

令和7（2025）年度  
理学部 卒業論文

視覚探索タスクにおける遺伝的アルゴリズムを用  
いた形状進化とグリッドサイズの影響

分野名 物質科学  
学籍番号 222080  
氏名 武田隼人  
指導教員 ミケレット・ルジェロ

令和8年1月30日 提出

視覚探索タスクにおける遺伝的アルゴリズムを用いた形状進化と

グリッドサイズの影響

Shape evolution using genetic algorithms and the effect of grid size in visual search tasks

分野名	物質科学
学籍番号	222080
氏名	武田 隼人
指導教員	ミケレット ルジエロ

In this study, we conducted a visual search experiment using a genetic algorithm to examine the impact of different grid sizes on target evolution and to identify the characteristics of targets that are easy to find. Significant differences were observed between grid sizes in the progression of accuracy rates across generations, suggesting that differences in grid size may also be responsible for the set size effect. Reaction times tended to change more significantly across generations for the 7x7 grid compared to the 5x5 grid. This is likely due to the efficient evolution of the 7x7 grid, which has approximately 80,000 times the total number of target pattern combinations compared to the 5x5 grid. Furthermore, slight asymmetry and increases in the maximum connected component were observed in the final generation of target patterns compared to the initial generations. Target patterns with asymmetry and large connected components are visually salient, which may have contributed to their ease of search.

(背景と目的)

視覚探索は多くの情報の中から目的のものを探し出す認知プロセスであり、そのメカニズムを解明することで運転中の危険検知や医療診断、ユーザーインターフェースに応用することができる。本研究では遺伝的アルゴリズムを用いた視覚探索実験を行い、グリッドサイズの違いがターゲットの進化に与える影響を検証するとともに、探しやすいターゲットの特徴を明らかにすることを目的とした。

(実験方法)

実験は参加者 9 名で、図 1 のような白黒の刺激をターゲットとして用いた。ターゲットを 0.1 秒提示後、ターゲット 1 個とディストラクター 23 個を表示し、その中からターゲットを探してクリックしてもらった。ターゲットを遺伝的アルゴリズムで進化させ、2 種類のグリッドサイズ (5×5、7×7) でそれぞれ 1 世代あたり 32 試行、8 世代で計 256 試行を行った。

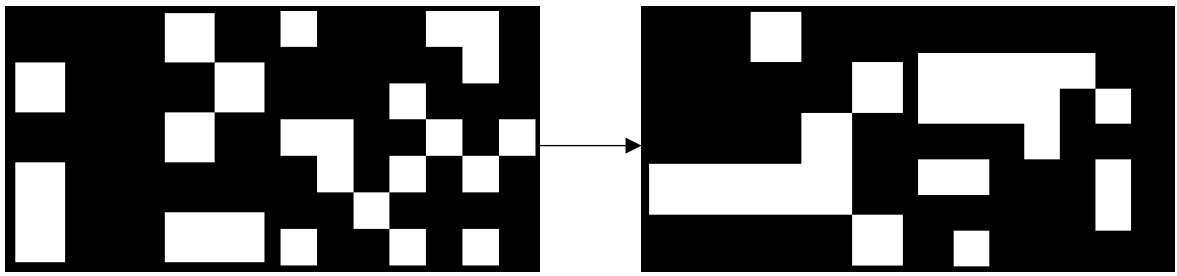


図1 ターゲットの例 (左から初期世代 5×5、7×7 最終世代 5×5、7×7)  
(結果と考察)

正答率の世代ごとの推移 (図2) において 5×5 が 7×7 に対して有意に高かった ( $p < 0.001$  両側)。この結果から、ディストラクターの数が増えるとターゲット検出の難易度が上がるセットサイズ効果がグリッドサイズの違いにおいても引き起こされる可能性が示唆された。反応時間においては 5×5 に比べて 7×7 は世代ごとの変化が大きい傾向 (5×5 は傾きが -0.15 に対して 7×7 は傾きが -0.22) が確認された (図2)。これは、ターゲットパターンの組み合わせの総数において 7×7 は 5×5 の約 80000 倍存在し、探しやすいターゲットパターン (反応時間が短い) と探しにくいターゲットパターン (反応時間が長い) の差が大きくなることで効率的に進化が進んだ結果であると考えられる。

また、初期世代に比べて最終世代のターゲットパターンでは、重心の中心からの距離 (非対称性の指標) がわずかに増加 (7×7 において 0.49 から 0.55) し、最大連結成分のサイズも増加 (5×5 では 4.58 から 4.64、7×7 では 5.75 から 6.64) する傾向が確認された (表1)。これらの変化は、パターンがより非対称でまとまった形状へ移行したことを示唆している。非対称性や大きな塊を持つパターンは視覚的顕著性が高くなり、探しやすい特徴として機能した可能性が高い。

