

# 認知モデルを利用したデータ解析: グラフィックデザインにおける類推

森田純哉<sup>1</sup>, 永井由佳里<sup>1</sup>, 田浦俊春<sup>2</sup>

<sup>1</sup>北陸先端科学技術大学院大学, <sup>2</sup>神戸大学

**Abstract:** This paper proposes a new approach using symbolic cognitive modeling. In this approach, the model is not used to simulate human cognitive process, but it is used to analyze psychological/behavioral data. This paper presents an application of analogical reasoning model to learning by examples in design education. The analogical reasoning model was constructed to extract learners' viewpoints on the example by computing two similarities of the presented example with the work created by the learners. The case study demonstrated advantages of this approach revealing differences of the viewpoints between the participants.

## 1. はじめに

認知科学の歴史において、記号処理的な認知モデルによるシミュレーションは、中心的な役割を果たしてきた。古くは、人間の認知が記号操作の系列とみなされ、計算機上でそれを再現することが目指された。若干の修正はあるものの、このようなアプローチは、現在にも受け継がれる。ACT-R (Adaptive Control of Thought-Rational; Anderson, 1993) などの認知アーキテクチャは、その中心に記号処理的な仮定を置き、複雑な状況での人間行動を正確に予測することを目指す。

だが、現在では、記号処理モデルを用いた研究に対し、さまざまな方面からの批判も向けられるようになった。たとえば、Dreyfus and Dreyfus (1986) は、人間が保持する実践的な知識を重視し、実世界の問題への記号処理モデルの適用に限界を指摘した。

著者らは、このような批判を、認知科学が領域として成熟した証とみなす。すなわち、領域が成立した初期には、人間と計算機との共通性により多くの知見が得られた。それが現在では、共通性により得られる知見が少なくなり、差異性が際立ちはじめた。

このような認識から、著者らは、記号処理モデルの果たすべき役割は、人間の認知のシミュレータに限らないと考えるにいたった。人間の認知を理解するという目標において重要なことは、認知の予測・再現にこだわることでなく、人間の認知を計算機上に形式化されたプロセスと対比させることと考える。

そして、シミュレーション以外の記号処理モデルの用途として、モデルを利用し、心理・行動データを分析することを提案してきた(森田・三輪, 2005)。そのアプローチは、従来と同様、人間の認知に関わる理論的概念を計算機上に具体化する(Anderson, 1993)。しかし、計算機によって人間の認知を再現することを直接的には目指さない。そうではなく、認知モデルに人間の振る舞いに関わるデータを入力し、逆算的にそれと適合するプロセスやその要因を推測する。

本論文では、分析ツールとしての認知モデルの利用をさらに進める研究を示す。本研究は著者らの提唱するアプローチを実世界の問題へ応用するものである。この試みは進行中のものであり、ここで報告する成果は予備的なものである。しかし、認知科学

の基本問題に取り組む本研究は、広い範囲の認知科学者にとって意味を持つと信じる。

## 2. 対象領域

ここまで、一般的な問題意識の中に、本研究を位置づけた。より具体的にいえば、本研究は、類推の記号処理モデルを、デザイン教育の問題へ応用したものである。類推とは、過去に学んだ事例(ベース)を直面する状況(ターゲット)へ対応付ける推論である。本節では、本研究を類推研究とデザイン教育の流れに位置づける。

### 2.1 類推における表層的類似と構造的類似

類推に関わる研究の背景には、事物の特徴に関する表層と構造の区別がある。通常、表層の特徴は、オブジェクトの属性を意味し、構造的特徴は、オブジェクト間の関係を意味する。これらの区別は、心的表現における抽象度のレベルと対応する。表層の特徴に比べ、構造的特徴は、それに気づくために、高次の処理を要する。それゆえ、構造的特徴に気づく能力は、熟達化の本質であるともされる(Chi, Feltovich, & Glaser, 1981)。

