

## アートの好みを視覚化・言語化して磨く自分への理解

前野 義晴<sup>†1</sup> 大澤 幸生<sup>†2</sup>

好みは、意思決定を方向付ける主要因の1つである。本研究は、潜在性のある、意識に上りにくい好みに気づき、自分への理解を磨くことを支援する手法を開発する。考案したアルゴリズムから作成したシナリオマップを通じた視覚化・言語化によって、要素と要素との関係性や要素の間の空白地帯への知覚を促進し、構成的知覚を促す。本手法は、需要者が自分のニーズについての暗黙的な視点を知覚することに応用できる。供給者が知覚された暗黙的な視点を学ぶことで、イノベーションを産む着想につながると期待できる。アートの好みを題材とする実験（ユーザスタディ）によって、手法の検証を行い、事例を提供する。知見として、弱い好みへ注目することが気づきに寄与する点、プロセスの中に適応的な要素を取り込んで被験者の違いに対応することが有用である点を見出した。

### Understanding Oneself by Verbalizing Visualized Art Preference

YOSHIHARU MAENO<sup>†1</sup> and YUKIO OHSAWA<sup>†2</sup>

Preference is one of the factors to influence decision-making. This paper develops a method to assist one to be aware of oneself's latent preference. The scenario map by a new algorithm visualizes the relationships and empty spaces between elements, and prompts constructive cognition. Innovation is fostered because consumers can propose their needs to providers explicitly after understanding their implicit preference. An experiment on art preference (user study) is demonstrated. We discovered that focusing on the weak preference leads one to notice, and that introducing adaptive factors is effective to address subjects' difference.

<sup>†1</sup> 筑波大学大学院ビジネス科学研究科

Graduate School of Systems Management, Tsukuba University

<sup>†2</sup> 東京大学大学院工学系研究科

Graduate School of Engineering, The University of Tokyo

### 1. 問題提起

ものごとに対する価値観や視点、平たくいえば、好みは、意思決定や意識変革を方向付ける主要因の1つである。では、自分の好みとはどのようなものか、理解しているだろうか？個人の強い好みの対象となるものごとは、生活の中の特定の一部分であり、意識に上りやすい。逆に、ふと友人に影響されたり、雰囲気の流れによって表面化したりするような、潜在性のある、弱い好みを意識して理解することは難しい。生活の中の多くのものごとは、強い好みの対象にはならないが、弱い好みにならうかどうか流動的な状態にあるといえよう。そこで、自分の生活をデザインするには、潜在性のある、弱い好みまで含んだ自分の好みに対する理解を磨くことが重要になる。理解を磨くとは、気づくことでもある。好みが広がり、深まることにも寄与するだろう。自分への理解は、他者への理解にもつながる。

本研究の狙いは、潜在性のある、意識に上りにくい好みに気づき、自分への理解を磨くことを援ける手法を開発することである。マーケティングや教育は、重要な応用領域になると予想される。この手法は、需要者が自分のニーズについての暗黙的な視点を知覚し、言語で形式的に表現することを支援する。この過程を経ることで、需要者が、自分の暗黙的な視点を供給者が理解しやすい形式で提示しやすくなる。そこから、供給者が、需要者に広く受け入れられる製品やサービス、イノベーションにつながる着想を産みだす可能性を期待できる。本研究では、性能や効率といった実用的の観点よりも、好みが直接的に表れる典型的な題材として、アート作品（絵画）を探りあげる。アートの好みを題材とする実験（ユーザスタディ）を行い、手法の検証を行い、例題となる事例を提供することを目的とする。2章で先行研究について述べた後に、3章で手法の詳細、4章で実験の詳細について説明する。

### 2. 先行研究

見えない重要な構造を見つけるノード発見問題<sup>8)</sup>に対する、データ結晶化<sup>10)</sup>やヒューマンインタラクティブアニメーリング<sup>7)</sup>は、関連が深い。人物をノードとするネットワーク構造の上で、コミュニケーションにおいて重要な役割を担うノードが観測できない場合に、そのノードを探る手法を開発した。ノードが隠れている可能性を算出するヒューリスティックなアルゴリズム<sup>9)</sup>と、算出した可能性を無向グラフ構造のシナリオマップとして視覚化し、人間の事前理解とのずれから発見を促すプロセス<sup>17)</sup>とで構成される。見えない重要な構造を探ることは、潜在性のある、意識しにくい好みに気づくことと類似している。しかし、人間の好みを扱うのに必要な知見は加味しておらず、具体的な応用の手順を示すものではない。

そこで、認知科学の成果を採り入れ、自分への理解を磨く手法に改良することが課題である。検証ができる水準まで、手法を具体化し、例題となる事例を提供することも課題となる。

認知科学におけるリフレクション、教育科学におけるメンタリングといった自分の言動への振り返りの研究<sup>11)</sup>は、関連が深い。Computer-mediated communicationにおける非言語コミュニケーション、人物への印象や関係性の形成の研究<sup>12)</sup>も関連がある。特に、諏訪のメタ認知の研究<sup>15)</sup>は、自分を認知し理解するための理論を提示している。意外な発見を生む構成的知覚の能力が、創造性を支える認知の能力である。意外な発見とは、図やスケッチの中の要素の視覚的特徴、要素と要素との関係性、要素の間の空白地帯を知覚する行為である。構成的知覚の能力を育てるには、メタ認知を活用した訓練が有効である。自分が事前に持ち込んだ知覚枠を意識し、解釈を固定化させる要因となった知覚枠を定義し直す能力が磨かれる。石井らは、マインドストームで未来の公園遊具を作る事例を通し、創造性を育む教育プロセスを研究した<sup>13)</sup>。プロセス原図を用いて自己省察しながらデザインを進めることで、自分の創造活動への理解が深まることが観測された。プロセス原図は、アイデアの推移や作品の改良活動を記載するツールである。シナリオマップは、プロセス原図と似た役割を担うツールであるが、要素の間の空白地帯を知覚することを促す点に特長がある。

三浦は、感性認知における無自覚性を論じている<sup>18)</sup>。感性の曖昧さや直感性は、対象の不明瞭さ、結果の不安定さ、不明瞭さを意味するのではない。自分を取り巻く事象や環境のどんな特徴や関係性を抽出し統合することで、その印象を受けたのか、意識しにくいことを意味する。一方、感性を磨く問題での構成的知覚は、現象学的知覚と外的表象化とが共促進する構造にある<sup>16)</sup>。現象学的知覚とは、自分を取り巻く事象や環境の特徴や関係性に反応することである。外的表象化とは、メタ認知の言語化に対応し、知覚した特徴や関係性に意味付けを行うことである。また、他人の考え方や観点到に触れることが、作品への理解を進め、新しい観点の発見に有効だと報告されている<sup>14)</sup>。