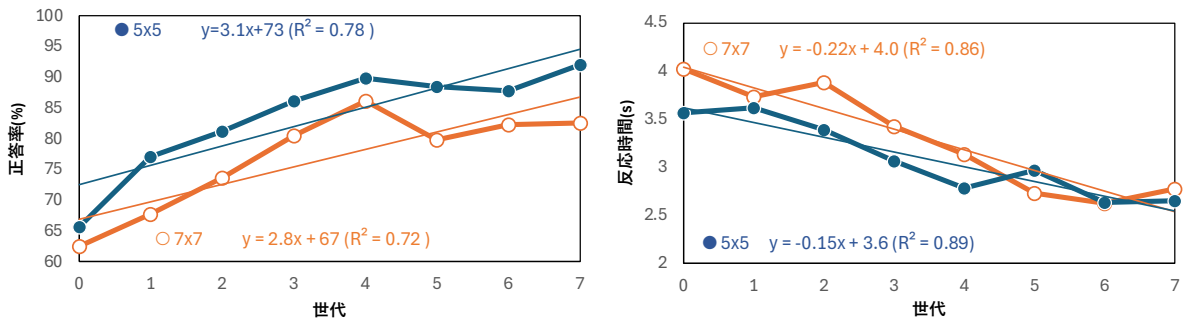


図2 世代ごとの正答率と反応時間の推移

表1 重心距離と最大連結成分の世代間比較

	5x5		7x7	
	重心の中心からの距離	最大連結成分	重心の中心からの距離	最大連結成分
初期世代	0.51	4.58	0.49	5.75
最終世代	0.52	4.64	0.55	6.64

## 目次

1	序論	5
1.1	研究背景	5
1.2	研究目的	6
2	実験概要	6
2.1	参加者および実験プログラム	6
2.2	刺激	6
2.3	遺伝的アルゴリズム	8
2.4	実験手順	10
2.5	分析手法	11
3	結果	13
4	考察	17
5	結論	19
6	参考文献	19
7	謝辞	20

# 1 序論

## 1.1 研究背景

人間は日常的に多くの情報の中から特定の目標を探し出す視覚探索を繰り返している。スーパーマーケットの陳列棚から目的の商品を探し出す行為はその代表的な日常例である。視覚探索のメカニズム解明は多くの実社会の課題に対して応用可能である。

例えば、自動車の運転中には目の前の情報の中から歩行者、信号、道路標識、障害物といったものを瞬時に探し出す必要があり、重要な情報の見落としが交通事故につながる可能性が高い。また、医療分野では X 線や CT 画像から腫瘍や骨折などの異常を迅速に発見することが求められ、これらの見落としは診断ミスや治療の遅延を招く要因になり得る。さらに、スマートフォンやコンピューターのユーザーインターフェースでは、アイコンやメニューの探しやすさが操作効率やユーザー体験に直結し、デジタル化が進む現代社会において重要性が増している。

このように視覚探索は日常生活から高度な専門業務まで幅広い場面で不可欠な認知プロセスであり、認知心理学にとどまらず工学、医療分野、応用分野への展開が期待されている。

従来の視覚探索研究では主に静的な刺激を用いて視覚探索の理論モデルが提案されてきた。

代表的な理論として特徴統合理論 (Feature Integration Theory) がある。この理論では視覚探索を 2 つの段階に分けている。まず、**pre-attentive stage** (注意前段階) では色、方向、大きさなどの基本特徴が並列的に処理される。この段階では、セットサイズの増加に関わらず反応時間がほぼ一定となる並列探索が生じる。一方、複数の特徴を統合する探索では注意的処理が必要となり、セットサイズの増加に伴って反応時間が線形的に増加する逐次探索が行われるとされた。(Treisman 1980)

特徴統合理論をさらに改良したのが **Guided Search 2.0** モデルである。このモデルでは **pre-attentive stage** で生成される **salience map** (顕著性マップ) が各刺激の優先度を算出する役割を果たす。**salience map** は **bottom-up** (刺激駆動) と **top-down** (目標駆動) の両方の情報を統合して作成される。観察者はこの優先度に基づいて注意を配分し、**salience** の高い刺激から順に逐次的な処理を行う。これにより、探索効率は並列探索から逐次探索まで連続的に変化することが説明される。(Wolfe 1994)

一方、近年では生物の進化に着想を得た進化手法である遺伝的アルゴリズムを用いて刺激パターンを進化させる手法が提案されてきた。例えば、Van der Berg et al.

(2015) は刺激を遺伝的アルゴリズムで進化させ、脳が優先する視覚特徴を明らかにした。また、今野 (2019) はターゲット刺激に  $5 \times 5$  のバイナリピクセルパターン

を使用し、遺伝的アルゴリズムで進化させた。結果として世代ごとに正答率は上昇、反応時間は短縮し、遺伝的アルゴリズムが覚えやすく見つけやすい形状を生成できる可能性を示した。

しかし、これらの研究は主に単一のグリッドサイズで行われており、グリッドサイズの違いが遺伝的アルゴリズムによるターゲットの進化に与える影響は十分に検討されていない。また、進化した形状の特徴を定量的に分析した研究は少なく、探しやすい形状の具体的な特性が明らかになっていない。

## 1.2 研究の目的

本研究では、遺伝的アルゴリズムを用いた視覚探索実験を通じて、グリッドサイズの違いがターゲットの進化に与える影響を検証するとともに探しやすいターゲットの特徴を明らかにすることを目的とした。

# 2 実験概要

## 2.1 参加者および実験プログラム

本実験は正常な視力をもつ21～63歳までの9名（男性7名、女性2名）を参加者として実施した。慣れによる影響を少なくするため、参加者には本番の前に練習を行ってもらった。

