

# ナスカの直線地上絵の識別

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位置するナスカ台地には地上絵と呼ばれる遺跡が多数存在している。様々な地上絵が台地上に描かれているが、その中で最も多いのが直線の地上絵である。また、複数の直線が集まる（直線が放射される）ラインセンターと呼ばれるものがある。これまでに、直線の地上絵とラインセンターの配置やコネクト関係の構造（本多, 2011）、直線の地上絵の形状と制作時期の関係（門間・本多, 2017）、直線の地上絵の制作目的（本多・門間, 2012; 2013; 2015; 2016; 2019; 2022; 渡邊, 2007; 渡邊他, 2016）等が検討されてきた。ナスカの地上絵に関する研究を進展させるためには、ナスカ台地全体の地上絵の分布を把握する必要があるが、Aveni (1990)らの気球からの写真撮影の研究をのぞいて、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）。ナスカ台地上のどこにどのような地上絵が描かれているのか不明であったことから、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, 2007参照）。このプロジェクトでは、高精度人工衛星画像を用いた目視による地上絵の抽出、地上からの現地調査を組み合わせることで地上絵を同定して、台地全体の網羅的な把握と、地図上への正確な位置付けを目指してきた（e.g., 坂井・門間, 2007; 坂井, 2008）。本多 (2007)によると、目視により抽出

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おり、最終的な確認は現地調査が必要である。現在は、より解像度が高い航空写真を人工知能に学習させ、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（e.g., 坂井, 2022; Sakai et al., 2023; 2025; 2025）。しかし、機械学習に転用していくにあたって、人間の目視による作業の特徴と限界を明らかにする必要がある（大杉他, 2024参照）。本稿では、目視による直線地上絵の識別作業に焦点をあてる。

まず、これまでに山形大学で行われてきた、人間の目視による直線地上絵の識別作業について紹介する。尚、以下の作業内容は実際に作業を行った第三著者（門間）の体験をもとにまとめたものである。この作業は、アメリカの商用衛星 Quick Bird の衛星画像（地上分解能61cm）から直線の地上絵を抽出するというものであった。識別作業の実施者は山形大学の複数の学生であり、目視により直線を探し出し、その上に画像処理ソフト（photoshop）を用いて線を引いた。220km<sup>2</sup>を1m<sup>2</sup>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、ラインツールを使用し、地上絵の両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まずは実施して、判断基準

のすり合わせを行った上で他の画像の作業に従事した。

この作業において、直線の地上絵を抽出するための最大の特徴情報は、明暗のコントラストであった(大杉他, 2024参照)。ナスカ台地の周囲の地表に比べて色・輝度が相対的に明るい部分が直線的に分布している場合に、直線の地上絵であると判断した。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、洪水跡等によってかき消されているものもあるため、これらを考慮して判断した。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、自動車やバイクのタイヤの跡を疑った。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。タイヤの跡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、タイヤの跡等)の区別が困難な場合は、印を付けて保留とした)。

以上の作業内容を要約すると、人間の目視による識別、抽出作業は1) 複数の大学生が中心となり行われたものであり、2) 明暗のコントラストと直線性に注目し、湾曲や歪み、欠損等も考慮に入れて行われたものである。また、3) 抽出された線は、地上絵以外に自動車やバイクのタイヤ跡である可能性があった。この作業内容を認知心理学の実験課題として再現し、直線地上絵の抽出作業成績を評価することが出来れば、人間の目視による作業の特徴と限界を検討することができると考えられる。

人間の目視による作業の特徴と限界を評価するにあたり、本研究では認知心理学におけるカテゴリー分類のモデルを参考にした。カテゴリー分類とは、知識に基づき、各事例を複数のグループ(カ

テゴリー)に分類する(心的活動)作業のことをいう。例えば、「鳥」の各事例は色、形、大きさなど多様であるが、「鳥」という同じカテゴリーで認識される。カテゴリーを定義する必要十分な属性に基づき判断を行うことを想定した「定義的属性モデル」(e.g. Bruner et al., 1956)や、各カテゴリーの中で最も中心的で典型的な事例を表現するプロトタイプを参照して判断を行う「プロトタイプモデル」(e.g. Rosch et al., 1976; Rosch, 1978)等が提案されている。また、カテゴリーには階層構造があり、カテゴリーを抽象度のレベルに基づいて表現する垂直的構造と、典型性に基づいて表現する水平的構造がある(e.g. Rosch et al., 1976; Rosch, 1978; Collins & Quillian, 1969)。このカテゴリー分類の問題については考古学的作業の技能研究の観点からも検討されている(e.g., 時津, 2002; 2004)。カテゴリーの範囲については事例の典型性の評価により測定が可能であることから、本研究では、典型性に関する主観的印象として地上絵らしさ(地上絵)、水が流れた跡らしさ(水流の跡)、自動車を通った跡らしさ(自動車のタイヤ跡)を測定した。その上で、各事例を正しいカテゴリーに分類可能かを検討するために、分類精度の観点からも検討した。

## 2. 目的

本研究では、誤検出される可能性が高い水流の跡、自動車の跡から直線の地上絵を識別することができるのかを、主観的な印象評価(実験1)、分類精度(実験2)の2種類の評価指標で検討した。実験1は、A, B, Cの3実験から構成される。具体的には、各画像について地上絵らしさ(地上絵)、水が流れた跡らしさ(水流の跡)、自動車を通った跡らしさ(自動車の跡)を印象評価し、参加者ごとの平均評定値について条件間で比較検討した。また、刺激ごとの平均評定値を算出し、クラスター分析、主成分分析を行うことにより、主観的な印象データの特徴情報から、画像を正しい種類に分類できるのかを検討した。実験1Aでは、

地上絵、水流の跡、自動車の跡の画像を各25枚ずつ使用し、地上絵らしさ、水流の跡らしさ、自動車の跡らしさを評価した。実験1Bでは、画面および観察距離を統制するとともに、別の刺激セットを用いて再現実験を行った。実験1Cでは、ペルー在住のクラウドワーカーを対象に実験1Bの再現実験を行い、実験結果が日本人特有ではないことを確認した。実験2では、印象評定課題、各画像を地上絵、水流の跡、自動車の跡に分類する課題を行い、分類成績および誤分類の割合を評価した。