メタ認知や感性認知の研究は、構成的知覚の対象となる、要素と要素との関係性や要素の間の空白地帯の知覚を支援する具体的なツールを提供するものではない。そこで、シナリオマップを通して、見えない重要な構造を見つける視覚化の手法を活用し、潜在性のある、意識しにくい好みに迫る手法に具体化することが課題となる。

マーケティングでは、個人の嗜好や行動を分析するためのさまざまな手法が研究されている。階層化バイズモデル<sup>1)</sup>、潜在クラスモデル<sup>2)</sup>、コンジョイント分析<sup>4)</sup>は、代表的なものである。しかし、これらの手法では、外部の観測者が観測できる情報や消費者が知覚できる情報が分析対象となるため、気づくことで自分への理解を磨く問題では、限界に直面する。

知覚しにくい情報への気づきの支援まで含めた手法、プロセスに置き換えることが課題となる。

### 3. 手 法

ヒューマンインタラクティブアニーリングにおけるシナリオマップと同じ表現形式のマップを用いる。被験者ごとのアート作品の好みのデータから、強い好み、弱い好みを抽出してマップに視覚化する新しいアルゴリズムを考案した。被験者がマップを読み解く作業を構成的知覚における現象学的知覚と位置付ける。そこで、視覚化に加えて、外的表象化として言語化を追加するプロセスとした。本手法の独自性は、視覚化のアルゴリズムとマップという具体的なツールを構成的知覚の理論にはめ込んだ点にある。

#### 3.1 見えない重要な構造の視覚化

シナリオマップは、事象をノード、関係性をリンクとして表現した無向グラフ構造である。事象のシーケンスとしてのシナリオを読み取る見取図である。リンクは、方向性のない関係が双方向の関係を前提とする。したがって、関係は時間順序や因果関係からではなく、共起関係や類似性から計算される。マップでは、データのクラスタ構造と、クラスタ構造がとらえきれない潜在性のある弱い構造とが視覚化される。クラスタ内の事象間の関係性を示すために、リンクが描かれる。潜在性のある弱い構造は、観測にはかからないダミーノード<sup>10)</sup>として、クラスタ間の空白地帯に描かれる。手法の利用者は、ダミーノードの表す実体を想起し、加味しながら、クラスタ間のつながりを解釈する。この空白地帯が、見えない重要な構造を示唆し、意識に上りにくい好みに気づききっかけを与える。

図1に、マーケティングへの応用を意図したシナリオマップの例を示す。12人の被験者に、日経トレンドのヒット商品アーカイブス2005<sup>\*1)</sup>にランキングされた30品目から、気になる商品を選んで回答してもらった。収集した回答をシナリオマップに視覚化した。クラスタは、気になる、という点で似ている商品群である。商品は、写真で示している。クラスタには、商品群だけでなく、そのクラスタを強く好む被験者を接続する。被験者をアリストテレスの顔のアイコンで示す。被験者に選ばれなかった作品は、クラスタには属さず、孤立している。クラスタ間のダミーノードは、被験者の好みから、被験者に接続されたクラスタが表す強い好みから、ダミーノードに接続されたクラスタが表す弱い好みに切り替わるきっかけを表す。ダミーノードをスイッチのアイコンで示す。ここが、見えない構造として、注目

\*1 <http://trendy.nikkei.co.jp/hit/2005/index.aspx>

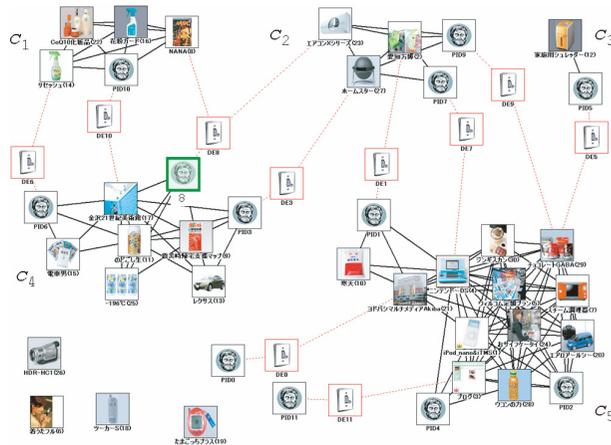


図 1 気になる商品を視覚化したシナリオマップの例。被験者に尋ねる気になる商品には、日経トレンドのヒット商品アーカイブス 2005 にランキングされた 30 品目を利用した（個々の写真の著作権は、日本経済新聞社に帰属）

Fig.1 Scenario map visualizing the 30 products which interest the subjects. The products are from Nikkei Trendy (Individual photo's copyright belongs to Nikkei Inc.).

に値する空白地帯を示唆している。

シナリオマップ上の絶対的な位置（縦軸や横軸）、ノード間の距離には意味はない。リンクのトポロジだけに意味がある。しかし、図 1 では、代表的なグラフ描画法であるばねモデル<sup>3)</sup>を用いてノードを配置したので、距離やノード密度は関連性の強さを反映したものである。

### 3.2 シナリオマップの作成手順

被験者が好むアート作品についてのデータを入力とし、シナリオマップを作成するアルゴリズムを述べる。入力データ  $\{b_i\}$  は、被験者である人物の識別子 (PID<sub>*i*</sub>) と、被験者が選ぶ作品の識別子 ( $e_j$ ) の集合の対を蓄積したものである。被験者ごとに、式 (1) のバスケット形式のデータで表される。3.3 節で述べる好みの調査では、時間をおいて同じ被験者が何度も回答することはないので、二部グラフ (bipartite graph) と等価なデータとなる。行方向を作品、列方向を人物とする行列において、行列要素に、好きなら 1、それ以外なら 0 を割り当てて表現することもできる。