実験プログラムは今野和紀氏（2019）の実験プログラムを参考に以下のような変更点を加えて使用した。

- ・使用するライブラリを `psycopy` から `pygame` に変更した。
- ・ターゲットの提示時間を0.6秒と0.05秒の2通りから0.1秒のみにした。

## 2.2 刺激

実験の刺激は白黒のバイナリピクセルパターンとし、各ピクセルをON（白：1）、OFF（黒：0）の2つで表現した。これにより、参加者の過去の経験やバイアスを排除し、純粋な視覚特徴による探索効率を評価できる。また、グリッドサイズを5×5（25マス）と7×7（49マス）の2条件に設定した。5×5は今野（2019）と同一にし、7×7を追加することで情報量の影響を検証した。ONピクセルは全体の約3分の1となるよう5×5では8マス、7×7では16マスにした。

以下に具体例を示す。

5×5のグリッドサイズにおいて

**【1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1】**

のバイナリデータからは次のようなターゲット刺激が生成される。

```

1  1  0  0  0
1  1  0  0  0
0  0  0  0  0
1  1  0  0  0
0  0  1  0  1

```

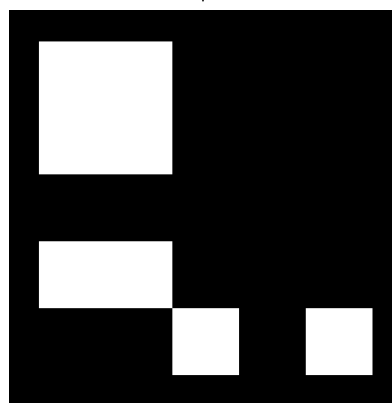
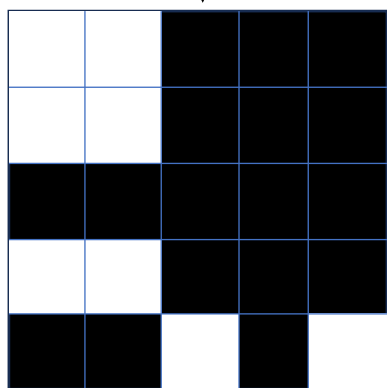


図1 ターゲット刺激の作成手順

7×7でも同様の手順でターゲット刺激が作成される。

【1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0】

のバイナリデータからは図2のようなターゲット刺激が生成される。

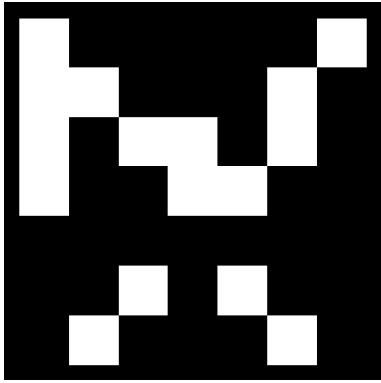


図2 7×7のターゲット刺激

### 2.3 遺伝的アルゴリズム

本研究では、ターゲット刺激に遺伝的アルゴリズムを適用し、世代ごとにパターンを進化させた。実験で使用した遺伝的アルゴリズムの全体的な流れは図3に示す通りである。

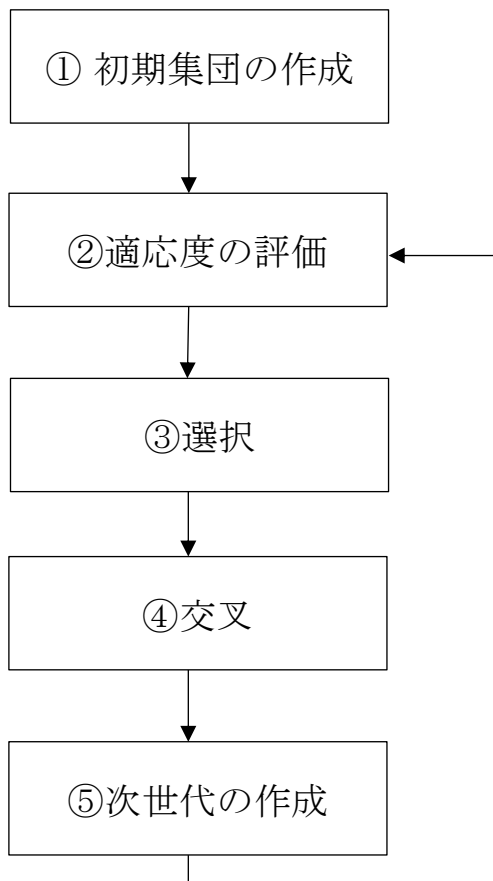


図3 遺伝的アルゴリズムの流れ

① 初期世代の生成

初期世代のターゲット刺激としてランダムに8つの個体を生成した。これを第0世代とした。

## ② 適応度の評価

参加者による視覚探索実験を行い、各個体に対する反応時間を適応度として評価した。反応時間が短いほど適応度は高く評価される。

## ③ 選択

②の評価に基づいて適応度の高い順に並び替えた。そのうち上位4つのターゲット刺激をそのまま次世代に引き継いだ。

## ④ 交叉

上位2つの個体を親として、新たに子となる個体を2つ生成した。交叉には一様交叉 (uniform crossover) を採用した。一様交叉では、まずマスクが生成される。マスクの要素が1の場合、親1の値を子1に継承し、マスクの要素が0の場合、親2の値を子1に継承する。子2はマスクの値を反転させて生成する。図4に長さ10の場合の例を示す (実験では5×5では長さ25、7×7で長さ49)。

