

ナスカの地上絵の視覚探索

大杉尚之

(文化システムプログラム)

本多 薫

(文化システムプログラム)

門間政亮

(宇部フロンティア大学短期大学部)

1. はじめに

南米ペルー共和国の南海岸には、猿、海鳥、蜘蛛などの地上絵が描かれたナスカ台地がある。ナスカ台地には動物、植物、幾何学図形、直線など1000個以上の地上絵があるが、その大半が直線の地上絵であり、動物や植物などの具象的な地上絵は少数であることが知られている。20世紀に入り飛行機が台地上空を飛行するようになってからは、地上絵の芸術的な造形と規模の大きさが注目されるようになり、テレビ時代には番組内容の格好の素材として扱われてきた。その一方で、ナスカの地上絵の全体的な分布を調査した研究は Aveni (1990) らの気球からの写真撮影の研究を除いて、21世紀までほとんど行われてこなかった (アヴェニ, 2006参照)。山形大学では、2004年に文化人類学、考古学、自然地理学、情報科学、認知心理学の研究者が共同でナスカ台地周辺の地上絵分布の全体像を把握するプロジェクトを開始した (坂井・門間, 2007)。このプロジェクトでは、高精度衛星画像を用いた地上絵の抽出、低高度で飛ぶ飛行機で撮影された航空写真を用いた地上絵の抽出、地上からの現地調査の3種類の方法を組み合わせ、台地全体を網羅的に調査し、地上絵の位置を正確に地図上にしるすことの達成を目指してきた (渡邊, 2008)。アメリカの商用衛星 Quick Bird の衛星画像 (地上分解能61cm) から地上絵を抽出する作業は、目視により線を探し出し、その上に画像処理ソフト (photoshop) を用いて線を引いていくというものであり、膨大な時間と労

力を費やし、ナスカ台地の広い領域を調査してきた。現地での詳細な調査も含めた研究プロセスで、2006年4月には新発見の地上絵を発表している (坂井他, 2006)。その後、衛星画像から確認できない小さな地上絵を抽出するために、ナスカ台地全体を撮影した航空写真 (地上分解能15cm) のデータが用いられることとなった。この画像から動植物や幾何学図形の地上絵を効率的に抽出するために、人工知能に航空写真データ (動植物や幾何学図形の特徴) を学習させ、機械学習を用いた画像認識処理により地上絵を抽出するプロジェクトが進められている (坂井, 2022; Sakai et al., 2023)。プロジェクトにおける機械学習は、地上絵全体の画像を学習させるのではなく、地上絵の特定の部分に類似性があると仮定し、地上絵の特定の部分を個別に学習させる方法をとっている。地上絵の抽出に機械学習が有効であることを明らかにしたが、地上絵の特徴 (特定の部分) を設定する作業は、研究者、すなわち人間が実施している。人間が地上絵全体の画像を目視した場合に、どのようにして地上絵の各要素を特徴として捉えるのかが分かれば、それを機械学習に組み込むことで地上絵を効率的に抽出できるのではないかと思われる。

人間の目視で行われていた作業を機械学習に転用していくにあたって、地上絵抽出作業における人間の作業特性を明らかにする必要がある。機械学習では、特徴情報 (他のデータとは異なる、そのデータが持つ特徴) が重要であり、地上絵を抽出する場合には、地上絵の特徴情報、および地上

絵の抽出を実現可能なアルゴリズムの特定が必要になる。その特定の際に、人間の視覚情報処理が参考になる。人間の視覚情報処理の初期段階では、色・輝度(明るさ)¹、空間周波数、エッジ、線の方位などの断片的な情報が処理され、処理が進むにつれて形や直線性、面などの情報が処理される。高次の処理段階では動物の形や顔などの概念情報との照合が行われる。同様に、機械学習でも低次の層は断片的な情報であり、高次の層に進むにつれて複雑な要素の組み合わせにより特徴量が形成される。このように、人間の視覚情報処理と機械学習には共通点がある。そのため、もし人間が特定の特徴情報(例えば、色)に基づいて地上絵検出を行うことが可能であるならば、同じ特徴情報に注目したアルゴリズムを用いた機械学習により、地上絵が含まれる画像とそれ以外を判別できる可能性がある。以上より、人間がどの特徴情報に基づき、どの方略で地上絵を抽出しているかが分かれば、機械学習にも転用できると考えた。

そこで本論文では、認知心理学における「視覚探索」研究(河原・横澤, 2015; 熊田, 2003; Wolfe, 2003; 2021; 横澤・熊田, 1996)の観点で、目視による地上絵の抽出作業(以下、地上絵の視覚探索と記載)ではどの特徴情報に注目し、どの方略を用いて抽出しているかを明らかにすることを目的とする。視覚探索研究では、ディスプレイ画面(背景)に複数の図形が呈示され、あらかじめ指定された図形を見つけ出すような課題を行う。見つける目標はターゲット、それ以外の対象はディストラクタと呼ばれる(e.g., Treisman & Gelade, 1980)。地上絵の視覚探索では、画面上に呈示された衛星画像または航空写真から、地面(背景)に描かれた地上絵(ターゲット)をそれ以外の情報(ディストラクタ)と区別して探し出すことになる。そこで、まず第2節では視覚探索に関する研究および説明モデルについて概要を整理した上で、第3節でナスカの地上絵の視覚探索における地面(背景)、地上絵(ターゲット)、それ以外の情報(ディストラクタ)の特徴について

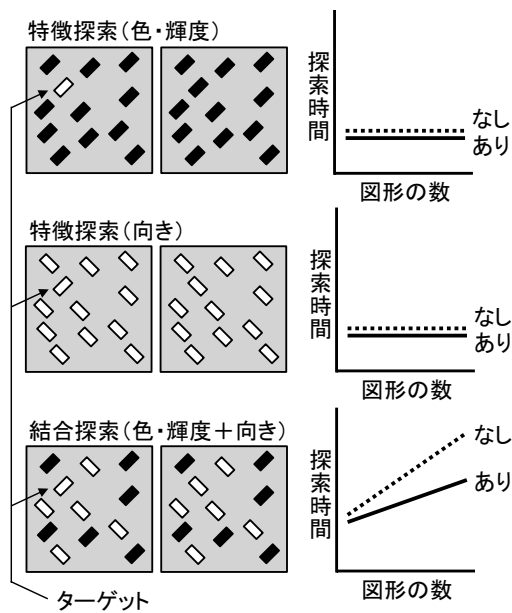
記述する。さらに、地上絵の新発見につながった、目視での直線地上絵の抽出作業について要点をまとめ、目視による画面上での地上絵の抽出作業ではどの方略が用いられたかについても記載する。第4節では、地上絵の抽出を効率的に行うために、どの特徴情報に注目して探索をすれば良いかについて考察していく。これにより、視覚探索研究と地上絵研究を結びつけることで、人間の作業特性を明らかにすることが、機械学習による地上絵検出にどのように寄与する可能性があるかについて述べる。

2. 視覚探索に関する研究および説明モデル

本節では視覚探索に関する研究における典型的な刺激と実験結果、視覚探索の説明モデルに加え、地上絵の視覚探索に関連する要因(背景、ターゲットの出現頻度・出現回数)も含めた場合に説明モデルをどのように拡張する必要があるかについて述べる。

