_{25}C_8$ の組み合わせが可能で、計 1,081,575 通りのパターンをとることができる。そのため、最初のバイナリデータをランダムにとる場合、同じマトリックス画像が作成される可能性はほとんどないと言える。

[実験環境]

被験者は、正常な視力を有する 15～56 歳までの晴眼者 15 名（男性 11 名、女性 4 名）。実験参加者には、研究の目的を伝えずに実験を行った。実験は、全て横浜市立大学にある理学系研究棟内の一室で行われた。視覚探索実験の制御はプログラミング言語 Python を用いて作成した。被験者は光学式 USB マウスを使用し実験に取り組んだ。

[手続き]

実験では、最初に注視点（白い十字）のみのブランク画面が 500ms 呈示され、その後ターゲット刺激となる 1つの二次元マトリックス画像が画面中央に表示される。被験者はその画像を一定時間内（50ms or 600ms）に記憶し、視覚探索課題に移る。視覚探索課題では、中心を除く 5×5 の仮想格子の交点上に配置されたターゲット刺激要素 1個とディストラクター要素 23個の合計 24 個の刺激要素が表示される。被験者はその刺激要素の中からマウスカーソルを用いて、記憶したターゲット刺激を探し出し選択（クリック）する。刺激要素のない中心位置には「I forgot」の文字が表示され、ターゲット刺激を忘れてしまった場合の選択肢となっている。1 試行の流れを図 3-3 に示す。一人の被験者はこの試行を、練習の 10 回と本番の 128 回、計 138 回繰り返した時点で実験終了となる。視覚探索課題におけるターゲット刺激を見つけ出すまでに掛かった時間（反応時間）と正答率を測定した。

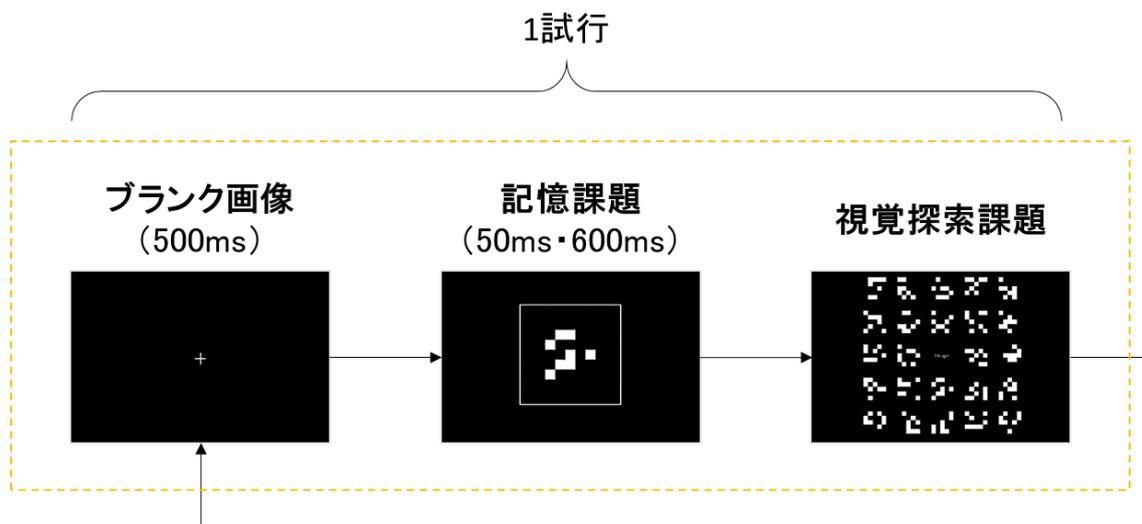


図 3-3 視覚探索実験の 1 試行の手続き

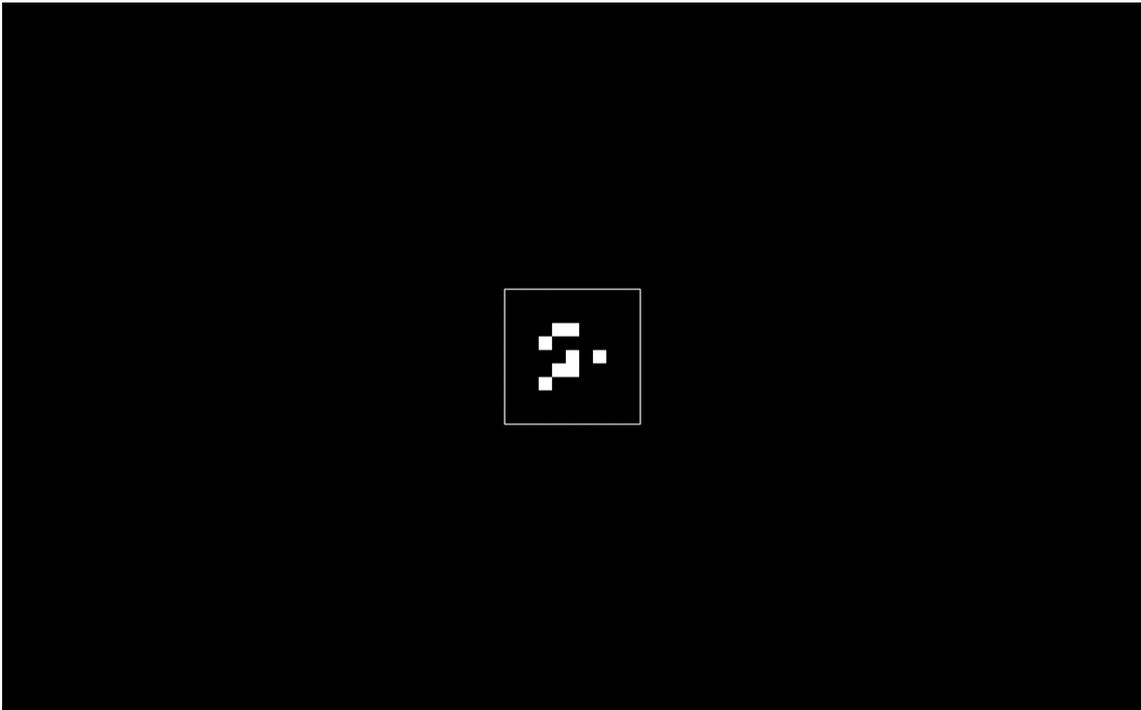


図 3-4 ターゲット刺激呈示画面

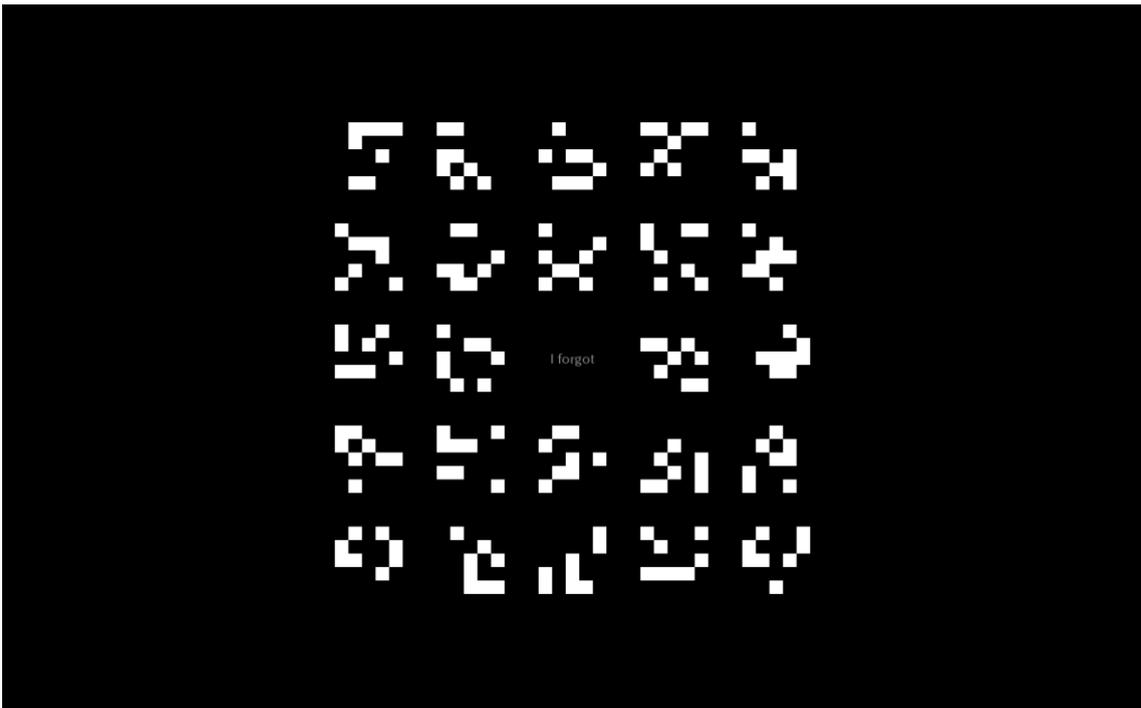


図 3-5 視覚探索課題画面

3.2.2 遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm)

遺伝的アルゴリズム (GA: Genetic Algorithm) は、1960年代から研究されてきた手法であり、ミシガン大学の John Henry Holland が 1975 年に”Adaptation in Natural and Artificial Systems”, University of Michigan Press/MIT Press で書籍としてまとめた、生物進化の原理をもとにした多点の確率的探索手法、最適化手法の一手法である (高橋, 2012, 209)。視覚探索実験のターゲット刺激の表象を実験の中で変化させる手法として、この遺伝的アルゴリズムを適用した。

遺伝的アルゴリズムでは、数字やアルファベットで表される遺伝子 (Gene) が染色体 (Chromosome) 上にコーディングされる。この染色体は適応度関数 (Fitness function) によって評価される。適応度関数は個体の優劣を決定するために定義され、個体は適応度に応じて淘汰・選択 (Selection) される。また、交叉 (Crossover) や突然変異 (Mutation) などの遺伝的操作によって、新しい個体が生成される。このような遺伝的操作が繰り返し行われることによって、適応度のより高い遺伝子を持つ個体が生成される。遺伝的アルゴリズムの主な処理の流れを図 3-6 に示す。