親1	1	0	1	1	0	0	0	0	0
親2	0	1	1	0	0	0	1	0	0
マスク	1	1	0	1	0	0	1	0	0
子1	1	0	1	1	0	0	0	0	0
子2	0	1	1	0	0	0	1	0	0

図4 一様交叉の例

生成された子個体のONピクセルの数が目標値 (5×5なら8個、7×7なら16個) になるまで再帰的に交叉を試行した (上限回数100回)。上限回数に達した場合はランダムに代替個体を生成した。

## ⑤ 次世代の生成

残り 2 つの個体はランダム生成し、③の 4 個体、④の 2 個体と合わせて 8 つの個体を次の世代のターゲット刺激とした。

②から⑤までの流れを最終世代である第 7 世代の視覚探索実験が終わるまで繰り返した。

## 2.4 実験手順

実験の 1 試行の流れは次の通りである (図 5)。

始めに、参加者の視線を画面中央に集中させるため灰色の十字 (+) を 0.5 秒間表示した。次にターゲット刺激を 0.1 秒間表示した。そして、ターゲット刺激 1 個とディストラクター刺激 (ターゲット刺激と同じ条件でランダム生成) 23 個の計 24 個と、忘れた時に押すボタン (I forgot) を画面中央に表示した。参加者がクリックすると正誤判定を行い、正解なら緑色で HIT の文字と反応時間、不正解なら赤色で MISS と反応時間を表示した。なお、13 秒が経過すると時間切れとなり自動的に不正解とした。

1 世代あたり 8 つのターゲット刺激を 4 回ずつ提示し、合計 32 試行実施した。このプロセスを 8 世代繰り返した。これを 2 つのグリッドサイズ (5 × 5、7 × 7) でそれぞれ実施した。一人あたり合計約 50 分で終了した。

1 試行ごとに以下のデータを記録した。

- ・ 正誤判定 (正解なら 1、不正解なら 0)
- ・ 反応時間 (不正解の場合 13 で記録)
- ・ ターゲットの形 (0 と 1 で示されるバイナリデータ)
- ・ ターゲットの位置 (視覚探索の画面でどの位置にターゲットが表示されたか)

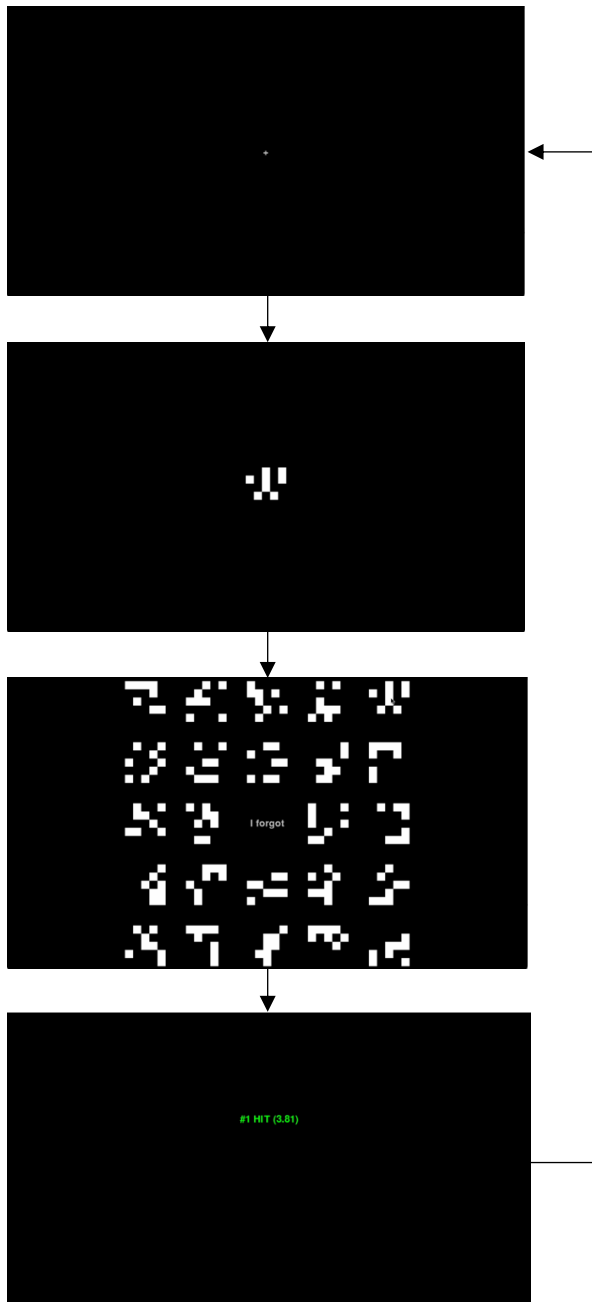


図5 実験試行の流れ

## 2. 5 分析手法

以下の5つについて分析を行った。

- ① 正答率の世代ごとの推移
- ② 反応時間の世代ごとの推移
- ③ ターゲットの中心からの距離と反応時間の関係
- ④ ターゲットの重心座標

## ⑤ ターゲットの連結成分

①、②については記録した正誤判定と反応時間のデータを使用して世代ごとの平均値を計算し、世代を独立変数とする単回帰分析を行った。なお、反応時間は正解のときのデータのみを計算に使用した。グリッドサイズ間の差を検証するため、対応のある t 検定を行った。