2. 1. 視覚探索に関する典型的な刺激と実験結果、説明モデル

視覚探索 視覚探索研究では、上述のように複数のディストラクタから特定のターゲットを探す課題を行う(Figure 1)。そしてターゲットを見つけるまでにかかる探索時間や正答率が測定される。一般的に、グラフの横軸にディストラクタとターゲットの総数、縦軸に探索時間や正答率をとり、データをプロットする。探索時間が長ければ(あるいは正答率は低ければ)探索が難しいことを意味する。また、ディストラクタ数の増加に伴う探索時間(あるいは正答率)の変化(増加あるいは減少)も探索難度を表す。初期の視覚探索研究では、ターゲットとディストラクタを区別する特徴の種類(特徴次元)数によって探索の効率が二分されると考えられてきた(e.g., Treisman & Gelade, 1980)。尚、各特徴次元(例、色)における要素(例、赤や緑)のことを特徴値という。ターゲットとディストラクタが単一の特徴次元で定義



Note. あり: ターゲットあり, なし: ターゲットなしを意味する

Figure 1. 視覚探索課題の画面例と典型的な結果例

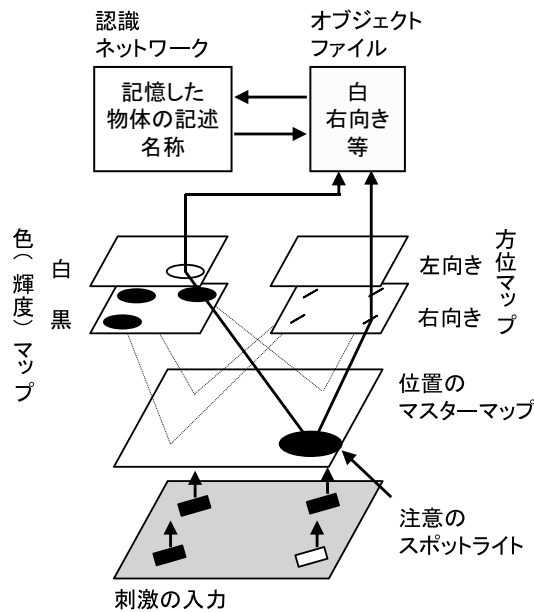


Figure 2. 注意の特徴統合モデルの概念図 (Treisman, 1988を改変)

される場合、例えば、白色のターゲットを黒色のデストラクタから探す際には、デストラクタの数による影響を受けず、あたかも目に飛び込んできたかのように、見つけることが出来る (ポップアウト)。この探索は特徴探索または並列探索と呼ばれている。一方、ターゲットとデストラクタが複数の特徴次元の組み合わせで定義される

場合、例えば白色で右に傾いたターゲットを、白色で左に傾いたデストラクタと黒色で右に傾いたデストラクタから探す場合は、デストラクタの数に依存して探索時間が長くなっていく。この探索は結合探索または系列探索と呼ばれている²。

視覚探索のモデル 視覚探索の結果をモデル化

したのが Treisman & Gelade (1980) による特徴統合モデルである(図としては Treisman (1988) を改変したものを表示) (Figure 2)。このモデルでは、視覚入力された各図形の色・輝度、向き、大きさなどの特徴次元の値は自動的かつ並列的に処理される。それぞれの特徴値は、特定の特徴次元(例えば、色・輝度)に特化した情報をコードする2次元の地図のようなもの(特徴マップ)に送られる。また、各特徴マップに送られた情報は位置のマスターマップと呼ばれる、各図形の位置情報のみが記されたマップ上で紐づけられている。それぞれの特徴マップでは、特定の特徴次元の情報(色・輝度の場合は白や黒)のみ限定して処理され、どの情報がどの程度、視野内に存在しているかに関する情報が作り出される。例えば、白色や黒色に関する色マップでは白色や黒色の図形がどの位置にあるのかが示される。そのため、並列探索(特徴探索)のようにターゲットとディストラクタが単一の特徴(例えば色・輝度)で異なる場合は、その特徴マップのみが参照され、探索は効率的に行われる。一方、系列探索(結合探索)のようにターゲットとディストラクタが複数の特徴次元の組み合わせで定義される場合は(例えば色・輝度と向き)、複数の特徴マップを組み合わせで参照し、複数のマップの情報を結びつける必要がある(例えば白色と右向きの組み合わせ)。位置のマスターマップ内の特定の位置を選択しては、その位置にある図形の特徴値を各マップ(例えば色・輝度マップと向きマップ)から参照しては、組み合わせ、それがターゲットかの確認を繰り返す必要がある³。そのため、ディストラクタの数が増えるに従って、探索時間も長くなる。特徴統合モデルは、入力された情報(画像・映像)のみから視覚探索が説明されることからボトムアップ型のモデルであると考えられている(e.g., Wolfe, 1994)。

特徴統合モデルはその後に多くの検証が行われているが、その中で特徴統合モデル(Treisman & Gelade, 1980)と一致しない結果も示されるよ

うになった。例えば、ターゲットとディストラクタの特徴次元数だけでなく、特徴次元内の特徴値の差(例えば色差、輝度差や方位差など)によっても探索難度が変わる(e.g., Duncan & Humphreys, 1989)。ターゲットとディストラクタ間の類似性が高くなるほど、および、個々のディストラクタ間の類似性が低い(すなわち、ディストラクタが不均一である)ほど、探索時間は長くなる。また、視覚入力された情報だけでなく、ターゲットに関する知識といった手がかりも探索に寄与する。例えば、Egeth et al. (1984) はあらかじめターゲット色を実験参加者に教えておくことで、探索時間が短くなることを報告している。これは、視覚探索は知識や、特定のターゲットを予測して構えること(構え)による制御が可能であり、関連する特徴を持つ図形だけを選択的に探すことが出来ることを意味している(同様の報告は Kaptein et al., 1995; Belopolsky et al., 2005; Watson & Humphreys, 1997でもされている。詳細は大杉(2019)も参照)。

Wolfe (1994) は、ターゲットに関する知識の効果や、ターゲット探索に関する構えの効果の説明するため、特徴統合モデルを発展させる形で誘導探索モデルを提案した(Figure 3)。このモデルでは、各図形が周囲の図形とどのくらい異なっているかを計算することで得られた活性化値(後述する顕著性と同じ概念)に対し、知識により重み付けをし、空間的位置ごとの活性化値を算出する「活性化マップ」が形成される。例えば、図形の向きと色・輝度の情報はそれぞれ別の特徴マップで処理されるが、実験参加者がどちらの情報に注目するかによって、特徴マップの重み付けが変わり、活性化マップも変化する。図形の色・輝度に注目する場合は、色・輝度マップの情報を重視した活性化マップが形成され、向きに注目する場合は、向きマップを重視した活性化マップが形成される。このように知識や構えにより重み付けされたマップを仮定すれば、ターゲットに関する知識の効果の説明できる。誘導探索モデルは、現在