### 3. 方法

**実験参加者** 実験1A, 1B, 実験2ではクラウドワークス (<https://crowdworks.jp>) にて日本のクラウドワーカー、実験1CではLucid Marketplace (<https://jp.cint.com/>) にてペルーのクラウドワーカーに対して募集をし、各200人が参加した。実験中に支障がでる問題が生じたと報告した参加者や、結果からの除外を希望した参加者を除外した結果、分析には実験1Aで197人(平均年齢39.95歳(SD=9.23), 男性101人, 女性92人, 未記入4人), 実験1Bで198人(平均年齢40.72歳(SD=9.35), 男性106人, 女性82人, 未記入10人), 実験1Cで185人(平均年齢32.76歳(SD=8.84), 男性108人, 女性75人, 未記入2人), 実験2で181人(平均年齢41.36歳(SD=10.07), 男性110人, 女性63人, 未記入8人のデータを用いた。本研究の実施にあたり、日本心理学会倫理規定や日本人間工学会倫理指針などに基づき、倫理的な問題がないことを関連教員間で確認した。本研究は探索的な検討であり、事前にサンプルサイズ設計を行わなかった。ただし、刺激ごとの平均評定値を算出するにあたり個人差の影響を減らすため、出来るだけ多くの参加者を募集することとし、上記の人数とした。研究に先立ち、研究の目的、調査参加の任意性・匿名性、所要時間、調査内容を説明した。

**装置** 実験プログラムは、lab.js (Henninger

et al., 2022) を使用して作成した。実験1C以外は参加者管理システム JATOS (Lange et al., 2015) でホスティングして、実施した。実験1Cでは Pavlovia (<https://pavlovia.org>) および Qualtrics を用いてホスティングおよび管理した。教示文は、実験1C以外は日本語、実験1Cはスペイン語で呈示した。

**実験1の刺激** 実験1では地上絵、水流の跡、自動車の跡の画像は Google Earth の画像(縦横800 pixel) を用い、それぞれ25枚ずつを使用した(ただし実験1Aと、実験1B・1Cでは刺激セットは異なっていた)。実験1Bと1Cでは視角20°になるように画面上での呈示サイズを調整した。画像内のどの線の評価すれば良いかは、赤色の3



1. この画像の赤矢印の線は地上絵だと思いますか？

- まったくそうだ
- たぶんそうだ
- どちらともいえない
- たぶんそうではない
- まったくそうではない

・地上絵  
・水が流れた跡  
・自動車が通った跡

Figure 1

本の矢印で指し示した (Figure 1参照)。

**実験1の手続き** 実験参加者は web ブラウザで実験プログラムの URL にアクセスすることで実験に参加した。実験はフルスクリーンで実施す

るように設定した。実験の実施説明を文章で行った上でインフォームドコンセントを取得した。その後、年齢と性別に関する質問画面となり、実験の教示画面へと続いた。実験1Bと1Cでは、教示画面の前に virtual-chinrest 課題 (Li et al., 2020) が行われた。具体的には、画面上に呈示されるクレジットカードの絵に、実物のクレジットカードを重ねて大きさを調整する課題を行い、ディスプレイの大きさによらず同じ大きさを刺激が呈示されるようにした。その後、盲点を測定する課題を行うことで、実験参加者の観察距離を測定した。実験開始後の各試行では、画像が1枚呈示され、その下に「この画像の矢印の線は(地上絵/水が流れた跡/自動車が通った跡)だと思いますか?」のそれぞれの設問とともに、「5. まったくそうだ」から「1. まったくそうではない」までの5件法の回答が呈示された。中央は「3. どちらともいえない」であった。「次へ」ボタンを押すと次の試行に進んだ。全部で75試行が行われた。実験の終了後に、「過去に同じような実験に参加したことがあるか」、「実験の最中に何かトラブルがあったか」、「データの除外を希望するか」に関する回答を求めた。

**実験1のデータ分析** まず、地上絵、水流の跡、自動車の跡のそれぞれの画像条件において25枚の画像に対する評定値を平均化して、参加者ごとの代表値(地上絵らしさ、水流の跡らしさ、自動車の跡らしさ)を算出した。次に、それぞれの実験の各条件において全参加者の評定値を平均化して、刺激ごとの代表値を算出し、階層的クラスタ分析(ウォード法、平方ユークリッド距離)と主成分分析を行った。

**実験2の刺激と手続き** 実験1Aおよび実験1Bで使用した地上絵、水流の跡、自動車の跡の画像をそれぞれ50枚ずつ使用した。実験開始後の各試行では、画像が1枚呈示され、その下に「この画像の赤矢印の線は地上絵、水が流れた跡、自動車が通った跡のどれにあてはまると思いますか?」の設問とともに、「地上絵」、「水が流れた



この画像の赤矢印の線は地上絵、水が流れた跡、自動車が通った跡のどれにあてはまると思いますか?

- 地上絵
- 水が流れた跡
- 自動車が通った跡

Figure 2

跡」、「自動車が通った跡」の3つの選択肢が呈示された (Figure 2参照)。1つを選択後に「次へ」ボタンを押すと次の試行に進んだ。全部で150試行が行われた。刺激サイズ等は実験1Aと同じであった。

**実験2のデータ分析** まず、地上絵、水流の跡、自動車の跡のそれぞれの画像条件において50枚の画像に対する分類正答率、地上絵の回答率、水流の跡の回答率、自動車の跡の回答率を参加者ごとに算出した。回答率は各画像で参加者がどの回答を選択したかを集計したものであり、画像の種類と回答率の種類が一致している場合(例えば、地上絵の画像に地上絵と回答していた場合)は、分類正答率と一致していた。