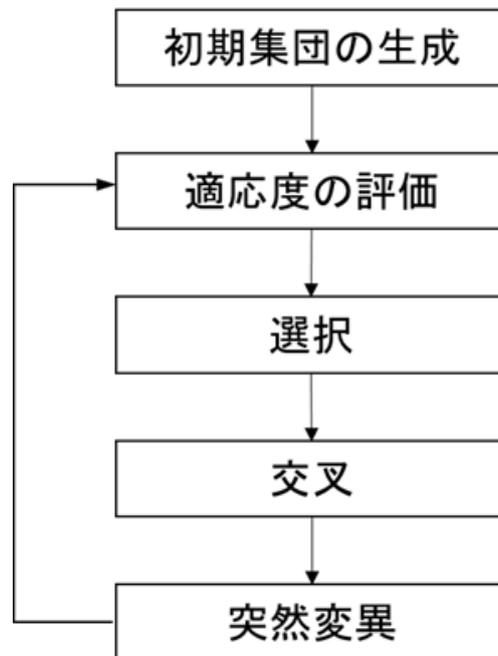


図 3-6 遺伝的アルゴリズムの計算手順

まず、与えられた問題に対して、その問題を解決するために適した遺伝子コーディングと適応度関数を決める。決定した遺伝子コーディングに基づいて、乱数を用いてある個体数（Population Size）を持つ初期個体の集団を生成する。次に、その初期集団に対して適応度関数を用いて個体の適応度を求める。この適応度によって、淘汰を行う。淘汰には、比例淘汰、エリート淘汰などさまざまな淘汰の方法がある。淘汰を生き残った集団に対して交叉を行う個体対を決定し、図 3-7 に示すような一点交叉（One-point Crossover）、複数点交叉（Multi-points Crossover）、一様交叉（Uniform Crossover）のいずれかを行う。交叉によって二つの親個体から新しい遺伝子型をもつ子個体が生成される。一点交叉は染色体のある一箇所で二つの親の遺伝子列を交換する交叉で、複数点交叉は複数の場所で遺伝子列を交換する。図 2 では、二点交叉の例を示している。一様交叉は、交叉の際にマスクをかけ、それぞれどちらかの親の遺伝子を継承する子を作成する方法である。さらに、ある確率で遺伝子の一部の値を変える突然変異を行う。このような操作で新しい世代の集団が生成され、再び適応度評価を行う。ある世代数に達するか、優秀な個体の適応度がある値になるかなどの終了条件にしたがって、GA の処理を終了する。（高橋, 2012, 209-10 より引用）

| | | | | | | | | | | |
|------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 親個体A | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 親個体B | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |

| | | | | | | | | | | |
|------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 子個体A | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 子個体B | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |

一点交叉 (One-point Crossover)

| | | | | | | | | | | |
|------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 親個体A | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 親個体B | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |

| | | | | | | | | | | |
|------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 子個体A | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 子個体B | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

二点交叉 (Multi-point Crossover)

| | | | | | | | | | | |
|------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 親個体A | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 |
| 親個体B | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |

| | | | | | | | | | | |
|-----|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| マスク | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 |
|-----|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|

| | | | | | | | | | | |
|------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 子個体A | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 |
|------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|

| | | | | | | | | | | |
|------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 子個体B | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 |
|------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|

一様交叉 (Uniform Crossover)

図 3-7 代表的な交叉手法

3.2.3 視覚探索実験における遺伝的アルゴリズムの解釈

今回の実験では、最初に初期集団として 8 個のターゲット刺激をランダムに生成した。この 8 個のターゲット刺激は、それぞれ記憶課題における呈示時間を 50ms と 600ms の 2 パターンでの実験が行われる。この計 16 回（8 個×2 回）の試行を一つの世代とする。

次の世代でも同様に 8 個のターゲット刺激×2 回の 16 試行を行い、これを繰り返す。このとき、次の世代（第 1 世代）となる 8 個のターゲット刺激は、最初の世代（第 0 世代）での測定結果（反応時間及び正答率）を参考に遺伝的アルゴリズムによって生成される。ターゲット刺激の像を形成するのに必要となるバイナリデータを、その個体の遺伝子として扱った。

視覚探索実験における遺伝的アルゴリズムの処理の流れを以下に示す。

- (1) 8 個の 25 桁からなるバイナリデータを乱数により生成。
- (2) (1)で出来たターゲット刺激を第 0 世代として視覚探索実験を行う。
- (3) それぞれ 2 回（呈示時間：50ms, 600ms）の視覚探索実験での反応時間及び正答率の平均値をその個体の適応度とする。
- (4) (3)で求めた適応度の上位 3 個体を遺伝的操作は行わずに、そのまま次の世代へ残す。
- (5) (3)で求めた適応度の上位 3 個体を親として、3 つの子個体を生成する。
- (6) 乱数によりバイナリデータを生成し、2 つの新個体を生成する
- (7) (4)～(6)で生成した計 8 個の個体を次の世代（第 1 世代）とし、視覚探索実験を行う。

本研究では、(7) において第 7 世代での視覚探索実験が完了した時点で実験を終了した。また(5) では、一様交叉を採用して子個体を生成した（ただしバイナリデータ中の 1 の数は常に 8 個に調整）。適応度は正答率の高い個体を上位とし、同じ正答率の場合は反応時間の短い個体を上位とした。

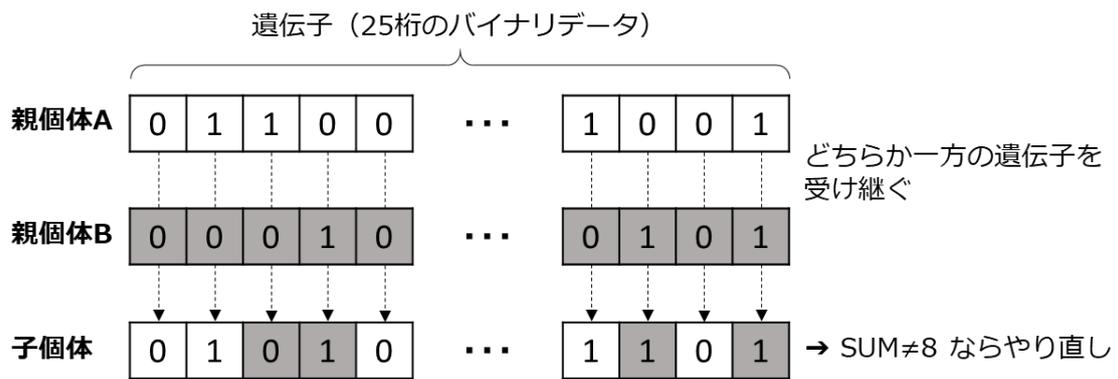


図 3-8 一様交叉による子個体の生成

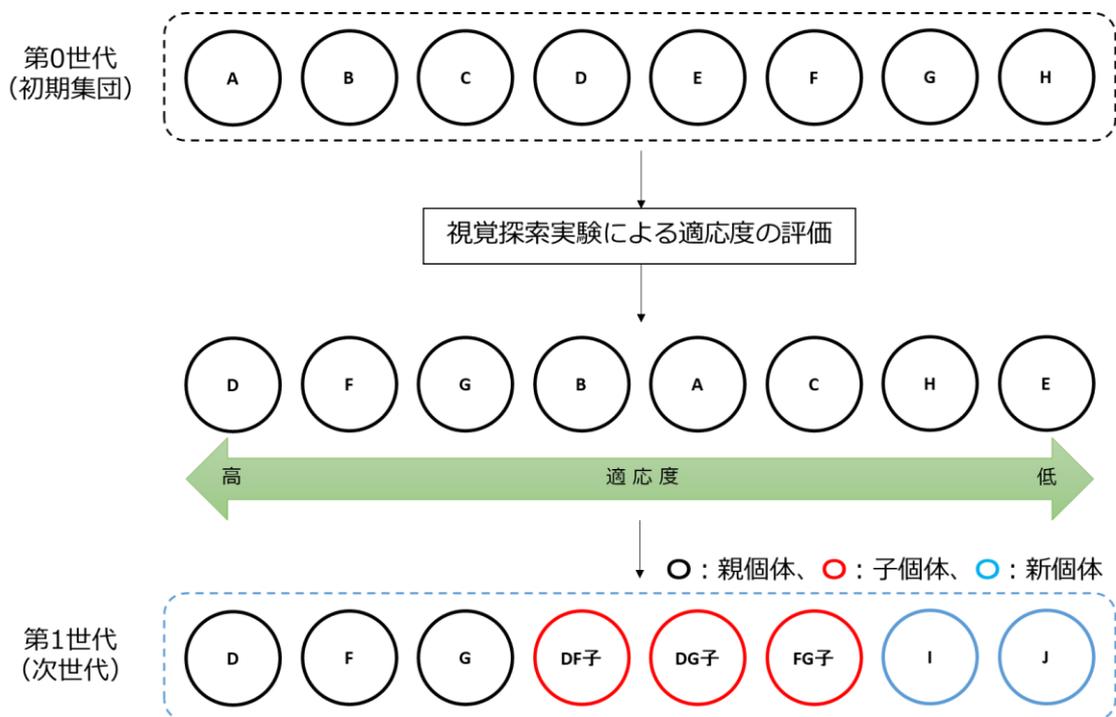


図 3-9 GA による遺伝的操作

3.3 連想記憶モデル

3.3.1 ニューラルネットワーク (Neural Network)

ニューラルネットワークとは、人間の脳の神経細胞（ニューロン）とその繋がりである神経回路を模擬した情報処理システムである。膨大な量のデータを学習させることで、パターン認識、データの分類、未来の予測などに活用される。

脳の中ではニューロンとそれらを繋ぐシナプスが電気信号によって、情報のやり取りをしている。その際にシナプスの繋がり強さによって、情報伝達の優先度が決まる。ニューラルネットワークはこの仕組みを数式的なモデルで置き換えたものである。

[ニューラルネットワークの構造]