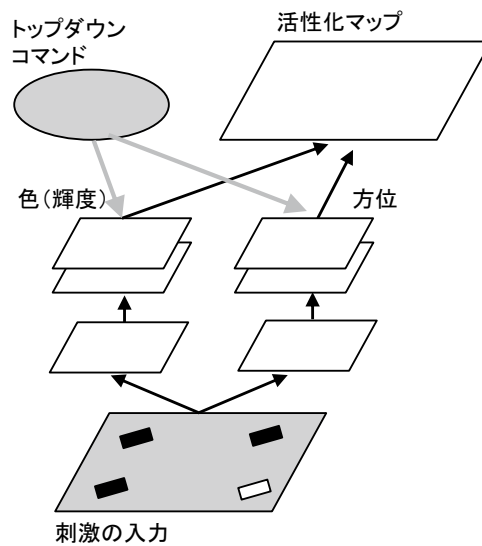


Figure 3. 誘導探索モデルの概念図 (Wolfe, 1994を改変)

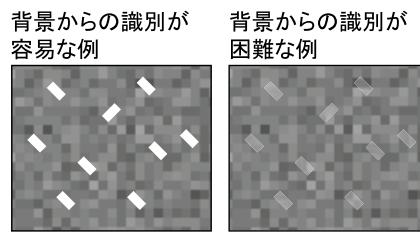
までも改訂が行われており、より広範な視覚探索現象を説明可能なモデルとなっている (e.g., Wolfe, 2021)。このモデルは、入力された情報 (画像・映像) だけでなく、ターゲットに関する知識や意図等に関する情報を利用することからトップダウン型のモデルと考えられている (e.g., Wolfe, 1994)。

顕著性マップ 上記の説明モデルは人間の視覚探索行動を説明するために提案されたモデルであるが、一方で視覚探索の研究知見はコンピュータビジョンの研究分野において顕著性マップとしてモデル化されている。本論文は、機械学習にも転用することを目指すことから、顕著性マップという概念についても説明する。顕著性とは、見ている情報の見やすさ、目立ちやすさに関する概念であり、誘導探索モデルの活性化値と同様に探索の優先順位を決めるために利用される。この顕著性情報の分布を2次元平面上にマッピングしたのが顕著性マップである (Koch & Ullman, 1987)。顕著性マップの計算原理は Koch & Ullman (1987) によって示され、その考え方を元に Itti et al. (1998) の顕著性マップ計算モデルが提案された (解説は木村他 (2011), 小池他 (2003), 吉田 (2014) も参照)。まず、この計算モデルでは、入力画像 (写真) 等をプログラムに読み込んだ後

に様々な解像度の特徴マップに画像を分割して処理を行う。そのマップにおいて、神経細胞を模擬した中心・周辺抑制のメカニズムにより、特徴ごとのフィルタリングと正規化が行われる。これらの情報を2次元平面上で足し合わせることで最終的な顕著性マップが形成される。この顕著性マップの値が大きい位置から順に空間的に選択される (つまり順番に探索される) 仕組みである。ただし、この顕著性マップ計算モデルは、入力された情報 (画像・映像) のみに基づいて計算され、ターゲット等の知識は考慮されないボトムアップ型のモデルである。一方で、誘導探索モデル (e.g., Wolfe, 1994) で仮定されているような、知識に基づく選択プロセスを含めたトップダウン型の顕著性マップ計算モデルも存在する (Navalpakkam & Itti, 2005)。このモデルでは知識に基づく探索を模擬したタスク関連性マップを導入し、顕著性マップの情報に重み付けを行っている (他にも Frintrop, 2006; Gao & Vasconcelos, 2009等)。

2. 2. 視覚探索の説明モデルの拡張

ここまで、ターゲットとデストラクタの関係に注目した視覚探索のモデルについて説明をしてきた。一方で最近の視覚探索のモデルでは、現実場面の視覚探索にまで適用が可能なようにモデル



Note. 右に傾いた白い長方形がターゲット

Figure 4. 背景からの識別が容易な例と困難な例

の拡張が行われている (e.g., Wolfe, 2021)。その中で、地上絵の視覚探索に関連する要因 (背景, ターゲットの出現頻度・出現個数) に焦点をあて、説明モデルをどのように拡張する必要があるかについて述べる。

背景による妨害効果を含めたモデルの拡張 多くの視覚探索の研究では個々の図形は単色の背景上に呈示されており、背景が視覚探索に及ぼす影響について扱った研究は多くない。Wolfe et al. (2002) は、背景と前景の図形の違いが明確な場合には、図形が並列的に切り出され、その後視覚探索が行われると説明している (Figure 4 参照)。すなわち、背景がある場合でも視覚探索の効率は変わらず、背景から図形を切り出す時間が余分にかかるだけである。一方、前景の図形が背景と同化しており、容易に分離できない場合には視覚探索の効率が大きく損なわれる (Wolfe et al. 2002)。特に、ターゲットが背景と類似している場合には、背景にまぎれ、視線が向きにくくなる (Neider & Zelinsky, 2006)。さらに、並列探索となるターゲットとデストラクタの組み合わせであっても、複雑な背景内に呈示された場合には視覚探索の効率が落ちる (探索時間が遅延する) ことも報告されており、人間の視覚システムでは背景の情報をノイズとして含めた上で顕著性マップの計算がされていると考えられている (Cui et al., 2023)。

背景文脈による誘導効果を含めたモデルの拡張 背景は探索に対する妨害効果のみでなく、背景文脈情報によるターゲットへと誘導する効果もある。Torralba et al. (2006) や Pereria &

Castelhano (2019) は、場面写真内からターゲットを探す場合には、ターゲットの種類により背景文脈の影響が異なることを指摘している。例えば、絵画を探す場合には壁などに注目するのに対して、コーヒーカップを探す場合にはキッチンカウンターやテーブルの上を探す。このように場面に関する背景文脈情報はターゲットを探す手がかりとなる。また、背景文脈情報によるターゲットへの誘導効果は、図形の空間配置の規則性について気がつかないうちに学習されることによって起こり (Chun, 2000; Chun & Jiang, 1998; 小川・八木, 2002)、ターゲットが出現しやすい位置が探索されやすくなる (Geng & Berhman, 2005)。同様の文脈情報を用いた視覚探索の促進効果は、医用画像診断用の画像を用いた視覚探索において、放射線科医や細胞診の専門医でも見られる (Evans et al., 2013)。これらの背景文脈による誘導効果を説明するために、誘導探索モデルの改訂版 (e.g., Wolfe, 2021) では、「非選択的処理プロセス」が仮定されており、この処理プロセスにより抽出された背景文脈情報により、ターゲット位置への誘導が行われると考えられている。

ターゲットの出現頻度・出現個数の効果を含めたモデルの拡張 視覚探索研究の現実場面への拡張として、ターゲットの出現頻度を操作した研究も行われている。例えば、空港の手荷物検査や医療現場での X 線画像検査では、ターゲット (危険物や病変) が画像内に含まれている頻度は極めて少ない。このように極めて出現頻度が低いターゲットは、見落とし率が高くなるという低出現頻度効果 (Wolfe et al., 2005) が報告されている。

これは、ターゲットの出現頻度が極めて低い場合には、画面内でターゲットの有無を判断する際に、「ターゲットが無い」と判断するように判断基準が変化してしまい、早く探索をやめてしまうためであると考えられている (Wolfe & Van Wert, 2010)。彼らは、低出現頻度効果を説明するように視覚探索のモデルを拡張し、各図形がターゲットか否かを判断する基準の変化（「ターゲットではない」と判断する傾向になる）と、視覚探索を打ち切るまでの基準の変化（画面内に「ターゲットは無い」と判断する傾向になる）が起こることを仮定している（詳細は石橋・喜多, 2013を参照）。