類推は、構造的特徴に気づくための手段として注目を集めてきた。類推による心的表現間の相互作用によって、重要な構造的特徴が浮き立つとされる。このような考えの下、問題解決や学習における類推の効果が、盛んに検討されてきた(Gick & Holyoak, 1980, 1983)。

そして、その中で、事例間の表層的特徴の類似と構造的特徴の類似が形式化されることになった。Gentner (1983) は、類推におけるベースとターゲットを述語論理的な形式で表現し、述語の表層的な対応と構造的な対応を区別した。これに続き、多様な領域に適用しうる類推の汎用的なモデルが構築された(Falkenhainer, Forbus, & Gentner, 1989)。

近年、これらのモデルはより複雑な課題に適用されはじめた。その1つが、視覚的類推である。これに関わる研究では、通常、複数の図形を含むシーンが取り扱われる。そして、シーン間での表層的特徴・構造的特徴が操作され、その効果が検討される。その結果、視覚的シーンの記述スキーマが開発され、

特徴を対応付ける計算モデルが構築された (Spencer-Smith & Goldstone, 1997)。

本研究で利用するモデルは、視覚的類推に関わる研究を背景とする。このモデルは、特に、デザイン教育の場へ応用することを目指して構築された。

## 2.2 グラフィックデザインにおける構造的特徴と類推

グラフィックデザインの領域では、構成力と呼ばれる能力が重視される (三井, 1996)。構成力とは、視覚的シーンに含まれる個々のオブジェクトの属性を操作し、全体として一貫した像を描く能力である。前項の言葉を用いれば、構成力とは、視覚的な構造を作り上げる能力といえる。そして、前項における議論と対応するように、構成力は、熟達したデザイナーの基盤になる能力とされる。

それでは、このような能力はどのようにして育成されるのであろうか。ここでも、前項における議論との対応を指摘することができる。デザイン教育では、一般に事例に基づく学習が重視される。「百聞は一見に如かず (A picture is worth a thousand words)」というように、視覚的事例は、言語化の困難な情報を効率的に伝達する。

デザインにおける事例に基づく学習の具体的な形としては、模写を考慮することができる。模写を通して、作品中の重要な特徴が浮かび上がり、抽象的な原理を学ぶことができる (石橋・岡田, 2004)。このような模写のプロセスは、手本となる事例 (ベース) を自身の作品 (ターゲット) へ対応付ける類推とみなすことができる。

しかしながら、事例に基づく学習にも弱点がある。先のことわざが真実であれば、視覚的事例には、100ないし 1000 語に相当する特徴が含まれる。そのような状況において、学習者は事例のどのような特徴に注意を向ければよいのであろうか。デザイン教育における事例に基づく学習を効率的なものにするためには、学習者の事例に対する観点を理解し、それを誘導する支援が必要となる。

著者らは、事例に対する学習者の観点を理解するために、類推のモデルを使用できると考えた。つまり、手本となった事例と学習者の作品との類似を手がかりとし、学習者がどのような特徴に注目して制作を進めたのか推測する。さらに、類似に関して、表層的なものや構造的なものを区別する。これら 2 種類の類似を組み合わせることで、学習者の観点を分析することを試みる。本研究の目的は、このようなモデルを利用した分析の具体的な事例を示すことである。本論文の残りのセクションでは、研究に利用した課題環境とモデルを順に示す。そして、その後、モデルを利用して事例に基づく学習における観点を分析した事例を示す。

## 3 課題環境

本研究で用いる課題環境は、図 1 のスクリーンショットに示されるものである。これは、グラフィックデザインにおける事例に基づく学習を、計算機上で遂行するための描画システムである。本システムにおいて、ユーザは、提示される手本事例 (右パネル) を参考に、自身の作品 (左パネル) を構成する。