③は記録したターゲットの位置を使用して、中心からの距離を計算した。距離ごとの反応時間の平均値を記録し、距離を独立変数とする単回帰分析を行った。

④はターゲットの形（バイナリデータ）から算出した。重心の X 座標 ( $G_x$ ) と Y 座標 ( $G_y$ ) はそれぞれ次のような式で計算した。

$$G_x = \frac{\sum x_i}{N}$$
$$G_y = \frac{\sum y_i}{N}$$

ここで  $x_i$ 、 $y_i$  はそれぞれ  $i$  番目の ON ピクセルのグリッド座標（ $5 \times 5$  では  $-2 \sim +2$  の範囲、 $7 \times 7$  では  $-3 \sim +3$  の範囲）、 $N$  は ON グリッドの総数（ $5 \times 5$  で 8、 $7 \times 7$  で 16）である。

例えば、図 6 のようなターゲットでは次のように計算する。

$$G_x = \{1 + (-2) + 0 + 1 + 0 + 1 + (-2) + 2\} / 8 = 0.125$$

$$G_y = \{2 + 1 + 0 + 0 + (-1) + (-1) + (-2) + (-2)\} / 8 = -0.375$$



図 6 ターゲット刺激（ $5 \times 5$ ）

また、算出した重心の座標を用いて重心の中心からの距離 ( $d$ ) を計算した。式は以下の通りである。

$$d = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

探しやすい形状の特徴を明らかにするため、グリッドサイズごとに初期世代の 4 つ

の個体と、最終世代における適応度上位 4 個体（9 人分でそれぞれ 36 個体ずつ）で重心座標の分布、重心座標の平均、重心座標の中心からの距離の平均について比較を行った。また、重心座標の平均と、重心座標の中心からの距離の平均について、初期世代と最終世代で対応のある t 検定を行った。

⑤はターゲットの形から 4 つの方法で算出した。

方法 A 最大連結成分（4 方向）

方法 B 最大連結成分（8 方向）

方法 C 連結成分数（4 方向）

方法 D 連結成分数（8 方向）

ターゲット刺激の連結成分は ON ピクセルの連続領域として定義した。なお、上下左右の 4 方向のみを連続しているとみなしたものを 4 方向、上下左右に加え、斜めも連続しているとみなしたものを 8 方向として表した。

例えば図 7 のようなターゲットでは次のような結果になる（表 1）。

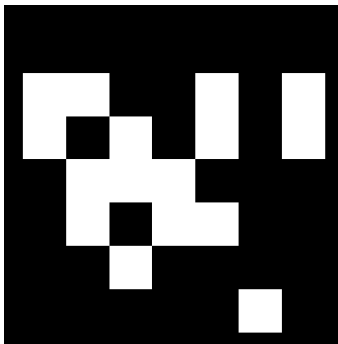


図 7 ターゲット刺激（7 × 7）

表 1 連結成分

方法A	方法B	方法C	方法D
7	10	6	3

④と同様、グリッドサイズごとに初期世代の 4 つの個体と、最終世代における適応度上位 4 個体（9 人分でそれぞれ 36 個体ずつ）で平均値の比較を行った。また、平均値について初期世代と最終世代で対応のある t 検定を行った。

### 3 結果

以下に実験の主な結果を示す。

### ①正答率の世代ごとの推移

世代が進むにつれてどちらのグリッドサイズも正答率は向上した（図8）。

単回帰分析の結果、5×5グリッドの回帰式は  $y = 3.1x + 73$  ( $R^2 = 0.78$ )、7×7グリッドの回帰式は  $y = 2.8x + 67$  ( $R^2 = 0.72$ ) であった。グリッドサイズ間で t 検定を行ったところ有意差が認められた ( $p < 0.001$ , 両側)。