また、ターゲットの個数が複数あると見落としも起こりやすくなることが知られている。例えば、2種類以上のタイプのターゲットを探す場合、1種類のタイプのみのターゲットを探す場合に比べて探索の成績は悪化する (e.g., Menneer et al., 2007)。このコストは低出現頻度効果にも影響を与え、2種類以上のタイプのターゲットを探す場合には、低出現頻度のターゲットをさらに見落としやすくなる。また、同じ探索画面内にターゲットが複数ある場合に、一方を見つけるともう一方が見落としやすくなるという、探索満足 (e.g., Fleck et al., 2010; Tuddenham, 1962) という現象も知られている。

まとめ 以上のように視覚探索に関する研究およびモデルについて概説した。また、地上絵の視覚探索に関連する要因（背景、ターゲットの出現頻度・出現個数）も含めた場合に説明モデルをどのように拡張する必要があるかについて述べた。これらの知見は、「視覚探索」研究の観点で、目視による地上絵の視覚探索を捉え、どの特徴情報に注目し、どの方略を用いて抽出するかを考えていく上で必要な枠組みを提供する。人間には、画像に含まれる情報を分析し、ターゲットを探索するメカニズムが備わっている。視覚探索において重要になるのが、ターゲットとディストラクタの特徴の違いと、ターゲットに関する知識である。これらの情報は活性化マップまたは顕著性マップ

として表現され、そのマップに従って探索が行われる。さらに、背景が探索に妨害効果および誘導効果をもたらすことや、ターゲットの出現頻度・出現個数による判断基準の変化、探索時の方略の変化等も考慮する必要がある。以上の研究知見を踏まえた上で、第4節において地上絵の視覚探索においてどのような特徴情報が活性化マップまたは顕著性マップに影響するかを考えていく。その前に、第3節では「地上絵研究」の観点で、ナスカ台地および地上絵の特徴情報の概要を説明する。

3. ナスカの地上絵の視覚探索に影響する特徴情報

本節では、ナスカの地上絵の視覚探索における地面（背景）、地上絵（ターゲット）、それ以外の情報（ディストラクタ）の特徴について記述する。さらに、地上絵の新発見につながった、目視での直線地上絵の抽出作業について要点をまとめ、目視による画面上での地上絵の抽出作業ではどの方略が用いられたかについても記載する。

3. 1. ナスカの地上絵の先行研究から考えられる特徴情報

ナスカの地上絵の視覚探索に影響するであろう、画像の特徴情報として、主に、ナスカ台地の地面（背景）、地上絵（ターゲット）、それ以外の情報（ディストラクタ）に注目する。

地面（背景） ナスカ台地の地表の性質については、阿子島 (2007) や伊藤・阿子島 (2019) によって報告がなされている。地上絵が描かれているナスカ台地は小石（礫）が一面に広がっており、これらは太陽に照らされた結果、表面が黒く変化している。この下には白い砂層があることから、小石を除いた凹み部分には、より明るい領域が表れる。以上より、地上絵を描くキャンバスの特徴として、相対的に暗く、小石が多く粒度が高いという画像特徴を持っており、小石を除去することで明るく粒度が低い領域が表れると考えられる。また、地上絵の制作当時から現在までの変化として、風により砂礫が凹部に移動することで明暗の

コントラストが小さくなり、見えにくくなっている(伊藤・阿子島, 2019)。

また, 阿子島(2007, 2008)は, ナスカ台地内のどのような土地条件の場所に地上絵が描かれたのかを説明している。上述のように, 水流により地表が削られてしまうと, 線が見えなくなってしまう。そのため, 水が流れない場所には地上絵が現存する可能性が高く, そうでない場所には地上絵が現存する可能性が低い。全体的に, 台地の北西側では地上絵が多く, 南東側では少ない傾向にあるが, これは土地条件の安定度とも対応していると考えられている(阿子島, 2007; 2008; 伊藤・阿子島, 2019)。また, 地上絵が描かれる場所の地形的特徴として, 台地上の平坦な地面に加え, 台地と低地の間の段丘や斜面が挙げられる。動物, 直線, 幾何学図形などの地上絵は台地北部の平坦面に多く存在しているが, 「フクロウ人間」などは斜面に描かれている。また, 山形大学によって2006年に新発見された地上絵のようにナスカ台地の南部で, 台地面と谷底面の起伏地にある場合もある(坂井他, 2006)。

地上絵(ターゲット) 地上絵は黒い石を除けて白い下地を見せることによる明暗のコントラストによって描かれる。地上絵の大半は直線の地上絵であり, それに比べると動物, 植物等の具象的な地上絵は少ない(e.g., 坂井, 2022)。具象的な地上絵は, 石が線状に取り除かれたもの(線状の地上絵)と面状に取り除かれたもの(面状の地上絵)がある(坂井, 2022)。多くの線状の地上絵は白い線の一筆書きで書かれている。面状の地上絵は黒い領域と白い領域の組み合わせで描かれている。面状の地上絵は4種類のサブタイプがあり, 1) 黒石を除去して白砂を露出させたもの(黒石はモチーフの細部を描くために再利用), 2) モチーフの周りの黒い石が取り除かれたもの(黒石はモチーフを際立たせるために積み上げられている), 3) モチーフの輪郭に沿って黒い石を取り除き, 取り除いた石をモチーフの上に積み上げたもの, 4) モチーフの内側から黒い石をすべて取

り除いた白いものがある。坂井(2022)によると, 線状の地上絵は平地上に多く, 面状の地上絵は山などの斜面や傾斜部に描かれていることが多いという。地上絵は数メートルのものから100mを超える大きさまで大きささまざまなものが存在するが, 線状の地上絵は比較的大きく(大部分が全長50mを超える), 面状の地上絵は比較的小さい(全長50m以下が多い)。また, 渡邊・本多(2019)によると, 台地上に立って観察した場合に全体を視野範囲に収めることが出来ないような大きな線状の地上絵には, (台地上で)認識する(イメージを統合する)ための手がかりになるような特徴情報が含まれているという。例えば, 大きな地上絵になるほど左右(または上下)対称の図形が多くなることが指摘されている(渡邊・本多, 2019)。「ハチドリ」の地上絵では翼の部分が左右(上下)で対となっている。また, 「ハチドリ」の羽の部分や, 「クモ」の足の部分など, 似たようなパターンが繰り返されるのも, 大きな地上絵の特徴である。さらに, 「サル」の地上絵などは尾の部分に特徴的なパターンがあり, モチーフを絞り込むことが出来る。一方, 比較的小さい地上絵(「黒い鳥(コンドル)」と呼ばれる地上絵)や斜面に描かれた地上絵(フクロウ人間の地上絵)などは, 大きな線状の地上絵のように台地上で視野範囲に収められないわけではない。そのため部分を統合しなくても台地上で地上絵の形状を把握することが可能であり, 認識する(イメージを統合する)ための手がかりになるような特徴情報は必要ではないと考えられる。

