

平成 26 年度 博士論文

人の理解を促進する感性情報の可視化に関する
研究

提出日 平成 27 年 1 月 5 日
所属 名古屋工業大学大学院 情報工学専攻
指導教官 中村 剛士 准教授

平成 24 年度入学 22517510

氏名 戸本 裕太郎

目次

第 1 章	序論	1
1.1	コンピュータシステムの変化	2
1.2	感性	12
1.3	情報の可視化	26
1.4	データマイニング	36
1.5	本研究のねらい	47
1.6	本論文の構成	47
第 2 章	多値決定グラフの If-Then ルール可視化への適用	49
2.1	はじめに	50
2.2	MDD	52
2.3	\mathcal{IS} -MDD	55
2.4	進化計算による \mathcal{IS} -MDD の生成	57
2.5	実験	63
2.6	考察	70

2.7	まとめ	72
第 3 章	オノマトペ・シソーラス・マップによる類似関係の可視化	73
3.1	はじめに	74
3.2	オノマトペ・シソーラス・マップ	76
3.3	システムの試作と応用	85
3.4	アンケートによるシステム評価	92
3.5	まとめ	100
第 4 章	結論	101
	謝辞	107
	参考文献	109
	研究業績	113

目次

1.1	UNIVAC I	4
1.2	時代とコンピュータ技術の変化	5
1.3	マルチタッチインターフェース	7
1.4	UX デザインの例	9
1.5	UX のハニカム構造	10
1.6	UX の構築モデル	11
1.7	一対比較法の結果から作成された SOM	23
1.8	配色支援システムの概要	24
1.9	CM の挿入タイミングに関わる脳活動測定の概要	25
1.10	ジョン・スノーの調査結果	26
1.11	s に 1 から 10 までの数字を足しこむ処理のフローチャート	27
1.12	食べ物を口に入れる手段のツリー図	28
1.13	顧客（ターゲットセグメント）のベン図	28
1.14	人体構造のボリュームレンダリング	29

1.15	主成分分析の例	30
1.16	多次元尺度構成法の例	30
1.17	自己組織化写像の例	32
1.18	砂山らの提案する地図比較アニメーションインターフェース	34
1.19	高間らの提案する可視化表現共有型掲示板システム	34
1.20	地震データ解析のための震源分布の 3D 表示システム	35
1.21	ビジュアル・データマイニングの考え方	43
1.22	古橋らの提案する HK Graph の応用例	44
1.23	砂山らの提案するレポートの情報量評価支援システム	45
1.24	極性を付与された業績要因の数	46
2.1	3 値論理関数の一例	52
2.2	進化計算による <i>IS</i> -MDD の生成	58
2.3	遺伝的操作	61
2.4	表 2.1 の極小決定ルール (再掲) と表 2.1 から生成された <i>IS</i> -MDD	63
2.5	キュビズム肖像画のための属性値	65
2.6	キュビズム肖像画 (Picasso の作品の模写)	66
2.7	Picasso の作品が持つ構図特徴の可視化結果	67
2.8	制約条件毎の <i>IS</i> -MDD の表示差異	68
2.9	進化に伴う <i>IS</i> -MDD の構造の変化	69
3.1	オノマトペ・シソーラス・マップの提案	76

3.2	オノマトペ・シソーラス・マップの概要	77
3.3	砂時計型ニューラルネットワーク	82
3.4	デザートとオノマトペの対応関係	86
3.5	学習の様子	87
3.6	デザートオノマトペ・シソーラス・マップ	88
3.7	マウスクリックによる検索結果（オノマトペ）	89
3.8	マウスクリックによる検索結果（グラフ・意味）	89
3.9	テキスト入力による検索結果（オノマトペ）	91
3.10	テキスト入力による検索結果（グラフ・意味）	92
3.11	アンケート調査結果	94
3.12	理解しやすかったオノマトペと理解が難しかったオノマトペ	96
4.1	オノマトペフォントの変化例	104

表目次

- 2.1 図 2.1 における $y = 1$ に対する極小決定ルール 54
- 2.2 Picasso の極小決定ルール 65

- 3.1 各要素に設定された 8 次元属性ベクトル [45] 79
- 3.2 体験者の印象を把握するためのアンケート 93
- 3.3 9 段階のリッカートスケール上の言語ラベル 93

第1章

序論

仕事、教育、家庭など、現代に生きている人々の生活のさまざまな場面において高度情報化社会の波が押し寄せて久しい。私たちの生活は、もはやコンピュータによる情報処理無しには成立しない。また、私たちはそれらの情報処理の過程をほとんど意識することなく、入出力だけを認識しながら生活している。この現状は、高度に整備され、恵まれた社会基盤であるといえる。

このような時代において私たちにもたらされた課題とは、情報システムから与えられる電子情報が複雑かつ膨大であること（ビッグデータ）によって、ユーザーが情報を取捨選択する前に情報の洪水に飲み込まれてしまうことである。これらは放っておけば、私たちが情報を利活用し意思決定する場合において障害となってしまう。しかしながら、逆に、そのようなビッグデータから必要な情報を欲しいときに簡単に取り出すことが出来れば、それ自体が私たちにとって大きな付加価値になるといえる。よって、今日の情報システムにおいては、情報の洪水からユーザーを守りながらも、より高付加価値なサービスを提供する仕組みが注目されている。また、システムがユーザー主導型で、柔軟かつ直感的であれば、より豊かな経験をユーザーに提供できると考えられている。また、これらは、コンピュータリテラシーを持つ専門家のみが扱える専門的なシステムではなく、従来の社会生活の常識があれば誰でも十分に扱えるインターフェースを備えたシステムとして望まれている。

このようなシステムの実現は、人々が持つコンピュータへの認識を普遍的にし、“今自分がコンピュータを扱っている”という意識そのものを無意識化していこう。

そうならば、私たちはデジタルネイティブであるか否かに関わらず、情報システムを取り扱うことによる社会的な豊かさから取り残されることなく、日々の生活を過ごしていくことが出来る。

情報システムを支える基盤技術には、インフラストラクチャ系の基幹系ハードウェア技術、ビッグデータを取り扱い知識を発見するデータベース技術、電子コミュニケーションのためのWEBアプリケーション技術など様々な分野があるが、ここ数年、ヒューマンメディア技術、感性工学など、感性情報メディアと関連した分野への取り組みが活発になってきている。

本論は、この感性情報メディアの分野において、ビジュアル・データマイニング、遺伝的アルゴリズム、ニューラルネットワーク、パターン認識といった要素技術を用いて、情報洪水の中にある暗黙*1を見える化し、情報認識における付加価値の創造を試みるものである。

1.1 コンピュータシステムの変化

1.1.1 コンピュータ技術の変化

ITの分野において、初めてのまとまった仕組みとしてのコンピュータシステムは何かと問われたら、1951年、当時米レミントンランド社の社員であったジョン・エッカートらによって作られた世界初の商用コンピュータ「UNIVAC I」であろう。UNIVAC Iは、5200本の真空管、100本の水銀遅延管、10000本のダイオードを搭載し、重量が7.2トンにもなる初の事務処理用途のコンピュータであったという。(図1.1)後継機である「UNIVAC II」は、日本の東京電力にも輸入されており、昭和36年～昭和43年までの間、従量電灯計算*2などの大量データ処理に使用されたという。20世紀のコンピュータシステムといえば、もっぱらはこのようなメインフレームのことを指していった。メインフレームという言葉に慣れている人であれば、1964年に登場したIBMのSystem/360などを初期のシステムだという人も居るかもしれない。

*1 知っているが言語化することができない知識

*2 主に一般家庭用向けの電気使用量および利用料金に関わる計算のこと

そもそも初期のコンピュータというのは、ごく簡単な論理演算を、一括かつ大量に行うための仕組みであった。それが、メインフレームの登場によって、オペレーティング（現在で言うオンライン処理）を含めた企業の基幹業務全体の機械化を意味するものとなっていった。1970年代-1980年代にはメインフレームは全盛となって、大規模なクライアントサーバーシステムが数多く導入されている。この頃のコンピュータシステムは、クライアント側にはオフィスに一台、共用のワークステーションを設置していた。そして、そこで行ったオペレーティングの結果をサーバー側のコンピュータを使って帳票などに出力するものであった。当時は業務の機械化が全盛の時代であったから、それだけでも十分に価値のある代物であった。ただ、高価かつメーカー非互換であるメインフレームは、ビジネスのためのバックオフィス環境としては鈍重長大すぎる側面も持っていた。よって、1990年代にもなるとダウンサイジングの風潮が広まって、オープン系のシステムが台頭した。オープン系システムとは、LinuxやWindowsなど汎用的な技術を組み合わせて構築したコンピュータシステムのことである。当時のオープン系システムはメインフレームと比べると性能では劣っていたが、個々のハードウェアやミドルウェアの互換性が高いこと、フリーライセンスで安価に構築できることから、メインフレームに代わって急速な広まりを見せた。

次に2000年台になると、ハードウェアの縮小化・高性能化が激化の一途をたどった。これは90年代のWindows9x系OSの登場し、パソコンが爆発的に普及したことによるところが大きい。コンピュータシステムに対する認識がよりパーソナルなものへと変革し、高性能な家庭用PCについて、メーカーの技術革新競争が行われた。かつてワークステーションが行っていた処理はノートPCやデスクトップPCでも遜色なく行えるようになり、コンピュータによる情報利活用は、業務のためから個人のためへと急激に移り変わっていった。

2014年現在、コンピュータは世界の至るところで利用され、365日に渡って数万～数十万のシステムが稼動している。それまでのメインフレームによる高性能・高コスト体制からの脱却が加速化し、企業におけるオープン系システムの開発はもはやトレンドというよりはメインストリームである。また、これらのオープン系システムは、linuxやunix系のOS、tomcatやJBossといったサーバアプリケーション、PostgreSQLやMySQLといったDBアプリケーションなどのオープンソースソフトウェア（以下、OSSという）による構築が一般的となり、より安価なシステムの調達が常識となってきている。一方、コンシューマ市場では一人一台のコンピュータ所持が標準的となって、かつてのラップトップ型端末（ノートパソコン）やPDAはタブ



図 1.1 UNIVAC I

レット PC やスマートフォンへと進化を遂げている。

また、こうしたハードウェアの統廃合によってデスクトップとモバイル端末の間にあったサービス利用の垣根は以前に比べて低くなり、野外にも室内にも最適化されたコンピュータサービスが次々と生まれている。また、コンピュータサービスの変革に伴ってシステムの運用形態も著しく変化した。あらゆるサービスが WEB 化したことに伴い、システムは自社や自宅のエリアに置くオンプレミスなものから、クラウドと呼ばれる外部環境に保持する形態が一般化した。これに伴って、企業活動ではハードウェア・アズ・ア・サービス（以下、HaaS という）やソフトウェア・アズ・ア・サービス（以下、SaaS という）といった概念が浸透し、顧客側においても、シンククライアントなどの仮想化技術の導入が自然に受け入れられるようになった。

1.1.2 コンピュータシステムに求められる価値の変化

初期のシステムに求められる価値とは、企業であれば大量処理の自動化や一括化による業務の効率化、また、個人においては事務処理の電子化などが主であった。しか

しながら、安価で高性能なハードウェアと高速回線が普及した現在では、コンピュータの利用目的も多様化し、ハードの処理能力とは別の“付加価値”が求められるようになってきている。例えば、企業のマーケティング戦略の中では、インターネット上に点在する顧客の趣向をビッグデータとして保存し、これらをシステムによって分析、サマリーして、顧客が製品に対して何を求めているのかを調査することが一般的となった。また、個人の携帯端末においては、コンシェルジュとって、ユーザーが発したキーワードと、GPS、天気、地図などの情報を組み合わせ、その瞬間の状況にあわせてユーザーの欲しい情報を提供するという使われ方が登場している。

コンピュータのこのような使い方は、それまで暗黙知であった価値ある情報を享受可能にし、現実世界における次の行動（ここでは企業におけるマーケティングや個人向けの情報検索サービスへの活用）の諸元とするものである。こういった仕組みは、一昔前であれば、構造解析やシミュレーションなどの専門家が行う分析に必要なものであった。しかしながら、パソコンやスマートフォンが広く浸透した現在では、こうした分析技術によって一般生活を豊かにするための土壌が揃ってきており、多様なサービスで活発に使われるようになったのである。

サービスが多様化して情報システムによる豊かさが定着すると、人々はシステムのアプリケーションに対してより人間的で柔軟性のあるインターフェースを求めるよう

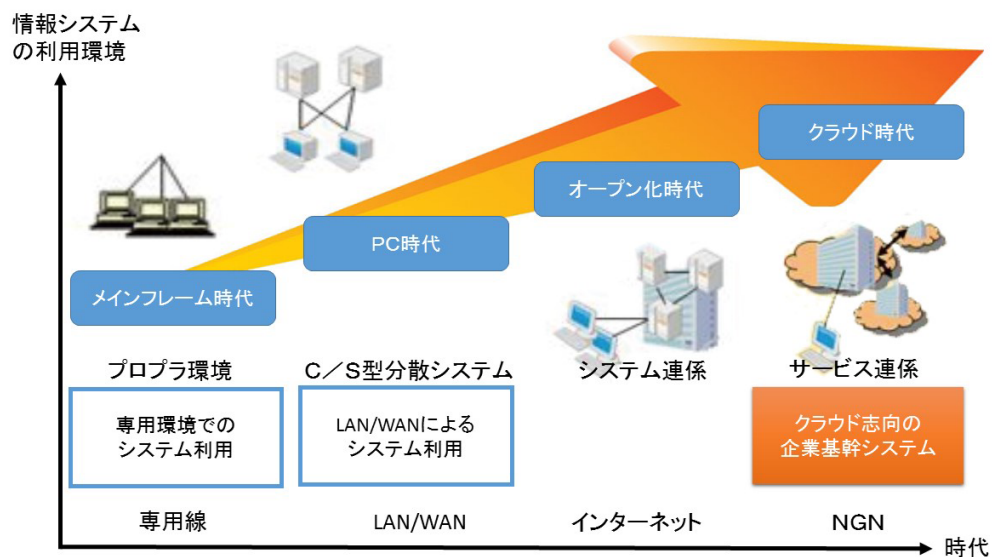


図 1.2 時代とコンピュータ技術の変化

になった。例えば、パソコンが普及してしばらくは、多くの人々にとってコンピュータとは有益でありさえすればよく、アプリケーションとは使い勝手や見栄えに多少の不満があっても、機能の多様性や取得する情報の量が重要であった。一方、現在のアプリケーション市場とは、ほとんど同じ結果を提供するソフトウェアが乱立し、少しでも扱いづらさが目立てば即削除されてしまうことから、競合サービスとの差別化のためにはストレスフリーなインターフェースであることも非常に重要になっている。このため、アプリケーションの設計はただ有益であるという発想を超えて、五感に親和性のあるインターフェースを持っていたり、より直感的な操作系が提供されるようになった。とくに、以前は大量に検索出来ることが評価されていた情報検索は、現在では量が多ければ一律にいいというものではなく、状況に合わせて粒度を変える柔軟性が重宝されるようになった。