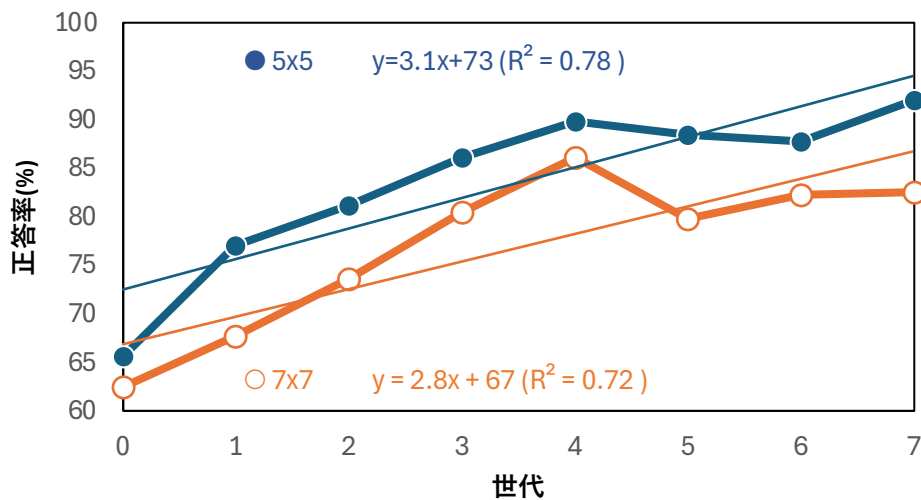


図8 正答率の世代ごとの推移

### ②反応時間の世代ごとの推移

世代が進むにつれてどちらのグリッドサイズも反応時間は短くなった（図9）。線形回帰分析の結果、5×5グリッドの回帰式は  $y = -0.15x + 3.6$  ( $R^2 = 0.89$ )、7×7グリッドの回帰式は  $y = -0.22x + 4.0$  ( $R^2 = 0.86$ ) であった。グリッドサイズ間で対応のある t 検定を行ったところ、有意差は認められなかった。

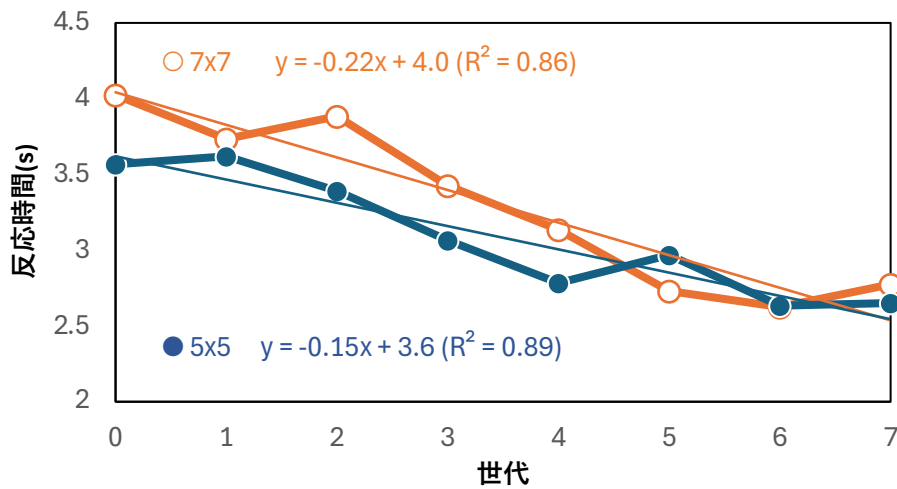


図9 反応時間の世代ごとの推移

③ターゲットの中心からの距離と反応時間の関係

ターゲットの中心からの距離と反応時間の間に強い正の相関が観察された (図4)。線形回帰分析の結果、5×5 グリッドでは  $y = 0.0047x + 1.9116$  ( $R^2 = 0.97$ )、7×7 グリッドでは  $y = 0.0032x + 2.1$  ( $R^2 = 0.96$ ) であった。

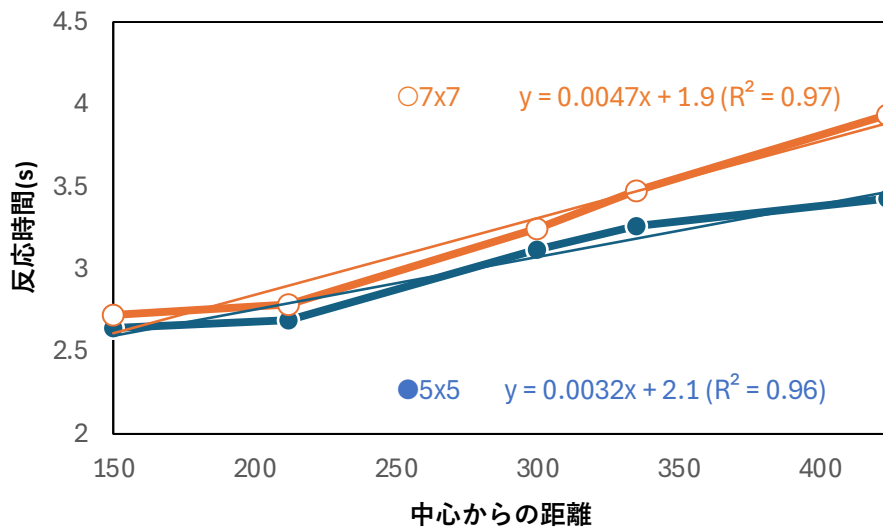


図10 ターゲットの中心からの距離と反応時間の関係

④ターゲットの重心座標

重心の座標と重心の中心からの距離について初期世代と最終世代の平均値は表2のようになった。初期世代と最終世代で座標の平均と座標の中心からの距離の平均についてt検定を行ったところ、有意差は認められなかった。また、重心座標の分布は

図11、図12に示した。

表2 重心の座標と重心の中心からの距離

		X座標	Y座標	重心の中心からの距離
5x5	初期世代	-0.042	-0.12	0.51
	最終世代	0.031	-0.17	0.52
7x7	初期世代	0.13	-0.002	0.49
	最終世代	-0.007	0.014	0.55