それ以外の情報(ディストラクタ) 視覚探索のパフォーマンスは, ターゲットだけでなく, ディストラクタの影響も受ける。本多(2007)は, 高精度衛星画像から抽出した地上絵(線画)には, 不鮮明な部分や道路, 地形の影などのノイズが混入していると述べており, 水が流れた跡, 自動車やバイクの轍が含まれている可能性がある。これらは地上絵であると誤検出されてしまう可能性があり, 最終的な確認は現地調査が必要になる。こ

これらのディストラクタは、背景とは明暗コントラストや粒度の違いによって区別されている点で地上絵の特徴と類似しており、視覚探索を阻害すると考えられる。また、上述のように直線の地上絵、具象的な線状の地上絵、具象的な面状の地上絵はそれぞれ異なる特徴情報を持っており、特定の地上絵を探す場合にはその他の地上絵がディストラクタとなる可能性もある。例えば、相対的に数が少ない具象的な線状の地上絵の探索時に、直線の地上絵が画面内にあることが探索を阻害する要因にもなりうる。

画像の解像度の問題 ナスカの地上絵の視覚探索は衛星画像や航空写真画像を用いて行うことから、画像の解像度（地上分解能）の制約により、物理的に地上絵を検出できない可能性がある（詳細は門間（2008）を参照）。例えば、アメリカの商用衛星 Quick Bird の衛星画像は地上分解能 61cm であり、61cm × 61cm の大きさが 1 点のピクセルとなる。このような状況では小さな地上絵は数十ピクセルの塊としてしか表現できないため検出ができないと考えられる。ただし、このような地上分解能の制約は、より解像度が高い航空写真画像を用いた場合には緩和されていくと考えられる。

まとめ 地上絵の視覚探索における背景、ターゲット、ディストラクタの特徴情報についてまとめた。地上絵は明暗のコントラストや局所的な粒度の違いに基づいて地面（背景）から区別されるが、未発見の地上絵は経年変化によりそのコントラストが小さくなり、背景と同化している可能性が高い。また、ナスカの地上絵があるか否かは土地条件にも依存している。具象的な地上絵としては、線状の地上絵と面状の地上絵の 2 種類のターゲットがあり、大きさや描かれている地形、特徴的な情報（左右・上下対称、規則的なパターン、モチーフ情報）が異なっている。不鮮明な部分や道路、地形の影などのノイズ、水が流れた跡、自動車やバイクの轍等がディストラクタとなるが、特定のタイプの地上絵を探す場合に別のタイプの

地上絵がディストラクタとなることも考えられる。

3. 2. 目視による直線の地上絵抽出作業の概要の説明

次に、目視による直線の地上絵抽出作業について紹介し、この作業ではどのような特徴情報に注目していたかについて述べる。この作業は、目視により直線を探し出し、その上に画像処理ソフト（photoshop）を用いて線を引いていくというものであった。220 km²を 1 m²未満の単位で精査するというものであったため、画像ファイルを分割し、ディスプレイ上でズーム倍率を変更しながら行われた（門間，2008）。分割した各画像は photoshop で読み込み、ラインツールで地上絵の端と推定する部分に線を引いていった。作業を分担するにあたり、線を引く際の判断基準を揃える必要があったことから、練習課題用の画像を用意し、その画像内に線を引いていく作業を行わせ、判断基準のすり合わせを行った。

この作業において、直線の地上絵を抽出するために注目した特徴情報について述べる。最大の特徴情報となるのは、上述した明暗のコントラストである。ナスカ台地の地表は場所により色・輝度が異なるため、地上絵の線の色・輝度は一様ではない。そのため、場所毎の地表の色・輝度より相対的に明るい部分が、直線的に分布している場合、直線の地上絵である可能性が高い。ただし、直線の地上絵の中には、途中で若干湾曲している部分、歪んでいる部分を含むものもあるため、厳密な直線を求めないものとした。基本となるのは、注視箇所が存在する推定線の延長線上に、同様の要素が続いているかどうかである。主に台地中央部で見られる洪水跡等によってかき消されていたとしても、その延長線上に直線があれば、元は一本の直線の地上絵であったのではないかと想定した。

また、明るい部分が直線的に分布している場合でも、周囲とのコントラストが極端に高い場合、自動車やバイクの轍を疑った。上述の通り、地上絵は地表の小石を取り除くことで露出する白い砂

層で描かれているが、あくまでも人の手によって作成されたものである。ナスカ台地の地面は比較的柔らかく、自動車やバイクといった重量物が通ると大きく抉れてしまう。そのため、一般的な地上絵で視認できる白い砂層よりも深い層が露出するため、より白く映るのである。轍と疑われる線については、同様の線が並走していないか、あるいは線の先が大きくカーブしていないかを確認した。これらの特徴に当てはまる場合は除外した。尚、この判断基準をもってしても直線の地上絵とそうでないもの(移動路、轍等)の区別が困難な場合は、印を付けて保留とし、現地調査で確認することとした。

まとめ 以上より、直線の地上絵の抽出時には場所毎の地表の色・輝度と比較し、相対的に明るく、直線的に分布していることを主な特徴情報としていた。また、周囲とのコントラストが極端に高い場合には自動車やバイクの轍を疑った。これらの特徴情報を考慮している点は、地上絵の先行研究から考えられるターゲットおよびディストラクタの特徴情報とも共通していた。この方略を用いることで直線の地上絵を抽出する作業を網羅的に行うとともに、新しい地上絵の発見にもつながった。

4. ナスカの地上絵の視覚探索を効率化させるために

ここまで衛星画像もしくは航空写真からの地上絵の抽出について「視覚探索」の枠組みで整理をしてきた。人間の視覚情報処理と機械学習には共通点があることから、人間においてナスカの地上絵の特定の特徴情報に基づき視覚探索を効率化させる方法が明らかになれば、機械学習においても同様の特征情報に注目したアルゴリズムにより、地上絵が含まれる画像とそれ以外を判別できる可能性がある。ここでは、地上絵の抽出を効率的に行うために、どの特徴情報に注目して探索をすれば良いかについて考察していく。

背景とのコントラストによる影響 ナスカ台地の地面(背景)の領域は黒褐色であり、小石を除くことで、より明るい領域が表れる。このことから、明暗コントラスト、粒度等の情報に注目し、背景から地上絵領域を識別することがまずは必要になる。視覚探索では、背景から前景の図形を容易に分離できる場合には、背景は視覚探索の効率に影響しない(e.g., Wolfe et al. 2002)。地上絵と背景の明暗コントラストが大きい場合には、背景地面の影響を受けずに地上絵の視覚探索を行うことができると考えられる。しかし、地上絵は風により砂礫が凹部に移動することで明暗のコントラストが小さくなり、見えにくくなる(伊藤・阿子島, 2019)。未発見の地上絵は背景と明暗コントラストが不明瞭になり、同化している可能性が高い。この状況では、ターゲットに視線が向きにくくなり(Neider & Zelinsky, 2006)、系列的な探索が必要になる(e.g., Wolfe et al. 2002)。画像を目視することによる直線の地上絵の抽出作業においても、明暗コントラストを手がかりとして抽出していることから、この情報が地上絵を背景から分離するために重要であると考えられる。一方、背景と地上絵の粒度の差の情報については、長い年月が経過して砂礫が移動した後も維持されており、それを手がかりとして探索に利用できる可能性もある(ただし、地表面の粒度を検出するためには、地上分解能が極めて高い画像を用いる必要があるかもしれない)(視覚探索のモデルとの関連に関する議論については下記に記載)。