$$b_i = \text{PID}_i : \{e_j\} \quad (0 \leq i \leq |b| - 1). \quad (1)$$

まず、作品  $e_j$  を、好まれる、という点から似ている集団  $c_n$  ( $0 \leq n \leq |c| - 1$ ) にクラスタリングする。与えられた粒度で、k-medoids 法<sup>5)</sup>によってクラスタリングを行う。シナリオマップの粒度は、クラスタ数  $|c|$  を意味する。粗粒度は小さな  $|c|$  を意味し、細粒度は大きな  $|c|$  を意味する。離散データに対する k-medoids 法の原理は、連続空間での数値データに対する k-means 法におけるクラスタ重心の逐次更新と同じである。クラスタリングには、作品間の距離の尺度が必要である。式 (2) の Jaccard 係数<sup>6)</sup>  $J(i, j)$  を近さの指標とする。Jaccard 係数は、リンク発見問題などで用いる共起性の指標である。 $F(e_j)$  は、作品  $e_j$  が式 (1) のバスケットで発生する頻度、被験者から選ばれた回数である。1 つのバスケット  $b_i$  に複数回発生しても、1 回と数える。

$$J(i, j) \equiv \frac{F(e_i \cap e_j)}{F(e_i \cup e_j)}. \quad (2)$$

式 (2) は、式 (3) の命題  $s$  に対する真偽判定関数  $B(s)$  を用いて、式 (4) のように表記できる。

$$B(s) = \begin{cases} 1 & \text{if } s \text{ is TRUE} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (3)$$

$$J(i, j) = \frac{\sum_{k=0}^{|b|-1} B(e_i \in b_k \wedge e_j \in b_k)}{\sum_{k=0}^{|b|-1} B(e_i \in b_k \vee e_j \in b_k)}. \quad (4)$$

次に、人物ごとに、強い好みを表すプライマリクラスタ、弱い好みを表すセカンダリクラスタを選ぶ。これらのクラスタの間の空白地帯に、好みを切り替えるスイッチが存在すると想定する。プライマリクラスタは、人物から最も近いクラスタで、スイッチが切り替わりやすい。プライマリクラスタ  $c_p(i)$  を式 (5) で計算する。式 (6) の  $W(i, k)$  は、人物 PID<sub>*i*</sub> と作品  $e_k$  との間の好みの強さに対応する。ここで、演算子  $\arg$  は、次の計算手順を意味する。まず、クラスタ  $c_n$  ごとに、 $c_n$  に含まれる  $e_k$  を変数として  $W(i, k)$  の最大値を計算する。さらに、計算した  $|c|$  個の  $W(i, k)$  の中の最大値を与える  $c_n$  を  $c_p(i)$  とする。

$$c_p(i) = \arg \max_{c_n} \max_{e_k \in c_n} W(i, k). \quad (5)$$

$$W(i, k) \equiv \frac{\sum_{l=0}^{|b|-1} B(e_k \in b_l \wedge \text{PID}_i \in b_l)}{\sum_{l=0}^{|b|-1} B(e_k \in b_l)}. \quad (6)$$

人物 PID<sub>*i*</sub> にとって、プライマリクラスタ  $c_p(i)$  へのゲートウェイとなる最も関連性の強い作品  $e_{g|p}(i)$  を式 (7) で計算する。ここで、 $\arg$  は、 $c_p(i)$  に含まれる  $e_k$  の中で、 $W(i, k)$

の最大値を与えるものを  $e_{g|p}(i)$  とすることを意味する．

$$e_{g|p}(i) = \arg \max_{e_k \in c_p(i)} W(i, k). \quad (7)$$

セカンダリクラスタは、人物  $PID_i$  が弱く惹きつけられるクラスタである．セカンダリクラスタ  $c_s(i)$  を式 (8) で計算する．あるいは、最も弱く惹きつけられるクラスタを選ぶこともできる．その場合には、式 (8) を式 (9) に置き換える．

$$c_s(i) = \arg \max_{c_n \neq c_p(i)} \max_{e_k \in c_n} W(i, k). \quad (8)$$

$$c_s(i) = \arg \min_{c_n} \max_{e_k \in c_n} W(i, k). \quad (9)$$

人物  $PID_i$  にとって、セカンダリクラスタ  $c_s(i)$  へのゲートウェイとなる作品  $e_{g|s}(i)$  を式 (10) で計算する．

$$e_{g|s}(i) = \arg \max_{e_k \in c_s(i)} W(i, k). \quad (10)$$

最後に、シナリオマップに描画を行う．人物  $PID_i$  をプライマリクラスタ  $c_p(i)$  の中の好む作品  $e_{g|p}(i)$  に接続する．人物  $PID_i$  に、スイッチ  $DE_i$  を接続し、さらに、 $DE_i$  をセカンダリクラスタ  $c_s(i)$  の中の好む作品  $e_{g|s}(i)$  に接続する．図 2 は、アルゴリズムが、二部グラフ構造と等価なバスケット形式のデータを出力グラフへ変換し、シナリオマップが作成される様子を模式的に示す．右側のマップは、人物  $PID_3$  のスイッチ  $DE_3$  が、セカンダリクラスタ  $c_s(3) = c_2$  のゲートウェイとなる作品  $e_{g|s}(3) = e_4$  に切り替わるシナリオを読み取る際の見取図となる．

### 3.3 グループ討議のプロセス

シナリオマップをツールとして、視覚化・言語化を行いながら、グループ討議を進める．以下の説明は、アート作品に対する好みを題材とする前提で行う．気になる商品といった題材でも使えるし、嫌な感じのする広告といった題材へも応用できる．全体プロセスを図 3 に示す．事前調査として、被験者に作品を提示して、好きな作品をいくつでも選んでもらう（質問 Q1）．実験者は、回答から、粒度  $|c|$  を変えた複数のマップを作成して、被験者のグループ討議に向けた準備を行う．ヒューマンインタラクティブアニメーションでは、利用者が事前理解に基づいて、粒度を選択する．しかし、グループ討議では、被験者ごとに事前理解が多様であるため、複数のマップを比較できるようにした．グループ討議の後、実験者が録音した討議の内容からプロトコル分析し、討議で交わされた論点を抽出する．この論点をもとに、被験者に事後調査（質問 Q7、Q8）を行う．これらの作業は、4 章で述べる、実験を