## 4. 結果

### 4. 1. 実験1Aの結果

**参加者ごとの印象評定値の分析** 参加者ごとの評定値(地上絵らしさ、水流の跡らしさ、自動車の跡らしさ)を算出し、画像条件(地上絵、水流の跡、自動車の跡)間で比較した (Figure 3)。

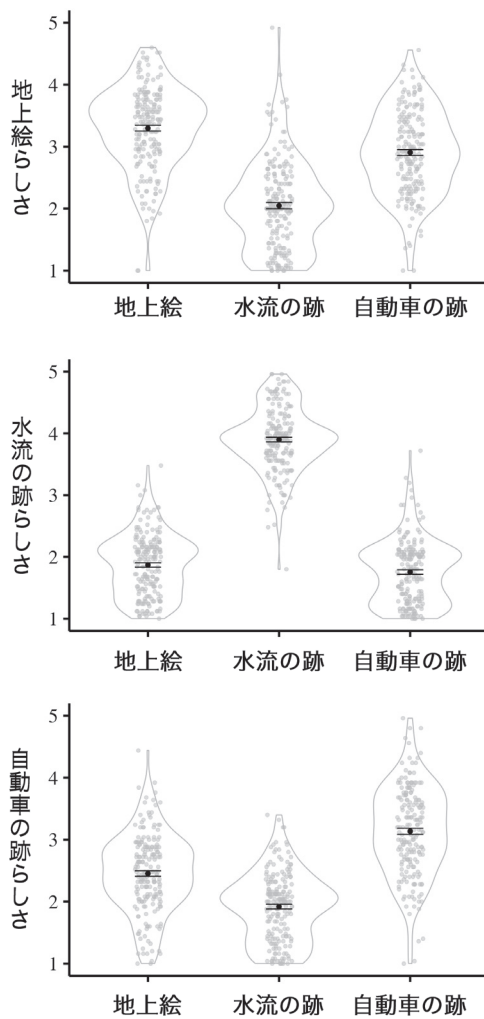


Figure 3

画像条件に対応する評定値が最も高くなったが、平均値は「4. たぶんそうだ」から「3. どちらともいえない」の間であった（この結果は実験1Bと1Cも同様であった）。球面性仮定からの逸脱補正のために Greenhouse-Geisser のイプシロンによる自由度調整を行った。分散分析を行った結果、地上絵らしさ ( $F(1.78, 348.20) = 211.22, p < .001, \eta_p^2 = .52$ ), 水流の跡らしさ ( $F(1.16, 227.78) = 1167.20, p < .001, \eta_p^2 = .86$ ), 自動車の跡らしさ ( $F(1.81, 353.89) = 223.95, p < .001, \eta_p^2 = .53$ ) のいずれの得点も主効果が有意であった。Holm 法による多重比較の結果、地上絵らしさは地上絵, 自動車の跡, 水流の跡の順 ( $t_s(196) > 7.70, ps < .001, ds > 0.59$ ), 水流の跡らしさは水流の跡, 地上絵, 自動車の跡の順 ( $t_s(196)$

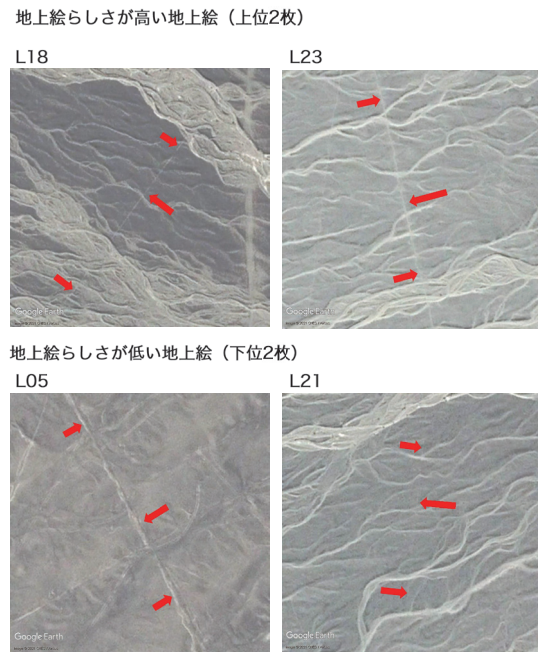


Figure 4

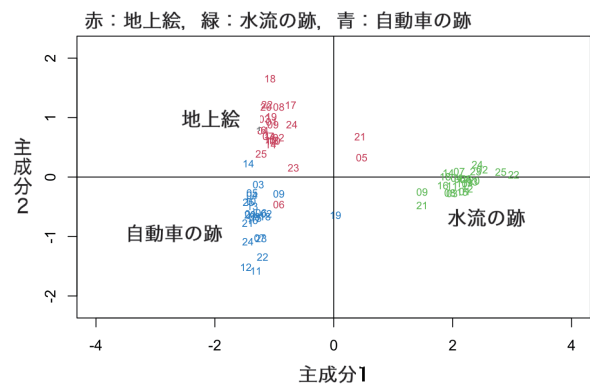


Figure 5

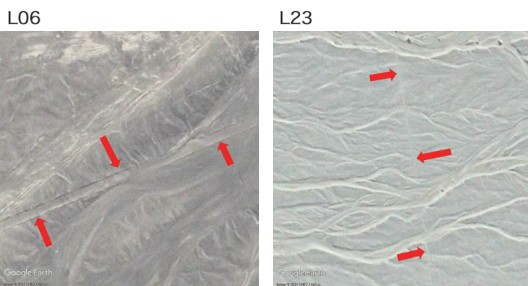
$> 5.86, ps < .001, ds > 0.23$ ), 自動車の跡らしさは自動車の跡, 地上絵, 水流の跡の順 ( $t_s(196) > 10.24, ps < .001, ds > 0.91$ ) であり、条件間に有意差が得られた。以上の結果より、地上絵, 水流の跡, 自動車の跡のそれぞれで、該当する印象評定値が有意に高くなることが示された。また、地上絵と自動車の跡の印象評定値は類似した傾向となった。

**刺激ごとの印象評定値の主成分分析** 刺激ごとの各評定値を算出した。地上絵らしさが高い地上絵 (上位2枚) と地上絵らしさが低い地上絵 (下位2枚) を Figure 4に示す。また、刺激ごとの各評定値を対象とした主成分分析の結果を

Figure 5に示す。第1主成分の寄与率は84%であり，水流の跡とそれ以外の2つ（地上絵，自動車の跡）を分ける成分であったと考えられる。第2成分の寄与率は16%であり，地上絵と自動車の跡を分ける成分であった。この結果から，画像の識別基準は主に水流の跡画像とそれ以外であることが明らかとなった。

**刺激ごとの印象評定値のクラスター分析** 刺激ごとの各評定値を対象とした，階層的クラスター分析（ウォード法，平方ユークリッド距離）を行い，デンドログラムを作成した。デンドログラムより，最も大きな距離（距離：39.2）で水流の跡とその他2つ（自動車の跡と地上絵）が分かれた。さらに，距離4.7を基準として3つに分類すると，クラスター1は水流の跡の画像（水流の跡25枚），クラスター2は主に自動車の跡の画像（自動車の跡23枚，地上絵2枚），クラスター3は主に地上絵の画像（地上絵23枚，自動車の跡2枚）に分けられた。Figure 6に示すように，クラスター2に地上絵2枚（L06, L23），クラスター3に自動車