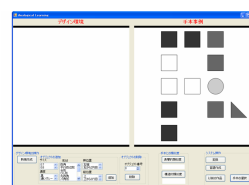


図 1: 課題環境。

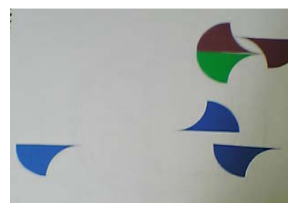


図 2: 平面構成の作品。

作品は、幾何図形を平面に配置することで構成される。平面上には、最大で 25 の図形を配置することができる。幾何図形の属性は画面下のメニューによって選択される。ここで選択可能な属性は、x 軸方向の位置、y 軸方向の位置、サイズ、濃度、形状の 5 次元である。それぞれの次元につき、複数の値から図形の属性を選択できる。

なお、本課題環境は、デザイン教育において使用される平面構成と呼ばれる課題を参考にする。平面構成とは、幾何図形などの単純なオブジェクトを、平面上に配置する課題である。図形の適切な配置によって、全体として美しいグラフィックが構成される。図 2 はその具体例を示す。これは、陶芸専門学校の実習で制作された作品である。この作品において操作された特徴の次元は、本環境の提供するものと大きくは異なる。おおまかに言って、本課題環境は、デザイン教育の現場と適合したものといえる。

## 4. モデル

本研究において利用されたモデルは、前節で示した環境によって構成される作品を入力とする。そして、作品間の表層的類似と構造的類似を計算する。モデルの構築は、従来の類推のモデルを、本研究の課題領域にあわせて、修正することで行われた。以下、モデルが扱う表現、表層的類似と構造的類似の計算方法を示す。

### 4.1 表現

類似の計算に先立ち、モデルは、課題環境上のグラフィックを述語論理的な命題の表現へと自動的に変換する。その手続きは、以下の 2 段階に分けられる。

1. 属性表現: グラフィック中に含まれる全てのオブジェクトについて、先述した属性の次元ごとにその値を命題として表す。属性の値は、グラフィック中のオブジェクトのプロパティから直接的に取得される。描画システムの内部で、オブジェクトは、描画時に選択された値を保持する。
2. 関係表現: グラフィック中の可能なオブジェクトのペアについて、関係の次元ごとにその値を表す



図 3: グラフィックの命題表現 .

命題を構成する . 関係の次元は , 距離 , 方向関係 , 濃度差 , サイズの違い , 形状の異同である . これらの値は , 上記 1 において生成された命題から取得される . つまり , 2 つのオブジェクトの x 軸・y 軸の値から , 距離と方向関係の値を取得する . また , 濃度 , サイズ , 形状のそれぞれの属性値から濃度差 , サイズ , 形状の異同に関する値を取得する .

命題表現の例を図 3 に示す . ここに示されるグラフィックには , 3 つのオブジェクト (Shape1, Shape2, Shape3) が含まれる . そして , それぞれのオブジェクトに関する「属性を述語とした命題」が示される . たとえば , (2x Shape1) は , Shape1 が x 軸 2 の位置に存在することを表している . さらに , オブジェクト間の組み合わせに関する情報が「関係を述語とした命題」に示される . たとえば , (horizontal Shape1 Shape2) は , “Shape1”が “Shape2”の右側にあることを表している .

#### 4.2 表層的類似

表層的類似は , ベースとターゲットでの属性の共有を意味する . 本研究では , その量を表層的類似度として数値化する . 数値化の方法は , Forbus, Gentner, and Law (1995) によって提案された Content Vector Match を参考にした . 特に , 本研究では , 記号表現に含まれる属性値の頻度をカウントし , 特徴ベクトルを構築する . たとえば , 図 3 のグラフィックの場合 , 次のようにカウントがなされる .

((2x 2) (1x 2) (1y 2) (2y 1) (4size 1) (1size 2) (5darkness 2) (1darkness 1) (rectangle 3))

表層的類似度は , このようなベクトル間の内積として数値化される . なお , 内積の算出に先立ち , 個々のベクトルを単位ベクトル化する . これにより , 標準化された表層的類似度が得られる .