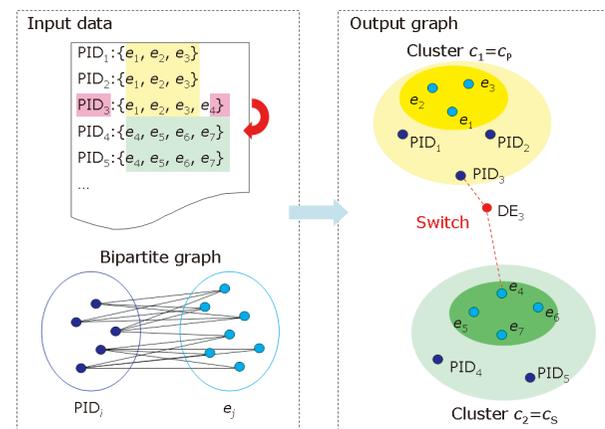


図 2 二部グラフ構造 (bipartite graph) と等価なバスケット形式のデータから、人物  $PID_i$ 、プライマリクラスタとセカンダリクラスタを含むクラスタ  $c_j$ 、スイッチ  $DE_i$  を含むシナリオマップへの変換  
 Fig. 2 Transformation from basket data (bipartite graph) into a scenario map indicating person  $PID_i$ , clusters  $c_j$  including the primary cluster and secondary cluster, and switches  $DE_i$ .

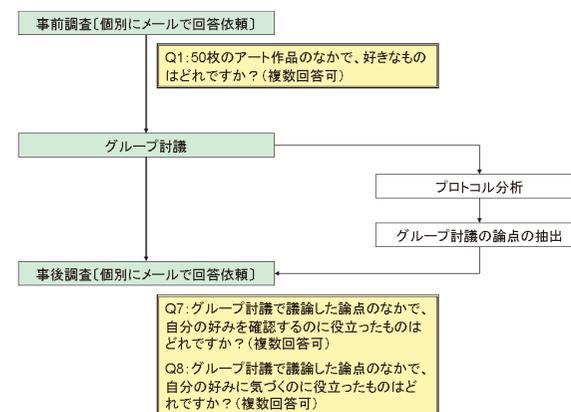


図 3 全体プロセスと被験者への質問内容  
 Fig. 3 The whole process and the questionnaire to the subjects.

分析し検証を行うために設けている．

グループ討議のプロセスを図 4 に示す．まず、被験者に、自分の好みを言葉で書いてもらう（質問 Q2）．グループ討議に入る．グループ討議では、実験者がシナリオマップを提

示し、クラスタなどの基本的な構成要素の見方を説明する。複数のシナリオマップを比較しながら、自分の好みや他者の好みについて、自由に討議する。討議は、何らかの結論を求めるものではない。マップに視覚化された、事象や環境の特徴や関係性をとらえようと努める作業は、構成的知覚における現象学的知覚に相当する。討議が一段落したら、被験者が気づいたことを言葉で書いてもらう(質問 Q3)。これは、知覚した特徴や関係性に意味付けを行う作業であり、構成的知覚における外的表象化に相当する。メタ認知の言語化である。

図4では、討議を前半・後半の2回としている。前半では、スイッチを含まないものを用いる。ここでは、要素の視覚的特徴、要素と要素との関係性が討議されるのではないかと想定した。後半では、スイッチを含むものを用いる。ここでは、視覚的特徴、関係性に加えて、要素の間の空白地帯が討議されるのではないかと想定した。前半・後半ともに、粗粒度(小さなクラスタ数  $|c|$ )と細粒度(大きなクラスタ数)との複数のシナリオマップを作成し、同時に見ながら比較する。討議の最後に、被験者が自分の好みを理解するのに、マップが役立ったかどうか答えてもらう(質問 Q5, Q6)。前半・後半の2回の討議や質問 Q5~Q8は、手法の検証、観測事例の蓄積のための観測点として導入している。自分への理解を磨く本来の目的では、これらの手順は付随的な項目であり、省略してもよい。一般には、実験者が作成するマップの種類、討議の盛り上がり、題材に応じた論点の多様性に依りて、討議の回数を設定することになる。

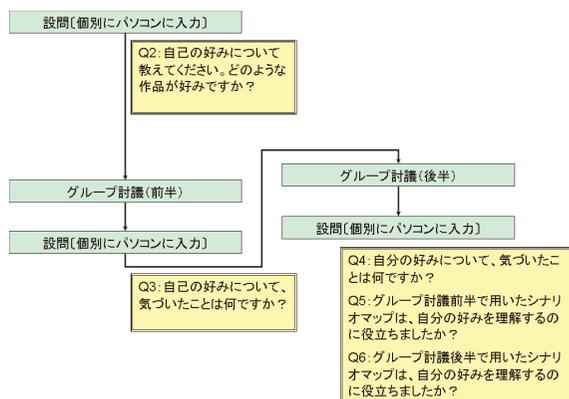


図4 グループ討議のプロセスと被験者への質問内容

Fig. 4 Group discussion process and the questionnaire to the subjects.

## 4. 実験

### 4.1 実験条件

図4のプロセスに従い、実験を行った。題材となるアート作品は、人物画、風景画、抽象画など、著名な古典作品から現代のポップアートまで多岐にわたる50枚の絵画である。著者の環境において利用できる作品を用いた。実験者として、特定の意図があるわけではない。事前調査に応えた被験者は、32名である。その中で、グループ討議に参加した被験者は、11名である。グループ討議は3回実施し、それぞれに4名、2名、5名の被験者が参加した。質問への回答も含めて、60~90分で行った。討議の参加者は、被験者の個人属性を考慮したものではなく、被験者の都合で偶発的に決まったものである。実験者として、特定の意図があるわけではない。

討議の前半では、スイッチを含まないシナリオマップを用いる。粗粒度(クラスタ数  $|c| = 3, 5$ )と細粒度(クラスタ数  $|c| = 7, 8$ )の4枚を用いた。図5に、実験で用いた粗粒度  $|c| = 5$ のマップを示す。5つのクラスタ  $c_1 \sim c_5$ を含む。被験者にとってのプライマリクラスタに相当する。討議の後半では、前半の4枚に対応する、スイッチを含む4枚のシナリオマップ

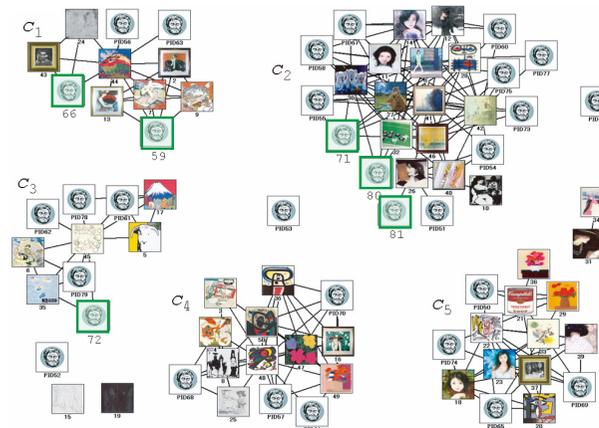


図5 グループ討議の前半で用いた粗粒度のシナリオマップ。クラスタ数  $|c| = 5$  (図5~図7の個々の作品の著作権は、作者に帰属)

Fig. 5 Coarse-grained scenario map in the former half of the group discussion. The number of clusters is  $|c| = 5$  (Individual art work's copyright belongs to the painter in the Figs. 5 through 7).