一つの人口ニューロンに着目したものをパーセプトロンという。一つ一つは単純な仕組みであるが、多数組み合わせることによって複雑な関数近似を行うことができる。

あるニューロン i についての入力の総和を I_i 、出力を O_j 、結合の重みを W_{ij} 、閾値を θ_i としたときの I_i は(1)式で表せる。

$$I_i = \sum_{j=1}^N W_{ij} O_j - \theta_i \quad (1)$$

ニューロン i への入力 I_i は、 n 個のニューロン j の出力値 O_j に各重み W_{ij} をかけたものの総和から閾値 θ_i を引いたものとなる。この値に活性化関数 f を適応させると(2)式のようなになる。

$$O_j = f(I_j) \quad (2)$$

ここでは、活性化関数としてシグモイド関数(3)式を用いた。

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (3)$$

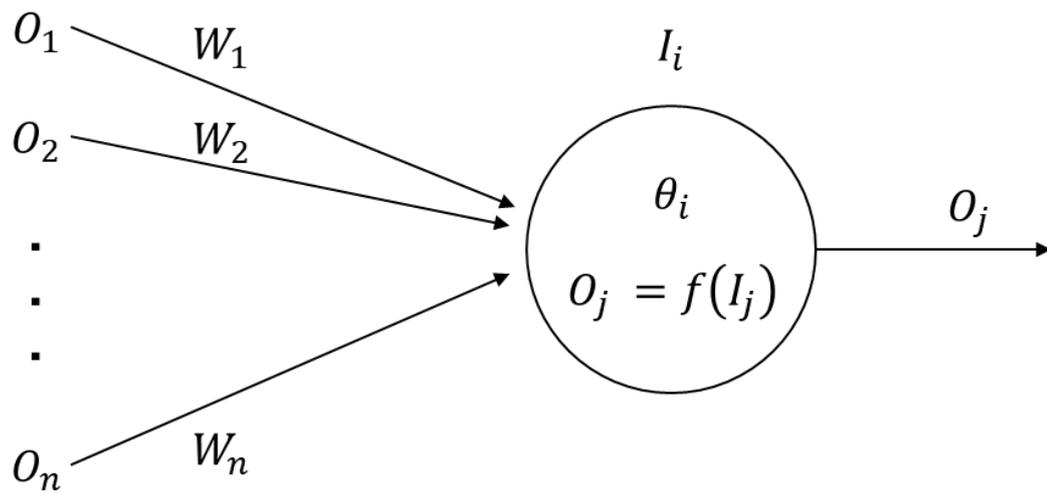


図 3-10 パーセプトロンにおける入出力

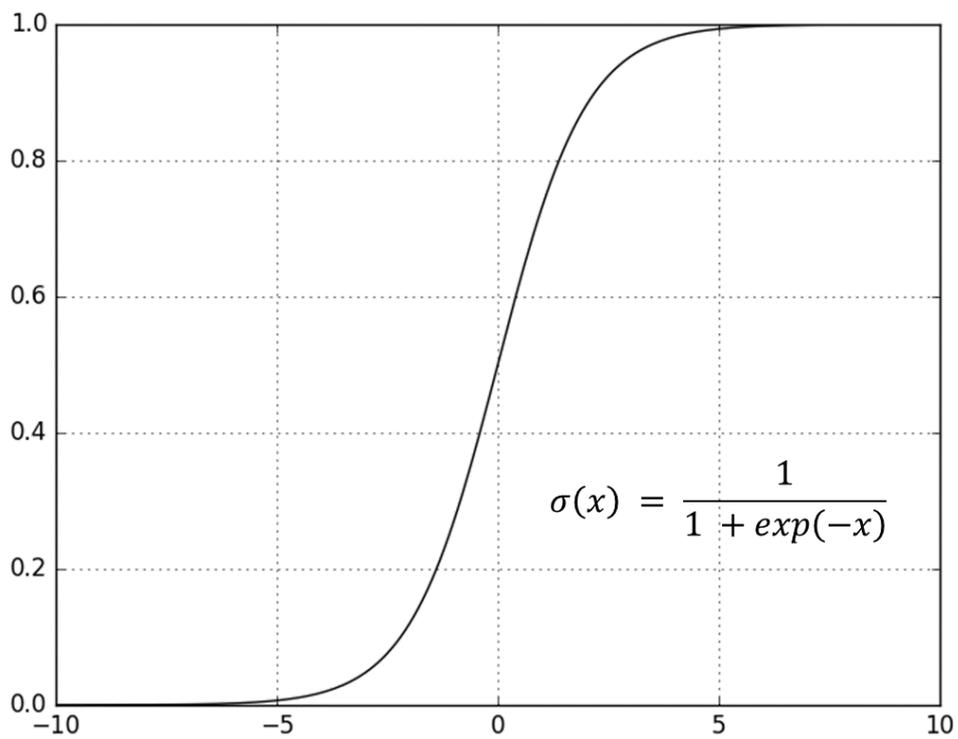


図 3-11 活性化関数（シグモイド関数）

3.3.2 ホップフィールドネットワーク

ニューラルネットワークの構造には図 3-12 に示すように階層型ネットワーク、相互結合型ネットワークなどがある (Iwase, 2017)。階層型ネットワーク (図 3-12 左) は入力層、中間層、出力層からなり、各層に存在する複数のニューロン (図中の○) は前後の層のニューロンと繋がっている。それに対し相互結合型ネットワーク (図 3-12 右) は、各ニューロンがすべてのニューロンに対して対等に結合している。階層型ネットワークのような入力層・出力層の区別はない。 n 個のニューロンからなる相互結合型ネットワークでは、 n^2 個の結合が存在する。

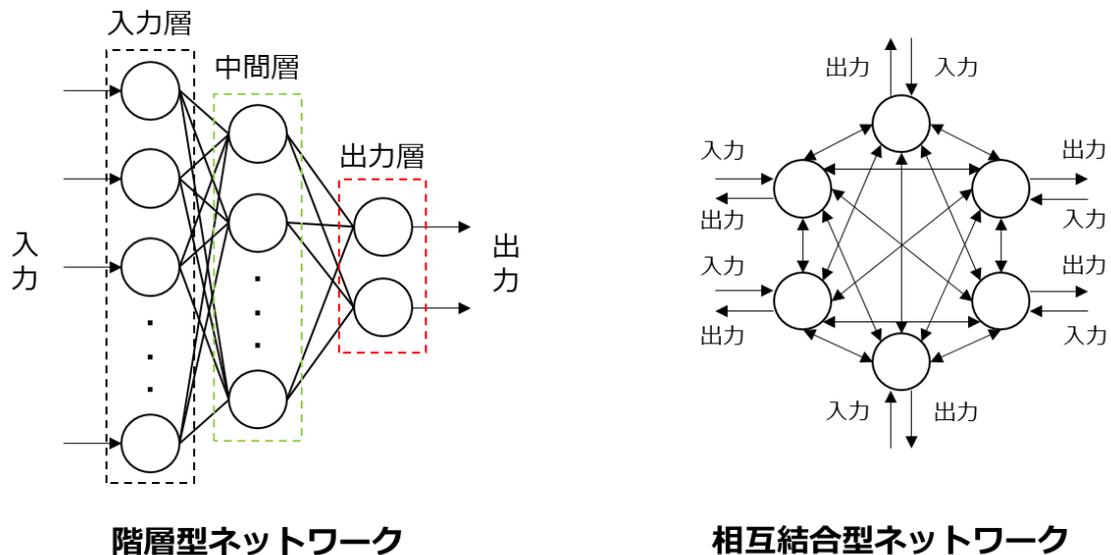


図 3-12 ニューラルネットワークの構造

本研究では相互結合型ネットワークであるホップフィールドネットワークを扱った。ホップフィールドネットワークとは、1つの行列に複数の画像を埋め込むことで、情報を想起することができる。ネットワークに記憶させることで、記憶させたデータにノイズを加えたものを入力しても、元のデータ (ノイズを含まない) を出力することが可能となる。

3.3.3 ノイズ付加データからの想起

本研究で作成したホップフィールドネットワークの構造を以下に示す。

使用するデータはピクセル数 25 ($N = 25$) の二次元マトリックス画像である。記憶させる画像 I_i^1 を、ピクセル a_i^1 を用いて行列で表現すると

$$I_i^1 = \begin{bmatrix} a_1^1 & \cdots & a_5^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{21}^1 & \cdots & a_{25}^1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

と表される。ここで

$$a_i^n = 1 \text{ or } 0 \quad (5)$$

となり、1 は白、0 は黒の状態を示す。画像のデータ数と同じだけのニューロン X_i を用意し、各ニューロン間の結合の重みを W_{ij} で表す。各ニューロンは $X_i = 1 \text{ or } -1$ の 2 種類の出力が可能となる。よって

$$X_i \in \{-1, 1\}^N \quad (6)$$

と表される。結合の重み W_{ij} は、ニューロン X_i の観測可能な出力 $\{-1, 1\}$ と記憶させる画像 I_i^1 を用いて次の式で設定する。

$$X_i = \begin{cases} 1 & (a_i^1 = 1) \\ -1 & (a_i^1 = 0) \end{cases} \quad (7)$$

$$W_{ij} = X_i X_j \quad (8)$$

ここで本研究では、自己結合は含まず ($W_{ii} = 0$)、結合荷重は対称的 ($W_{ij} = W_{ji}$) となる。また、記憶させる画像が複数の場合、データの集合を D として式(9)のようになる。

$$W_{ij} = \sum_{d \in D} X_i^d X_j^d \quad (9)$$

このときニューロン X_i の入力 of 総和 H_i は

$$H_i = \sum_{j=1}^N W_{ij} X_j \quad (10)$$

となり、以下のルールに従って出力 O_i を更新する。

$$O_i = \begin{cases} 1 & (H_i > 0) \\ X_i & (H_i = 0) \\ -1 & (H_i < 0) \end{cases} \quad (11)$$

このネットワークに、記憶させた画像 I_i^m にノイズを付加したものを入力画像 I_i^{input} として取り込む。ノイズの付加は一定の確率 p で画像のバイナリデータを反転させる。(r : random number)

$$I_i^{input} = \begin{cases} a_i^{input} = a_i^m & (p \geq r) \\ a_i^{input} = \bar{a}_i^m & (p < r) \end{cases} \quad (12)$$