背景文脈による影響 地上絵が現存する可能性は土地条件の安定度(阿子島, 2007; 2008; 伊藤・阿子島, 2019)とも関連し、また地上絵の種類によっては地上絵の描かれる地形的位置との対応関係がある。例えば動植物、直線、幾何学図形などの大きな線状の地上絵は台地北部の平坦面に多く存在している。地上絵の探索作業を行う参加者が、どの種類の地上絵がどの土地条件にあることが多いかを知っていれば、文脈情報として利用することが可能となる。文脈情報はターゲットを探す際

の手がかりとなり (Torralba et al., 2006; Pereria & Castelhana, 2019), その手がかりとターゲットの関係の規則性が学習されれば, ターゲットが出現しやすい位置に注意が向きやすくなる (Chun, 2000; Chun & Jiang, 1998; 小川・八木, 2002; Geng & Berhman, 2005)。このような文脈情報は, 専門家による特殊技能 (e.g., Evans et al., 2013) として獲得されている。以上より, 地上絵の土地条件に関する知識や, 繰り返し衛星画像から地上絵を抽出する作業を行なった経験は, 文脈情報の学習を生じさせ, 地上絵を視覚探索する能力を高める可能性がある (尚, 同様の専門家の熟達技能は, 土器の注視パターンを分析した研究 (時津, 2004) でも報告されている) (視覚探索のモデルとの関連に関する議論については下記に記載)。

地上絵とそれ以外の情報の特徴差による影響

地上絵は黒い石を除けて白い下地を見せることによる明暗のコントラストによって描かれる。石が線状に取り除かれたもの (線状の地上絵) と面状に取り除かれたもの (面状の地上絵) がある (坂井, 2022)。線状の地上絵と面状の地上絵は大きさ, 描かれている土地条件等が異なっている。また, 大きな線状の地上絵には左右 (または上下) 対称性, パターンの繰り返し, モチーフと関連する特徴的なパターンなどが見られる。以上のような特徴情報および種類の違いが, 視覚探索に及ぼす影響を考えていく (上述の背景とのコントラスト, 背景文脈による影響についてもあわせて議論する)。

ターゲットとなる地上絵の視覚探索の効率は, その他のディストラクタとの相対的關係によって変わってくる。特徴統合モデル (Treisman & Gelade, 1980) によると, 視覚入力された各図形の特徴は自動的かつ並列的に処理され, 特定の特徴次元 (例えば, 色・輝度) に特化した特徴マップに送られる。地上絵と周囲との差は, 明暗コントラストや大きさ (空間周波数) 等の情報に基づいた特徴マップで表現される。地上絵以外に明暗

コントラストで異なった箇所が周囲にない場合は, 明暗コントラストの特徴マップのみが参照され, 探索は効率的に行われる。一方で, 同じ明暗コントラストで定義されたノイズが画像内に多く含まれていた場合は, 他の特徴 (例えば線の太さ, 向き) と組み合わせる必要がある。この場合には, 特定の位置を選択しては, その位置にある図形がターゲットかを確認するという作業を繰り返す探索が行われる。また, 線状の地上絵と面状の地上絵は定義特徴が大きく異なっているため, それぞれの探索を阻害する可能性があるディストラクタや背景の種類も変わってくると考えられる。

Wolfe (1994) による誘導探索モデルでは, 各図形から算出される活性化値を知識により重み付けすることで, 「活性化マップ」が形成される。このモデルに従うと, 線状の地上絵と面状の地上絵では異なった特徴情報への重み付けがされる。例えば, 線状の地上絵の探索では「明暗コントラスト」や輪郭図形の直線部分, 曲線部分の情報への重みづけが有効である可能性がある。一方, 面状の地上絵の場合は, 明暗コントラストが一様に暗い (または明るい) ブロップ領域を探していくことが有効になるかもしれない (ただし, 4種類のサブタイプがあることから, 適切な特徴が異なる可能性も考えられる)。さらに, 渡邊・本多 (2019) が大きな線状の地上絵には左右 (または上下) 対称性, パターンの繰り返し, モチーフと関連する特徴的なパターンなどが見られることを報告していることから, 地上絵に含まれる特徴が抽出できれば, 効率的な探索につながる可能性がある。例えば, Sakai et al. (2023) では, 地上絵の特徴をパーツごとに分けて学習する機械学習の方法を用いて, 新たな地上絵を発見している。

上記のようなターゲットに関する知識は, 画像の背景文脈情報 (Torralba et al., 2006; Pereria & Castelhana, 2019) との組み合わせ効果も生じる。線状の地上絵と面状の地上絵は, その大きさ, 描かれている土地条件等が異なっていることから,

画像の撮影高度、地形条件等の背景文脈情報により、画像内に線状の地上絵、面状の地上絵がどれくらいの大きさで含まれているのか、どの位置に含まれるかについても予測することが出来ると考えられる。誘導探索モデルの改訂版（e.g., Wolfe, 2021）では、「非選択的処理プロセス」が仮定されており、この処理プロセスにより抽出された背景文脈情報により、ターゲット位置への誘導が行われる。同様に、ターゲットとなる地上絵の知識は、この非選択的処理プロセスによる誘導にも影響を与えると考えられる。

以上の特徴統合モデル（Treisman & Gelade, 1980）や誘導探索モデル（Wolfe, 1994）の考え方を画像認識処理に転用する際には、顕著性マップとして実装していくことが有効であるかもしれない。Itti et al. (1998) によるボトムアップ型の顕著性マップ計算モデル（解説は小池他（2003）や木村他（2011）も参照）では、入力された画像情報のみに基づいて顕著性が算出される。画像内で地上絵の領域のみ明暗コントラストが明らかに異なっている場合には、地上絵位置を検出することが可能である。一方で、明暗コントラストが異なるノイズが多く含まれている場合には、このようなボトムアップ型の顕著性マップ計算モデルでは地上絵位置の顕著性が高くない。誘導探索モデル（e.g., Wolfe, 1994）で仮定されているような、知識に基づくトップダウン型の顕著性マップ計算モデル（e.g., Navalpakkam & Itti, 2005; Frintrop, 2006; Gao & Vasconcelos, 2009）により、特定の特徵情報の重み付けを変化させる必要があると考えられる。また、この重みづけを行うパラメータの調整により、明暗コントラストとは異なる基準で探索を行うことも可能になるかもしれない。例えば、地上絵の継時変化として、砂礫が凹部に移動することで明暗のコントラストが小さくなり、見えにくくなる（伊藤・阿子島, 2019）。このことから、未発見の地上絵を探索する際には、明暗コントラストの重み付けを下げ、背景と地上絵の粒度の差の情報の重みづけを上げることが有