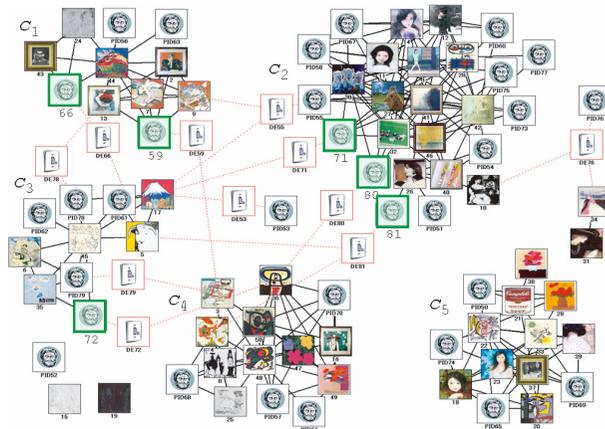


図 6 グループ討議の後半で用いた、弱い好みに切り替わるきっかけを表すスイッチを含む粗粒度のシナリオマップ。クラスタ数  $|c| = 5$

Fig. 6 Coarse-grained scenario map including switches in the later half of the group discussion. The number of clusters is  $|c| = 5$ .

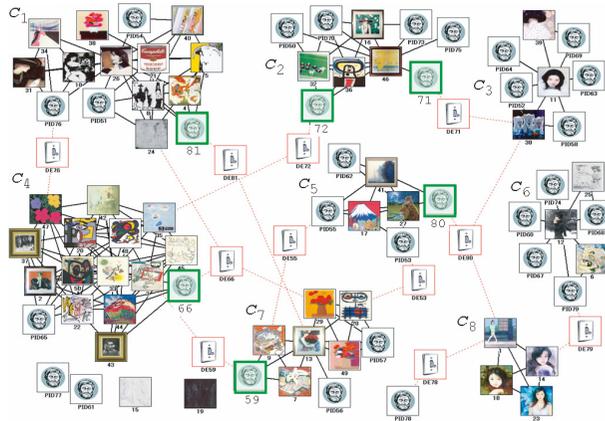


図 7 グループ討議の後半で用いた、弱い好みに切り替わるきっかけを表すスイッチを含む細粒度のシナリオマップ。クラスタ数  $|c| = 8$

Fig. 7 Fine-grained scenario map including switches in the later half of the group discussion. The number of clusters is  $|c| = 8$ .

表 1 質問 Q5, Q6 への回答結果

Table 1 Summary of the answers to the questions Q5 and Q6.

質問	「はい」の得票数	得票比率
Q5	11	100%
Q6	9	82%

を用いた。図 6 に、図 5 にスイッチを追加した粗粒度  $|c| = 5$  のマップを示す。煩雑で見にくくならないよう、討議に参加した 11 名の被験者に関するスイッチとセカンダリクラスタへのリンクを図示した。図 7 に、細粒度  $|c| = 8$  のマップを示す。

#### 4.2 プロセスの評価

グループ討議の参加者への質問 Q2~Q8 の回答を集計し、実験の結果を分析する。プロセス全体の評価（質問 Q5, Q6 への回答）、気づきに役立った討議の論点（プロトコル分析と質問 Q7, Q8 への回答）、参加者ごとの気づきの特徴（プロトコル分析と質問 Q2~Q4 への回答）の順に、分析を詳細化する。ここでは、プロセス全体を評価するため、討議におけるシナリオマップが被験者に役立ったか分析する。質問 Q5, Q6 の回答結果を表 1 にまとめる。Q5 において、すべての参加者が、討議の前半で用いた 4 枚のマップが自分の好みを理解するのに役立ったと回答した。マップの有用性を示す結果である。

Q6 の後半の 4 枚のシナリオマップについては、82%の参加者が役立つと回答したが、役立たないと回答した参加者もいた。この違いの原因を探るため、4.3 節では、異なるマップを用いた前半と後半との討議の内容の質的な違いを分析する。

#### 4.3 気づきに役立った論点

気づきに役立った討議の内容を分析する準備として、図 3 のプロセスで録音したプロトコルを分析し、グループ討議の論点を抽出した。録音を再生し、実験者が、被験者が活発に討議した論点の一覧を作成した。実験者の主観に左右される懸念はあるが、活発に討議した論点とは 5 分程度討議が継続した話題とした。その結果、9 個の論点を抽出した。同じ論点が、時系列上で時間をおいて再び現れることもあった。それらは 1 個と数えた。そのうち、5 個は前半の討議に現れたもので、クラスタの解釈が主な論点となった。4 個は後半で観測したもので、スイッチの解釈が主な論点となった。シナリオマップに表現された構造の違いから、これらは自然な論点だと考えられる。

9 個の論点を表 2 にまとめる。論点に関して、討議を活発化させた具体的な発言の観測例を疑問文の形式で示す。たとえば、プロトコル中の論点 5 においては、シナリオマップの粒度の違いから受ける印象の違い (a, b) の議論から、粒度の違いによって表出したクラスタ

表 2 プロトコル分析から抽出した 9 個のグループ討議の論点  
Table 2 Nine discussion topics elicited by analyzing the protocols.