($a_i = 1$ のとき $\bar{a}_i = 0$, $a_i = 0$ のとき $\bar{a}_i = 1$)

こうしてノイズの付加された画像を入力データとしたときの出力画像 O_i^{output} が、(9)~(11)式の計算から得られる。この O_i^{output} がどれだけ記憶させた画像 I_i^m を想起できているのかを以下の(13)式より算出した。

$$\eta = 1 - \frac{\sum_i^N |a_i^m - a_i^{output}|}{N} \quad (13)$$

このようにして得られた想起率 η をホップフィールドネットワークの精度として検証を行った。

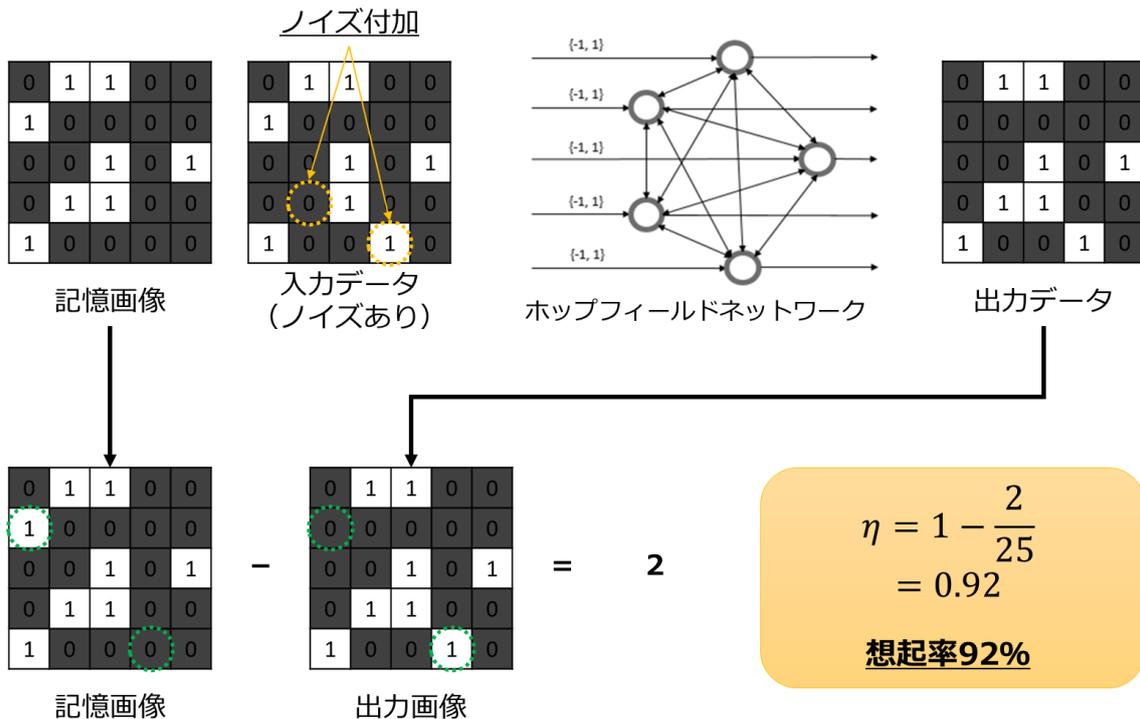


図 3-13 ホップフィールドネットワークによる画像の想起と想起率

第 4 章 結果

4.1 視覚探索実験

15～56 歳までの被験者 15 名（男性：11 名、女性：4 名）を対象に計 1920 回の探索実験を行った結果を表 4-1 に示す。実験では視覚探索課題における反応時間（Reaction time）と正答率（Correct answer rate）を測定した。実験では遺伝的アルゴリズムにおける 1 世代 16 回の試行を 0～7 世代まで繰り返し行った。

各世代での正しいターゲット刺激を選択した時の反応時間の平均を 2 つのターゲット刺激呈示時間（0.05s, 0.6s）ごとにプロットしたものを図 4-1 に示す。また視覚探索課題において正しいターゲット刺激を選択した割合を正答率とし、その結果を図 4-2 に示す。図 4-1,2 の結果より、遺伝的アルゴリズムにおける世代が進むにつれ、平均反応時間は減少し、正答率は向上するような傾向がみられた。どちらの呈示時間でも同じような傾向がみられる。

表 4-1 15 名の被験者による視覚探索実験結果

| | Sex | Age | Average reaction time (sec) | Correct answer rate |
|------------|--------|-----|--------------------------------|------------------------|
| Subject#1 | Male | 15 | 2.073 | 60.14% |
| Subject#2 | Female | 22 | 3.183 | 76.81% |
| Subject#3 | Female | 22 | 3.674 | 81.16% |
| Subject#4 | Male | 23 | 3.142 | 89.86% |
| Subject#5 | Male | 23 | 3.411 | 71.74% |
| Subject#6 | Male | 23 | 4.019 | 78.99% |
| Subject#7 | Male | 24 | 3.649 | 57.97% |
| Subject#8 | Female | 24 | 3.756 | 82.61% |
| Subject#9 | Male | 24 | 4.379 | 78.99% |
| Subject#10 | Male | 25 | 2.947 | 83.33% |
| Subject#11 | Male | 25 | 4.112 | 67.39% |
| Subject#12 | Male | 29 | 4.022 | 62.32% |
| Subject#13 | Male | 46 | 3.595 | 83.33% |
| Subject#14 | Female | 48 | 4.648 | 68.84% |
| Subject#15 | Male | 56 | 4.057 | 82.61% |

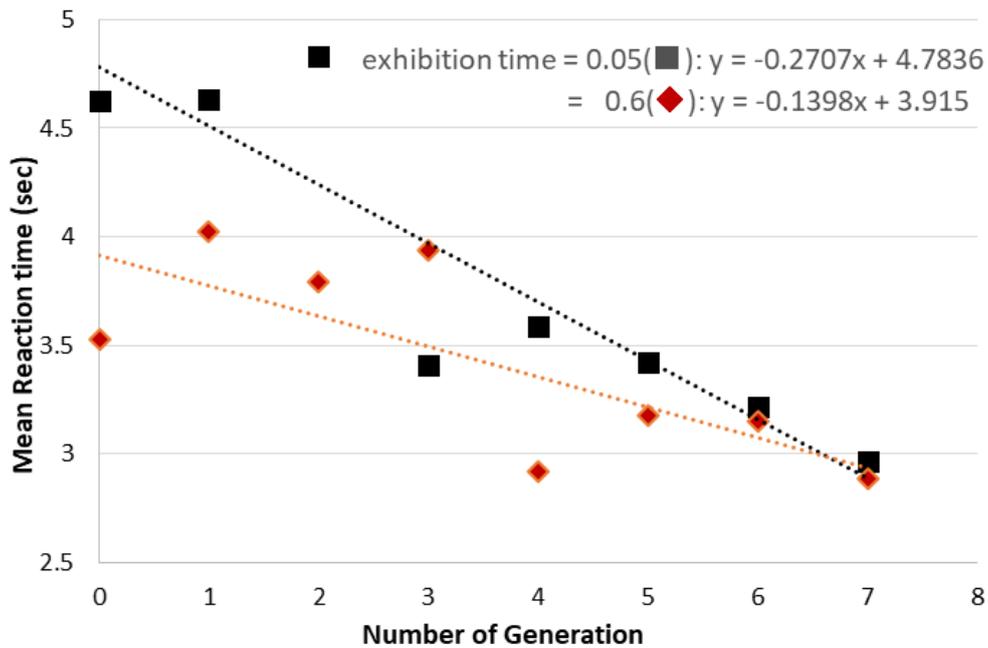


図 4-1 視覚探索課題における平均反応時間の変化。横軸を遺伝的アルゴリズムにおける世代数とする。ターゲット刺激の呈示時間が 0.05s のときの結果を ■、0.6s のときの結果を ◆ で示す。

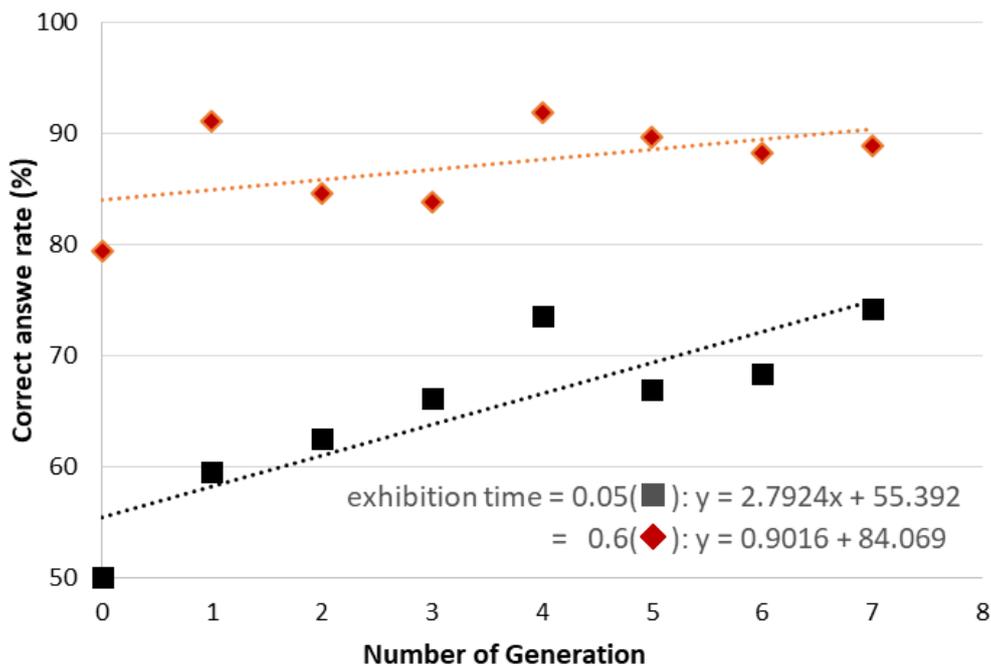


図 4-2 視覚探索課題における正答率の変化。横軸を遺伝的アルゴリズムにおける世代数とする。ターゲット刺激の呈示時間が 0.05s のときの結果を ■、0.6s のときの結果を ◆ で示す。