このように、アプリケーション開発は処理性能から得られる便利さだけで差別化することが不可能となり、人間らしさとの親和性、さらには個性、経験、感性といった個別の尺度に対応する仕組みが重要となってきている。このようなトレンドは、電子情報とシステムにユーザーそのものを投影し、一体となることに最適性を求める傾向の現れだといえよう。

1.1.3 ヒューマンメディア技術の出現

より人間的な情報処理環境を可能とするシステムの要素技術の集合を、ヒューマンメディア技術という。ヒューマンメディア技術の目指すところは、ユーザーが自身の“経験”や“好み”といった前提に合わせてシステムとインタラクションできることであり、また、そのような状況下において、人としての五感を駆使して体感的かつ直感的に情報を処理できることによって、情報に対する認識と活用の幅が飛躍的に向上することである。

例えば、UI技術としてスマートフォンを中心に導入されているマルチタッチインターフェースがある。マルチタッチインターフェースとは、タッチインターフェースのうち、複数の指（ポインタ）で同時に画面に触れて操作を行うマルチタッチ操作に対応したユーザーインターフェースのことである。（図 1.3）マルチタッチインターフェースは、Apple が iPod touch, iPhone に搭載したことで 2000 年代から 2010 年代にかけて急速に普及した技術である。手のひらサイズの筐体しか持たない iPhone

では、従来のウィンドウ、アイコン、メニュー、トラックパッド等が連動する GUI (Graphical User Interface) では利便性と操作性の両立に限界があった。この点において、マルチタッチ UI は非常に簡単かつ直感的で目的との親和性が高い。同種の機能として、端末を傾げるだけで、画面が変わったり、スクロール表示したりするチルトインターフェースがある。チルトインターフェースは米 amazon が、自社スマートフォン用に 2014 年に提唱したユーザーインターフェースである。前述のマルチタッチインターフェースでは、片方の手で端末を保持しながらもう片方の手で画面を操作するので、一連の操作に必ず両手を必要とした。一方、チルトインターフェースでは端末を傾げるだけで処理が行われるため、主要な機能で画面にタッチする必要がなくなり、片手操作が可能になる。これによって、本体を軽く傾げるだけで、電子書籍や Web ブラウザで表示しているページをスクロールしたり、地図アプリ内で詳細情報が表示されたり、EC ショッピング中に写真を次々と切り替えられるといった行為が可能となった。

この他にも、脳を用いる著名なアプローチに、日本 SGI が感性制御技術を利用したインターフェースがある。感性制御技術 (Sensibility Technology) は、光吉俊二 [1] によって提唱された人の感性や感情を利用した制御技術である。感性制御技術では「情動」は脳や生体の反応、「感情」は身体や環境から決定する認知ラベルである



図 1.3 マルチタッチインターフェース

と考える。そして、韻律情報からロバストな基本周波数を検出し、音声と情動と脳活動との整合性確認しながら求めるパラメーターにより、人の情動を10段階でマグニチュード検知し、そこから感情ラベルを自動的に付与させる。すなわち、脳と身体反応と声帯をリアルタイムに同時計測することによって、システムは情動と感情の関係を明らかにすることができる。これらは人体と心进行分析し対応可能にする点において優れており、医療用工学技術などの分野で活用されている。

このように、ヒューマンメディア技術とは、マルチメディア技術・マルチモーダル技術の高度化と融合を目指すものである。これについて、ヒューマンメディア技術は、以下の三点の技術から構成されると考えられている。

- 感性メディア（感受性、嗜好性等の人間の感性を扱うメディア）
- 仮想メディア（五感を中心とした感覚等を扱うメディア）
- 知識メディア（人間の知識を能動的にサポートし増幅するメディア）

感性メディアとは、利用者の嗜好や主観的感性に適応させ、利用・共有するための、マルチメディア情報のデータベース化技術、内容検索技術、提示技術のことをいう。また、仮想メディアとは、仮想空間を用いて利用者のより良い理解と活用を可能とするための、マルチメディア情報の統合技術、仮想空間の構成・提示・共有・利用技術のことをいう。そして、知識メディアとは、多様な文脈や背景のもとで人間に判りやすい意味を持った情報として解釈し共有するための、マルチメディア情報の生成・加工技術、データベース化技術、内容検索技術のことをいう。

1.1.4 UXの出現

ユーザー中心のシステムを、アプリケーション開発者の立場から見た場合の概念の一つに、ユーザー・エクスペリエンス（以下、UXという）がある。UXとは、ユーザーがある製品やサービスを利用したり、消費した時に得られる体験の総体を指している。個別の機能や使いやすさのみならず、ユーザーが真に欲することを楽しく、感じるままに心地よく実現できるかどうかを重視した概念である。良いUXを伴うための設計をすることをUXデザインという。良いUXデザインの例として、マルチタッチインターフェースの“Pinch：ピンチ”がある。ピンチとは、タッチパネルに2本

の指を乗せ、画面上の対象物を拡大縮小する操作のことを言う。(図 1.4) 2本の指を画面上に乗せてその間隔を縮めると、画面上に表示されている画像を小さく表示することなどができ、逆に、2本の指を画面上に乗せて指と指の間を広げると画像の表示を拡大することなどができる。もしタッチパネルがユーザーには全く新しい経験であったとしても、開発者はユーザーの行動や無意識をちゃんと把握した上で行為(ここではマルチタッチによる端末操作のこと)をデザインしているため、ピンチがあることによってユーザーは説明や勉強をしなくてもストレス無く、直感的にピンチという体験ができる。

また、サービス全体の UX 例として、“Instagram”がある。Instagram[2]は写真を通じて友人と日常を共有するモバイルアプリケーションである。撮影した写真をユーザーの気分・テイストに合わせてフィルタで加工し、その写真を友達と共有することでユーザーは「かわいい写真になった。うれしい!」「この写真をみんなにみせよう!みんなの写真も見たいな。たのしい!」といった感情を体験するようになる。

このように、UX デザインとはユーザーがサービスの目的に共感して、上記のようなポジティブな体験・満足を得られるようにユーザーの感情・行動・態度をデザインすることを指している。しかし、UX そのものが、抽象的かつ概念的で、定義そのも



ピンチ (pinch)



Instagram

図 1.4 UX デザインの例

のが発展途上のものである。そこで、UX という概念を分かりやすい図解にして、理解を深めようという試みも世界中の UX 研究者によって行われている。例えば、UX 研究の第一人者である Peter morville[3] は、UX のハニカム構造の以下の体系に整理している。図 1.5 の定義によれば、「使いやすい」というのは UX の一部でしかないと分かる。例えば、「信頼できる」=不具合がなく動作が安定している、ということも重要な要素である。また、複数の要素があることから、これらの要素どれか1つとも欠けることなくバランスが整っていることも重要な視点である。

他の有名なモデルとしては、J. J. Garrett[4] による UX の構築モデルがある。図 1.6 のモデルでは、ビジネス・ゴールから要件をまとめていき、インタラクション・デザインや情報の構造を考えてから、画面 (HCI) デザインやナビゲーション・デザインに移り、最後に見た目のデザインを考えるという流れが、UX を実現する手順として示されている。

多くの場合、アプリケーションの UX は、扱うデータ表現、システム環境、インターフェースなどと密接な関係がある。これは、人がシステムに介在するにあたって、ユーザーとして最初に意識するのがインタラクションの部分だからである。良い



図 1.5 UX のハニカム構造

UXを持つアプリケーションは、人が情報システムを利用する過程において、真に求めている付加価値を得やすくする。よって、例えば、“ピンチ”のように、良いUIは良いUXをもたらす。あるいは、“Instagram”のように、感性的なデータ表現は良いUXをもたらす。このように、良いUXには良いヒューマンメディア技術が必要不可欠なのである。



図 1.6 UX の構築モデル

1.2 感性

1.2.1 感性とは

私たち人間は、ひとりひとりの顔や、声や、生活環境が違うのと同様、ひとりひとりが異なった“感性”を持っている。私たちは見て、聴いて、触って、五感で得た情報に対して、理解の仕方、捉え方、さらに伝える方法において、ひとりひとり感じ方が異なっている。例えば、個人の感性の最も分かりやすい例として、消費行為がある。あなたがショッピングをする時、「自分が“気に入った”もの」を買うように、私たちは、商品やサービスを選択する際に、必ずしも商品の機能や耐久性、コストといった理性的な尺度のみで選択しない。あなたは、あなたの“感性”にしたがって、文字通り“気に入ったもの”を直感的に選択し、それによって納得感や幸福感を得ている。このことを踏まえれば、“感性”は私たちの感覚や、趣向や、個性と同調した概念といえる。

また、感性は文化に表出する。例えば、「団塊」や「ロストジェネレーション」など、世代による考え方の違いや、「体育会系」や「文科系」など、学生時代の環境からくる性格の違い、はたまた「ロック」や「クラシック」「ジャズ」など、音楽における趣向の違いなど、人それぞれの特徴を読み取ることができる。あるいは「日本文化」「英国文化」「フランス文化」のように、民族性・国民性の中に、感性の独自性を見つけることもできる。しかしながら、一方で、「貴方の感性とは何か」と問われて、それを客観的に言語やデータで説明できる人は少ない。感性に長けた芸術家や音楽家さえ、彼らの感性を絵画や音楽という別の表現に変換しているのであって、人に説明するという前提のもと感性を表出しているわけではない。それにも関わらず、何故か多くの人が同じようにピカソの絵画に心奪われ、多くの人が同じようにロックに熱狂し、はたまた多くの人が花に平和や幸福のイメージを重ねる、といったように、何故か対象を説明不要のものとして直感的に“共感”できてしまうのもまた“感性”である。それはしばしば論理を超越するようにも思える。

一方、哲学、心理学など分野によっても、さまざまな感性の定義がある。例えば、心理学者の三浦佳世 [5] は離人症の患者がどんな絵画を鑑賞しても色や形を感覚として知覚しているものの、それらから何の感動や感情も持つことはないという特徴か

ら、情報の感覚的な処理と感性的な処理は単純に同じではないとして、“感性”を「事物に対する感受性，とりわけ，対象の内包する多義的であいまいな情報に対する直感的な能力」と定義した。一方で，認識論*3においては，悟性*4の対極にあって受動的な知覚を担うものであり，また，人間的な理性よりも下位にあるために，より動物的なものだと論じられている。

このように，“感性”の定義は各種分野によって差異こそあるものの，基本的には，非常に直感的で，主観的で，腑に落ちているのに説明は難しい，非言語的であいまいなものである。私たちはこの“感性”を伝達し合い，時に共感する。しかし，その実質的にはひとりひとり少しずつ違った感じ方であり，時にすれ違いとなる。私たちは，互いの感性を確認し合うという行為を，生活の中で絶えず繰り返しているのである。

1.2.2 感性を認識し，表現するということ

私たちが感性を認識するとは一体どういうことを指すのか。感性の一般的な意味を辞書で調べると，「外界の刺激に応じて，知覚・感覚を生ずる感覚器官の感受能力」とある。これは，感性が顕在化する瞬間に私たちの内側で起こっている“仕組み”である。私たちはこの仕組みによって，モノ・コトに対して物質的な理解だけでなく，精神的な付加価値を見出している。

また，私たちは外部環境から何らかの刺激を認識して，暗黙知に働きかけることによって生まれた潜在意識を，感性として学習している。そして，感性を表現する際には，その準備として，潜在意識を顕在化するため，今度は自身の内側から呼び起こすようにして瞬間的に自身の感性を再認識している。そして，顕在化した意識を形式知（表現化・言語化することができる知識）へと変換する。

例えば，山頂で朝日を見て，眼前に広がる景色に感動したとき，視覚から得た情報を直感的に「美しい」と自分の中で（いってみれば心の中で）評価したとする。私たちはその評価を元に「なんとなく心に沁みる」といった意識を感覚的に定義し，これが自身の感性の元となる。そして，更にその「なんとなく心に沁みる」意識を心の中で瞬間的に呼び起こし，「心に沁みる」「心が洗われる」といった言葉で表現すること

*3 哲学の一部門である。認識，知識や真理の性質・起源・範囲（人が理解できる限界など）について考察する分野のこと。

*4 論理的な思考を行う能力・知力を指している語。知性。

ができる。感性を認識する仕組みとは、これらの一連の流れそのものであると考える。

次に、“共感”される現象としての感性を考える。感性の価値は、情報の受け手がその価値を認めて初めて認識が生じると考えられる。言い換えれば、情報の発信者や中間者にとっていかに大きな価値があるかには全く左右されない、受け手側の一方的価値観によるものである。例えば、「愛着」という感性がある。あなたは学生の頃に、筆記用具や部活カバンなどをぼろぼろになるまで大切に使い続けたという経験は無いだろうか。他の人からすれば、使い込まれて傷んだそれには何の価値もないかもしれないが、あなたにとっては、長い愛用期間に積み重ねた思い出や記憶が宿っている。モノを大切にすることを通して、あなたの心を震わせる何かを大切にしているのである。このように考えると、現象としての感性は、心の震えを感じるのだといえるだろう。上記の例では、その筆記用具への“愛着”というごく個人的な背景からくる感性であったので、そこには第三者による共感は無いと見える。しかし、もし認識する現象が、多くの人にとって共通の背景を伴う「心が震える」ものであったとしたら、それが共感となる。また、モノへの愛着という行為そのものは、第三者自身の類似経験を媒介にして共感を呼び起こすことがある。