討議	論点 (番号)	討議のきっかけとなった疑問の例
前半	1. クラスタに属する作品の似ている点	a. どんな色彩, コントラスト, モチーフ, 内容, 意味合いを含むか? b. 抽象・具象, 単純・複雑, 写真・絵, どんな対比でとらえられるか? c. どのクラスタが理解しやすいか?
	2. クラスタに属する人物の似ている点	a. どんな人物が多数派か, 少数派か, 孤立しているか? b. 自分と同じクラスタに属するのは誰か? 納得できるか? 意外か? c. 好みと個性には, どんな関係があるか?
	3. クラスタ単位での好き・嫌い	a. 好きになれそうなクラスタ, 絶対嫌いなクラスタはどれか? なぜか?
	4. 自分が似ていると思う作品群とクラスタとの差異	a. 似ていると思うものと, クラスタとがなぜ一致しないか? b. 解釈, 事前の予想と違って, クラスタに意外性を感じるのはどこか?
	5. 粒度を変えたときにクラスタに起こる変化	a. 粒度が変化すると, クラスタのどんな組み換えが面白い? 意外か? b. 粒度の変化が, 好みの深さや判断の基準と関係しているか? c. 好みの幅の広い人物, 狭い人物が読み取れるか? d. 表層的な好みと深層的な好みは, 人物の個性と関係あるか?
後半	6. 粒度を変えたときに変化しないクラスタ	a. あまり変化しないクラスタについて, 好みの特徴はなにか? b. 人物と作品の組合せが変化しないことが起こるのは, なぜか?
	7. スイッチが表すもの	a. どんなスイッチによって, 1 人の人物の好み分散するのか? b. スイッチが多いクラスタと少ないクラスタとの違いは何か? c. スイッチが少ないクラスタの孤立性を解消できるか?
	8. スイッチがつかなくクラスタの好き・嫌い	a. どの作品まで好きになれるか? ここまでという境界はどこか? b. スイッチでつながったクラスタは, 強い好みと似ているか? 意外か? c. 強い好みと弱い好みとに, 心理的な矛盾があるか?
	9. 粒度を変えたときのクラスタの役割の変化	a. 粒度を変えると, どんな好みの可能性を開拓できそうか? b. 好みの深さと広さについて, 何が読み取れるだろうか?

構造の変化と個々の被験者の好みの幅 (c) や深さ (d) との関連性の議論へ発展する様子が観測された。論点 8 では, 弱い好みに相当するセカンダリクラスタを構成する個々の作品の特徴に関心が集まり (a), 被験者の強い好みとの関係性の議論 (b, c) に移行する様子が観測された。9 個の論点に共通して, 参加者間の作品や被験者の好みについての解釈のくい違い, 個々の参加者がマップを見る前の予想との違いを表明し, 意見を交換する様子が観測された。これらの論点のほかに, 一般には考えられるが今回のグループ討議では話題に上らなかった論点もある。これらについては, ここでの分析対象とはしない。

参加者が, 表 2 に抽出した 9 個の論点から, 自分の好みを確認するのに役立つ論点 (質問 Q7) と自分の好みに気づくのに役立つ論点 (質問 Q8) とを選んだ結果を集計した。参加者からの得票数を表 3 にまとめる。

まず, 自分の好みを確認するのに役立つ論点は, 論点 3, 2, 1 などの討議の前半に現れたものが上位を占めた。クラスタ単位での類似性, 好き嫌いの討議が役立つといえる。討議の後半に現れる論点 6 は順位が低く, 論点 7, 8, 9 はまったく選ばれなかった。討議の前半で論じた, プライマリクラスタとして現れる強い好みは, 好みを確認することに役立っていることが分かる。著者は, 「参加者は, 自分の好みについての事前理解が, 共通的な好み具体化したクラスタとして視覚化されれば, 自分の理解が他者の観点とずれていないと納得する」と推測している。今後さらに, 他者の観点の受けとめ方を分析する必要がある。

次に, 自分の好みに気づくのに役立つ論点は, 論点 8, 9, 7 などの討議の後半に現れたものが上位を占めた。論点 3 のクラスタ単位での好き・嫌いの議論は, 自分の好みを確認することにも, 気づくことにも寄与した。しかし, 論点 2, 1 は, 気づくのに役立つ論点で

表 3 質問 Q7, Q8 への回答結果

Table 3 Summary of the answers to the questions Q7 and Q8.

論点番号	質問			
	Q7		Q8	
	得票数	得票順位	得票数	得票順位
1	6	2	3	5
2	5	3	2	8
3	7	1	5	2
4	4	4	3	5
5	3	6	3	5
6	4	4	1	9
7	0	(7)	4	4
8	0	(7)	7	1
9	0	(7)	5	2

の得票順位を落とした。クラスタに属する作品群や人物群の詳細は、気づくことにあまり大きな影響を与えないことが分かる。表 2 に示すように、得票順位 1 位の論点 8 では、弱い好みを表すセカンダリクラスタと強い好みを表すプライマリクラスタとの関連性を議論していた。スイッチを含むシナリオマップから、弱い好みを視覚化・言語化する作業が、自分の好みに気づくのに役立ったことを示している。著者は、「強い好みとの視覚的な対比は、言語化する際の尺度がとらえやすくなり、弱い好みの知覚の促進に有効である」と推測している。今後さらに、対照実験による分析が必要である。

上記の結果に、表 1 で討議の後半で気づきが得られなかった参加者がいたことを加味すると、弱い好みに着目して視覚化・言語化する行為が気づきを必ず保証するわけではないが、スイッチを含むシナリオマップの方が気づきに寄与する、といえる。弱い好みが気づきに寄与する有用な着眼点である点が、本実験から得られた第 1 の知見である。では、参加者がどのような気づきが得たのか、分析を深める必要がある。そこで、4.4 節では、参加者ごとの気づきの特徴を分析する。

#### 4.4 気づきの特徴

参加者ごとの気づきの特徴として、自分の好みについての事前の理解（質問 Q2 への回答）と、参加者が気づいたこと（討議の前半後の質問 Q3, 後半後の Q4）との例を表 4 に示す。表 1 において、討議の後半が気づきを得るのに役立たなかったと回答した参加者と、役立ったと回答した参加者とに分けて述べる。

まず、討議の後半が気づきを得るのに役立たなかったと回答した参加者を採りあげる。人

物 PID<sub>59</sub> は、質問 Q2 から、自分の好みにはモチーフという観点が重要だと事前に理解していたことが分かる。さらに、質問 Q3 から、討議の前半で、抽象度と色という新しい観点に気づいたことが分かる。プロトコルから、討議の前半で、粗粒度のシナリオマップでの強い好みを表すプライマリクラスタ  $c_1$  と他のクラスタとの比較についての発言が観測された。これが、 $c_1$  の作品群の表現の特徴を細かく意識し、観点の開拓につながった可能性がある。質問 Q4 から、討議の後半には、新しい気づきを得られなかったことが分かる。著者は、「PID<sub>59</sub> の気づきが、意識に上りにくい好みの開拓の方向にではなく、事前理解していた好みの緻密化の方向に向かったため」と推測している。