#### 4.3 構造的類似

構造的類似は , ベースとターゲットでの最大の共通構造を意味する . 構造の共通性は , ベースに含まれる述語の構造を , ターゲットに含まれる述語の構造へ一貫して写像することで得られる . 構造的に一貫した写像とは , 並列結合性 ( 述語の対応付けに続き , その引数を対応付ける ) , 1 対 1 対応 ( ベースの要素とターゲットの要素が多対 1 , 1 対多対応にならない ) の制約を満たすものである (Gentner, 1983) .

図 4 は構造的類似の図的な説明である . 上段と中段に , ベースとターゲットに対応するグラフィックと関係構造のネットワークが示される . ネットワーク中の楕円のノードが述語を表す . 述語は引数となるオブジェクトとエッジで結合する . 実線のエッジは述語の第 1 引数 , 点線のエッジは第 2 引数を表す . 引数の順序に意味がない述語の場合は , ともに実線で結合する .

図中の最下段に , ベースとターゲット間での共通構造が示される . 共通構造にはベースとターゲット間で共通する述語のみが含まれる . この場合 , 主に , 方向 , サイズ , 形状に関する述語が含まれる . そして , ベースからターゲットへのオブジェクトの対応は , 図 4 左のグラフィックに示される .

構造的類似の大きさ ( 構造的類似度 ) は , 共通構造に含まれる要素数をカウントすることで得られる . 図 4 の場合 , その値は 13 になる ( 図中 , “size” に記載 ) . この値は , ターゲットの大きさとグローバルマップの大きさととの割合をとることで , 標準化できる ( 図中 , 括弧内に記載 ) .

共通構造の抽出アルゴリズムとして , 本研究では , SME (Structure-Mapping Engine; Falkenhiner, et al., 1989) を修正したものを用いた . SME は , まず , ベースとターゲット間での局所的な対応を列挙する . その後 , 局所的な対応を構造的に一貫した形で結合し , 全体的な対応を構成する . 本研究における SME の修正は , 大規模なグラフィックに対して , 共通構造を効率的に抽出することを狙ったものである . 以下 , モデルの処理を , 局所的な対応の構成と全体的な対応の構成に区分して示す .

局所対応の構成 ベースに含まれる個々の命題とターゲットに含まれる個々の命題を対応付ける . 以後 , これによって構成される対応を P-match (Propositional-match) と呼ぶ . P-match の構成では , Falkenhiner et al. (1989) と同様 , 対応付けに 2 つの制約を設ける . 第 1 に , 2 つの命題間で述語が共通するもののみの対応を構成する . 第 2 に , 属性を表す命題は対象とせず , 関係を表す命題のみを対応付けの対象とする .

本モデルにおいて構成される P-match は , 述語の対応 ( Pre-match と呼ぶ ) と引数の対応 ( O-match と呼ぶ ) を表すリストの組み合わせにより表現される . たとえば , (vertical Shape1 Shape3) と (vertical

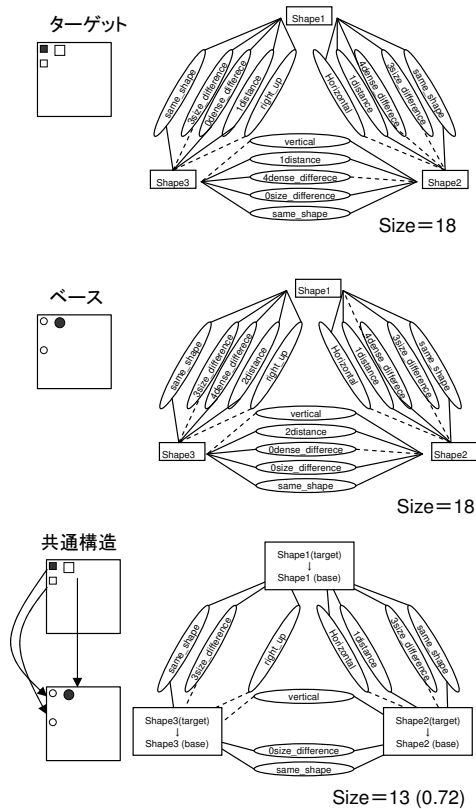


図 4: 構造的類似に関する図的説明。

Shape2 Shape3) との対応は、以下のリストによって表現される。

((vertical vertical) (Shape1 Shape2) (Shape3 Shape3))