次に、日常生活における感性の使われ方を考える。感性は状況や様々な文脈の中で様々な意味合いで使われる。例えば、芸術や文化的活動における感性は、「感動する“心”や感動を生み出す“匠の技”」を指して言う。創作者は、自身の「心」や「想い」のありようを作品という器を通して表現するために感性を駆使する。また、鑑賞者は、自身の心にある感性に基づいて、創作者が伝えようとした「想い」を理解しようとする。あるいは、そうした相互の努力が、新たな解釈を与えるきっかけとなる。

一方、ビジネスの対象としての感性は、そのビジネスで扱う商品に“付加価値”を与えるものを指して使われる。これは、商品に対する個人の好み、文化的な背景などを元に、その商品を他と差別化するために用いるある種の味付けのようなものである。この意味での感性は、企業のマーケティングなどにおいて、顧客の好みの分析、ヒットする商品の企画などといった場面で活用される、統計的な分析・処理の対象とされる傾向にある。中でも、情報処理サービスにおける感性は情報処理サービスの品質を高め、顧客に豊かな経験を与えるインターフェースの一つといえる。高品質なサービスを提供するためには、顧客主導のシステムとして、ユーザーの主観を読み取り、これにマッチしたサービスを提供する必要があるからである。

このように、私たちは日々生活の中で無意識的に感性を認識したり、何らかの形で

表現する機会に囲まれている。高度に情報化した社会において、私たちは普段、データや理論に影響されていると思い込んでいるが、実は感性から多大な影響を受けているのである。

1.2.3 感性工学

感性工学とは、人間のもつ感性を顕在化してものづくりに取り入れることであり、新たな付加価値をつくり、産業・経済・文化の発展を支える技術の総称である。感性工学の主眼はプロダクトとしての意味合いが強い。これは、人間が深層心理に持っている趣向や個性、イメージといったものを物理的なデザイン要素に翻訳するという過程を経て、最終的には感性に合った商品を開発することが感性工学の目的だからである。

例えば、「落ち着く和室」という感性を実現するために、感性工学では、まず、「落ち着く」とは何か、一体どういうことなのかを分析する。その結果から和室の床面積、天井の高さ、窓の総面積などのほか、この感性に関係する天井の色、壁の色、床の色、柱の素材・形状などを求める。得られたデータに基づいてデザイン・設計すれば、「落ち着いた」和室が実現する。これが商品である。

感性工学を取り入れた商品は、生活者にとって魅力的に映り、消費・購買の意欲を高めやすい。なぜならば、この大量消費の時代において、人々の関心が、単なる物の取得の欲求から、付加価値の取得の欲求に移行しているからである。よって、感性工学を活用してデザインなどの付加価値をアピールした商品は、ビジネスとして成功する可能性が高くなるのである。

感性工学を活用した商品開発では、多くの場合、下記のようなプロセスで商品を開発している。

1. 生活者の感性やイメージを調査、測定する。
2. 商品のデザインや機能と感性の関係を分析する。
3. 分析結果から確立したルールをデータベース化する。
4. 上記データを組み込んだ感性工学システムにより商品を開発し、評価する。

例えば、あなたは今、国産自動車の商品開発において、市場のニーズにあった車を新しく企画開発しなければならないと考えて欲しい。あなたはまず、市場のニーズとはそもそもなんであるかを調べなければならない。市場とはユーザーの総体であるから、あなたはまず、ユーザーのニーズを把握するためのアンケートなどを採るだろう。アンケートの結果、「安定性」「デザイン」「スピード感」「運転しやすさ」など、様々なニーズが出てくる。これらのユーザーの生の声は、大量かつ雑多である。よって、これらを整理するのがフェーズ1である。例えば、デザインという指標一つをとっても、「カワイイ」のか「カッコイイ」のかといった違いがあるはずである。さらに言えば、「カッコイイ」とはどんな「形」「色」をさすのか、「町乗りでちょっとオシャレなイメージ」なのか、「スポーツカー」的であってよいのか、はたまた「近未来の機能」を連想しているのか、といったように、ユーザーには様々な「カッコイイ」のイメージがある。よって、これらのユーザーの感性の度合いを測定するのである。

ユーザーの感性を調査・測定した結果、全体に占める割合が高い感性は、商品需要がもっとも期待できるポイントであるといえるだろう。例えば、「町乗りでちょっとオシャレなカッコよさ」にニーズが集中しているとしよう、これは具体的なデザインや機能とはどのように関係しているのか。車体は流線型なのか、色はどうか、期待されている機能は何か、サイズはどうか、経済性はどうか、ブランド性は必要か、なんという既存車と最もイメージが近いのかなど、様々な特徴が考えられるはずである。これらの相関関係を分析するのが、フェーズ2である。

分析した結果、いくつかの興味深い相関関係があったとして、これらをデータベース化しておき、ビジネスインテリジェンスの諸元とする。これがフェーズ3である。例えば、1000万通りの事象を分析した結果、「丸みを帯びた小型車が最もイメージとして多い」というように、一つの強力なルールが発見されることがあるだろう。または、色へのニーズは千差万別だが、データを世代ごとに分けると、実は10代は赤、20代は白、30代は黒、40代はシルバー、50代は茶が多いといったように年代との相関関係が複数のルールのセットとして現れることもあるだろう。

これらのルールを新車の企画開発に応用するのがフェーズ4である。例えば、市場のどの世代にも一定の需要が見込める商品を企画開発のコンセプトとした場合、上記のルールはどのように活用できるであろうか。上記の「形」と「色」の感性的ニーズから考え得るのは、例えば、丸みを帯びた小型車を設計し、「赤」「白」「黒」「シルバー」「茶」の5種類展開で販売するといった戦略である。このような戦略によって、どの世代にも需要のある町乗り用の乗用車を販売し、一車種によって全ての世代から

ユーザーを獲得することが可能となる。

このように、商品開発のバックグラウンドに感性を利用してビジネスの成功を狙うのが、感性工学の活用例である。実際には、分析や評価の要所では、専用の分析ツールや、ルール DB と描画ツールなどを連係した感性評価システムを用いて、コンセプトの妥当性を評価していくことが最も多いであろう。日本で標準化された感性工学の手法は海外でも高く評価され、特にスウェーデン、イギリスといった欧州諸国とは、感性工学に関する共同研究が盛んに行われている。

なお、感性工学は上記のようなものづくり産業以外にも応用されている。例えば、感性脳科学といって、人間の脳と体の中で感性がどのように作用し、どのように行動に影響しているのかを考える分野がある。脳、感性、身体の関係性を調べることで、その成果が他の感性工学の分野に活かされて脳との通信デバイスや仮想現実といった新たな設備の開発や、関連システムやロボティクス分野への応用が期待されている。

また、素材産業の分野では、従来では、衣服などの素材開発の際に、伸縮性や剛性などの物理的な強度の改善を中心に品質の改良がなされてきたが、近年では、さわり心地、発色といった要素から人が感じるイメージを官能評価し、より人の感性にマッチする素材の開発が重要視されているため、このために感性工学を活用している。分かりやすい例では、寝具の素材に心の温かさやぬくもりを感じ取るといったことがあげられるが、こうした関係性について、寝具以外の様々な衣服についても感性的効果を持つ素材を作り出す試みに応用されている。

また、教育の分野においても感性工学は活用されている。従来の学問では、知性を育み全体としての底上げを行うことが教育の主目的であった。しかし、21世紀の激変する社会においては、画一的な知性のみではなく、自分で感じて考える力が求められている。こうした豊かさを身に付けるために、感性に対する自己の認識と、その表出の方法について学ぶことを感性教育という。感性教育は、子供だけでなく、現代人（大人）が抱えるコミュニケーション障害への対応としても重要な分野であり、低年齢者から高齢者まで幅広く活用が期待されている。

また、感性は、実社会環境下において知性を働かせ、技術を開発し、経済を動かす原動力となる。そうした社会経験の中で、他を吸収しながら研ぎ澄まされ豊かになった感性を持つ人々が集まって社会を作ることができれば、環境汚染や紛争・対立など、これからの社会問題に対して、柔軟な対応が可能になる。こうした社会のあり方を示す分野を「感性社会学」と呼んでいる。

中でも、コンピュータにおいて感性を取り扱うことによって、社会のあり方を豊か

にしようという流れが急速に進んでいる。これを感性情報処理と呼ぶ。現在は、インターネットの普及と、デバイスの高性能化によって、誰でもコンピュータを所持する時代である。感性情報処理の取り組みによって、それまで専門家の世界であったコンピュータシステムは多様な人々に開かれ、ひとりひとりの異なる考え方、嗜好、知識の違いなどがコンピュータによって取り扱われつつある。

1.2.4 感性情報処理

感性情報処理とは、我々の身の回りにある様々な感性を情報として捉え、コンピュータで取り扱うための技術の総称である。日常生活において、私たちは無意識的に感性を認識したり、何らかの形で表現する機会に囲まれている。とりわけ高度情報化社会においては、身の回りの感性を情報処理の対象とすることがビジネスやライフハックにおけるニーズとシーズになっている。

感性情報処理が注目されている背景としては、インターネットの普及により、専門家の領域であったコンピュータシステムがより広く多様な人々に開かれてきたことが挙げられる。以前の情報処理では、ひとりひとりの異なる考え方、嗜好、知識の違いなどは一切考慮されることはなかった。しかし、多種多様なユーザーの要求に応えるために、情報システムが私たちの感じ方の違いを取り扱うことができなければならなくなった。

感性情報処理に求められるニーズは大きく分けて二つの要素があると考えられる。まず、第一のニーズは、感性情報処理が、人が感性を効果的に発揮することを支援する仕組みとなることである。例えば音楽の分野では、これまで、電子回路や演算処理を組み込んだ様々な電子楽器や電子伴奏装置が開発されている。また、美術や放送の分野では、画像に特殊なフィルタリングを付与する描画ソフトウェアや、映像に視覚効果を付与する編集ソフトウェアが開発されている。これらの組み込みシステムやソフトウェアは、人間の感性的な行動を支援、実現するために開発されたものである。このような仕組みは、人間の感性を電子情報によって強化する作用を備える。よって、専門家が発揮する感性の伝達を飛躍的に向上することを可能とする他、専門家以外の人々（多くの場合が、芸術家や、音楽家を生業としているわけではない人々）が大掛かりな機材無しにビジュアル性の高い映像を制作したり、音楽を作曲、演奏、合奏したりできるようになる。インターネットの普及により、WEB上での作品の公開

や投稿が可能になったこともあって、こうした電子的な文化・芸術活動者の層は大きく拡大している。こうした市場の拡大に伴って、感性を強化する情報システム、ソフトウェアへのニーズはいっそう高まっている。

次に、第二のニーズは、システムが人間の感性をインプットとして理解すること、そして人間の感性にマッチした情報をアウトプットとして提供する仕組みとなることである。情報処理社会の発展とともに情報のマルチメディア化が大きく進んだことによって、情報システムの利用者そのものが大きく拡大している。これは、パソコン、携帯電話、スマートデバイスといった情報機器（ハードウェア）の普及や、EC サイト、電子コンテンツ、ナレッジキュレーションといった情報サービス（ソフトウェア）の普及を見れば明らかである。これらの情報化的進化は、情報システムを普遍的な存在に変え、その結果、直感的な情報機器の操作やコミュニケーションへのニーズを高めることになった。とくに、インターネットを通して情報として扱われるマルチメディア・コンテンツを主観的に評価し、ユーザーの好みどおりに取得することができる仕組みが望まれている。例えば、映像や音楽といったコンテンツを創作したり検索する際において、趣向のパターンを統計的にモデル化し、ユーザーの行動を感性的な側面から推定したり逆提案するといった試みが注目されている。人間の感性の構造を探り、そのモデルを工学的に実現することは、人間の感性をシミュレートすることを可能にする。感性をシミュレートすることによって、システムはユーザーの要求をより人間的に理解し、より人間的な提案を可能にするため、これらの仕組みが重要視されている。

こうしたニーズに対し、感性情報処理を実現するシーズにはさまざまなアプローチが存在する。多くの場合は、感性情報の種類、特徴を棚卸して整理する仕組みや、それらを定量的に扱う仕組みがコンピュータによって実現されている。感性情報は、多義的・非論理的であると同時に、局所的・個別的な側面を持つので、客観性や普遍性が重視された従来の工学では、データの扱いづらさにおいて課題感があったが、近年のコンピュータ技術では、そうした情報の“あいまい性”を統計的に整理したり、人間が感性情報処理を行う“過程”そのものをモデル化することによって課題解決を試みている。中でも、入出力関係を分析する統計的な手法や、脳内での情報処理メカニズムを探求する神経生理的な手法は研究が進んでいる。また、これらの手法に基づいて感性情報処理システムを実装する場合には、感覚の計測、趣向や個性への適応という工学的問題への工夫が様々なシーズとなって派生している。シーズの例として、下記のような代表的な感性情報処理のアプローチが存在する。