効となる可能性がある。

地上絵の出現頻度・出現個数の影響 未発見の地上絵がターゲットであることから、ターゲットとなる地上絵の出現頻度が極めて低い状況での視覚探索である。これは空港の手荷物検査や医療現場での X 線画像検査と同じく、低出現頻度効果（Wolfe et al., 2005）が生じやすい事態である。すなわち、ターゲットの有無を判断する際に、「ターゲットが無い」と判断するように判断基準が変化してしまい、早く探索をやめてしまうことで見落としが生じやすくなると考えられる（詳細は石橋・喜多, 2013を参照）。また、線状の地上絵と面状の地上絵でタイプが大きく異なっており、同じ探索画面内に複数の地上絵が含まれている可能性もある。このような状況では、低出現頻度のターゲットをさらに見落としやすくなり（e.g., Menneer et al., 2007）、一方を見つけるともう一方が見落としやすくなるという、探索満足（e.g., Fleck et al., 2010; Tuddenham, 1962）も生じやすい。このようにバイアスによる見落としが生じやすくなっていることから、すでに調べ尽くされた画像であっても、再度見直しを行なうこと（すなわち、「地上絵がない」と判断した画像であっても、まだ地上絵がある可能性を考慮に入れた判断基準で再度探索を行うこと）が必要であると考えられる。

5. おわりに

本論文では「視覚探索」研究の観点で、地上絵の視覚探索ではどのような特徴情報に注目し、どのような方略を用いて抽出していたかを整理および考察した。ナスカ台地全体の画像から機械学習を用いた画像認識処理によって地上絵を検出するためには、膨大な画像から地上絵を効率的に抽出する必要があるが、そのためにはナスカ台地の地上絵に関する特徴情報、地上絵の抽出を実現可能なアルゴリズムの提案が不可欠である。本研究では、地上絵の特徴情報および抽出するアルゴリズムを人間の視覚探索研究内に求めた。人間の場合

は、背景から明暗コントラストによって地上絵が分離され、画像内に競合する箇所がなければ、効果的に地上絵を検出することが可能である。しかし、背景から明確に分離できない可能性や、地上絵と競合する特徴情報を持つノイズが画像内に多数含まれる可能性があり、画像情報のみではターゲットを効率的に探索することは難しいと考えられる。このような場合に利用できるのは、地上絵の特徴情報、大きさ、地形条件に関する知識であり、特徴情報に重みづけを行うことで、地上絵の探索を効率化させることが出来ると考えられる⁴。ただし、人間の情報処理に基づくモデルでは、人間特有のバイアスとして地上絵の出現頻度や出現個数に由来する判断基準の変化が生じ、見落としが生じる可能性がある。人間の視覚探索の方略の特性と限界をふまえ、探索に有効に働く特性については機械学習等の画像認識処理のアルゴリズムへの転用を考えていくことが有用であろう⁵。

引用文献

- 阿子島功 (2007). ナスカ台地の地形分類図と地上絵 (ナスカの地上絵に関する学際的研究 (1)). 山形大学大学院社会文化システム研究科紀要, 4, 139-149.
- 阿子島功 (2008). なぜ地上絵は1,500年以上もの間、消えなかったのか『ナスカ地上絵の新展開』山形大学出版会, 111.
- 伊藤晶文・阿子島功 (2019). 地上絵の作成当時から現在までの変化と当時の人々の水利用を探る, 青山和夫, 米延仁志, 坂井正人, 鈴木紀 (編)『古代アメリカの比較文明論 メソアメリカとアンデスの過去から現代まで』京都大学学術出版会, 188-200.
- Aveni, A. F. (1990). *The lines of Nazca*. The American Philosophical Society.
- アヴェニ, A. F. 増田義郎 (監修) 武井摩利 (訳) (2006). 『ナスカ地上絵の謎 - 砂漠からの永遠のメッセージ -』創元社. Aveni, A. F. (2000) :*Between the lines: The mystery of the giant ground drawings of ancient Nasca*, Peru. Austin. University of Texas Press.
- Belopolsky, A. V., Kramer, A. F., & Theeuwes, J. (2005). Prioritization by transients in visual search. *Psychonomic Bulletin & Review*, 12, 93-99.
- Cui, A. Y., Lleras, A., Ng, G. J. P., & Buetti, S. (2023). Complex background information slows down parallel search efficiency by reducing the strength of interitem interactions. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 49, 1053-1067.
- Chun, M. M. (2000). Contextual cueing of visual attention. *Trends in cognitive sciences*, 4, 170-178.
- Chun, M. M., & Jiang, Y. (1998). Contextual cueing: Implicit learning and memory of visual context guides spatial attention. *Cognitive Psychology*, 36, 28-71.
- Duncan, J., & Humphreys, G. W. (1989). Visual search and stimulus similarity. *Psychological Review*, 96, 433-458.
- Egeth, H. E., Virzi, R. A., & Garbart, H. (1984). Searching for conjunctively defined targets. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 10, 32-39.
- Evans, K. K., Georgian-Smith, D., Tambouret, R., Birdwell, R. L., & Wolfe, J. M. (2013). The gist of the abnormal: Above-chance medical decision making in the blink of an eye. *Psychonomic Bulletin & Review*, 20, 1170-1175.
- Fleck, M. S., Samei, E., & Mitroff, S. R. (2010). Generalized "satisfaction of search": adverse influences on dual-target search accuracy. *Journal of Experimental Psychology: Applied*, 16 (1), 60-71.
- Frintrop, S. (2006). *VOCUS: A visual attention system for object detection and goal-directed*

- search (Vol. 3899). Springer.
- Gao, D., Han, S., & Vasconcelos, N. (2009). Discriminant saliency, the detection of suspicious coincidences, and applications to visual recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *31*, 989-1005.
- Geng, J. J., & Behrmann, M. (2005). Spatial probability as an attentional cue in visual search. *Perception & psychophysics*, *67*, 1252-1268.
- 本多薫 (2007). 研究成果の公表と課題, 今後の計画について (ナスカの地上絵に関する学際的研究 (1)). 山形大学大学院社会文化システム研究科紀要, *4*, 165-167.
- 石橋和也・喜多伸一 (2013). 視覚探索における出現頻度効果 (<特集> 基礎心理学の実用, 応用展開). 基礎心理学研究, *32*, 40-48.
- Itti, L., Koch, C., & Niebur, E. (1998). A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, *20*, 1254-1259.
- 河原純一郎・横澤一彦 (2015). シリーズ統合的認知 1 注意: 選択と統合.
- Kaptein, N. A., Theeuwes, J., & Van der Heijden, A. H. C. (1995). Search for a conjunctively defined target can be selectively limited to a color-defined subset of elements. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, *21*, 1053-1069.
- 木村昭悟・米谷竜・平山高嗣 (2012). 人間の視覚的注意の計算モデル. 電子情報通信学会技術研究報告; 信学技報, *111*, 89-100.
- 熊田孝恒 (2003). 視覚探索. 心理学評論, *46*, 426-443.
- Koch, C., & Ullman, S. (1987). Shifts in selective visual attention: towards the underlying neural circuitry. In *Matters of intelligence: Conceptual structures in cognitive neuroscience* (pp. 115-141). Dordrecht: Springer Netherlands.
- 小池耕彦・伊丸岡俊秀・齋木潤 (2003). 顕著性マップ. 心理学評論, *46*, 391-411.
- 小川洋和・八木昭宏 (2002). 文脈がかりによる視覚的注意の誘導. 心理学評論, *45*, 213-224.
- Menner, T., Barrett, D. J., Phillips, L., Donnelly, N., & Cave, K. R. (2007). Costs in searching for two targets: Dividing search across target types could improve airport security screening. *Applied Cognitive Psychology: The Official Journal of the Society for Applied Research in Memory and Cognition*, *21*, 915-932.
- 門間政亮 (2008). 人工衛星を利用した地上絵研究『ナスカ地上絵の新展開』山形大学出版会, 110.
- Navalpakkam, V., & Itti, L. (2005). Modeling the influence of task on attention. *Vision Research*, *45*, 205-231.
- Neider, M. B., & Zelinsky, G. J. (2006). Searching for camouflaged targets: Effects of target-background similarity on visual search. *Vision Research*, *46*, 2217-2235.
- 大杉尚之 (2019). 分割呈示探索における視覚的印付け. 認知科学, *26*, 254-271.
- Pereira, E. J., & Castelhana, M. S. (2019). Attentional capture is contingent on scene region: Using surface guidance framework to explore attentional mechanisms during search. *Psychonomic Bulletin & Review*, *26*, 1273-1281.
- 坂井 正人 (2022). ナスカの地上絵をめぐる景観と土器の儀礼的破壊. 関雄二, (監修) 山本陸・松本雄一 (編) 『アンデス文明ハンドブック』臨川書店, 180-195.
- 坂井 正人・阿子島 功・渡邊 洋一・門間 政亮 (2006). 人工衛星がとらえた「新発見」のナスカ地上絵. ニュートン *26*, 121.