自動車の跡に誤分類された地上絵の例



地上絵に誤分類された自動車の跡の例

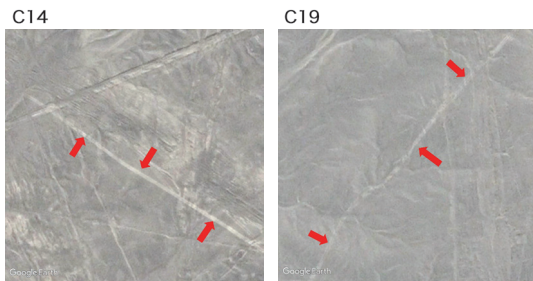


Figure 6

の跡2枚（C14, C19）がそれぞれ誤分類された。

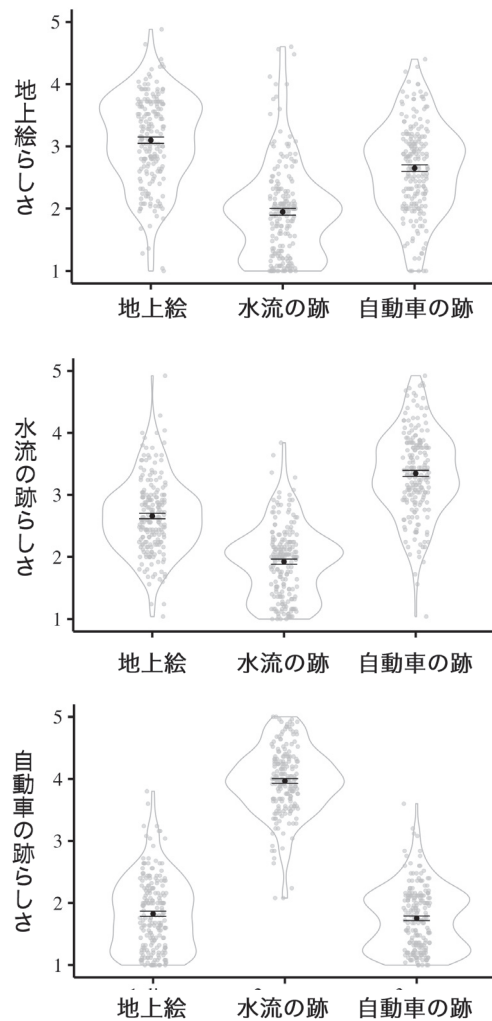


Figure 7

#### 4. 2. 実験1Bの結果

**参加者ごとの分析** 実験1Aと同様に参加者ごとの印象評定値を算出し，画像条件（地上絵，水流の跡，自動車の跡）間で比較した（Figure 7）。同様の分散分析の結果，地上絵らしさ ( $F(1.66, 327.92) = 153.90, p < .001, \eta_p^2 = .44$ ), 水流の跡らしさ ( $F(1.18, 231.87) = 1028.95, \eta_p^2 = .84$ ), 自動車の跡らしさ ( $F(1.79, 352.92) = 278.09, p < .001, \eta_p^2 = .59$ ) のいずれの得点も主効果が有意であった。多重比較の結果，地上絵らしさは地上絵，自動車の跡，水流の跡の順 ( $t_s(197) > 8.58, ps < .001, ds > 0.62$ ), 水流の跡らしさは水流の跡，地上絵，自動車の跡の順 ( $t_s(197) > 3.15, ps < .001, ds > 0.13$ ), 自動車の跡らしさは自動車の跡，地上絵，水流の跡の順 ( $t_s(197) > 12.42,$

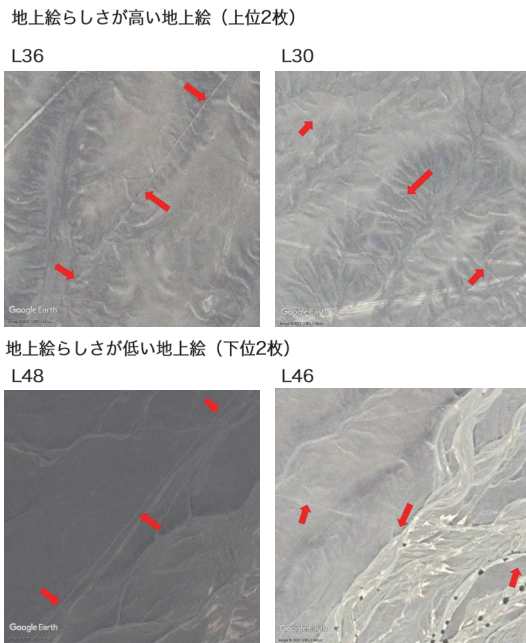


Figure 8

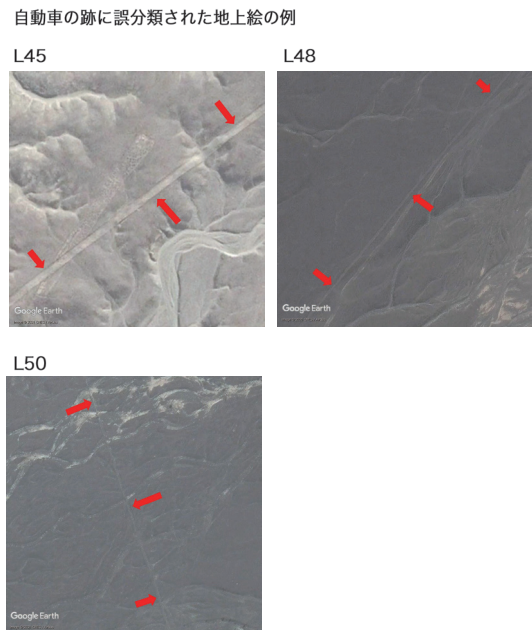


Figure 10

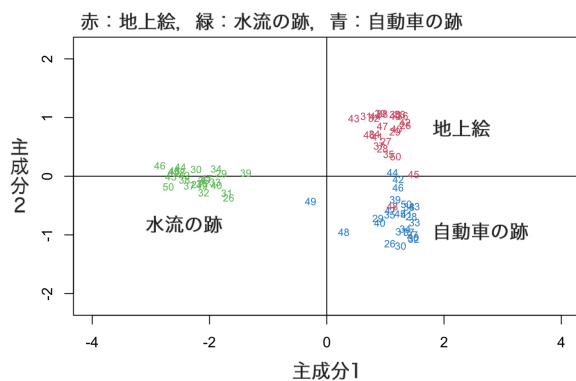


Figure 9

$p < .001$ ,  $d_s > 1.06$ ) であり、条件間に有意差が得られた。以上の結果より、地上絵、水流の跡、自動車の跡のそれぞれで、該当する印象得点が最も高くなることが示された。また、地上絵と自動車の跡の印象得点は類似した傾向となった。

**刺激ごとの印象評定値の主成分分析** 刺激ごとの各評定値を算出した。地上絵らしさが高い地上絵 (上位2枚) と地上絵らしさが低い地上絵 (下位2枚) を Figure 8に示す。また、刺激ごとの各評定値を対象とした主成分分析の結果 (Figure 9), 第1主成分の寄与率は85%であり、水流の跡とそれ以外の2つ (地上絵, 自動車の跡) を分ける成分であったと考えられる。第2成分の寄与率