(a) 感性のあいまいさとファジィ理論

感性情報は、人間の心の揺らぎに影響を受ける情報であるため、非常にあいまいであることを述べた。例えば、「部屋が暑い（または寒い）」という感じ方は、その人の個性、また気分や体調状況によって異なるので、システムにおいて、「暑い = 25℃以上、適温 = 25～20℃、寒い = 20℃未満」などと一概に定義することは、感性情報を考慮しないことを意味してしまう。そこで、感性のあいまいさを考慮するためにファジィ理論を使用する。ファジィ理論では、あいまいな数値の範囲を、メンバシップ関数によって管理する。メンバシップ関数を使うと、「25℃は、暑いが0.5、普通が0.5」と言った表現が可能になり、あいまいさを表現できるようになる。ファジィ理論によって定量データ（システムで扱う値）と定性データ（人間の感性）を変換するという役割が実現される。定性データを数値的に扱えるようになることで、人間の感性をデータサイエンスとして扱いやすくなるのである。

(b) 感性の定量化と心理学的測定法

感性は、ユーザー自身の認識や表現を介さずに直接測定することは困難だといえる。なぜならば、感性情報は、人間の心的状態に近いものであり、五感で表現するまで観測できない主観的な情報だからである。こうした感性を客観的に測定可能にするために、心理学測定法という手法が考案されている。心理学測定法とは、ユーザー自身の認識や表現を一定の尺度で測定し、その結果から心的状態を明らかにするものである。例えば、健康診断は「身長」「体重」「視力」「聴力」「血液検査」など、測定に相応しいさまざまな尺度を用いて体を客観的に測定する。これと同様に、「喜び」「怒り」「悲しみ」「楽しみ」など、体と同じように心的状態を測定する様々な尺度が存在すると考えられる。心理学測定法では、これらの測定尺度を用いて心の状態を推定するものである。心理学測定法では喜怒哀楽のような基本的な心理状態のほかにも、「知能」「記憶」「感覚」「自尊心」「動機」「孤独」「愛着」「信頼」「攻撃」など、おおよそ心理学で扱う心理的価値観を測定することを可能とする。感性もまた、心理学の領域で扱われる価値観である。よって、感性の定量的理解のために、心理学測定法を利用することが効果的である。例えば、ユーザーから感性情報を取得するために、ユーザーの協力を得てヒアリングやアンケートを行ったり、生理情報、行動といった、心理状態の影響をダイレクトに受けやすい情報から分析

するといったことが考えられる。

代表的な手法としては、評定尺度法、一対比較法、SD法などがある。評定尺度法とは評定法の一つで、あらかじめ設定された明確な評価段階に従って、ある特定の事物や事象を判断させる方法である。その際用いられる段階的なカテゴリーを評定尺度といい、「よい、ややよい、普通、やや悪い、悪い」「甲、乙、丙、…」 「A、B、C、…」 「+3、+2、+1、…」 など5~9段階の等級によって、事象の状態を分類することで測定を行う。また、一対比較法とは、二つの事象を1対1で提示して比較させる方法である。事象の数が多いときは作業に時間がかかるが、好みや感覚の大小などを判断させることが容易であり、信頼度と妥当性が高い。また、SD法 (semantic differential scale method) とは、事象の状態測定の尺度に早い・遅い、明るい・暗い、重い・軽いなどの対立する形容詞の対を用いて、事象が与えるイメージを5段階あるいは7段階の尺度を用いて判定する方法である。

(c) 自然言語における感性情報処理

WEBページやブログ、メールなど、一般生活の中でやり取りされるデータのほとんどはフリーフォーマットであり、自然言語である。例えば、コールセンターやWebサイトなどに投稿される顧客の意見や感想、クレームなどの「生の声」がこれに相当する。自然言語はそのままでは定量的に扱うことが出来ないため、テキストマイニングなどによって定性的データから、定量的データに変換される。この際、自然言語に含まれる、人々の“感性”を抽出するのが、感性分析である。

例えば、ある商品について、大量の顧客の意見データをテキストマイニングした結果、「値段が高い」が6割、「値段が安い」が4割であるという結果を導いたとする。以前のテキストマイニングでは、「高い」「安い」といった表面的で二値の集合しか形成することができず、“なぜそう思うのか”、“高い(または安い)から、どう感じているのか”といった一歩踏み込んだ感性は分類の対象外であった。感性分析は、このような感性を、意見・願望・不満・後悔・要望といった分類で集合として表現することができる。例えば、「とても気に入っているが、それでも高いと感じている」という声は、「高い(意見)」、「高いのでもっと安くして欲しい」という声は、「高い(要望)」といったように、「高い」という声の裏に潜むユーザーの感性を分類することを可能とする。感

性分析の手法には、決定木分析、ロジスティック回帰分析、コレスポンデンス分析、ラフ集合分析などが応用されている。昨今ではソーシャルメディアの出現によって顧客のブログやつぶやき、コメントといった自然言語の収集が非常に簡単になったことから、マーケティング目的の感性分析ツールが以前に比べて高いニーズを持ち、よりポピュラーなものになってきている。

(d) 画像における感性情報処理

特徴的な絵画や美しい映画の映像から、人は「心が安らぐ」「感動する」といったような感性を持つように、人間にとって視覚情報は感性を最も直感的に理解しやすく、また、直接的に影響を受けやすい情報である。よって、画像や映像における感性情報処理は、感性の活用を目的とする観点において非常に直接的であり、様々な取り組みが行われてきている。

例えば、色彩情報などから対象画像の“印象”を分析し、「あたたかい」「やわらかい」といった形容詞による一括検索に応用するといったマルチメディア感性検索システムがある。システムは印象を表す言葉による検索（感性検索）を提供するだけでなく、それぞれの利用者の感じ方の違いを学習して、使っているうちに利用者好みの画像を検索結果として表示する機能を備えている。また、電子コミュニケーションへの応用分野では、人間の身体のはたらきを模したCGのエージェントがより“人間らしい”一挙一動をすることが重要である。そのような“人間らしさ”を特徴づける感性情報を定義し、外見や挙動といった設計にフィードバックすることによって、より“人間らしい”エージェントを作成することが試行されている。また、文字を書くときの癖の一つ一つや、プロが持つセンスを感性情報として抽出し、教育に活用する試みもある。これらは、例えば習字や絵画の文化価値の分析や、プロから教育を受けやすくするためのツールへの活用などが考えられている。

1.2.5 感性研究への注目

感性工学への関心とコンピュータ技術の発展に伴って、コンピュータで人間の感性に関する部分について表現することに注目が集まっている。コンピュータを活用した感性情報へのアプローチの例を以下に示す。

自己組織化アルゴリズムを用いたネクタイ・Yシャツ組み合わせコーディネートシステムの提案

人の受ける印象は色や形が大きく影響し、特に服装が与える印象は大きく、その人の印象にも影響する。星野ら [6] はこのことに着目し、ネクタイと Y シャツ画像をターゲットとした SD 法により、画像から受ける人間の感性を評価し、その結果を用いて因子分析法によりデザイン要素の解析を行っている。サーストーン対比較評価の結果を元に作成された SOM を作成しており (図 1.7 参照)、今後、解析結果から身につける人のイメージにあった組み合わせの服装を提示するシステムの構築が期待される。

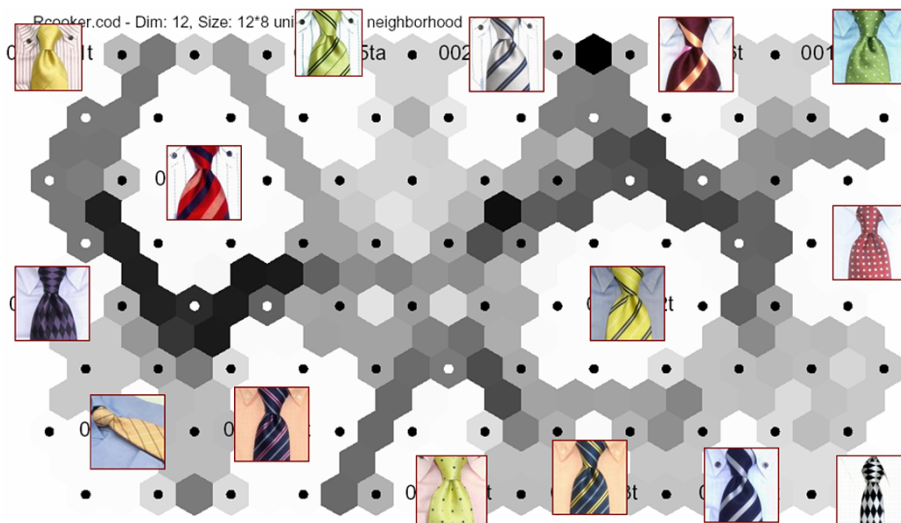


図 1.7 一対比較法の結果から作成された SOM

配色の統計値を用いた対話型進化計算による配色支援システム

配色は、特定の組合せにより意図した印象を伝達する効果があり、様々なコンテンツで利用される。しかしながら、その組合せ数は膨大であり、所望の配色を作成するには、色の知識や経験的なスキルを要する。石橋ら [7] は、この課題を解決するため、配色の統計値を用いた対話型進化計算手法（IEC）を導入した配色検索システムを提案している。彼らのシステムには、色相、彩度、明度および色差に基づく4種類の類似検索（SS）機能も導入されており、IECとSSを併用することで、膨大な配色データからユーザーの所望する配色を全体の印象に基づき検索することができる。同時に、配色変換機能を利用することで、簡単に好みの配色に変換されたイラスト画像を生成可能である。

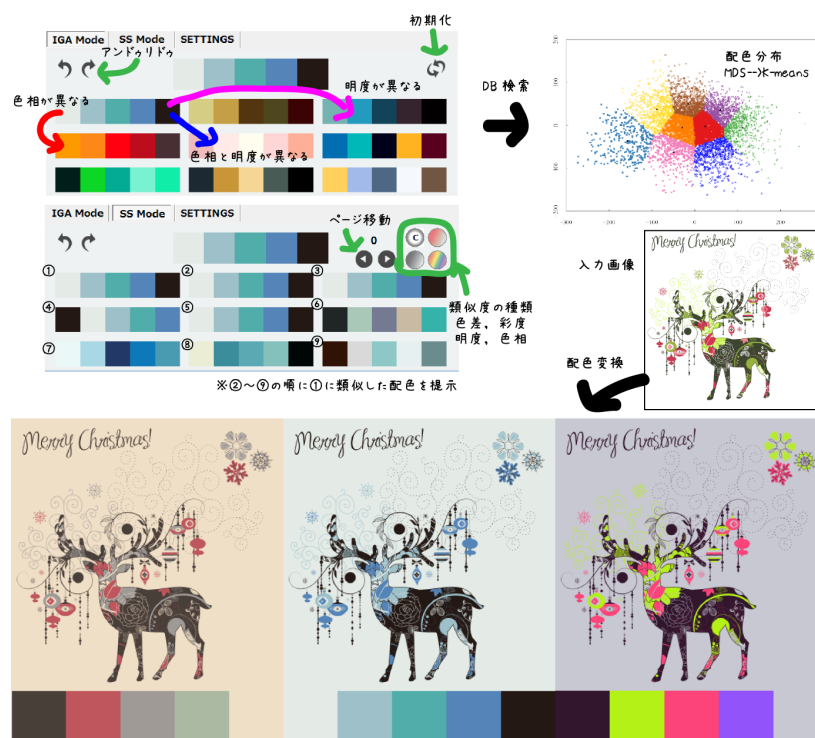


図 1.8 配色支援システムの概要

脳活動計測における CM 挿入タイミングが心的状態に及ぼす影響

人間は、多くの場合、視覚から認識する情報によって快・不快を感じ取り、認識するモノ・コトに対する心的評価を行っている。これは、サービスやコンテンツの場合においても同様である。長田ら [8] は、テレビ番組視聴時において山場に挿入される CM の不快感に着目し、これが視聴者の集中力を削ぐのではないかという悪影響が考えのもと、CM の挿入タイミングが心的状態に及ぼす影響について生理指標を用いて検証した。番組視聴時間内における NIRS による脳活動を中心に、心拍・呼吸・皮膚電導・瞬目の計測を行い、CM 挿入タイミングとそれに伴って引き起こされる視聴者の集中の高まりや不快などの感情の考察を行っている。これによって CM の適切な挿入タイミングを訴え、生理指標を用いたコンテンツの評価につなげていくことが期待される。

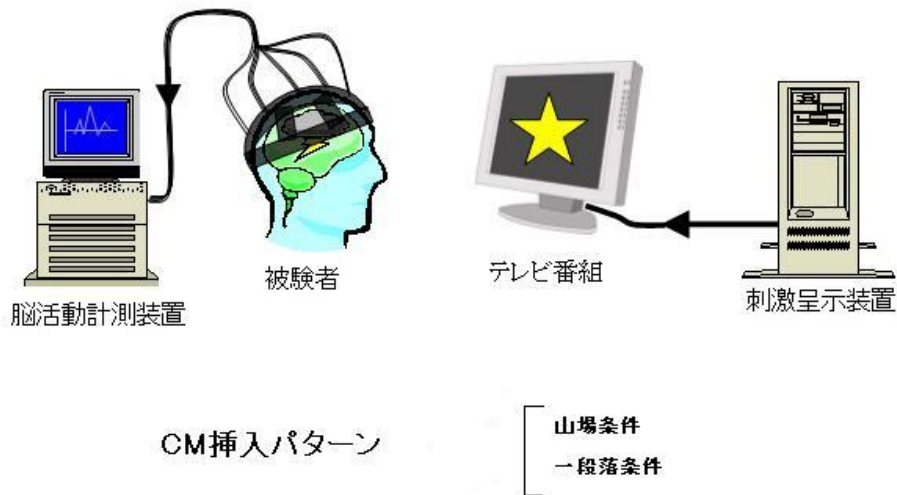


図 1.9 CM の挿入タイミングに関わる脳活動測定の概要

1.3 情報の可視化

1.3.1 可視化とは

人間が直接「見る」ことのできない現象・事象・関係性を「見る」ことのできるもの（画像・グラフ・図・表など）にすることを指して一般的に可視化という。視覚化・可視化情報化・視覚情報化ということもあり、英語の "visualization", "visualize" に相当し、そのままビジュアライゼーション、ビジュアルライゼーションと称されることもある。私たちの社会は情報で溢れ返っている。その中から必要な情報を取り出し、活用できる状態にすることが可視化の価値である。地図、カーナビの案内情報、電車の運行時間、各種サービスの看板、信号、渋滞情報、天気といったように、少し考えただけでも、私たちの社会は可視化された情報の集合で成り立っている。