類似の例が、PID<sub>72</sub> でも観測された。PID<sub>72</sub> は、質問 Q2 から、自分の好みはシンプルさにあることを事前に理解していたことが分かる。さらに、質問 Q3 から、討議の前半で、シンプルさという作品の表現の特徴が、癒されるやさしさという心理的な志向性と関連していることに気づいたことが分かる。プロトコルから、細粒度のシナリオマップでのプライマリクラスタ  $c_3$  の中に、自然描写と抽象画が混在している点を指摘する発言が観測された。ここから、シンプルさがモチーフの解釈しやすさを意味するのではなく、線や面の図形としてのあざさり感を意味することを知覚した可能性がある。質問 Q4 から、討議の後半では、新しい気づきが得られなかったことが分かる。著者は、「PID<sub>59</sub> と同じく、気づきが好みの緻密化に向かったため」と推測している。今後さらに、個々の参加者がマップを読み解く際の言動について、詳しいデータを収集し分析する必要がある。

次に、他の参加者は、討議の後半が気づきを得るのに役立ったと回答した。質問 Q2, Q3 から、PID<sub>80</sub> は、討議の前半では、自然描写が好きだと感じており、事前の理解と一致していたことが分かる。質問 Q4 から、討議の後半を通して、自然描写だけだと疲れてしまう自分に気づいたことが分かる。プロトコルから、粗粒度のシナリオマップのセカンダリクラスタ  $c_4$  の中の作品が、プライマリクラスタ  $c_2$  の自然描写からずれているとの発言が観測された。これが、気づきのきっかけになった可能性がある。PID<sub>81</sub> の気づきは、PID<sub>80</sub> の気づきに似ている。質問 Q2, Q3 から、討議の前半で事前の理解に近い好みを感じていたことが分かる。質問 Q4 から、後半では、気分や人の影響という要因が自分の好みの一部を構成していると気づいたことが分かる。プロトコルから、細粒度のシナリオマップのセカンダリクラスタ  $c_7$  の作品の好き・嫌いを述べている点が観測された。これが、気づきのきっかけになった可能性がある。このように、PID<sub>80</sub> と PID<sub>81</sub> は、自分の好みを構成する新しい要因に見出したことが分かる。これは、本実験の狙いに最も近い結果である。

他の例として、PID<sub>66</sub> は、質問 Q4 から、事前に理解していた構図（質問 Q2 の回答）だ

表 4 質問 Q2, Q3, Q4 への回答例  
Table 4 Example of the answers to the questions Q2, Q3 and Q4.

被験者 PID	質問	回答
59	Q2	モチーフとして、人物は好きではない。
	Q3	自分の好みには、抽象度（解釈可能な抽象性）、色（暖色）、モチーフ（風景）が、この順で重要。
	Q4	質問 3 と同じ。
66	Q2	色使いより構図で好みが分かれる。
	Q3	モチーフは好き嫌いに関係ない。強すぎる作品、広告のような作品は好きではない。
	Q4	線の動き、筆の使い方で心地良さが決まる。
71	Q2	特に、好みはない。嫌いな作品は思いつかない。
	Q3	意外と好みがあることが分かった。赤や黄色の原色は好きではない。女の子の作品が気になる。
	Q4	粒度が細かいほど、自分の直感を表現していると感じる。
72	Q2	風景画、描写がシンプルでごちゃごちゃしていない作品が好き。
	Q3	シンプルなやさしい癒される作品が好き。描き込みすぎの作品、強すぎる作品は嫌い。
	Q4	質問 3 と同じ。
80	Q2	自然描写で主張を感じさせる作品、ほっとさせる作品が好き。
	Q3	自然描写が好きなのは変わらないが、抽象画のシンプルさも 1 つの主張だと感じてきた。
	Q4	自然描写だけだと疲れてしまう自分に気づいた。
81	Q2	面白い作品、分かりやすい作品、印象に残る作品、かわった作品が好き。
	Q3	自分のクラスに属する女の子の作品は意外だが、同じクラスの静物画は好き。
	Q4	弱い好みは、気分によって好きだと思う作品、人に影響されて好きになった作品だと思う。

けでなく、線の動きや筆の使い方が自分の好みを左右すると気づいたことが分かる。PID<sub>71</sub> は、質問 Q4 から、自分には好き嫌いが少なく作品の差異を感じないとの事前の理解（質問 Q2 の回答）とは異なり、細粒度のシナリオマップを見ると作品ごとの好き嫌いを直感的に感じると気づいたことが分かる。

このように、気づく内容はきわめて多様である。気づきは、好む作品の表現の特徴に対する分析を深める方向に進む場合もあれば、潜在性のある、意識に上りにくい好みに気づいたり、作品を選ぶうえでの背景の洞察を深めたりする場合もある。いずれの場合にも、自分への理解を磨くことに貢献するものと考えられる。また、個々の参加者の事前理解のレベルは多様であり、気づきにつながるシナリオマップの粒度は異なることが分かる。参加者の違いに適応するには、マップの粒度のような可変のパラメータを含む視覚化が有用である点が、本実験から得られた第 2 の知見である。

## 5. 議 論

本研究では、弱い好みに着目したシナリオマップによる視覚化を行い、潜在性のある、意

識に上りにくい好みに迫る手法を提示した。特に、強い好みと弱い好みとを切り替えるスイッチを図示したマップに特長がある。これは、要素と要素との関係性や要素の間の空白地帯の知覚を支援し、構成的知覚を促す新しいツールである。アート作品を例題として、意識に上りにくい好みに気づき、自分への理解を磨き言語で表現する実験（ユーザスタディ）の事例を示した。その結果、いくつかの知見が得られた。第 1 に、弱い好みに着目して視覚化・言語化する行為がつねに気づきを保証するわけではないが、スイッチを含むマップの方が気づきに寄与することから、弱い好みも有用な着眼点であると分かった。第 2 に、マップの粒度のような可変のパラメータによって、被験者の違いに適応することが有用であると分かった。気づきは、好む作品の表現の特徴に対する分析を深める方向に進む場合もあれば、潜在性のある、意識に上りにくい好みに気づいたり、作品を選ぶうえでの背景の洞察を深めたりする場合もある。被験者の事前理解のレベルは多様であり、気づきにつながるマップの粒度は異なっている。したがって、プロセスの中に、適応的な要素を取り込むことが不可欠となる。