は14%であり、地上絵と自動車の跡を分ける成分であった。この結果から、画像の識別基準は主に水流の跡画像とそれ以外であることが明らかとなった。

**刺激ごとの印象評定値のクラスター分析** 刺激ごとの各評定値を対象とした、階層的クラスター分析を行い、デンドログラムを作成した。デンドログラムより、最も大きな距離 (距離: 42.4) で水流の跡とその他2つ (自動車の跡と地上絵) が分かれた。さらに、距離4.7を基準として3つに分類すると、クラスター1は水流の跡の画像 (水流の跡25枚), クラスター2は主に地上絵の画像 (地上絵22枚), クラスター3は主に自動車の跡の画像に分けられた (自動車の跡25枚, 地上絵3枚)。Figure 10に示すように、クラスター3に地上絵3枚 (L45, L48, L50) が誤分類された。

#### 4. 3. 実験1Cの結果

**参加者ごとの代表値の分析** 実験1Aと同様に参加者ごとの代表値を算出し、画像条件 (地上絵, 水流の跡, 自動車の跡) 間で比較した (Figure 11)。同様の分散分析の結果、地上絵らしさ ( $F(1.73, 318.32) = 42.58, p < .001, \eta_p^2 = .19$ ), 水流

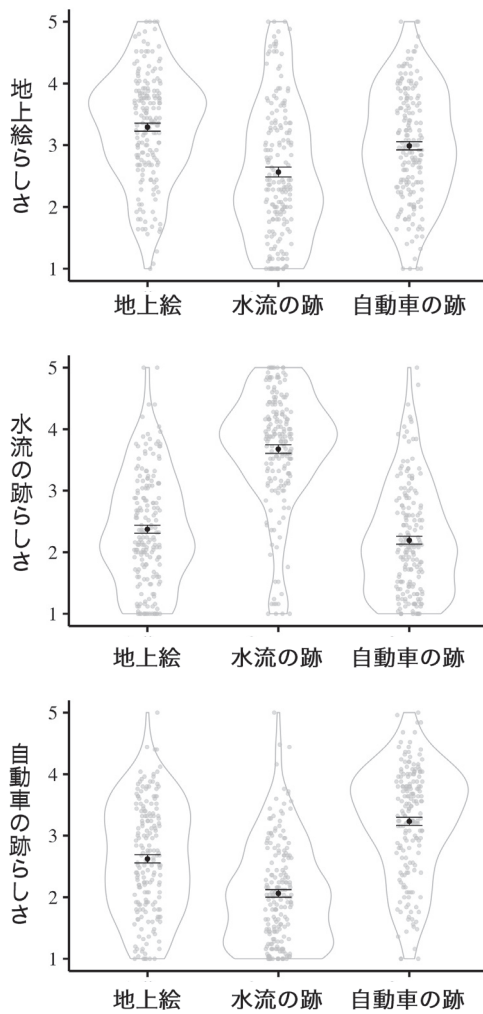
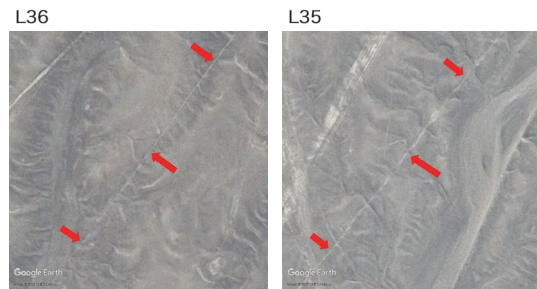


Figure 11

の跡らしさ ( $F(1.18, 216.34) = 197.57, \eta_p^2 = .52$ ), 自動車の跡らしさ ( $F(1.80, 331.63) = 122.26, p < .001, \eta_p^2 = .40$ ) のいずれの得点も主効果が有意であった。多重比較の結果, 地上絵らしさは地上絵, 自動車の跡, 水流の跡の順 ( $t_s(185) > 4.70, p_s < .001, d_s > 0.34$ ), 水流の跡らしさは水流の跡, 地上絵, 自動車の跡の順 ( $t_s(185) > 5.38, p_s < .001, d_s > 0.20$ ), 自動車の跡らしさは自動車の跡, 地上絵, 水流の跡の順 ( $t_s(185) > 8.29, p_s < .001, d_s > 0.65$ ) であり, 条件間に有意差が得られた。以上の結果より, 地上絵, 水流の跡, 自動車の跡のそれぞれで, 該当する印象得点が最も高くなることが示された。また, 地上絵と自動車の跡の印象得点は類似した傾向となった。

刺激ごとの代表値の主成分分析 刺激ごとの各

地上絵らしさが高い地上絵 (上位2枚)



地上絵らしさが低い地上絵 (下位2枚)

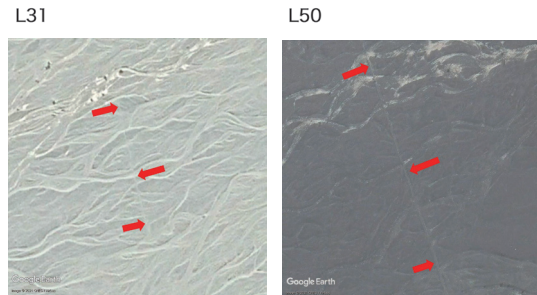


Figure 12

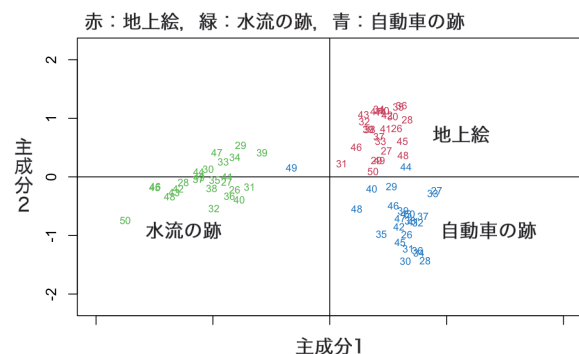


Figure 13

評定値を算出した。地上絵らしさが高い地上絵 (上位2枚) と地上絵らしさが低い地上絵 (下位2枚) を Figure 12に示す。主成分分析の結果 (Figure 13), 第1主成分の寄与率は82%であり, 水流の跡とそれ以外の2つ (地上絵, 自動車の跡) を分ける成分であったと考えられる。第2成分の寄与率は17%であり, 地上絵と自動車の跡を分ける成分であった。この結果から, 画像の識別基準は主に水流の跡画像とそれ以外であることが明らかとなった。