可視化の起源は18世紀まで遡る。1849年、Dr. ジョン・スノーがコレラの伝搬形式を解析するために、井戸とコレラ患者の発生した位置のプロット図（図1.10）を作成した。スノーは、図にプロットされたコレラによる死者（黒点）の分布から規則



図 1.10 ジョン・スノーの調査結果

的なパターンが読み取り，コレラの原因が街の中央にある手押し井戸 (Pump) であると発見した。1883年にロベルト・コッホがコレラ菌を発見する30年前のことである。感染に関わる情報を地図上に可視化して統計をとり，感染源を見つけ出したのであった。

また，技術としての可視化には，数々の方法論が存在する。等値線表示・ベクトル表示・グラフ表示などの基本的な表示法の応用展開や，フローチャート，ツリー図，ベン図，ボリュームレンダリングなどの，可視化される対象に依存する，あるいは対象に適した可視化手法の提案手法がある。また，解析手法としては，例えば，主成分分析・多次元尺度構成法・自己組織化写像などは人間が直接「見る」ことのできない高次元空間上に分布しているデータを「見る」ことのできる2次元空間 (= 平面) 上に写像する可視化手法の例である。以下に可視化手法の例を示す。

(a) フローチャート

フローチャート [9] は流れ図または流れ作業図のことである。作業の各ステップを様々な形の箱で表現して，それらの間を実線または矢印で繋いで流れを表すことで，作業全体のアルゴリズムやプロセスを表現することができる。フローチャートの利点は，表現したい領域を分割した知識の繋がりとすることによって，与えられた問題を分割して可視化することができるようになることである。よって，フローチャートを用いることで，問題を段階的解決へと導くことができる。

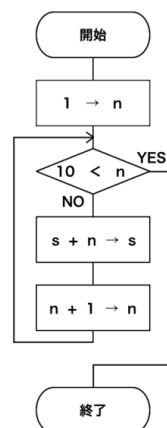


図 1.11 s に 1 から 10 までの数字を足しこむ処理のフローチャート

(b) ツリー図

ツリー図 [10] とは，階層構造にある情報を表現するための構造である．ツリーを構成するノードが階層的に繋がり，条件の組み合わせを階層的に表現することができる．各階層は，根，あるいは枝や葉のように分かれているので，選択のトレードオフを表現したり，連続した選択とその結果について一連の関係性を可視化するのに適している．ツリー図はその構造から，ツリー (tree(木)) 構造とも呼ばれる．

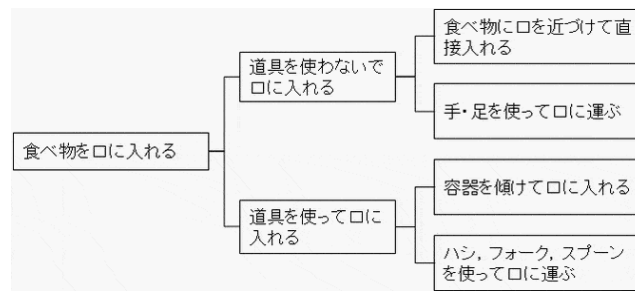


図 1.12 食べ物を口に入れる手段のツリー図

(c) ベン図

ベン図 [11] とは，複数の集合の関係や，集合の範囲を視覚的に図式化したものである．各集合をひとつの閉曲線（例えば円）の内部で表し，相関関係をその閉曲線の交わり方によって表す．円の領域が重複している部分は各集合の双方の特徴を持ち合わせる対象が存在することを示している．ベン図の集合は一般的には円や楕円で表現され，描画する図形の大きさを変化させて，各集合の

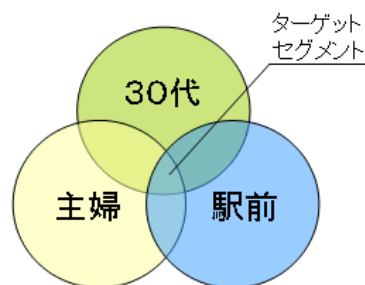


図 1.13 顧客（ターゲットセグメント）のベン図

量の違いをイメージさせる場合もある。また、斜線で表現された領域には元が存在しないことを示す場合が多い。

(d) ボリュームレンダリング

空間に分布する濃度や密度を、ボリュームデータとして肉付けし、全体像を描画する方法をボリュームレンダリング [12] と呼ぶ。ボリュームレンダリングは、主に X 線 CT 画像から得られるボリュームデータを元に行われるため、その需要は、医療分野の人体モデルや製造分野の構造シミュレーションなどに多く秀でている。ボリュームレンダリングの特徴は、三次元画像再構成時に、物体の表面だけでなく、内部情報も反映してレンダリングを行えることである。物体の表面だけを情報化するポリゴンレンダリングと異なり、物体の見えている部分（外から見た表面的な情報）だけでなく、物体の見えていない部分（人体や材質の内部構造などの情報）を可視化することが出来る。

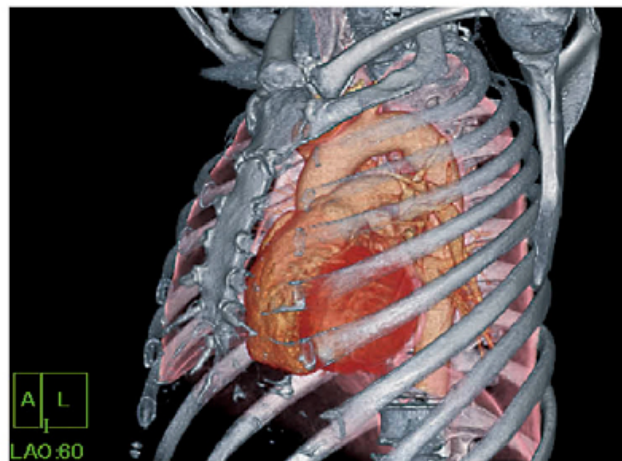


図 1.14 人体構造のボリュームレンダリング

(e) 主成分分析

主成分分析は、直交回転を用いて変数の間に相関がある元の観測値を、相関の無い「主成分」とよばれる値に変換する数学的な手法である。主成分は、分散共分散行列（あるいは相関係数行列）に対する固有値の分解によって取得する。または、分散共分散行列（あるいは相関係数行列）に対応する偏差行列（あるいは相関係数行列なら標準化行列）における特異値の分解によって取得する。

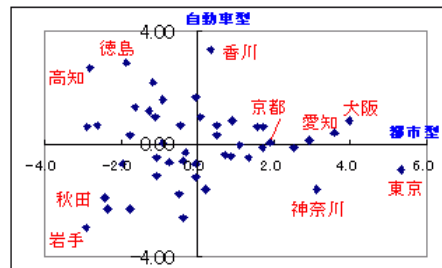


図 1.15 主成分分析の例

主成分分析の結果は、元の観測値に対応する主成分得点（変換後の値）と、主成分得点に対する変数の重みである主成分負荷量として取得される。また、上記の状況を可視化した主成分プロット、または、2つの図を重ねあわせたバイプロットによって結果を可視化する。

例えば、図 1.15[13] では総務省の「都道府県別の生活指数」の統計を基準化して各都道府県の暮らしやすさを 2次元にまとめている。分析によって、二つの主成分「都市型」「自動車型」が命名され、各県の特徴が可視化されている。

(f) 多次元尺度構成法

多次元尺度構成法は多変量解析手法の一種である。主成分分析と同様に、対象の関係性を低次元空間にマッピングする。多次元尺度構成法では、特徴が似

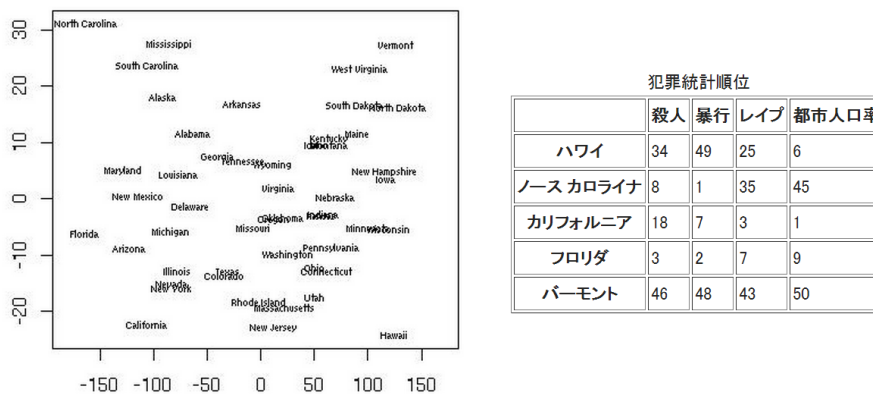


図 1.16 多次元尺度構成法の例

ている対象は近くに配置され、特徴が異なる対象ほど遠くに配置される。図 1.16[14] は、1973 年のアメリカ 50 州の人口 10 万人あたりの「殺人」「暴行」「レイプの犯罪数」「都市人口率」の 4 つの要素から、対象の類似度を二次元空間に配置した例である。図 1.16 (左) を見ると、ハワイ (右下) とノースカロライナ (左上) が対照的な関係にあること、また、カリフォルニアやフロリダ (左下) とバーモント (右上) が対照的な関係にあることが分かる。図 1.16 (右) は、これらの州が上記の 4 つの要素において何位かを示したものである。図 1.16 (左) において左側に位置するノースカロライナ、フロリダが、図 1.16 (右) における「暴行」で 1, 2 位であるのに対し、右側に位置するバーモント、ハワイが 48, 49 位であることから、図 1.16 (左) の横軸は「暴行」であることが分かる。一方、図 1.16 (左) において上側に位置するノースカロライナ、バーモントは、図 1.16 (右) における「都市人口率」で 45, 50 位であるのに対し、下側に位置するカリフォルニア、ハワイは都市人口率が 1 位、6 位であることから、図 1.16 (左) の縦軸は「都市人口率」であることが分かる。これらから、上記 4 つの要素では「暴行」及び「都市人口率」が重要な観点であることや、都市人口率が高いからと言って必ずしも暴行が多いわけではないことを発見できる。

(g) 自己組織化写像

自己組織化写像は人工ニューラルネットワークの一種であり、大脳皮質の視覚野をモデル化したものである。自己組織化写像はコホネンによって提案されたモデルであり、教師なし学習によって、入力データを任意の次元へ写像することができる。主に 1~3 次元への写像に用いられ、多次元のデータの可視化が可能である。出力となる空間をマップ、競合層、もしくは出力層と呼ぶ。出力層に対して入力データの空間を入力層と呼ぶこともある。自己組織化写像は複数の人工ニューロンが接続された構造である。

例えば、図 1.17[15] はある一定の期間の内に発売されたノートパソコンを対象に、CPU スピード、ハードディスクドライブ容量、メモリ容量、重量、バッテリー時間、価格、光学ドライブの種類、フロッピーディスクドライブの有無、ディスプレイサイズを入力して、2 次元のマップを出力した結果である。図中の文字はパソコンの製品番号であり、各製品を特徴ごとに 5 つの集まり (クラスター) に分けている。

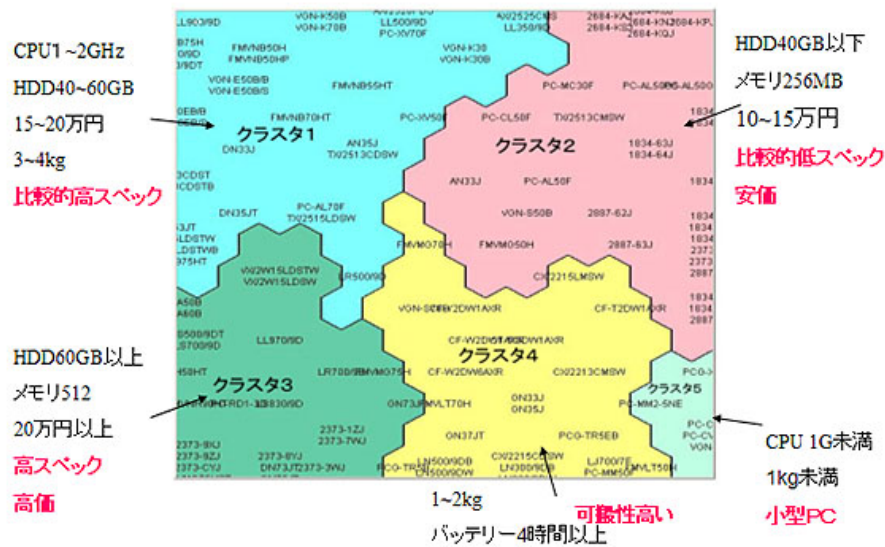


図 1.17 自己組織化写像の例

1.3.2 コンピュータと情報可視化

1945年のデジタル計算機 ENIAC 登場，1963年のスケッチパッドシステムによるコンピュータグラフィックスの誕生を経て，1987年，コンピュータの活用分野で可視化 (Visualization) という言葉が確立される。従来，可視化は情報科学において一般的に使われる用語であった。それはおおよそ流体力学，高分子化学といった分野において，実験データやシミュレーションによる科学技術計算の結果を画面に表示し，専門化が分析するための技術を指しており，これを科学的可視化 (Scientific Visualization)[16] といった。科学的可視化は，膨大な量の科学的データを高速に処理するためにスーパーコンピュータが用いられ，コンピュータグラフィックス (CG) を用いて表示するものであった。

これに対し近年，高度なグラフィックス機能を持つ低価格かつ高性能なコンピュータが普及した結果，単なる科学的データの解析・表示に留まらず，計算機ユーザーインターフェース，情報検索，ソフトウェア開発といった様々な分野における情報との対話手段としてコンピュータグラフィックスが利用されるようになった。私たちのより身近なデータ（例えば，テキストデータ，ファイル階層，Web のリンク関係，株