次に、本研究の今後の課題を述べる。3 章のプロセスには、視覚化、言語化、グループ討

議が現れる．それぞれの効果が絡み合っただけで気づきを得るメカニズムを分析し，解明することが第1の課題である．人間の社会的インタラクションやコミュニケーションの本質にかかわる重要な課題である．4章では，気づきが得られた実験（ユーザスタディ）の事例を提示した．さまざまな実験条件・環境・被験者に対する依存性といった，プロセスの特性を明らかにすることが第2の課題である．多くの事例を通して，知見を積み上げる必要がある．

最後に，本研究の展望を述べる．マーケティングや教育などの応用領域で活用されることが期待される．アンケートや購買履歴に対する統計解析（階層化ベイズモデル，潜在クラスモデル，コンジョイント分析など）では得られない，需要者が自分でも十分に知覚していない暗黙的な視点の開拓に寄与するだろう．供給者は，需要者が自ら発見した暗黙的な視点を学び，製品やサービスに反映させる活動に役立てられる．需要者が暗黙的な視点に沿った製品やサービスを受け入れることで，ビジネス面の成功の確率が高まる．さらに，需要者が自分の生活のデザインを見直すきっかけを与え，社会全体のイノベーションに発展する可能性が生まれる．供給者が需要者の言動を観察して学ぶだけでなく，自分もプロセスに参加して共創的な気づきを得ることを通し，イノベーションが生まれる可能性がますます高まるものと期待したい．

### 参 考 文 献

- 1) Arora, N., Allenby, G.M. and Ginter, J.L.: A hierarchical Bayes model of primary and secondary demand, *Marketing Science*, Vol.17, pp.29–44 (1998).
- 2) Cheung, K.W., Tsui, K.C. and Liu, J.: Extended latent class models for collaborative recommendation, *IEEE Trans. Systems, Man & Cybernetics, Part A*, Vol.34, pp.143–148 (2004).
- 3) Fruchterman, T.M.J. and Reingold, E.M.: Graph drawing by force-directed placement, *Software - Practice and Experience*, Vol.18, pp.1129–1164 (1991).
- 4) Green, P., Carroll, J. and Goldberg, S.: A general approach to product design optimization via conjoint analysis, *Journal of Marketing*, Vol.43, pp.17–37 (1981).
- 5) Hastie, T., Tibshirani, R. and Friedman, J.: *The elements of statistical learning: Data mining, inference and prediction*, Springer-Verlag (2001).
- 6) Liben-Nowell, D. and Kleinberg, J.: The link prediction problem for social networks, *Proc. Annual ACM International Conference on Information & Knowledge Management*, New York (2004).
- 7) Maeno, Y. and Ohsawa, Y.: Human-computer interactive annealing for discovering invisible dark events, *IEEE Trans. Industrial Electronics*, Vol.54, pp.1184–1192 (2007).

- 8) Maeno, Y. and Ohsawa, Y.: Node discovery problem for a social network. <http://arxiv.org/abs/0710.4975>
- 9) Maeno, Y. and Ohsawa, Y.: Analyzing covert social network foundation behind terrorism disaster, *International Journal of Services Sciences* (2008). <http://arxiv.org/abs/0710.4231>
- 10) Ohsawa, Y.: Data crystallization: Chance discovery extended for dealing with unobservable events, *New Mathematics and Natural Computation*, Vol.1, pp.373–392 (2005).
- 11) Schön, D.A.: *The reflective practitioner: How professionals think in action*, Basic Books (2006).
- 12) Thurlow, C., Lengel, L. and Tomic, A.: *Computer mediated communication*, Sage Publications Ltd. (2004).
- 13) 石井成郎，三輪和久：プロセスの自己省察を軸とした創造性教育，人工知能学会論文誌，Vol.19, No.2, pp.126–135 (2004).
- 14) 尾崎圭司，大倉隆司，野口達毅，大川人資，矢野米雄：観点の共有と視覚化が可能な仮想美術館システム，人工知能学会論文誌，Vol.18, No.6, pp.333–344 (2003).
- 15) 諏訪正樹：「創造」の研究：現象を生む実践の学，人工知能学会誌，Vol.19, No.2, pp.205–213 (2004).
- 16) 諏訪正樹：シナリオ創発の認知科学的裏づけ，人工知能学会誌，Vol.20, No.1, pp.34–39 (2005).
- 17) 前野義晴，大澤幸生：コミュニケーションから探る組織の見えない黒幕，人工知能学会論文誌，Vol.22, No.4, pp.389–396 (2007).
- 18) 三浦佳世：感性印象の知覚的・認知的基盤，VISION, Vol.15, No.3, pp.143–149 (2003).

(平成 19 年 6 月 29 日受付)

(平成 20 年 1 月 8 日採録)



前野 義晴

1993年東京大学理学系研究科にて修士（理学，物理学専攻）．筑波大学ビジネス科学研究科にて博士（システムズ・マネジメント，企業科学専攻）．日本電気株式会社勤務．1999年電子情報通信学会学術奨励賞．非線形現象，複雑ネットワークの起源，見えない潜在的な構造，無意識的な人間の振舞い，社会インタラクション等に立脚し，社会と人間のさまざまな問題を解決することを目指している．IEEE (Systems Man & Cybernetics, Computational Intelligence, Computer, Engineering Management Societies) 会員，International Network for Social Network Analysis 会員，American Physical Society 会員．



大澤 幸生

1995年東京大学工学系研究科にて博士(工学)。大阪大学基礎工学研究科助手、筑波大学ビジネス科学研究科助教授等を経て2005年7月より東京大学工学系研究科准教授。非線形物理学・人工知能の研究から編み出した独自のデータ解析理論をビジネス意思決定に適用した「チャンス発見学」なる研究を指導して6年。70社余の企業で共同研究・技術導入を行い、製品デザインからマーケティングに至るプロセスを独自のデータマイニング技術を活用して改良し、ビジネス成果をあげた。最近では、経済産業省と共同で産業人材確保にチャンス発見手法を適用するほか、電子カルテからの医療戦略デザイン、各種サービスのデザイン研究に力を注ぐ。

---