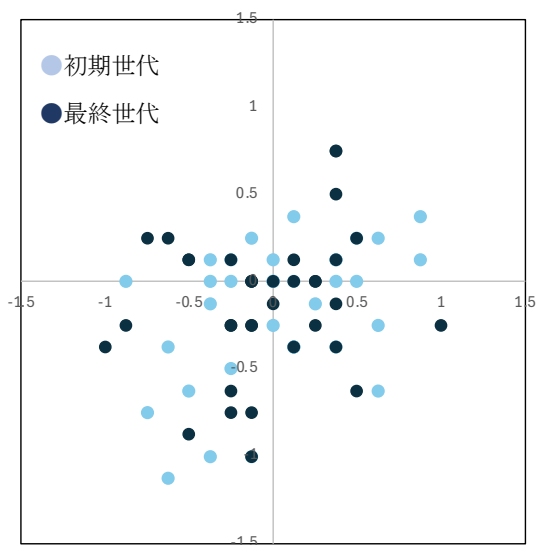


図11 重心座標の分布 (5×5)

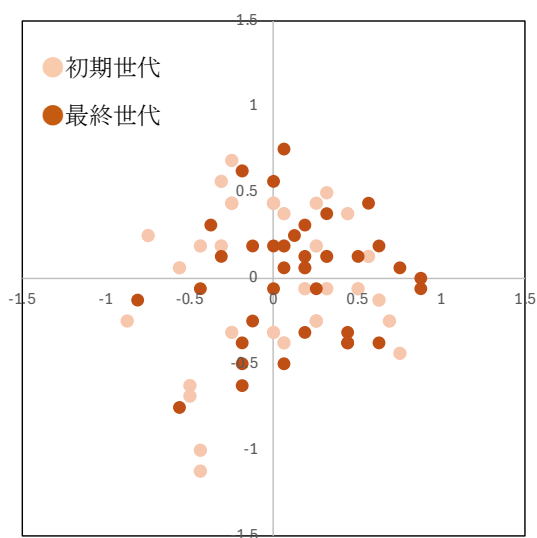


図12 重心座標の分布 (7×7)

#### ⑤連結成分の変化

4つの方法での初期世代と最終世代の平均値は表3に示した。初期世代と最終世代で4つの方法についてそれぞれt検定を行ったところ、いずれの方法も有意差は認められなかった。

表3 連結成分の変化

		方法A	方法B	方法C	方法D
5x5	初期世代	4.58	5.58	3.81	2.78
	最終世代	4.64	5.58	3.64	2.64
7x7	初期世代	5.75	9.61	7.56	4.39
	最終世代	6.64	9.89	6.86	4.11

## 4 考察

得られた結果について考察を行う。

#### ①正答率の世代ごとの推移

正答率は世代が進むにつれてどちらのグリッドサイズでも上昇したが、その平均値には有意差が認められた。これは、7×7のように情報量が多いターゲットパターンだと、覚えることがより困難であったことを示している。

Wolfe (2023) のレビューでは、セットサイズ (ディストラクター数) が増加すると、ターゲット検出の難易度が高まると予測されている。本研究ではディストラクターの数は固定で変化させていないものの、7×7では5×5と比べてターゲット自体の情報量が増加し、同様の効果を引き起こしたと考えられる。

#### ②反応時間の世代ごとの変化

反応時間は世代が進むにつれてどちらのグリッドサイズでも短くなったが、その平均値には有意差は認められなかった ( $p=0.054$  両側)。有意差が認められなかった要因としてサンプルサイズの小ささによる検出力不足が考えられる。

単回帰分析の結果、反応時間の傾きが5×5では-0.15、7×7では-0.22と7×7の方が世代ごとの変化が大きい傾向が見られた。これはグリッドサイズによるターゲットパターンの組み合わせの総数の差が要因であると考えられる。

5×5のターゲットパターンの組み合わせは ${}_{25}C_8$ で約108万通りであるのに対して、7×7では ${}_{49}C_{16}$ で約859億通りあり、約80000倍ものパターンがある。これによって7×7では探しやすい形状 (反応時間小さい) と探しにくい形状 (反応時間が大きい) の差がより大きくなる。そのため、遺伝的アルゴリズムを適用することで、より効

率的に探しやすい形状に進化していったと考える。

#### ③ターゲットの中心からの距離と反応時間の関係

ターゲットの中心からの距離と反応時間の間に強い正の相関が観察された。単回帰分析の結果、決定係数が極めて高く、距離が反応時間の大部分を説明していることが明らかになった。この関係は、刺激が注視点から離れるほど探索効率が低下する *eccentricity effect* を支持する結果となった (Wolfe 1998; Carrasco et al. 1995)。

#### ④ターゲットの重心座標

ターゲットの重心座標については初期世代と最終世代で有意差が認められず、図 11 や図 12 を見ても明らかな変化は確認できなかった。また、重心の中心からの距離は  $7 \times 7$  で 0.49 から 0.55 とわずかに増加傾向を示したが、有意差は認められなかった。

統計的な有意差は得られなかったが、このような増加傾向がわずかに見られた要因について考察をする。重心の中心からの距離が増加するということはターゲットパターンが非対称性を持つ形になるということである。対称性を持つターゲット（重心が中心に近い形）はランダムに生成されたディストラクターと類似しやすいが、非対称性を持つターゲットは偏った形であることによって視覚的に顕著となり、探索効率を向上させたと考えられる。