また、呈示時間 0.05s と 0.6s での反応時間及び正答率について t 検定を行ったこと、いずれも有意差が得られた。

表 4-2 呈示時間ごとの各世代における平均反応時間・正答率と p 値

| | Average Reaction time (s) | | Correct answer rate | |
|--------------|---------------------------|-------|---------------------|--------|
| | 0.05s | 0.6s | 0.05s | 0.6s |
| Generation#0 | 4.627 | 3.529 | 50.00% | 79.41% |
| Generation#1 | 4.631 | 4.024 | 59.56% | 91.18% |
| Generation#2 | 4.830 | 3.789 | 62.50% | 84.56% |
| Generation#3 | 3.409 | 3.936 | 66.18% | 83.82% |
| Generation#4 | 3.589 | 2.918 | 73.53% | 91.91% |
| Generation#5 | 3.419 | 3.174 | 66.91% | 89.71% |
| Generation#6 | 3.219 | 3.148 | 68.38% | 88.24% |
| Generation#7 | 2.966 | 2.887 | 74.26% | 88.97% |
| p value | 0.007335 | | 1.36508e-05 | |

視覚探索課題における反応時間を 1 秒ごとに正答率を算出したものを図 4-3 に示す。ただし反応時間が 19 秒より大きい値は外れ値として除外した。その結果、平均反応と正答率には負の相関がみられた。

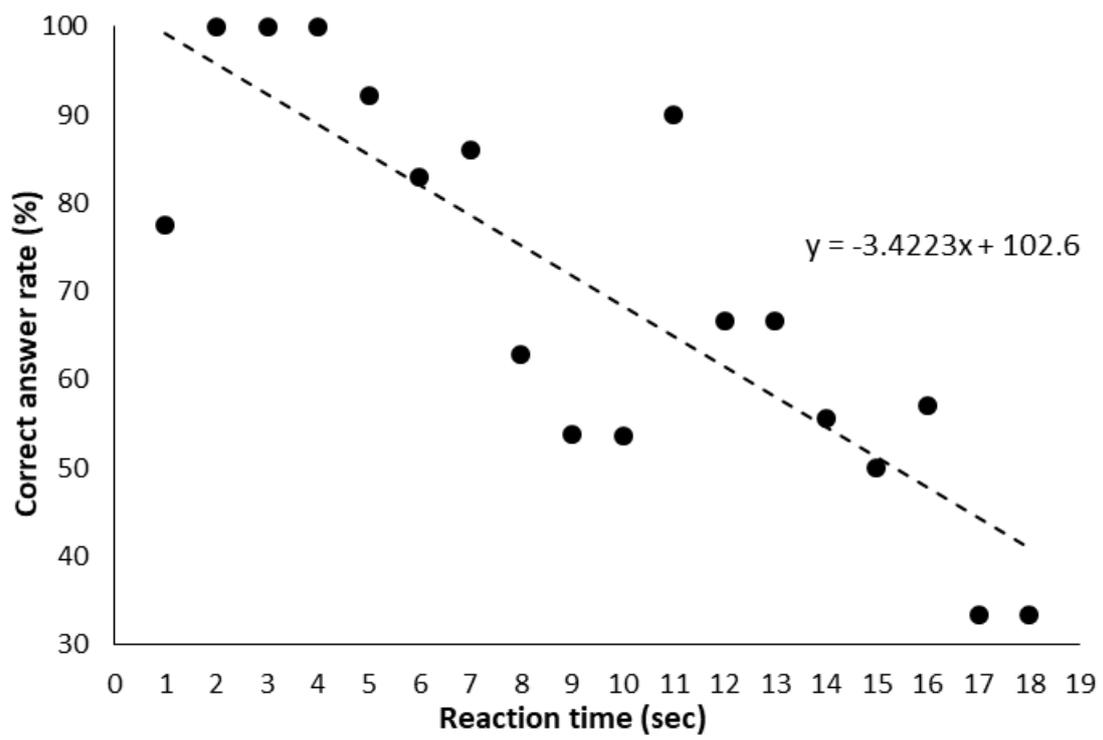


図 4-3 反応時間と正答率の関係

4.2 ホップフィールドネットワークによる想起精度

ホップフィールドネットワークにおけるパラメータとして、記憶させる画像の枚数 W 及び入力画像に付加するノイズの発生確率を設定した。ノイズ発生確率は 0 から 50%まで 1%ごとに設定し、それぞれ 1~10 枚まで画像を記憶させたときの想起の精度を検証した。検証にはランダムに生成した二次元マトリクス画像を用い、記憶画像うちの一つを想起させる画像とした。一つの条件において、10000 回の検証を行いその平均値を、その条件での精度とした。その結果を図 4-4 に示す。

どの条件においてもノイズの発生確率が 0.0 で想起率は 100%を示し、0.5 では 50%に収束するような結果となった。記憶させる画像の枚数が増えると想起精度が 100%から落ちるまでにかかる時間が徐々に早くなっているのが分かる。また、ノイズ発生確率 0.25 での記憶させる画像の枚数ごとの想起精度を図 4-4 の下図に示している。記憶させる画像の枚数によって想起の精度が指数関数的に落ちていることが分かる。

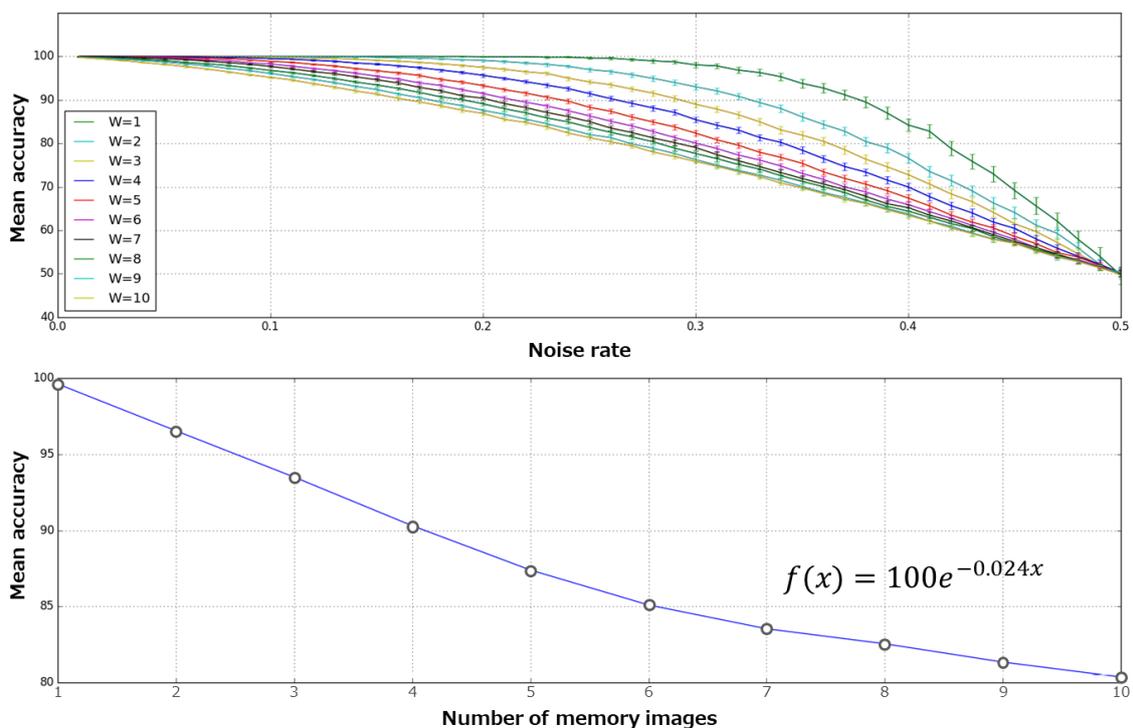


図 4-4 ホップフィールドネットワークに記憶させる画像の枚数 (W) ごとの想起精度 (上図)。ノイズ発生率 25%での想起精度の変化 (下図)。

第 5 章 考察

5.1 遺伝的アルゴリズムの効果

図 4-1 には視覚探索課題において被験者が正しいターゲット刺激を選択したときのみの平均反応時間を示した。それに対し、図 5-1 では、ターゲット刺激ではない他のディストラクターを選択した場合の平均反応時間を示している。

反応時間はターゲット刺激の形がどれだけ探索課題の中から見つけやすいかの指標となる。正解のみの結果では世代が進むごとに平均反応時間が短くなっているのに対し、不正解のみの平均反応時間は呈示時間 0.6s での第 4 世代の結果を除きそれほど変化はみられなかった。全体的に不正解での反応時間が 2 倍近く掛かっている。これはターゲット刺激を記憶してからの時間が長くなればなるほど不正解になる確率が高くなることを示す。これは図 4-3 の結果をみても同じような傾向がみられる。

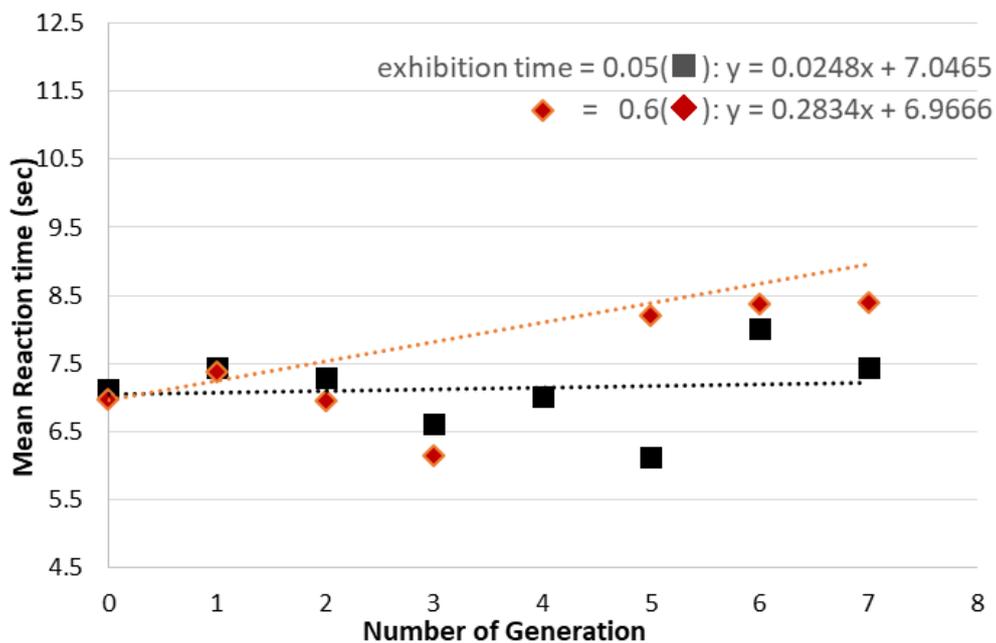


図 5-1 視覚探索課題における平均反応時間（不正解）の変化。横軸を遺伝的アルゴリズムにおける世代数とする。ターゲット刺激の呈示時間が 0.05s のときの結果を ■、0.6s のときの結果を ◆ で示す。