このような P-match を上記の制約を満たす全ての命題のペアについて構成する。そして、構成された全ての P-match を 1 つのリストに格納する。

全体対応の構成 個々の P-match を結合し、ベースからターゲットへの全体的な対応を構成する。ここでは、リスト中の P-match を順序付け、上位の P-match から段階的にそれを結合するアルゴリズムを採用する (Forbus & Oblinger, 1990)。

本モデルにおける P-match の順序付けには、全体の P-match リストにおける当該 P-match が持つ要素の出現頻度を用いる。具体的には、以下 3 つの重みを使用する。

- O-match の個別頻度: 各 P-match に含まれる 2 つの O-match の個別の出現頻度を加算し、重みとする。
- O-match の共起頻度: 当該 P-match に含まれる 2 つの O-match についてその共起頻度を重みとする。
- Pre-match の頻度: 各 P-match が持つ Pre-match について、その次元を反映した重みを付与する。当該 Pre-match が、距離、方向関係、濃度差、サイズの違い、形状の異同のいずれを表すものであるかを判断する。そして、全体の P-match リストにおける当該次元の頻度を P-match の重みとする。

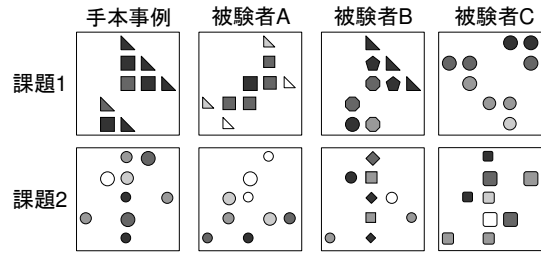


図 5: 分析対象となったグラフィック。

これらの重みを標準化した後、それらを足し合わせ、最も高い値の P-match を選択する。なお、この順序付けは、Spencer-Smith and Goldstone (1997) による知見を基にする。彼らは、人間は、特定のオブジェクトや特定の次元に対応が集中している場合は、そうでないときに比べ、類似度を高く見積もることを報告している。本モデルによる重み付けは、対応の集中しているオブジェクトや次元を、優先的に写像することを狙ったものである。

順位付けの後、選択された P-match と P-match を格納するリストにおける他の P-match との矛盾を調べる。ここで、P-match<sub>i</sub> が P-match<sub>j</sub> と矛盾するとは、P-match<sub>i</sub> における O-match の要素が、P-match<sub>j</sub> における O-match において別の要素と結合することを意味する。このような矛盾した要素をリストから削除する。そして、残った P-match について、再度順位付けと矛盾した P-match の削除を行う。この処理を、リスト中に矛盾した P-match が存在している間、繰り返す。そして、最後に残った要素を結合し、ベースとターゲットの共通構造とする。

## 5. 適用事例

前節のモデルを使用し、実際に人間によって制作されたグラフィックを予備的に分析した。ここでの目的はモデルによる分析の実例を示すことである。そのため、定量的なデータを統計的に処理することよりも、モデルの出力を詳細に示すことに焦点を置いた。分析対象となったグラフィックは、図 5 に示されるものである。これらのグラフィックは、以下の実験によって得られた。