刺激ごとの代表値のクラスター分析 刺激ごとの各評定値を対象とした, 階層的クラスター分析を行い, デンドログラムを作成した。デンドログ

地上絵に誤分類された自動車の跡の例

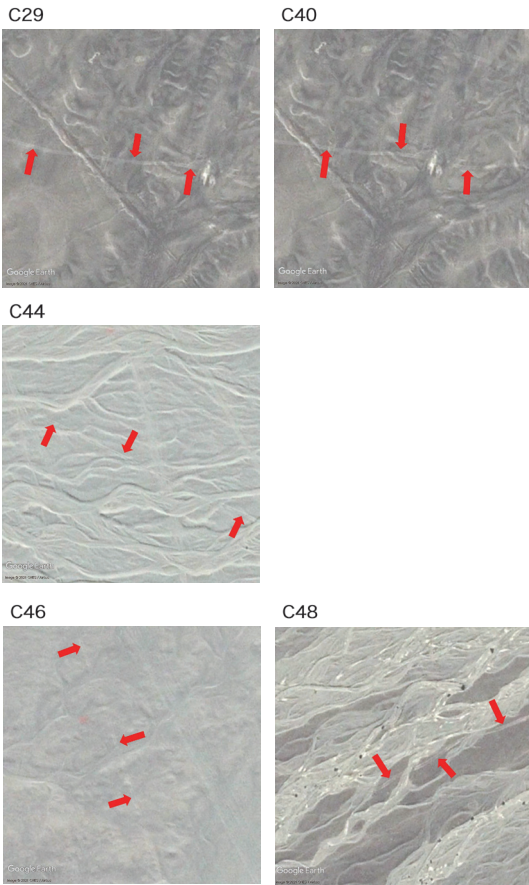


Figure 14

ラムより、最も大きな距離（距離：20.6）で水流の跡とその他2つ（自動車の跡と地上絵）が分かれた。さらに、距離3.6を基準として3つに分類すると、クラスター1は主に水流の跡の画像（水流の跡25枚、自動車の跡の画像1枚）、クラスター2は自動車の跡の画像（自動車の跡19枚）、クラスター3は主に地上絵の画像に分けられた（地上絵の画像25枚、自動車の跡5枚）。Figure 14に示すように、自動車の跡の画像が、クラスター1に1枚（C49）、クラスター3に5（C29, C40, C44, C46, C48）枚が誤分類された。

#### 4. 4. 実験2の結果

参加者ごとの分類正答率を算出し、画像条件（地上絵、水流の跡、自動車の跡）間で比較した（Figure 15）。1要因3水準の分散分析の結果、主効果が有意であった（ $F(1.81, 325.03) = 46.20$ ,

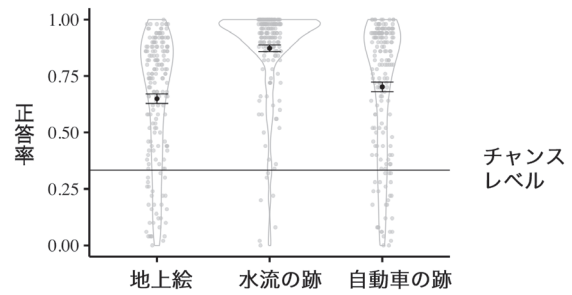


Figure 15

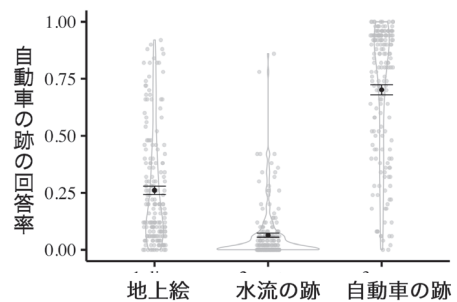
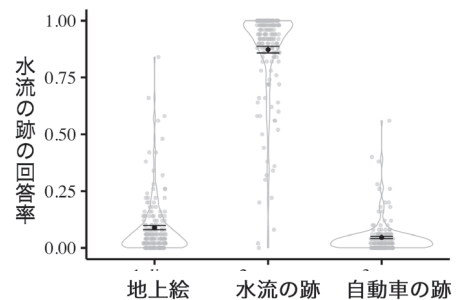
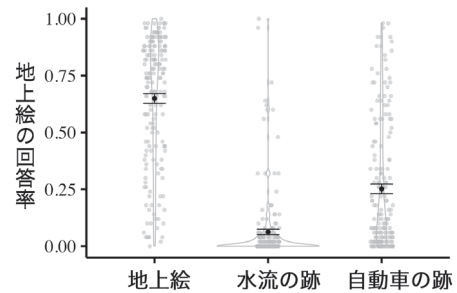


Figure 16

$p < .001$ ,  $\eta_p^2 = .20$ )。多重比較の結果、水流の跡の分類正答率（87.3%）が、地上絵（65.0%）および自動車の跡（70.2%）の正答率よりも有意に高かった（ $t_s(180) > 7.01$ ,  $ps < .001$ ,  $ds > 0.68$ ）。地上絵と自動車の跡の正答率には有意差は示されなかった（ $t(180) = 1.91$ ,  $p = .06$ ,  $d = 0.18$ ）。この結果から、水流に比べて地上絵と自動車の跡の分

類が困難であることが示された。地上絵の回答率、水流の跡の回答率、自動車の跡の回答率をそれぞれ算出し (Figure 16), 分散分析を行った結果, 主効果が有意であった (地上絵:  $F(1.89, 339.54) = 226.31, p < .001, \eta_p^2 = .56$ , 水流の跡:  $F(1.20, 216.48) = 1502.02, p < .001, \eta_p^2 = .89$ , 自動車の跡:  $F(1.64, 295.58) = 310.95, p < .001, \eta_p^2 = .63$ )。多重比較の結果, 地上絵の回答率では地上絵 (65.0%), 自動車の跡 (25.2%), 水流の跡 (6.3%) の順 ( $t_s(180) > 7.53, p_s < .001, d_s > 0.82$ ), 水流の跡の回答率では水流の跡 (87.3%), 地上絵 (8.9%), 自動車の跡 (4.6%) の順 ( $t_s(180) > 4.87, p_s < .001, d_s > 0.43$ ), 自動車の跡の回答率では自動車の跡 (70.2%), 地上絵 (26.1%), 水流の跡 (6.4%) の順 ( $t_s(180) > 9.74, p_s < .001, d_s > 1.02$ ) であった。以上より, 地上絵を誤って自動車の跡と分類する回答, 自動車の跡を誤って地上絵と分類する回答がそれぞれ多いことが分類正答率の低下を引き起こしている主な原因である可能性が示された。