- Sakai, M., Lai, Y., Canales, J. O., Hayashi, M., & Nomura, K. (2023). Accelerating the discovery of new Nasca geoglyphs using deep learning. *Journal of Archaeological Science*, 155, 105777.
- 坂井 正人・門間 政亮 (2007). 高精度人工衛星画像にもとづく地上絵研究 (ナスカの地上絵に関する学際的研究 (1)). 山形大学大学院社会文化システム研究科紀要, 4, 107-138.
- 時津 裕子 (2004). 考古学的熟達者の土器注視パターン. 認知心理学研究, 1, 75-84.
- Torralba, A., Oliva, A., Castelhana, M. S., & Henderson, J. M. (2006). Contextual guidance of eye movements and attention in real-world scenes: the role of global features in object search. *Psychological Review*, 113, 766-786.
- Treisman, A. (1988). Features and objects: The fourteenth Bartlett memorial lecture. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, 40, 201-237.
- Treisman, A. M., & Gelade, G. (1980). A feature-integration theory of attention. *Cognitive psychology*, 12, 97-136.
- Tuddenham, W. J. (1962). Visual search, image organization, and reader error in roentgen diagnosis: studies of the psychophysiology of roentgen image perception Memorial Fund lecture. *Radiology*, 78, 694-704.
- 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, 119-138.
- 吉田正俊 (2014). サリエンシー・マップの視覚探索解析への応用. 日本神経回路学会誌, 21, 3-12.
- 渡邊洋一 (2008). 山形大学のナスカ・プロジェクト『ナスカ地上絵の新展開』山形大学出版会, 109.
- 渡邊洋一・本多明生 (2019). 地上絵に関する認知心理学的研究, 青山和夫, 米延仁志, 坂井 正人, 鈴木紀 (編)『古代アメリカの比較文明論 メソアメリカとアンデスの過去から現代まで』京都大学学術出版会, 218-228.
- Watson, D. G., & Humphreys, G. W. (1997). Visual marking: prioritizing selection for new objects by top-down attentional inhibition of old objects. *Psychological review*, 104, 90-122.
- Wolfe, J. M. (1994). Guided search 2.0 a revised model of visual search. *Psychonomic Bulletin & Review*, 1, 202-238.
- Wolfe, J. M. (2003). Moving towards solutions to some enduring controversies in visual search. *Trends in Cognitive Sciences*, 7, 70-76.
- Wolfe, J. M. (2021). Guided Search 6.0: An updated model of visual search. *Psychonomic Bulletin & Review*, 28, 1060-1092.
- Wolfe, J. M., Horowitz, T. S., & Kenner, N. M. (2005). Rare items often missed in visual searches. *Nature*, 435, 439-440.
- Wolfe, J. M., Oliva, A., Horowitz, T. S., Butcher, S. J., & Bompas, A. (2002). Segmentation of objects from backgrounds in visual search tasks. *Vision research*, 42, 2985-3004.
- Wolfe, J. M., & Van Wert, M. J. (2010). Varying target prevalence reveals two dissociable decision criteria in visual search. *Current biology*, 20 (2), 121-124.

注 釈

1. 視覚情報処理において色と輝度 (明るさ) の処理特性は異なっていると考えられる (網膜を中心とする低次視覚情報処理において, 異なる特徴として抽出される) が, 本稿では説明を簡潔にするため色・輝度といったように2つの処理プロセスを区別せずに扱っている。特徴マップで考えた場合に, 赤色と緑色の違い, 白色と黒色の違いによって視覚探索のパフォーマンスにそれほど違いはないと考えられることから,

区別なく議論を進めることには問題はないと考えられる。

2. 系列探索 (結合探索) では, ターゲットありの時の探索時間を一次関数にフィッティングした時の傾き (増加率) に比べてターゲットなしの時の探索時間の傾きは約 2 倍になる。これは, 各図形を 1 つずつターゲットかどうか調べていく場合, ターゲットありの場合は約半数の図形を調べたところでターゲットが見つかる期待値となるためである。一方で, ターゲットなしの場合は, 全ての図形を調べるまではターゲットがないことを判断できないため, 倍の時間がか

かり, 傾きが 2 倍となる。

3. 特徴統合モデルでは, 注意が向けられた図形は特徴が統合され, 物体表象 (オブジェクトファイル) が出来上がると考えられている。オブジェクトファイルと認識ネットワークとの情報のやり取りが行われることで, ターゲットなのかが判別される。
4. ただし, 画像から効率的に抽出しても, 最終的には現地でチェックが必要になると考えられる。
5. 本研究は, JSPS 科研費 (20H00041) の助成を受け行われた。

Visual Search for the Geoglyphs of Nasca

OSUGI Takayuki

HONDA Kaoru

MOMMA Tadasuke

To identify the geoglyphs of Nasca from photographic images, it is necessary to extract them as efficiently as possible from a large number of images of the entire Nazca Plateau. In this paper, we describe the visual search for geoglyphs in the context of research on human visual searching and discuss which visual search algorithms can be used to extract geoglyphs. Geoglyphs can be effectively detected by the human visual system if they are separated from the background by light-dark contrast and if there are no competing distractors in the image. On the other hand, the human visual system has difficulty in detecting the target efficiently if image information alone is utilized, if geoglyphs are not clearly separated from the background, or if there exist potential distractors in the image containing competing feature information. In such cases, knowledge of the feature information of the geoglyphs can be used, and weighting this information can improve geoglyph search efficiency. Further, we discuss the fact that human biases may lead to oversight: e.g. a conservative criterion shift on the part of the observer, or a shortening of search termination time. It is necessary to adapt the characteristics of human visual searching to image recognition algorithms, such as those used in machine learning.