図 4-3 では反応時間と正答率の関係性を示しているが、反応時間が 0 から 1.0s までの正答率が低くなるような結果となっている（図 5-2 中の ●）。この区間での回答数と正解数の詳細を表 1 に示している。0-0.2s までの間に計 7 つのデータが存在しいずれも不正解となっている。このような極めて短時間での反応は現実的ではなく、これらは被験者による誤操作などによるものと思われる。

以上のような結果から、視覚探索実験における反応時間は世代を追うごとに短縮し、正答率は向上していることが分かる。これらのことは遺伝的アルゴリズムによってターゲット刺激の遺伝的操作が行われ、より覚えやすく見つけやすい形に変化していることが示唆される。

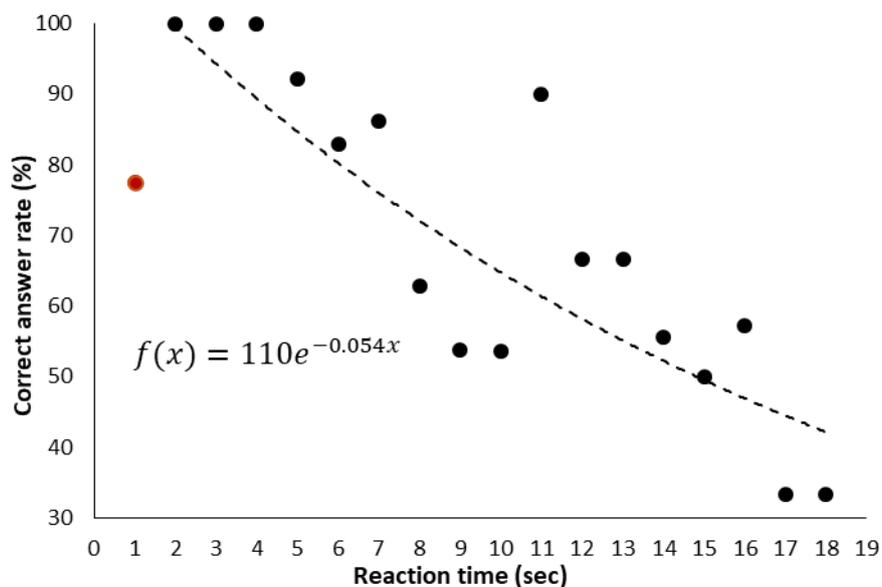


図 5-2 反応時間と正答率の指数関数近似。反応時間が 0-0.1s での正答率を赤い丸（●）でプロットしている。

表 5-1 反応時間 0～1.0s までの回答数及び正解数

| Reaction time (s) | 回答数 | 正解数 |
|-------------------|-----|-----|
| 0-0.1 | 5 | 0 |
| 0.1-0.2 | 2 | 0 |
| 0.2-0.3 | 0 | — |
| 0.3-0.4 | 0 | — |
| 0.4-0.5 | 0 | — |
| 0.5-0.6 | 1 | 0 |
| 0.6-0.7 | 2 | 2 |
| 0.7-0.8 | 10 | 7 |
| 0.8-0.9 | 20 | 17 |
| 0.9-1.0 | 31 | 29 |

5-2 記憶の忘却

ドイツの心理学者である **Herman Ebbinghaus** は短期記憶に関する記憶の忘却曲線を発見した。この曲線は学習した情報が指数関数的に失われることを示している (**Brink, 2008**)。今回の研究でも図 5-2 にあるように視覚探索における反応時間と正答率の間に指数関数の関係がみられた。さらに実験における連想記憶モデルとして作成したホップフィールドネットワークの検証結果 (図 4-4) においても、記憶させる画像の枚数とそのときの想起精度の間でも指数関数的に減少していることが分かった。

このような記憶の忘却には記憶情報がそれ以外の外部からの情報によって希薄化していくことが考えられる。**Ebbinghaus** による研究では、無意味な音節を記憶し、時間と共にどれだけ忘れていくのかを記録している。我々は常に五感から膨大な量の情報を受け取っている。無意識のうちに脳に入り込むこれらの情報によって、目的である記憶情報が次第に薄れていってしまうのだろう。本研究においても視覚探索課題においていくつものディストラクターとなる刺激を知覚することによって、ターゲット刺激の記憶が次第にぼやけていくことが想像できる。また、ホップフィールドネットワークの検証結果についても同様に説明することができる。記憶画像に対するノイズの付加は、人間における記憶の薄れと捉えることができるだろう。時間が経過すると記憶は希薄化し、言わばそれ以外の情報によってノイズが生じている。これらのことから、本研究において作成したホップフィールドネットワークが連想記憶モデルとしての役割を果たしていると言えるであろう。

5.3 連想記憶モデルとしての役割

今回の研究で、遺伝的アルゴリズムによって視覚探索におけるターゲット刺激の形が覚えやすい形へと変化していることが分かった。また、作成したホップフィールドネットワークが連想記憶モデルとして機能していることが示唆された。そこで実際に行った視覚探索実験のデータを使用した、ホップフィールドネットワークの想起精度を検証した。

実際に測定できたデータの中から反応時間が異様に短いデータや長すぎるデータなどの不適合なデータを除いた計 1951 個（初期集団を含む）のデータを対象に検証を行った。一つ一つのターゲット刺激における平均反応時間と正答率をプロットしたものを以下に示す（N：プロット数）。

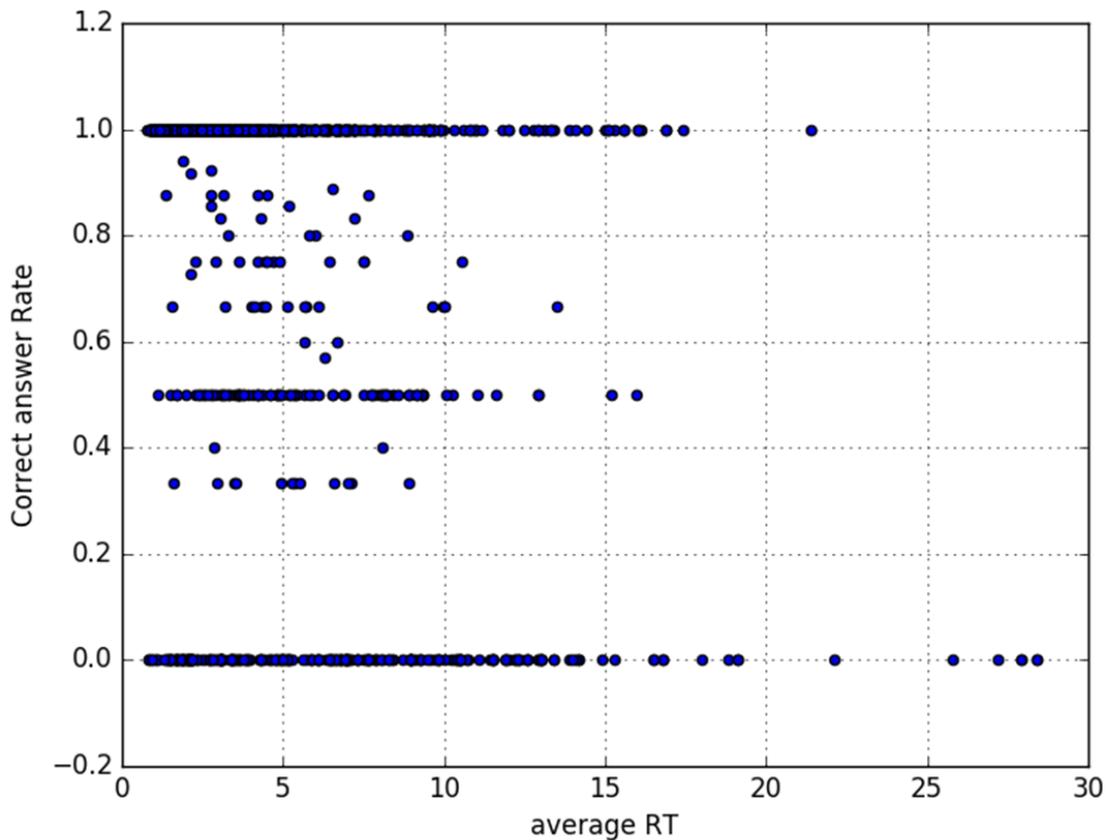


図 5-3 全ターゲット刺激における平均反応時間と正答率（N=1222）。正答率の 0 - 1.0 は 0% - 100%と同義。

この結果を見ると正答率が 0, 0.5, 1.0 の帯にプロットが集中している。この結果はターゲット刺激の出現回数の制限なしにプロットしたものである。本実験では遺伝的アルゴリズムを適用しているため、ターゲット刺の適応度の高い個体のみが残る仕様となっている。そのため出現回数の少ないターゲット刺激が全体のほとんどを占めており、正答率が 0, 0.5, 1.0 の帯に集中するような結果となったことが考えられる。そこで制限を設け実験を通して 3 回以上出現したターゲット刺激のみの結果を図 5-4 に示す。