式データなど)を、一般の人々がコンピュータグラフィックスを用いて扱うようになった。Xerox PARC (Palo Alto Research Center) の Stuart K. Card ら [17] は、Scientific Visualization に対してこれを Information Visualization (情報可視化) と呼んだ。以下、本章で扱う可視化とは、情報可視化のことを指す。

情報可視化の目的は、情報を抽象化する能力や親しみやすさといった図の特徴を利用し、情報に対する人間の理解をより早くより深くすることである。しかし、情報は形も色も持たないため、その表示形態には高い柔軟性があり、表示の仕方によっては逆効果なこともある。ビットマップディスプレイとマウスを装備したワークステーションの開発に端を発する情報可視化は、これまでに開発された様々なシステムでの経験を基に、より効果的な視覚化を目指している。スマートデバイスやウェアラブルデバイスが登場して新しい可視化技術が模索されている現在では、コンピュータによる情報の可視化が私たちの生活の中で当然の仕組みとなりつつある。このことから、コンピュータの技術と可視化技術は今後も密接な関係を持ち続けるといえよう。これらを踏まえ、次節では、情報可視化研究の例を示す。

1.3.3 情報可視化感性研究への注目

以下では、情報可視化研究の例を示す。

地図型アニメーションインターフェイスにおけるキーワードの価値変化の検出

砂山ら [18] は、地図型アニメーションインターフェイスにおいて、観点の変化に伴って価値が変わるキーワードの検出と解釈を支援する手法を提案している。著者らは、Web における検索ヒット数を用いて、キーワード間の関係を抽出することに着目した。キーワード間の関係は観点の数だけ存在し、観点による関係の違いを理解すること、特に他のキーワードとの関係が大きく変化するキーワードを見つけることを重要視している。砂山らの手法は、観点の変化による関係の変化をアニメーションで表現する際に、価値(他のキーワードとの関係の強さ)が大きく変化するキーワードに印付けして着目を促す(図 1.18 参照)。ユーザーは提示される着目点を利用することで、単に図を眺めたり、比較しているだけでは見落とされる可能性のある重要なキー

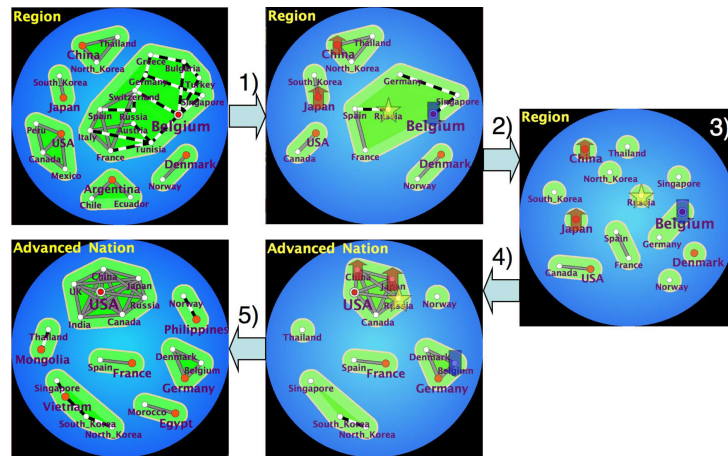


図 1.18 砂山らの提案する地図比較アニメーションインターフェース

ワードに対して、その解釈のきっかけを得ることが可能となる。彼らの提案する印付け手法は、印の有無と位置による効果を確認する実験から、関係の違いを理解することの支援に有効であることが確認されている。

可視化表現共有型掲示板システムによる地域防犯活動議論支援

高間ら [19] は、児童による地域安全マップの作成から、地域安全マップを可視化表現として保護者などと共有し、オンラインで防犯活動に関する議論を行うまでの一連



図 1.19 高間らの提案する可視化表現共有型掲示板システム

の地域防犯システムを包括的に支援可能なシステムを提案している。著者らは、児童が作成した地域安全マップを題材としてオンラインで行われる、防犯活動に関する議論を支援するために、可視化表現共有型掲示板システムのコンセプトを採用している(図 1.19 参照)。このシステムでは、タスク志向の議論の支援を目的として、可視化表現中の着目部分に注釈(グラフィカルアノテーション)を付与してメッセージ中で引用する機能、議論のコンテキストを把握する機能、議論対象とするアノテーションを効率的に検索する機能を備えている。

地震データ解析のための震源地点分布の可視化表示に関する研究

日本は地震大国である。東海地震や南海地震などの大型地震が近い将来発生するとの予測もあり、地震防災への関心が高まっている。地震現象のメカニズムの解明やシミュレーションには、過去の地震データ、地殻変動データ、地下構造に関するデータなど多種のデータを用いる必要があるが、その量は膨大である。そのため、大規模・多変量データの可視化技術や解析支援のための技術が必要とされている。これに対し、宮崎ら [20] は、地震データ解析のための震源地点分布の可視化表示に関する研究を行っている。宮崎らの研究では特に、地震に関する各種データの、専門家による解析を目的とした可視化表示システムの開発にフォーカスを置いており、地震防災だけでなく都市計画の専門家とも連携して、地震被害の予測システムの開発を進めている。

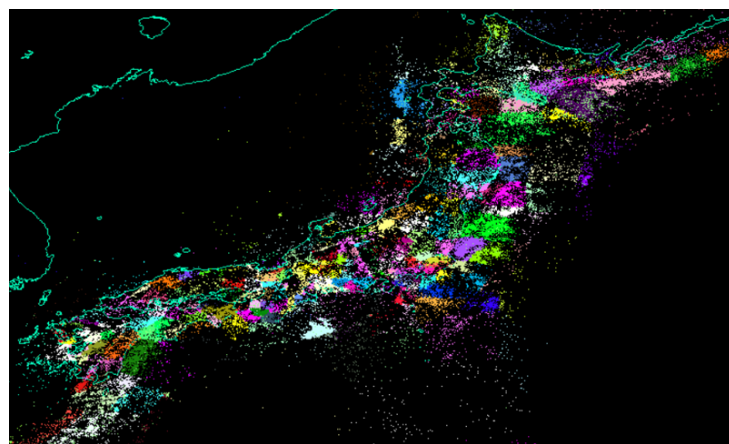


図 1.20 地震データ解析のための震源分布の 3D 表示システム

1.4 データマイニング

1.4.1 データ・マイニングとは

ハードウェア技術で見られる進歩によって、今日のコンピュータシステムには非常に多量のデータを保存できるようになり、かつては考えることのできなかった大量のデータを同時に処理し続けている。しかしながら、こうした現状は、我々が人間の処理能力の限界を自覚する要因ともなった。とりわけ、それらの大量のデータの中に隠されている貴重な情報を見つけ出すのは厄介な問題であり、膨大な量のデータをすべて調査して分析するという作業は今日では非常に困難になっていると言える。

データマイニングとは、そのような大量データの山の中から、その中に潜む項目間の相関関係やパターンなどを見つけ出し、新たな知識として有効活用する技術の総称である。このため、通常のデータの扱い方からは想像が及びにくい、ヒューリスティック（＝発見的）な知識獲得を目的とすることが多い。

例えば、データマイニングを説明する例として「ビールとおむつ」という有名な事例がある。米国の大手スーパーマーケット・チェーン「Oscos Drug」では、販売データを分析した結果、「顧客はビールとおむつを一緒に買う傾向があることがわかった」という事例である。調査の結果、子供のいる家庭では母親はかさばる紙おむつを買うよう父親に頼み、店に来た父親はついでに缶ビールを購入していたのである。そこで、この2つを並べて陳列したところ、売り上げが上昇した。データマイニングの重要性が伝わる、とてもわかりやすい例である。Oscos Drugの「ビールとおむつ」の例に限らず、「過去のデータからパターンやルールを見つけ出してそれを有効に活用する」ということ自体はもともと昔から行われてきていることである。例えば、日本のことわざにある「風が吹けば桶屋が儲かる」というのも、過去の販売実績から売上に貢献するルールを見つけ出した一例と考えることが出来るだろう。しかし桶屋の時代において彼らは経験的に、かつ感覚的にこの事に気づいたに過ぎない。

顧客規模が肥大化した現代でこれらがデータマイニングとして発展するに至った背景には、大量のデータ蓄積が可能となったことが直接的に関係している。1990年以降、データ量が爆発的に増加したと共に、SQLやデータウェアハウスといった要素技術がビジネスのバックグラウンドでも活用されるようになった。これにより、効果

的なビジネスルールの発見のためデータマイニングの概念が顕在化し、統計解析の手法や人工知能分野での検索技術等が応用されるようになったのである。実際に、現在においてもコンピュータによるデータマイニングでは以下のようなマーケティング効果が上げられる。

一つ目は、例えば、企業のダイレクトメールのレスポンス率を上げるためにデータマイニングを活用するという例がある。DBには過去に送ったダイレクトメールについて、レスポンスのあった顧客レコードが何万件も登録されている。これらの実績と、顧客レコードに含まれる顧客自身の属性データ（性別、年齢、年収など）から、よりレスポンス率の高い顧客属性の組み合わせを見つけ出す。レスポンス率を上げる施策によって、無駄にごみ箱に捨てられてしまうダイレクトメール数を減らし、より少ないコストで的確に集客し、より多くの収穫を得る機会を得ることができる。

上記に似ている例として、顧客が次に買いそうなものを探し出すためにデータマイニングを活用するという例がある。ECショップで購入された商品の購入履歴データと、その際の購入者の属性情報から、その人が次にどのような商品に興味を持つかを分析する。分析結果は、次にユーザーがECショップにログインしたときの商品表示に活用されたり、前述のダイレクトメールにおける“おすすめ”枠の掲載に反映される。次に購入する確率の高い類似商品に絞って案内を行うことで、顧客は商品へのニーズを自覚したり、あるいはそのような案内の便利さに付加価値を感じてリピーターとなる。リピーターの増加は、売上増加の要素となる。

企業にとって、売上増加のためにはコンテンツの価格設定もまた重要な要素である。コンテンツが高すぎれば顧客の興味を引き付けることは出来ず、逆に安すぎれば薄利になってしまうからである。例えば、不動産のように、市場全体の価格幅があまりにも大きすぎてコンテンツの価格を決めるのが容易ではない場合においては、広さ、駅までの距離などの各種条件から不動産の適正価格を査定するためにデータマイニングを活用することがある。ある地域において、広さや駅までの距離、学校までの距離、何階建ての何回、方向などの各種条件とマンションの価格データのデータマイニングを行い、その中からルールを見つけ出しておくことにより、新しいマンションの適正価格決定の諸元情報とする。これにより、ビジネス上のプランの誤りを最小限に抑えることができる。

このように、データマイニングは企業活動の中でさまざまに利用されている。上記では、主に商品（プロダクト）の販売のための施策として例をあげたが、この他にも、サービスプランニングのための傾向分析や、社内システムの再開発における重要要求

の洗い出しといった目的にも利用されている。

1.4.2 データマイニング技法

データマイニングは、コンピュータで大量のデータに網羅的に適用するという発想から、データベースへの問い合わせを想定して作られている。多くのデータベースがテキストデータから成るレコードの集合であることに加え、インターネットの普及と自然言語処理技術の発展によって、現在では特にテキストを対象とするものをテキストマイニング、そのなかでもウェブページを対象にしたものをウェブマイニングと呼んでいる。以下に、代表的なデータマイニングの技法を示す。

(a) 頻出パターンマイニング

データ集合の中から、高頻度で発生する特徴的なパターンを探し出し、全て列挙する方法である。この際、パターンの特徴として相関ルールがあるものを抽出対象とする。相関ルールとは、 X という条件が満たされる場合には、同時に Y という条件が満たされるというルールである。頻繁に同時に生起する事象の組み合わせというのは、それ自体が価値のある知識と成り得る。実際には事前に観測したビッグデータをデータベースに蓄積させておき、大量の事象データから、一定のアルゴリズムに従って相関ルールのあるものを頻出パターンとして抽出する。活用例としては、POS や E コマースの取引ログに含まれる購買履歴を利用したバスケット解析が著名である。前述した「ビールとおむつ」の例がこれに相当する。

(b) クラス分類

クラス分類は、与えられたデータに対応するカテゴリについて、より正確に再現するモデルを作成する方法である。各データが、事前に定めたカテゴリのいずれかに分類されるように、教師あり学習によって分類規則を学習する。クラス分類をする手法は、方程式型手法、ルール型手法、確率型手法、マッチング型手法などさまざまなものが存在するが、どの手法においても、まず予め正解例（教師情報）が提示されていなければならない。これによって、後で正解例が提示されない場合でも、他の属性（説明変数）によって正解の分類を再現

できるようなモデルを作成するのである。例えば、薬品の化合物のデータからその化合物に薬効がある・ないといったカテゴリへの分類を行うといった活用の仕方がある。具体的なモデルの作成手法としては下記のようなものがある。

(1) 線形判別分析

最も古くに考案された基本的な手法である。発明者の R・A・フィッシャー [21] の名前からとってフィッシャー判別分析とも呼ばれる。線形判別分析は、さまざまなクラスが異なるガウス分布に基づいてデータを生成することを前提にしており、分類モデルを作成するために、近似関数でクラスごとのガウス分布のパラメーターを推定する。また、学習されたモデルが最小の誤判別コストをもつクラスを検出することによって、新しいデータのクラスを予測する。

(2) 決定木学習

決定木学習とは、データの分類過程をツリー構造で表現する手法のことである。教師データを元に、ツリー構造による分類モデルを生成し、新たなデータをモデルに当てはめることで、それに対する結果を予測することができるようになる。教師データが不完全な場合でも対応でき、矛盾のない一貫した決定木を見つけるためのアルゴリズムが、大量の教師データを処理することに対して効率的である。しかし、同じ分類結果であっても分類の順序によってはモデルの構造が肥大化するため、最小の決定木（ノードや葉の数、深さ）を見つけることの NP 困難性も課題となる。