### 5.1 実験の方法

被験者へ手本となる事例を提示し、オリジナルのグラフィックを制作させた。手本となった事例は、図 5 左に示される 2 つのグラフィックである。これらは、北陸先端科学技術大学院大学博士後期課程に在学する 1 名の大学院生によって制作された。この制作者は、美術大学を卒業し、建築関係の修士課程を修了したものである。また、現在では、陶芸作家として芸術作品の制作に従事するものであった。この制作者は、図 1 に示したシステムを使用し、グラフィックの制作に取り組んだ。3 日間、合計 12 時間の作業を通して、10 枚以上のグラフィックを制作した。その中から、相対的に共通点の少ない 2 つのものを、第 1 著者が選択した。

これら 2 枚のグラフィックを、同大学博士前期課程に在学する被験者 3 名 (被験者 A, 被験者 B, 被



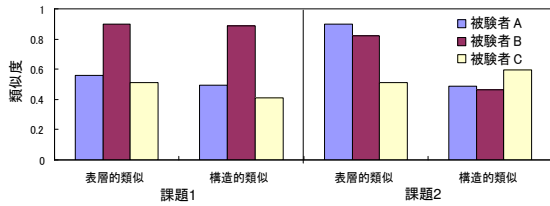


図 6: 表層的類似度と構造的類似度。

験者 C) へ提示した。彼らは、いずれも平面構成に関わる基本的な知識を有した。それぞれの被験者は、システムを通して、事例を 1 枚ずつ提示された。その後、制限時間 30 分の間に、彼らオリジナルのグラフィックを制作した。被験者へ与えた教示は、事例を参考に、創造的で美しいグラフィックを制作するようというものであった。その際、1 つのグラフィックに置くことのできるオブジェクトを 9 個に制限した。また、各課題の制限時間は 30 分間とした。

3 名の被験者がそれぞれの手本を参考に制作したグラフィックは、図 5 における対応する位置に示される。なお、全ての被験者が、図 5 における上段(課題 1)のグラフィックを制作した後に、下段(課題 2)のグラフィックを制作した。

## 5.2 分析の方法

上記実験によって得られたグラフィックは、被験者による事例に基づく制作に関わるデータである。本研究では、このようなデータから事例の制作時に被験者が保持した観点を分析する。すでに述べたように、本研究における分析は、手本事例との類似を利用する。本研究では、特に以下 2 つの方法によって、被験者の観点を分析する。

**表層的類似度と構造的類似度の比較:** 2 種類の類似度は、異なるレベルの特徴を反映する。よって、2 つの類似度を比較することで、事例が有する異なるレベルの特徴が、被験者の制作へ及ぼした影響の相対的な強さを知ることができる。つまり、手本事例との表層的類似度が高いグラフィックを制作した被験者は、事例の表層的特徴に強く影響されたといえ、構造的類似度が高いグラフィックを制作した被験者は、事例の構造的特徴に強く影響されたと考える。

**次元ごとの表層的類似と構造的類似:** グラフィックデザインにおける観点を区別する基準としては、上記に加え、位置や形状など、特徴の次元を考慮することができる。これら特徴の次元は、本モデルにおいて、表層的特徴と構造的特徴で大まかに対応が取れるものになっている。すなわち、属性における位置(x, y)の 2 次元は、関係における距離・方向の次元を構成する。また、属性における形状、濃度、サイズの次元は、それぞれ対応した関係構造の次元を構成する。これら次元ごとの対応から、被験者が事例に対して保持した観点をより詳細に分析する。