## 5. 考察

本研究では, 誤検出される可能性が高い水流の跡, 自動車の跡から直線の地上絵を識別することができるのかを, 主観的な印象評価 (実験1), 分類精度 (実験2) の2種類の評価指標で検討した。実験1の結果, 地上絵と水流の跡はそれぞれの印象得点が大きく異なっており, 両者の識別が容易であったと考えられる。一方で, 地上絵と自動車の跡の印象得点は有意に異なっているものの相互に近い値となっていた。主成分分析の寄与率, クラスタ分析の距離においても, 水流の跡の印象とその他2つの印象の間に大きな違いがあり, 直線の地上絵と自動車の跡は類似した印象であることが確認できた。以上の傾向は, 3つの実験で一致しており, 使用する刺激セット, 視角の統制の有無, 参加者サンプルの属性の違いによらず一貫した傾向が示された。実験2の結果, 水流に比べて地上絵と自動車の跡の分類正答率が低いこと,

その原因として地上絵と自動車の跡の誤分類が生じていることが明らかとなった。この結果は印象得点に基づく分類を行った実験1と一致する傾向であった。これらの結果から, おそらく参加者は線の直線性等の情報に基づき, 水流の跡か否かをまずは判断しており, 水流ではないと判断された線についてより細部に注目して判断を行っていたと考えられる。カテゴリー分類の枠組みで考えると, 線の地上絵の分類は, 「人工物の線」と「自然地形」という抽象度の高い基準でまずは分類が行われ, 「人工物の線」カテゴリー内で「地上絵」と「自動車の跡」の分類が行われたと考えられる。直線性の情報は人工物の線と自然地形を分類する定義的属性 (e.g. Bruner et al., 1956) として機能したか, 直線性の高い画像または低い画像が, 人工物の線カテゴリーと自然地形カテゴリーのそれぞれのプロトタイプ (e.g. Rosch et al., 1976) として参照されたと考えられる。その上で人工物カテゴリー内で, 地上絵の線と自動車の跡を分類する新たな定義的特徴 (例えば, 2本の線が並走しているか) が注目される, またはその特徴を持つプロトタイプが参照されて, さらなる分類が行われたと考えられる。

本研究では, 各画像の地上絵らしさ, 自動車の跡らしさ, 水流の跡らしさを得点化することでそれぞれに典型的な画像および典型的ではない画像を抽出した。地上絵らしさが高い地上絵と地上絵らしさが低い地上絵を比べると, 直線性が高く, 幅が狭い線であり, 周囲に水流の跡が無い画像 (L18, L23, L36, L30, L35) を地上絵らしさが高いと評価しているようであった。一方で, 直線性が低い (特に, 線にうねりがある L05, L50), 幅が広い (L05, L50), 水流と並走している (L48) または水流の中にある (L21, L46, L31) 画像は地上絵らしさが低いと評価されるようであった。また, クラスタ分析による誤分類は, 主に「地上絵」と「自動車の跡」間で起こった。誤分類された画像の特徴として, 自動車の跡に誤分類される地上絵は, 幅が広い (L06), 線の両端に黒い縁

がある (L06) といった特徴があり、これらを自動車のタイヤ跡として評価した可能性がある。地上絵に誤分類された自動車の跡は二重線ではなく、白い領域の明暗コントラストも高くないようであった。このことから、地上絵と自動車の跡を区別する特徴の混合による誤分類が生じたと考えられる。ただし、上述の画像の特徴は一部の画像に注目して定性的に評価したものであり、画像の量的な特徴情報に注目して評価したものではない。今後は地上絵の線と自動車のタイヤ跡のそれぞれの画像情報に注目した検討が必要になると考えられる。

認知考古学研究 (時津 (2002, 2004) 等) では、考古学者に特有の鑑識眼に注目して研究が行われている。これらの研究では、考古学者的熟達化により、土器の微細な部位の形状などの低視覚的屬性や、全体的なプロポーションなどの言語的に表現が難しい非言語的屬性を把握することができるようになり、観察時の注視パターン (注意を向けている位置) も変化することを報告した。この考古学者的熟達化は、人間の基礎的なカテゴリー化能力とは別に、特定の集団に固有のルール、カテゴリー化の学習が起こることを仮定している (e.g., 時津, 2007)。このような、熟達化に伴う認識能力の変化は、地上絵の抽出作業の作業員においても起こり得るだろうか。まず、直線地上絵の抽出作業を行ったのは大学生であり、熟練技能に基づいて行われたわけではない。具体的には、考古学の知見を持たない「第一作業員の学生 (第三著者の門間)」が中心となって行い、Aveni (1990) の著書における大まかな地上絵の分布図と衛星画像を照らし合わせ、分布図に記された直線地上絵の特徴に近似した地上の線を、直線地上絵と推定していった。最初の数か月は第一作業員のみで抽出作業を行っており、その間に蓄積した様々な衛星画像上の地上絵 (候補) サンプルにより、可否判断の熟達があったと考えている。練習課題用の画像は、その後に加える複数の作業員の判断基準を、第一作業員の判断基準に統一させ

る (近づける) ために作成された。あくまでも画像解析上の判断基準を統一させることが目的であったため、「正解」かどうかはこの時点では不明であった。そもそも、仕上がった直線地上絵の分布図が正しいかどうかの最終判断は、ナスカ台地で研究者が行う前提で作成されたものであった。そのため、直線地上絵の抽出作業は、「地上絵の候補」を挙げる作業であり、一般大学生でも行うことができたと考えられる。以上より、地上絵の抽出作業段階で可否判断の熟達があったと考えるが、それは考古学者が長い期間をかけて獲得した熟練技能とは異なるものであり、人間の基礎的なカテゴリー化能力と同質のものとして位置付けられると考えられる。

本研究では、人間の目視による識別、抽出作業を認知心理学の実験課題として再現し、直線地上絵の抽出作業成績を評価した。研究2で示されたように、人間の目視による地上絵分類の正答率は約65%であり、誤答の多くは、地上絵と自動車の跡を混同することであった。これは人間の基礎的なカテゴリー化能力の限界であり、目視での抽出作業においてはこの2つの分類を正確に行うことは困難であったと考えられる。これは、地上絵と自動車の跡の定義特徴を重点的に学習する (例えば、第一作業員の判断基準に統一させる (近づける) ための判断基準を設定する) ことで修正していくことが可能であるかもしれない。また、別の手法として、実験1で用いたように各画像の評価者の数を増やして加算平均する (例えば、本研究のように200人程度の評価者の平均点を算出) ことが有効になるかもしれない。これは、人間の脳波の事象関連電位 (刺激に対して誘発される脳波) を分析するのと同じ原理であり (入野, 2005)、ノイズの中にシグナルが含まれている場合に、毎回の試行のデータを加算平均することでノイズを相互に打ち消しあい、シグナルのみを抽出することが可能になる。本研究の場合は、各参加者の個人差が加算平均により打ち消されることでシグナルが検出された結果、その後のクラス