(3) ベイジアンネットワーク

ベイジアンネットワークは、因果関係を確率により記述するグラフィカルモデルの 1 つで、複雑な因果関係の推論を有向グラフ構造により表すとともに、個々の変数の関係を条件つき確率で表す確率推論のモデルである。因果的な特徴を有向グラフ（矢印を用いたリンク）によるネットワークとして表し、その上で確率推論を行うことで、複雑でかつ不確実な事象の起こりやすさやその可能性を予測することができる。教師情報を元に起こりうる確率をそれぞれの場合について求め、それらを起こる経路に従って計算することで、複雑な経路を伴った因果関係の発生確率を定量的に表

すことが可能とする。ただし、ベイジアンネットワークが扱うことができる経路は非循環有向グラフのみで、循環するような経路は扱うことが出来ない。

(4) サポートベクターマシン

サポートベクターマシンは、教師あり学習を用いる識別手法の一つである。線形入力素子を利用して2クラスのパターン識別モデルを構成することができる。また、学習サンプルから、各データ点との距離が最大となるマージン最大化超平面を求めるという基準で線形入力素子のパラメータを学習する。このため、未学習データに対して高い識別性能を発揮する。初期のサポートベクターマシンは線形分類器にのみ適用するものであった。V. N. Vapnik らによって、カーネルトリックによりパターンを有限もしくは無限次元の特徴空間へ写像し、特徴空間上で線形分離を行う手法が提案された。これにより、非線形分類問題にも優れた性能を発揮する手法となった。

(c) 回帰分析

回帰分析は、目的変数と連続尺度の説明変数の間に式を当てはめ、目的変数が説明変数によってどれくらい説明できるのかを定量的に分析する手法のことである。すなわち、独立変数と従属変数の間の関係を表す式を統計的手法によって推計する。目的変数とは、説明したい変数（注目している変数）を指し、説明変数とは、これを説明するために用いられる変数のことをいう。例えば、経済全体の消費（C）を国民所得（Y）で説明する消費関数が $C=a+cY$ という形で表されるとする。この例では、消費が目的変数、国民所得が説明変数に対応する。説明変数が1つならば単回帰分析、2つ以上ならば重回帰分析と呼ぶことがある。普通用いられる方法は上式のような1次式モデルを用いる線形回帰であるが、ロジスティック回帰など非線形回帰の方法もある。活用例としては、例えば、曜日、降水確率、今日の売上げなどのデータを元に、明日の売上げという実数値データを予測するといった活用例がある。

(d) クラスタリング

クラスタリングとは、潜在する「集まり」を発見するためにビッグデータをク

クラスと呼ばれるグループを形成することを言う。クラス分類と違い、通常の方法によって得ることが困難な「分類」そのものを探し出すことを目的としている。このため、大量に存在している対象データをお互いに比較させ、その類似性（あるいは非類似性）によって、それらがどのような集まりを形成しているかを検出している。例えば、Web の閲覧パターンのデータから類似したものをまとめることで、閲覧の傾向が同じ利用者のグループを発見するといった活用例がある。代表的な学習手法としては、下記の例がある。

(1) 階層的クラスタリング

階層的クラスタリングとは、データを階層的に表現し、最も類似する（あるいは最も類似しない）データから順にクラスターにまとめる手法である。最短距離法、最長距離法、群平均法、などが代表的である。個々のクラスターの作成は繰り返して行われ、データの集合が一つのクラスターとなるまで繰り返し処理を行う。よって、最終的には一つのツリー状（階層構造）のデンドログラムが作成される。

階層型クラスタリングの分野だけでも、様々なクラスター間距離（類似度）の測定方法がある。例えば、最近隣法 (nearest neighbor method) (最短距離法, 単連結法 (single linkage) 法とも呼ばれる。) は、2つのクラスターのそれぞれの中から1個ずつ個体を選んで個体間の距離を求め、それらの中で、最も近い個体間の距離をこの2つのクラスター間の距離とする方法である。

最近隣法とは逆に、最遠隣法 (furthest neighbor method) (最遠距離法, 完全連結 (complete linkage) 法とも呼ばれる。) は、2つのクラスターの中のそれぞれの中から1個ずつ個体を選んで個体間の距離を求め、それらの中で、最も遠い個体間の距離をこの2つのクラスター間の距離とする方法である。

さらに、群平均法 (group average method) は、最近隣法と最遠隣法を折衷した方法で、2つのクラスターのそれぞれの中から1個ずつ個体を選んで個体間の距離を求め、それらの距離の平均値を2つのクラスター間の距離とする手法である。

他にも、クラスターのそれぞれの重心（例えば、平均ベクトル）を求め、その重心間の距離をクラスター間の距離とする重心法 (centroid

method), 2つのクラスターの重心の間の重み付きの距離を求めるとき, 重みを等しくして求めた距離の値を2つのクラスター間の距離とするメディアン法 (median method), 2つのクラスターを融合した際に, 群内の分散と群間の分散の比を最大化する基準でクラスターを形成していくウォード法 (Ward's method) などがある.

(2) 非階的クラスタリング

階層的クラスター法は, 個体数が多いと計算量が膨大になり大量のデータ解析には向いていないという問題がある. よって, 大規模のデータセットのクラスター分析には, 非階層的クラスタリングの手法が多用されている. 非階層的クラスター法の代表的な方法としては k 平均 (k-means) 法がある. k 平均法も幾つかの方法が提案されているが, その大まかな流れは, 最初に作成した仮のクラスタを元に, 与えるデータを増やしながら再帰的にクラスターを作成し, 品質を高めていくところに特徴がある. このクラスタ作成の流れを以下に説明する.

1. k 個の初期クラスターの中心 (seeds) を何らかの方法で与える.
2. すべてのデータと k 個のクラスター中心との距離を求め, 最も近いクラスターに分類する.
3. 新たに形成されたクラスターの中心を求める.
4. クラスターの中心がすべて前の段階の結果と同じになる, あるいは事前に指定している繰り返しの回数に達するまで「2」「3」を繰り返す.

中心点を決めるにあたっては, k-means 法においては中心点とデータ間のエラーが最小になるように中心点とデータの分割を決めている.

(e) ビジュアル・データマイニング

データマイニング技術は知識整理・発見法の 1 つであるが, コンピュータにマイニング結果を提示されても, どうしてそうなったのか理解することが難しく, またマイニング結果が意味のないものであることはしばしばあり得ることである.

こうした流れに対し, 情報を可視化することにより, データマイニングの過程において, 人間が直接入り込む余地を作ることができる. 今日のコンピュータの莫大な記憶容量と高速な計算能力に, 人間の持つ柔軟性, 創造性, 常識,

推論能力、直感能力、また、視覚的認知能力を組み合わせることにより、それまで発見できなかったものを発見できる可能性が生まれる。このように、データ探索プロセスに人間の能力を結合することを目的とし、今日のコンピュータシステムで利用可能な大きなデータ集合にその知覚性能を適用することをビジュアル・データマイニング [22, 23] と呼ぶ。ビジュアル・データマイニングのテクニックは、探索を目的としたデータ分析において高い価値があると判明しており、またそれらは大容量データベースの調査に関して高い効果を発揮する。

ビジュアル・データマイニングは、データに対してあまり知識がなく、マイニングのゴールがあいまいな時、よりその効果を発揮する。人間とコンピュータが試行錯誤を繰り返しながらマイニングできるためである。また、そのマイニング結果は、人間が可視化結果を見て得られたものであり、直感的に理解できるものとなる。

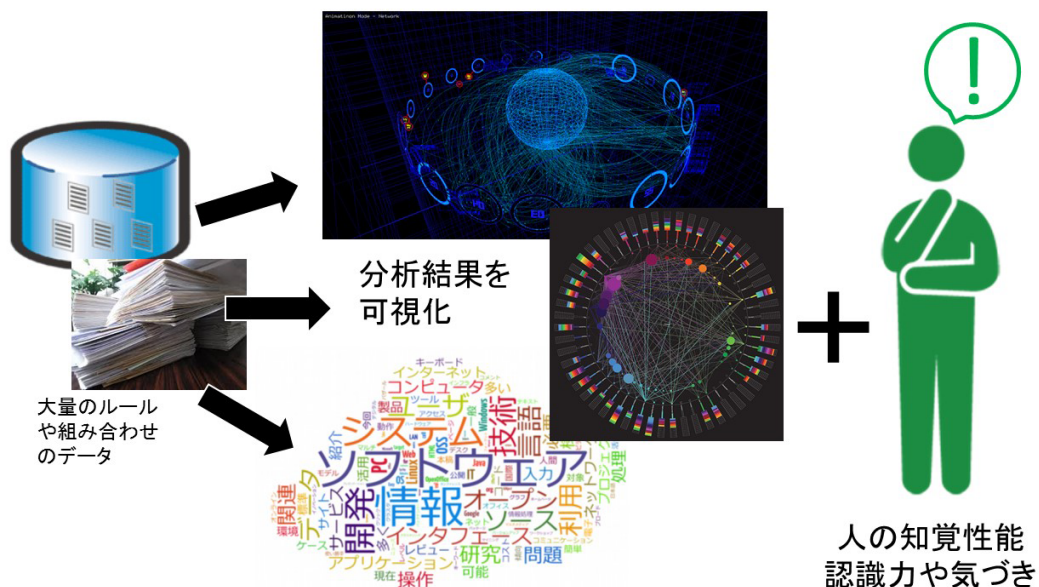


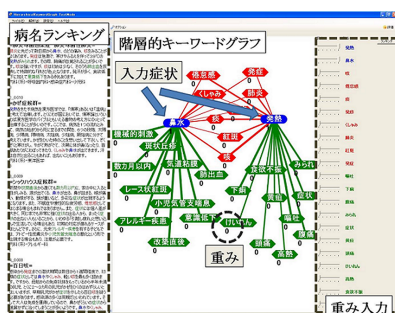
図 1.21 ビジュアル・データマイニングの考え方

1.4.3 データマイニング研究への注目

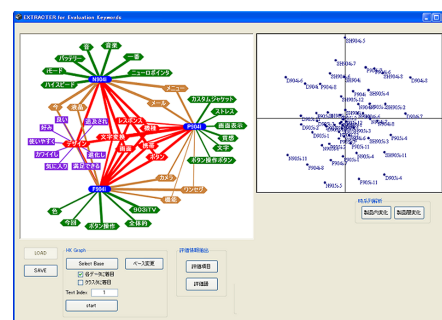
データマイニング研究の例について以下に示す。

階層的キーワードグラフ (HK Graph) によるテキストマイニング支援

古橋, 吉川ら [24] は, 膨大な文章データからの知識獲得を支援するためのテキストマイニング手法として HK Graph を提案している. HKGraph は, テキストデータと, その他の属性情報などを組み合わせ, 語句の関係性を表す階層的なキーワードグラフを作成することが可能な手法である. 作成されたキーワードグラフを用いることにより, 膨大なテキストデータから語句同士の関係や傾向などを抽出し, そこから仮説の発見・検証を行うことが可能である. HKGraph は, 属性情報と文章情報を持つデータであれば, どのデータに対してでも適用可能な柔軟性を持つ. その一例として, 病名検索支援システム [25] では, ユーザーへ発想支援するために, 入力された症状に対して関連する症状をグラフ構造に呈示する (図 1.22 (a) 参照). まず症状に関する文章中から症状に関する語句の抽出を行い, さらに語句間の関係を HK Graph を用いて呈示する. 呈示されたグラフに対して, ユーザーが操作することでインタラクティブに病名の検索を行うことができるシステムとなっている.



(a) 病名検索支援システム



(b) ユーザーレビュー解析支援システム

図 1.22 古橋らの提案する HK Graph の応用例

また、ユーザーレビュー解析支援システム [26] では、入力された製品に対してその製品に関連するレビューから抽出された評価情報をグラフ構造に提示する (図 1.22 (b) 参照). まず製品に関するレビュー中からその製品の評価を表す語句の抽出を行い、さらに抽出した評価語句の関係を HK Graph を用いて提示する. 提示したグラフに対して、ユーザーが操作することでインタラクティブに製品の評価情報の検索を行うことができるシステムとなっている.

レポートの課題との関連度と意見文抽出による情報量評価

近年、パーソナルコンピュータの一般生活への浸透に伴って、レポートが電子化される機会が増えている. 砂山ら [27] はこの点に着目し、これらのレポートの評価に要する負荷の軽減を目的として、レポートを視覚的に二次元インターフェース上に配置して提示するレポートの情報量評価支援システムを提案している. 著者らは、レポートの情報量を、「レポートの課題に対する結果、および結果に対する自分の意見の記述量」として定義し、これをもとにした客観的な各レポートの情報量の可視化を行っている (図 1.23 参照). 評価実験の結果、レポートの長さのみによらず、レポートの内容による評価を支援することが確認されている.