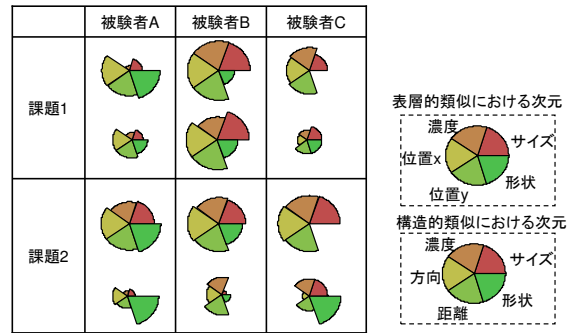


図 7: 次元ごとの類似度。セル内 2 つの星型図のうち、上側は表層的類似度、下側は構造的類似度を表す。

## 5.3 分析の結果

**5.3.1 表層的類似と構造的類似の比較** 図 6 に、被験者によって制作されたグラフィックと手本事例との類似度を示す。ここでは、比較のために、2 種類の類似度を同じ軸に示す。しかし、本来、2 つの類似度は標準化の方法が異なるため、その値を直接的に比較することに意味はない。本研究における類似度の比較は、それぞれの中での相対的な関係に基づく。

このことに注意して、図 6 を見れば、2 種類の類似度における 3 名の被験者の順序関係は、課題 1 においてよく一致し、課題 2 において異なることに気がつく。つまり、課題 1 では、表層的類似度と構造的類似度の両方で、被験者 B の値が最も高くなり、被験者 C の値が最も低くなった。それに対して、課題 2 では、被験者 A と被験者 B の表層的類似度が高くなり、被験者 C の構造的類似度が他に比べて高いものとなった。

上記から、課題 1 において、被験者は事例の表層的特徴と構造的特徴を区別せずに、制作を進めたと解釈できる。ここにおいて、3 名の被験者のグラフィックは、手本事例と類似するかどうかによって区別される。それに対して、課題 2 では、被験者間での観点が分散した。すなわち、被験者 A と被験者 B は表層的特徴に観点を置き、被験者 C は構造的特徴に観点を置いたといえる。

**5.2.2 次元ごとの類似度** 図 7 は、図 6 における 2 種類の類似度を、それぞれ 5 次元に分割した星型図である。星を構成する扇の大きさによって、次元ごとの類似度が示される。

この図から、被験者の観点について詳細な情報が得られる。たとえば、ここから、図 6 において、課題 2 における被験者 C の構造的類似度が相対的に高くなった一因を探ることができる。この被験者の星型図では、形状に関する次元において、2 種類の類似度が大きく異なる。つまり、形状の類似度は、表層的類似度において最小、構造的類似度において最大の値となる。この被験者の他の次元、あるいはこの課題における他の被験者に、このような傾向は見られない。よって、課題 2 における被験者 C の観点を特徴付ける次元は、形状にあったと判断できる。

この意味は、図 5 において示されるグラフィックを、再度、観察することで解釈できる。課題 2 に

おける手本事例は、円を形状としたオブジェクトから構成される。それに対し、被験者Cが制作したグラフィックに円は含まれない。だが、手本事例と被験者Cのグラフィックは、すべてが同一の形状から構成される。つまり、被験者Cの制作したグラフィックは、手本事例と、形状の表層的特徴（形状の種類）が類似せず、形状の構造的特徴（形状間の関係）が類似するといえる。

## 6. おわりに

本研究の目的は、認知モデルを利用した分析の具体的な事例を示すことであった。前節の分析から、制作における被験者間での観点の傾向が区別された。まず、5.3.1における分析の結果、2種類の類似度が、課題1で分離されず、課題2で分離したことが示された。そして、5.3.2において、課題2における被験者Cの観点を特徴付ける次元が、形状にあることが分かった。平面構成という課題の性質を考えれば、オブジェクトの形状を統一することは重要な構造的特徴といえる。この被験者のグラフィックが創造的なものであるか否かを判断するには、別の評価が必要になるが、本モデルが平面構成における重要な特徴を切り出したことは示される。

著者らは、このような分析結果を、ただ作品を眺めるだけで得ることは難しいと考えている。計算機上で稼動するモデルを使用するからこそ、観点の詳細な形式化が可能となる。もちろん、計算機による人間の心理・行動データの分析は、珍しいことではない。著者らのアプローチの特色は、形式化の手法が認知科学において蓄積された知見を背景とすることにある。この利点により、分析結果を従来の認知科学における研究成果と関連付けることができる。