ター分析において少ない誤分類で3つに分類することができたのかもしれない。これらの知見を機械学習に転用すると、1) 学習段階において地上絵と自動車の跡を区別するための特徴情報の調整を厳密に行うこと、2) 識別時に得点の加算平均を行うことが有効になるだろう。以上のように、人間の識別能力の特性と限界をふまえ、識別・分類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ると考えられる<sup>1,2,3</sup>。

## 引用文献

- 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.
- Bruner, J. S., Goodnow, J. J., & Austin, G. A. (1956). *A study of thinking*. John Wiley and Sons.
- Collins, A. M., & Quillian, M. R. (1969). Retrieval time from semantic memory. *Journal of Verbal learning and Verbal behavior*, 8, 240-247.
- Henninger, F., Shevchenko, Y., Mertens, U. K., Kieslich, P.J., & Hilbig, B. E. (2022). lab.js: A free, open, online study builder. *Behavior Research Methods*, 54, 556573. <https://doi.org/10.3758/s13428-019-01283-5>
- 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.
- 本多 薫 (2011). ナスカ台地におけるラインセンター間のネットワーク, 季刊地理学, 62, 234-238.
- 本多 薫・門間 政亮 (2012). ナスカ台地におけるラインセンター間の移動について－歩行実験による歩行経路と心拍の変化からの検討－. 山形大学大学院社会文化システム研究科紀要, 9, 1-12.
- 本多 薫・門間 政亮 (2013). ナスカ台地におけるラインセンター間の移動について(第2報)－南北歩行実験による検証－. 山形大学大学院社会文化システム研究科紀要, 10, 33-47.
- 本多 薫・門間 政亮 (2015). ナスカ台地におけるラインセンター間の移動について(第3報)－最短路と経路選択からの検証－. 山形大学大学院社会文化システム研究科紀要, 12, 1-14.
- 本多 薫・門間 政亮 (2016). ナスカ台地におけるラインセンター間の移動距離と負担との関係－歩行時の心拍数を指標として－. 山形大学大学院社会文化システム研究科紀要, 13, 13-27.
- 本多 薫・門間 政亮 (2019). ナスカ台地におけるラインセンターの可視領域の範囲と配置について－可視領域解析による可視・不可視領域からの分析－. 山形大学人文社会科学部研究年報, 16, 31-42.
- 本多 薫・門間 政亮 (2022). 可視領域解析を用いたナスカ台地におけるラインセンターの配置に関する検討. 山形大学人文社会科学部研究年報, 19, 1-16.
- Lange, K., Kühn, S., & Filevich, E. (2015). “Just Another Tool for Online Studies” (JATOS): An easy solution for setup and management of web servers supporting online studies. *PLoS One*, 10, e0130834. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0134073>
- 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.
- 門間 政亮・本多 薫 (2017). 直線の地上絵における形状と制作時期との関係について. 山形大学大学院社会文化システム研究科紀要, 14, 35-44.

- 入戸野 宏 (2005). 心理学のための事象関連電位ガイドブック 北大路書房
- Rosch, E., Mervis, C. B., Gray, W. D., Johnson, D. M., & Boyes-Braem, P. (1976). Basic objects in natural categories. *Cognitive psychology*, 8, 382-439.
- 大杉 尚之・本多 薫・門間 政亮 (2024). ナスカの地上絵の視覚探索. 山形大学大学院社会文化システム研究科紀要, 21, 23-39.
- 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 (2008). ナスカ地上絵の新展開, 山形大学出版会.
- 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.
- Sakai, M., Sakurai, A., Lu, S., Olano, J., Albrecht, C. M., Hamann, H. F., & Freitag, M. (2024). AI-accelerated Nazca survey nearly doubles the number of known figurative geoglyphs and sheds light on their purpose. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 121, e2407652121.
- 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 (2002). 考古学的カテゴリーの特性—描画法を用いた検討—. 九州大学心理学研究, 3, 197-208.
- 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.
- 渡邊 洋一 (2007). ナスカ台地の空間認知 山形大学大学院社会文化システム研究科紀要, 4, 151-163.
- 渡邊 洋一・本多 薫・門間 政亮 (2016). ナスカ台地の移動時における直線の地上絵とラインセンターの利用—ウェアラブルカメラを用いた分析—. 山形大学紀要 (人文科学), 18, 139-154.

## 注 釈

1. 本研究は, JSPS 科研費 (20H00041) の助成を受け行われた。
2. 刺激のデンドログラムは <https://osf.io/3qcuk/> で supplementary file として公開している。
3. 本研究の実験 1C をスペイン語で実施するにあたり, アンデス考古学の先生方には様々なご支援をいただきました。心より感謝申し上げます。

## Identifying the straight-line geoglyphs of Nasca

OSUGI Takayuki

HONDA Kaoru

MOMMA Tadasuke

To identify the geoglyphs of Nasca from photographic images, it is necessary to efficiently extract them from a large number of images covering the entire Nazca Plateau. In this study, we investigated whether straight-line geoglyphs could be distinguished from features that are often falsely detected — specifically, traces of water flow and car tracks — using two evaluation metrics: subjective plausibility ratings for each category (Experiment 1) and classification accuracy (Experiment 2). Experiment 1 showed that geoglyphs and water traces were easily distinguishable, while geoglyphs and car tracks produced more similar impressions. Principal component analysis and cluster analysis similarly revealed a marked difference between the impressions of water flow traces and the other two types, confirming that linear geoglyphs and car tracks tend to produce more similar subjective impressions. This trend was consistent across three experiments (Experiments 1A, 1B, and 1C), regardless of the stimulus sets used, whether the stimulus size was controlled, or differences in participant groups (Japanese and Peruvian). Experiment 2 found that classification accuracy was lower for geoglyphs and car tracks than for water traces, mainly due to confusion between the former two. Taken together, these findings suggest that participants likely first judged whether a line was a water flow trace based on features such as linearity, and only then closely examined the remaining lines to distinguish between geoglyphs and car tracks.