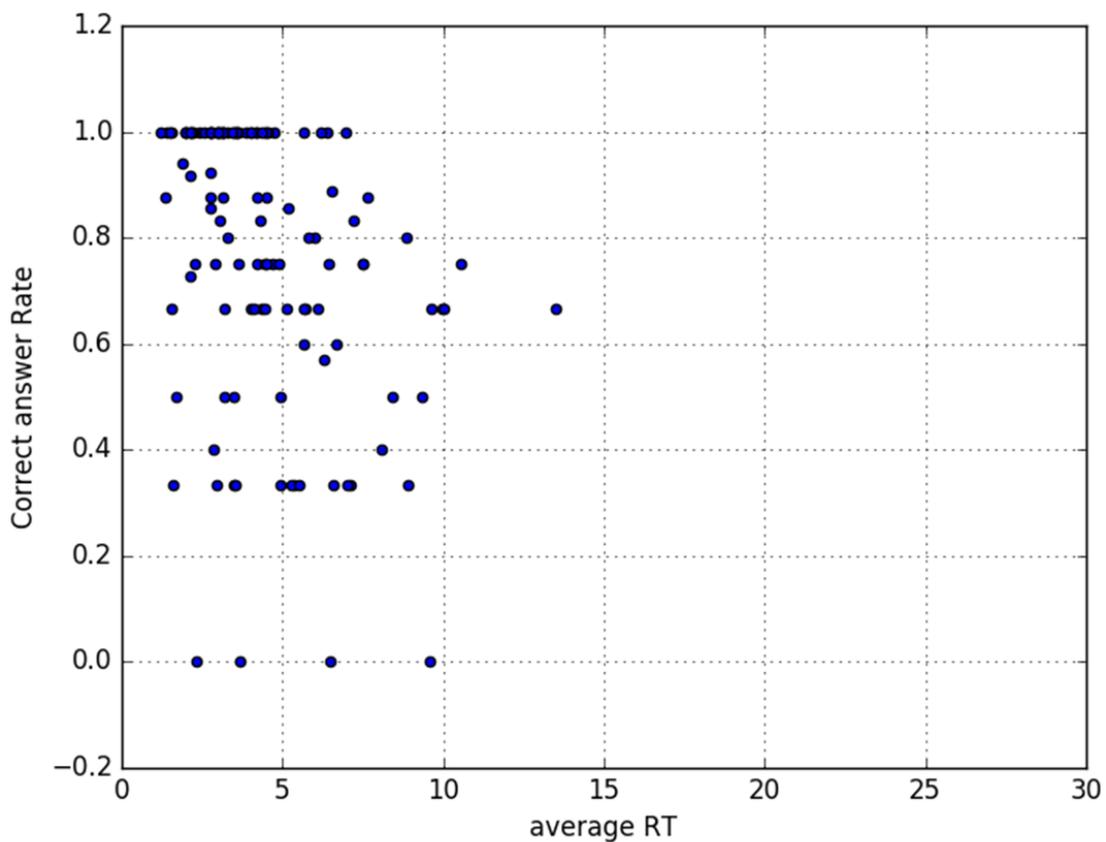


図 5-4 出現回数 3 回以上のターゲット刺激における平均反応時間と正答率 (N=299)。なお、図 5-3 と比較しやすくするためグラフのスケールを同じとした。

この結果から、計 299 個のデータの集合を K-means 法によってクラスタリングを行い、4 つのグループに分類した。その結果を図 5-5 に示す。

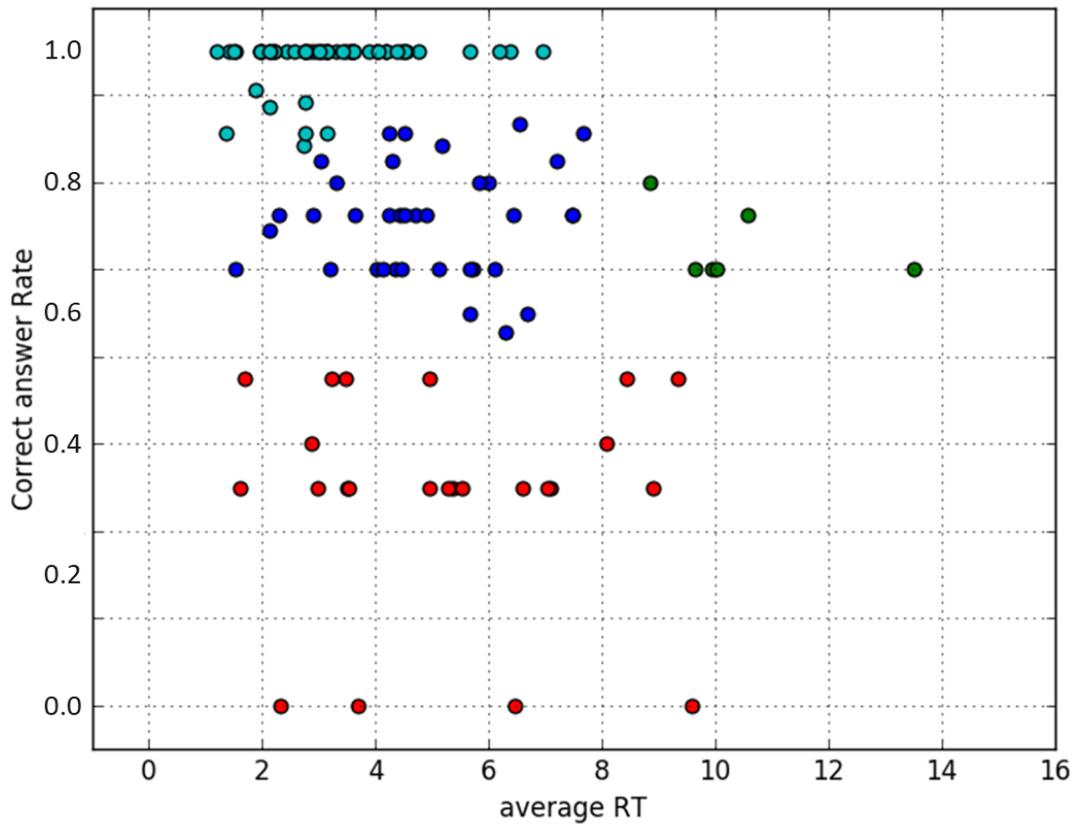


図 5-5 K-means 法によるクラスタリング結果

クラスタリングの結果、全てのプロットは、正答率がほぼ 100%かつ平均反応時間の短い Group1、正答率が良く反応時間も比較的短い Group2、正答率が高めであるが反応時間の長い Group3、正答率が低い Group4 に分類された (表 5-2)。ただし、各グループのプロットの色は K-means 法のランダム性により毎回変わるため対応しているわけではない。

表 5-2 K-means 法によるクラスタリング結果

| | Color | Average RT | Correct rate |
|--------|-------|------------|--------------|
| Group1 | Cyan | 0.5-7.0s | 100-80% |
| Group2 | Blue | 1.0-8.0s | 50-90% |
| Group3 | Green | 8.0-14.0s | 70-80% |
| Group4 | Red | 1.0-10.0s | 0-50% |

クラスタリングによって分類されたデータ集合のグループごとに、ホップフィールドネットワークの想起精度の検証を行った。上記で分類されたグループの中からランダムに5つのプロットを選択し、そのターゲット刺激となる二次元マトリックス画像をネットワークに記憶させた。各条件（ノイズ発生確率 0.0–0.5）において、記憶させた5つの画像からランダムに1枚選び、ノイズを付加したものを入力画像とする。ノイズ発生率を0.01ごとに10000回の検証を行い、その平均を想起精度として算出した結果を以下に示す。結果として得られるグラフは毎回同じになるわけではなく、ホップフィールドネットワークにおける画像選択のランダム性により多少の変化が生じる。しかしクラスタリングによるグループごとの結果は Group1 の想起精度が高く、Group4 での想起精度が比較的 low 表れた。Group2, Group3 の結果に差異はそれほどみられなかった。

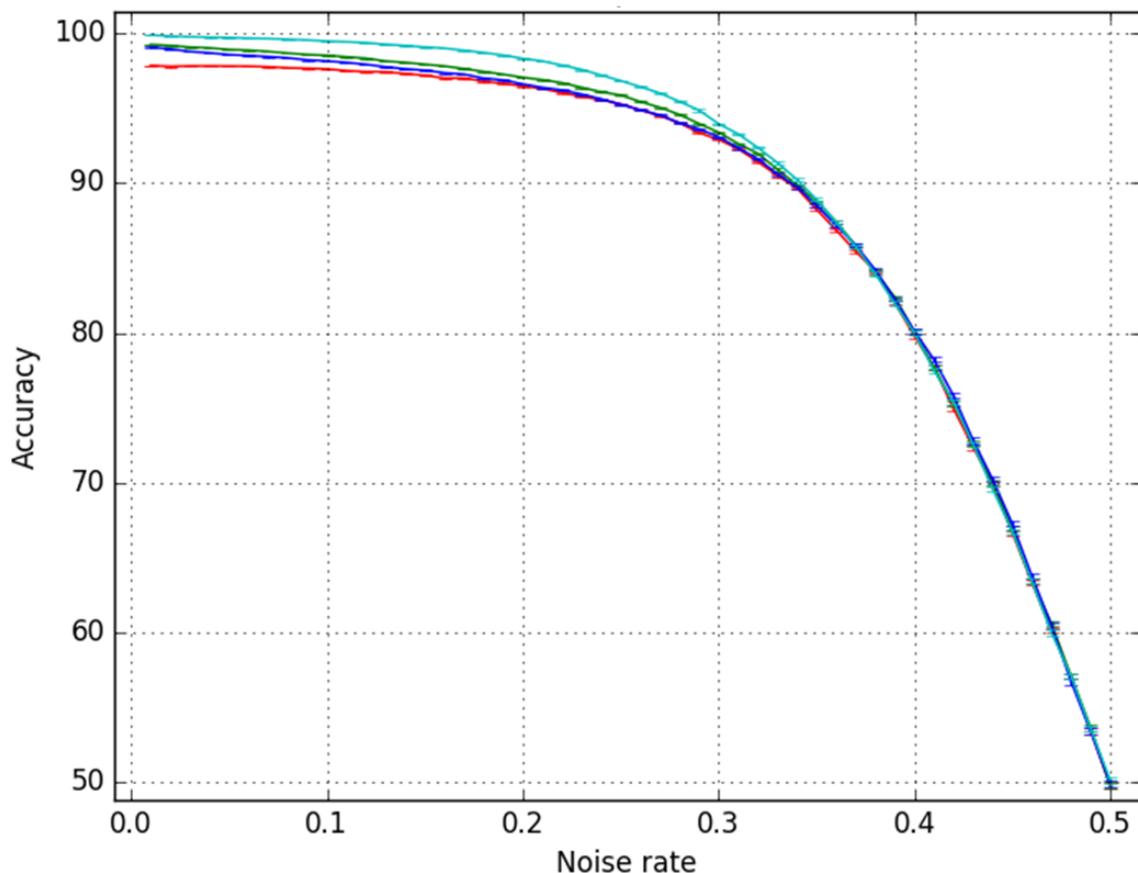


図 5-6 各グループにおけるホップフィールドネットワークの想起精度 (cyan : Group1, blue : Group2, green : Group3, red : Group4)