たとえば、課題1において、2種類の類似度が分離しなかったことは、従来の研究と一貫したものとして解釈できる。これまで、多くの研究において、人間にとって、2種類の類似度を区別することが難しいことが示されてきた(Forbus et al., 1995)。具体的にいえば、事例間での直感的な類似性評価を求められたとき、人間は、表層的特徴と構造的特徴の両者が類似する“字義通りに類似”した組み合わせを高く評定する。

そして、このような知見を考慮すれば、課題2において2種類の類似度が分離したことは、通常とは異なる現象を示し、興味深いものといえる。このことは、事例に基づく制作を繰り返し行うことが、2つのレベルの特徴を分離する契機となることを示すのかもしれない。あるいは、課題2において用いたグラフィック中の特徴が表層と構造の分離を促進するものであったのかもしれない。今後、このような可能性を、統制実験によって検討することは、人間の類推を深く理解するうえで重要なことだと考える。

なお、本論文は、認知モデルを分析のツールとして使用することを提案するものである。しかし、上記のような類推研究における知見は、モデルをシミュレータとして利用する研究によって蓄積された。よって、著者らはシミュレータとしての認知モデルの利用を否定するわけではない。蓄積されたシミュレーション研究があればこそ、分析ツールとしての利用に意味が生じる。

本研究の発展として、様々な方向性を考えることができる。モデルの精度を高めることや実証データを蓄積することで、本論文の主張を確かなものとするができる。それと同時に、応用的な場面に、本研究の成果を利用することにも意味がある。2節で述べたように、学習者の観点を理解することは、デザイン教育における重要な課題である。著者らは、現在、本研究の成果を応用するデザイン学習支援システムを構想している。学習者に対し、自身の作品と手本事例との類似をフィードバックすることで、学習者の内省的思考が促されると考える。

## 謝辞

手本となった事例を制作していただきました佐野孝太郎氏に感謝いたします。

## 文献

- Anderson, J. R. (1993). *Rules of the mind*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Chi, M. T. H., Feltovich, P. J., & Glaser, R. (1981). Categorization and representation of physics problems by experts and novices. *Cognitive Science*, 5, 121–152.
- Dreyfus, H. L., & Dreyfus, S. E. (1986). *Mind Over Machine: The Power of Human Intuition and Expertise in the Era of the Computer*. John Brockman.
- Falkenhainer, B., Forbus, K., & Gentner, D. (1989). The structure-mapping engine: Algorithm and example. *Artificial Intelligence*, 41, 1–63.
- Forbus, K., Gentner, D., & Law, K. (1995). MAC/FAC: A model of similarity-based retrieval. *Cognitive Science*, 19, 141–205.
- Forbus, K., & Oblinger, D. (1990). Making sme greedy and pragmatic. In *Proceedings of the 12th annual conference of the cognitive science society* (pp. 61–68). Lawrence Erlbaum.
- Gentner, D. (1983). A theoretical framework for analogy. *Cognitive Science*, 7, 155–170.
- Gick, M. L., & Holyoak, K. J. (1980). Analogical problem solving. *Cognitive Psychology*, 12, 306–355.
- Gick, M. L., & Holyoak, K. J. (1983). Schema induction and analogical transfer. *Cognitive Psychology*, 15, 1–38.
- 石橋 健太郎・岡田 猛 (2004). 創造のための「芸術作品の知覚」経験: 模倣に焦点をあてて. *認知科学*, 11, 51–59.
- 三井 秀樹 (1996). 美の構成学 パウハウスからフラクタルまで. 中央公論新社.
- 森田 純哉・三輪 和久 (2005). 計算機モデルによる open-end な状況での認知の分析. *人工知能学会論文誌*, 20, 306–317.
- Spencer-Smith, J., & Goldstone, R. L. (1997). The dynamics of similarity. *Bulletin of the Japanese Cognitive Science Society*, 4, 38–56.