#### ⑤ターゲットの連結成分

方法 A、B では増加傾向、方法 C、D では減少傾向が確認された。t 検定の結果はいずれも有意差が認められなかった。

こちらも統計的な有意差は得られなかったものの、このような傾向があった要因について考察する。人間の視覚システムは、Gestalt 原理の近接性と連続性により、連結した領域を一つのオブジェクトとしてグループ化する (Wertheimer, 1923; Wagemans et al., 2012)。これにより、大きな連結成分は視覚的に顕著となり、探索効率を向上させたと考えられる。

本研究にはいくつかの限界が存在する。

まず、実験の参加者の少なさである。いくつかの結果では、統計的な有意差が認められなかった。これはサンプルサイズの不足による検出力の低さが主な要因であると考えられる。

次に世代数の設定である。本研究では世代数を 8 世代に限定して実験を行ったため、進化が十分に収束しなかったことが考えられる。世代数を増加させることで、初期世代と最終世代の違いがより明確に観察される可能性がある。

そして、グリッドサイズの条件数が少ない点である。本研究では  $5 \times 5$  と  $7 \times 7$  の 2

条件で行ったが、更なる条件追加（9×9 や、長方形など）により情報量の違いが与える影響について詳しく検証できる可能性がある。

これらの限界を踏まえ、今後の研究では参加者数の拡大、世代数の増加、グリッドサイズの多条件化によって新たな知見が得られることに期待する。

## 5 結論

本研究では、グリッドサイズの違いがターゲットの進化に与える影響を検証するとともに探しやすいターゲットの特徴を明らかにすることを目的として、遺伝的アルゴリズムを適用した視覚探索実験を行った。

その結果、正答率の世代ごとの推移においてグリッドサイズ間で有意差が認められ、セットサイズ効果がグリッドサイズの違いにおいても引き起こされる可能性が示唆された。反応時間において5×5 に比べ、7×7 は世代ごとの変化が大きい傾向が確認された。これは、ターゲットパターンの組み合わせの総数の違いによって7×7 で効率的に進化が進んだ結果であると考えられる。

また、最終世代のターゲットパターンにおいてわずかに非対称性、最大連結成分が増加する傾向が確認された。非対称性を持つターゲットパターンや、大きな連結成分をもつターゲットパターンは視覚的に顕著となり、これらが探しやすい特徴として機能した可能性がある。

本研究は遺伝的アルゴリズムが人間の視覚系に適した形状をデータ駆動的に生成できる有効性を示したが、検出力不足などの限界も明らかになった。今後の研究では大規模サンプルと提示条件の最適化により、形状特徴の定量化をさらに進めることが期待される。

## 6 参考文献

今野和紀. (2019). 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 [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.

[https://ruggero.sci.yokohama-cu.ac.jp/data/Konno\\_master.pdf](https://ruggero.sci.yokohama-cu.ac.jp/data/Konno_master.pdf)

Treisman, A., & Gelade, G. (1980). A feature-integration theory of attention. *Cognitive Psychology*, 12(1), 97–136.

[https://doi.org/10.1016/0010-0285\(80\)90005-5](https://doi.org/10.1016/0010-0285(80)90005-5)

Van der Burg, E., Cass, J., Theeuwes, J., & Alais, D. (2015). Evolving the stimulus to fit the

brain: A genetic algorithm reveals the brain's feature priorities in visual search. *Journal of Vision*, 15(2), Article 8.

<https://doi.org/10.1167/15.2.8>

Wolfe, J.M. Guided Search 2.0 A revised model of visual search. *Psychonomic Bulletin & Review* 1, 202–238 (1994).

<https://doi.org/10.3758/BF03200774>

Wolfe, J. M. (2023). Visual search. In *Oxford Research Encyclopedia of Psychology*. Oxford University Press.

<https://doi.org/10.1093/acrefore/9780190236557.013.846>

Carrasco, M., Evert, D. L., Chang, I., & Katz, S. M. (1995).

The eccentricity effect: Target eccentricity affects performance on conjunction searches.

*Perception & Psychophysics*, 57(8), 1241–1261.

Wolfe, J. M. (1998).

Visual search.

In H. Pashler (Ed.), *Attention* (pp. 13–73). MIT Press.

Wertheimer, M. (1923). Untersuchungen zur Lehre von der Gestalt II. *Psychologische Forschung*, 4, 301–350.

<https://doi.org/10.1007/BF00410640>

Wagemans, J., Elder, J. H., Kubovy, M., Palmer, S. E., Peterson, M. A., Singh, M., & von der Heydt, R. (2012). A century of Gestalt psychology in visual perception: I. Perceptual grouping and figure-ground organization. *Psychological Bulletin*, 138(6), 1172–1217.

<https://doi.org/10.1037/a0029333>

## 7 謝辞

本研究を進めるにあたり、ミケレット教授には大変お世話になりました。研究テーマの選定から、プログラミングや分析方法の助言、行き詰まった時に前向きな声かけをしていただきました。本当にありがとうございました。また、及川さんをはじめとする研究室の皆様にはたくさんの知識を教えていただき、研究についての意見交換をしていただきました。ありがとうございました。そして、実験に参加していただいた皆様に心から感謝申し上げます。