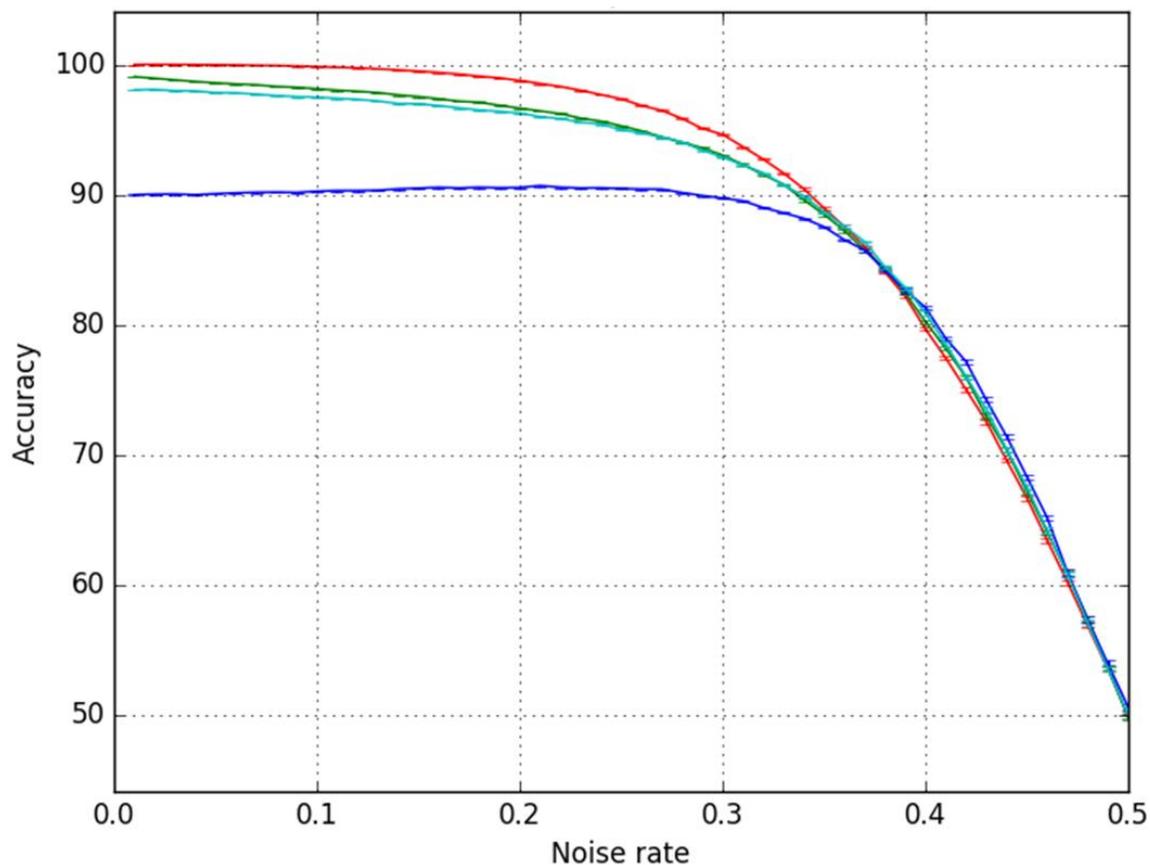


図 5-7 各グループにおけるホップフィールドネットワークの想起精度 2
 (red : Group1, green : Group2, cyan : Group3, blue : Group4)

これらの結果から、ホップフィールドネットワークにとって、画像のグループによって想起のしやすさに違いが生じていることが分かる。扱っているデータは実際に人間の被験者を対象に実験を行った結果であるため、図 5-5 のようにターゲット刺激の形によって記憶のしやすさや見つけやすさに違いが生じることは感覚的に理解できる。一方で知覚も感情も持たない機会にとっては、 5×5 のマトリックス画像の処理に違いはないだろう。しかしホップフィールドネットワークによって記憶する画像によって想起の精度に違いが表れた。これらのことから今回作成したホップフィールドネットワークが視覚探索課題における連想記憶モデルとしての役割を果たしていることが示唆される。

第 6 章 結論

本研究では、二次元マトリックス画像を用いて、視覚探索課題に遺伝的アルゴリズムを適応させた実験を行った。また、視覚探索における連想記憶モデルとしてのホップフィールドネットワークを作成し、記憶させる画像にノイズを付加させたときの想起精度を検証した。本研究での主な結論について以下にまとめる。

- ・ 視覚探索実験の結果、実験が進むにつれて反応時間が短縮し正答率が向上した。これは遺伝的アルゴリズムによってターゲット刺激の形が覚えやすく見つけやすい形に変化したことによるものだと示唆される。
- ・ 作成したホップフィールドネットワークは、画像の記憶枚数とノイズが付加される割合にしたがって想起精度が変化した。
- ・ 視覚探索における反応時間と正答率の関係及びホップフィールドネットワークの想起精度には指数関数的な関係があり、Ebbinghaus による記憶の忘却曲線との類似性がみられた。
- ・ 知覚や感覚を持たないホップフィールドネットワークにおいて、人間と同じように覚えやすい形や覚えにくい形があることが、検証結果から示唆された。

以上より、本研究において作成したホップフィールドネットワークが、視覚探索における連想記憶モデルとしての役割を担い、その精度と記憶対象となる表象の間に関係性があることがわかった。

連想記憶モデルの作成は、脳内で行われている複雑な処理である記憶のメカニズムの解明につながるだろう。そして今回作成したホップフィールドネットワークが人工知能の分野における研究・開発に貢献することを期待する。

第 7 章 文献

- T.L. Brink (2008), *Psychology: A Student Friendly Approach*. Unit 7: Memory, 120-134
- Ebbinghaus H. (1913), *Memory: A contribution to experimental* (H. A. Ruger & C. E. Bussenius, Trans.), Teachers College Press
- Hirokazu Iwase (2017), *Tokyo Seitoku University bulletin: Faculty of Humanities and Faculty of Applied Psychology*, 24, 159-169
- Neisser U (1967), *Cognitive psychology*, New York: Appleton-Century-Crafts
- 武田裕司, 八木昭宏 (1996) , 視覚探索課題と注意に関する研究動向, 人文論究, 46(3), 166-130
- 高橋裕樹 (2012) , 遺伝的アルゴリズム, 映像情報メディア学会誌, 66(3), 209-211
- Treisman, A. M. and Gelade, G. (1980), A feature-integration theory of attention, *Cognitive Psychology*, 12(1), 97-136
- Treisman A (1986), "Feature and objects in visual processing", *Scientific American*, 255, 5, 114-115
- Treisman, Anne M., and Nancy G.Kanwisher (1998), Perceiving visually presented objects: recognition, awareness, and modularity, *Current Opinion in Neurobiology*, 218-226
- Treisman, A. (1988), Features and objects: the fourteenth Bartlett Memorial Lecture. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 40A, 201-236

Williams P, Eidels A, Townsend JT (2014), The resurrection of Tweedledum and Tweedledee: Bimodality cannot distinguish serial and parallel processes, *Psychonomic Bulletin & Review*, 21(5), 1165-1173

横澤一彦 (1992) , 一目でわかること—形状認知にかかわる視覚過程—, *科学*, 62, 356-362

横澤一彦, 熊田孝恒 (1996) , 視覚探索—現象とプロセス, *認知科学*, 3(4), 119-138

防ごう!高齢者の交通事故! 警視庁 (最終閲覧日:2020年1月10日), <https://www.keishicho.metro.tokyo.jp/smph/kotsu/jikoboshi/koreisha/koreijiko.html>

第 8 章 謝辞

本論文は多くの方々からのご支援、ご助言により完成させることができました。

本研究を実施するにあたり、ミケレット・ルジェロ教授には研究や発表についてのアドバイスなど熱心な指導を賜りました。心より感謝いたします。

また、実験データの採取に協力していただいた東京国際フランス学園のダレッシオ・レオナルド健さんに感謝の意を表します。

そして実験の際に被験者を快く引き受けてくださった皆様。お忙しい中、貴重なお時間をいただき心より感謝申し上げます。

また、日々の議論を通じて多くの知識や示唆を頂戴いたしましたミケレット研究室の皆様には深く感謝いたします。

最後に、執筆に携わってくださった全ての方々に感謝の意を示し、謝辞といたします。

第 9 章 研究発表実績

1. 今野和紀, ミケレット・ルジェロ, 錯視による手の動きへの影響, 日本視覚学会 2018 年冬季大会, 2p26 (ポスター発表), 工学院大学新宿キャンパス・アーバンテックホール 3 階, 2018 年 1 月 18 日
2. 今野和紀, ミケレット・ルジェロ, 錯視による空間及び速度認知における知覚変化, 日本視覚学会 2018 年夏季大会, 2p18 (ポスター発表), つくば市 文部科学省 研究交流センター, 2018 年 8 月 2 日
3. Kazuki KONNO, Ruggero MICHELETTO, What are the features of shape easy to remember in the visual search?, Vision Sciences Society 2019, Trade Winds Island Resorts, St. Pete Beach, Florida, 21 May 2019.
4. Kazuki KONNO, Ruggero MICHELETTO (2019): What are the features of shape easy to remember in the visual search?, Journal of Vision September 2019, Vol.19, 313c.