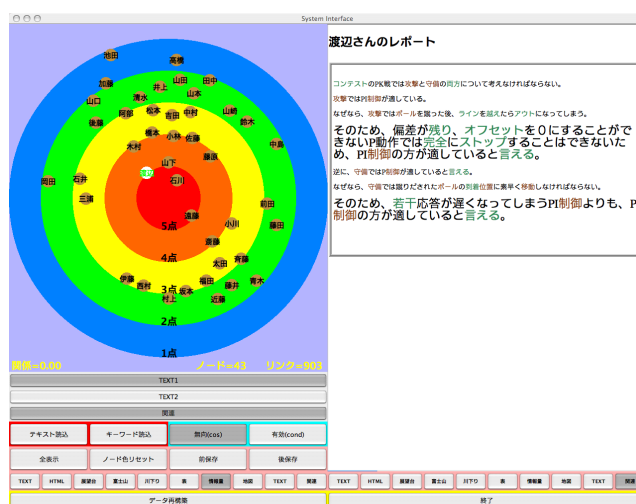


図 1.23 砂山らの提案するレポートの情報量評価支援システム

テキストマイニング技術を応用した投資家支援の研究

データマイニングはその性格上、経済への応用性が非常に高い。特に、テキストマイニング技術を応用した投資家支援の研究が盛んである。酒井ら [28] は、業績発表記事から抽出した業績要因表現に対して、業績に関する極性（業績が向上する要因であったならば「ポジティブ」、さもなければ「ネガティブ」）を自動的に付与する技術を開発している。彼らは 2001 年から 2005 年までの日経新聞記事に含まれる業績発表記事から業績要因表現を抽出して極性（「ポジティブ」、「ネガティブ」）を自動的に付与し、ポジティブの業績要因の数、ネガティブの業績要因の数を示した（図 1.24 参照）。酒井らの提案の特徴は、抽出した複数の業績要因の中で特に重要な業績要因の自動判定を行うことである。システムによって重要な業績要因の自動判定が可能になれば、高度な専門知識を持たず、また、多くの企業の主力事業を熟知していない個人投資家であっても、投資判断支援を行うための有用な情報源を容易に把握することが期待できる。

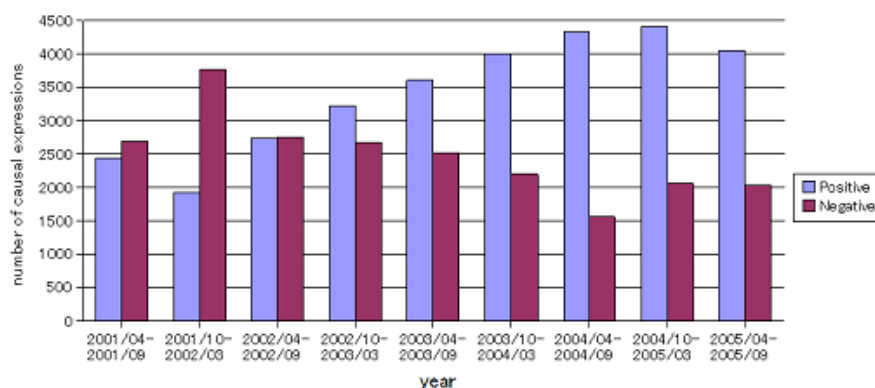


図 1.24 極性を付与された業績要因の数

1.5 本研究のねらい

これまで述べたように、高度情報化社会において私たちにもたらされた課題とは、情報システムから与えられる電子情報が複雑かつ膨大であること（ビッグデータ）によって、ユーザーが情報を取捨選択する前に情報の洪水に飲み込まれてしまうことである。これに対し、近年、ヒューマンメディア技術、感性工学など、感性情報メディアと関連した分野への取り組みが活発になってきている。人の感性を情報処理することは、“感覚”、“個性”といった既存の情報システムで取り扱うことが出来なかった概念を処理可能にし、コンピュータを利用したサービスにおいて、より人間的な付加価値の提供を可能とする。

本論のねらいは、この感性情報メディアの分野において、情報洪水の中にある暗黙知の発見を試みるものである。特に、人の感性情報を“可視化”し、情報システムを用いてビジュアル・データマイニングを行うための手助けとすることに着目する。このために、多値決定グラフの If-Then ルール可視化への適用法を提案し、感性情報から得られた特徴ルールの視認性を向上させることを試みる。また、オノマトペのソースラスを可視化するシステムを提案し、感性情報の類似関係の視認性を向上させることを試みる。以下、各章の概要である。

1.6 本論文の構成

第1章では、本研究と情報処理に関わる背景について述べた。また、本研究の関連分野である「感性」、「情報の可視化」、「データマイニング」について、その背景から技術までを、情報処理の観点を変えて述べた。また、それらの各分野において代表的な研究例について概説した。

これらを踏まえ、本論文では、人間にとって直感的かつ感性情報に適用可能な新たな可視化表現を提案する。

まず、第2章では、ビジュアル・データマイニングに有用な新たな情報可視化技術として、多値決定グラフの If-Then ルール可視化への適用法を提案する。本章で提案する IS-MDD のパスは、表現したい if-then ルールの数に等しく、これによって

IS-MDD は、if-then ルールの論理性を満たすことができるようになっている。そのため、*IS-MDD* は if-then ルールを可視化するのに最適なツールとなり得ると考えられる。また、感性情報の可視化例として、ピカソの描いたキュビズム絵画から得られた構図特徴ルールを *IS-MDD* で可視化を試みた。また、これについて、従来表現と比べた際のビジュアル・データマイニングにおける優位性を図るアンケート調査を行い、結果を分析・評価する。

次に、第3章では、オノマトペのシソーラスを可視化するシステムを構築し、これによって感性の類似関係の視認性を向上させることを試みる。本提案システムでは、オノマトペでラベル付けした商品をマップ上に表示することで、商品間の類似性をオノマトペに基づいて可視化することが可能となる。そこで、提案システムの機能との親和性が高いと考えられるテーマとして、デザート of 食感を表すオノマトペを採用し、デザート of 関係性をも感性的に可視化することができるシステム（デザートオノマトペ・シソーラス・マップ）の実装を試みた。また、HAI シンポジウム 2010^{*5}にて本システムのデモンストレーションを行い、その有効性に関してアンケート調査を行った結果を分析し、評価する。

最後に、第4章では、本論文を総括し、今後の研究について述べる。

*5 : <http://tonolab.jp/hai10/>

第 2 章

多値決定グラフの If-Then ルール 可視化への適用

本章では、if-then ルール間の関係性を視覚化するために、不完全多値論理関数である *IS-MDD* を提案する。*IS-MDD* のパスは、表現したい if-then ルールの数に等しく、これによって *IS-MDD* は、if-then ルールの論理性を満たすことができるようになっている。そのため、*IS-MDD* は if-then ルールを可視化するのに最適なツールとなり得ると考えられる。また、*IS-MDD* を作成するために、本稿では進化的計算法を使用する作成手法を提案し、作成した *IS-MDD* を利用アンケートによって評価し、*IS-MDD* がその利用者によって最適なビジュアル・データマイニング・ツールとなり得るかどうかを検証する。

2.1 はじめに

2.1.1 研究背景

今日、ハードウェア技術の進歩によって、コンピュータシステムには多量のデータを保存できるようになり、かつては考えることのできなかつた量のデータを処理できるようになった。しかしながら、膨大なデータをすべて調査して分析するという作業は非効率的であり、かつ、その中に隠されている貴重な情報を見つけ出すのは困難である。この問題を解決する1つの手段としてビジュアル・データマイニングが注目を集めている。ビジュアル・データマイニングとは、データを可視化することで、その探索過程に人間からの情報提供を取り入れ、人間の持つ柔軟性・創造性・知識を巧く利用するデータマイニング手法である。ビジュアル・データマイニングは、探索を目的としたデータ分析において高い価値があり、大容量データベースの調査に関して効果を発揮できる [22, 23] が、効果的なビジュアル・データマイニングを行うためには、人の感性に対して直感的に作用する「理解しやすい可視化」を実現することが重要である。

このような流れの一方で、ラフ集合理論 [30, 31, 32] を用いて、データベースから規則化された知識を抽出することが盛んに行われている。ラフ集合理論は、集合要素の分類を通じて、特定の属性を満たすための決定ルールを生成するという特徴を持つ。決定ルールは If-Then ルール形式で表記されるため、人間にとって理解しやすいという利点があるが、抽出された決定ルールの数が増えるにしたがって、それらの中から重要な関係性を把握することは、困難となる。

2.1.2 本研究のねらい

本稿では、決定ルールを可視化することで、前述の問題を解決することを考える。

決定ルールの可視化方法の1つとして、ID3 や C4.5 などの決定木を用いたビジュアルツール（たとえば Weka[33]）を用いることが考えられる。しかしながら、木構

造によって表現された図では、出力変数が木の葉に配置され、同一の出力を与える出力変数が分散してしまうため、決定ルール間の共通性を発見することが難しい。そこで、本稿では、Multi-valued Decision Diagrams (MDD) [34, 35] によるグラフ化を考える。

MDD は、2分木構造を持つ Binary Decision Diagrams (BDD) を多分木構造化したグラフであり、多値論理関数をコンパクトに表現することが可能である。決定ルールは一種の多値論理関数であるので、MDD による可視化は可能といえる。しかし、通常の MDD では、1) 理解しやすい形状を有しつつ決定ルールすべてを提示することができない、2) 決定ルールに表現されない入力変数の組み合わせも考慮しなければならない、3) MDD の全体像を可視化すると構造が複雑になり理解の妨げになる、という問題が生じる。そこで本稿では、決定ルール間の関係性を表すための新しい可視化法として不完全定義多値論理関数のグラフ表現 Incompletely Specified Multi-valued Decision Diagrams (*IS-MDD*) を提案する。

ここで、ビジュアル・データマイニングの観点から *IS-MDD* を捉えると、1) ラフ集合の決定ルールを論理的に満たす、2) ルールのパスを過不足なく所持する、3) 可能な限り簡潔で見やすいように最適化されている、ことが重要である。そこで本稿では、準最適解を獲得するために進化計算を用いた *IS-MDD* の生成手法を提案する。本手法によって獲得された *IS-MDD* が、人にとって理解しやすい表現方法であり、なおかつビジュアル・データマイニングにおける有用なツールと成り得るかどうかを検証する。

2.2 MDD

図 2.1 に 3 値論理関数の一例を示す. x_1 および x_2 は $\{0, 1, 2\}$ の値を持つ入力変数, $y = \{0, 1\}$ は出力変数である. 同図 (a) の真理値表から構成される MDD の 1 つとして同図 (b) が考えられる. MDD は, 2 種類の節点 (変数節点, 定数節点) と枝で構成される. 同図 (b) では, 変数節点は丸で表されており, 各変数節点は割り当てられた変数进行处理し, 変数の値によってたどる枝を決定する.

変数の処理は, 深さ 1 の位置, すなわちグラフの根に配置された変数節点から順に行われ, 最終的に 1 つの四角で表される節点に到達する. この節点が定数節点であり, 論理関数の出力となる. 例えば, 図 2.1(b) の MDD に $(x_1, x_2) = (0, 0)$ を入力すると, まず深さ 1 の位置に配置された x_1 の変数節点において 0 枝をたどり, 到達した x_2 の変数節点で 0 枝をたどり, 出力 1 を得る. 同様にしてすべての組み合わせを考えれば, この MDD が図 2.1(a) の真理値表と同値であることがわかる. なお, MDD は完全定義多値論理関数の表現系であるため, そのグラフ構造には以下の制約があることに注意されたい.

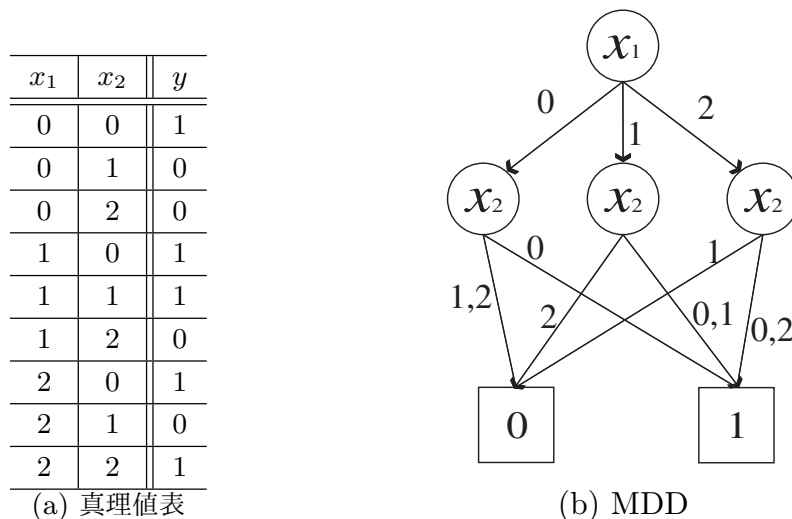


図 2.1 3 値論理関数の一例

1. 同じ変数を処理する節点は同一の深さに配置される．すなわち，根から変数節点に至る道筋（以下，パス）のいずれも，同じ変数が複数回出現することはない．
2. 各枝は接続元の変数節点を取りうる値を1つ以上処理する．
3. 各変数節点は同じ値を処理する枝を複数本所持しない．

ここで，多値論理関数の入力変数を条件属性，出力変数を決定属性と捉えることで，真理値表は一種のラフ集合理論における決定表と考えることができる．たとえば， $(x_1, x_2) = (0, 0)$ のときの出力 $y = 1$ という入出力関係は，以下のような If-Then ルール形式の決定ルールで表現できる．

$$\text{If } (x_1 = 0) \text{ and } (x_2 = 0) \text{ Then } (y = 1). \quad (2.1)$$

このことから，可視化手法としての MDD と決定ルールの親和性が高いことがわかる．しかし，決定表のサイズが非常に大きいとき，そこから生成される決定ルールの数もまた膨大となることが多い．このような場合には，箇条書きされたルール群を我々が観察し，それらの中から重要な規則性や関係性を抽出することは困難となる．そのため，決定ルールを可視化することが重要となる．ただし，一般的な MDD を用いて決定ルールを可視化するためにはいくつかの問題がある．

まず，決定ルールを「理解しやすい」形状で可視化できないことが挙げられる．図 2.1 において， $y = 1$ となる決定ルールに注目する．このときの極小決定ルール^{*1}は，表 2.1 で与えられるが，このうち C.I.^{*2}が 0.6 で最大となるルール No.1 を，図 2.1(b) が理解しやすく可視化しているとはいえない．

これは，MDD の根が 1 つの変数節点で構成しなければならないという制約によるものである．

つぎに，決定表が不完全な場合が多いという原因に起因する問題がある．ラフ集合理論における決定表は，しばしば，不完全であり，矛盾を含む不完全定義多値論理関数の表現系となる．ここで，不完全性に注目すれば，完全な真理値表の表現を目的とした MDD では，少数の決定ルールが与えられたとしても，そこに隠された未知項

^{*1} 極小決定ルール [36, 37]: 決定表に内在する条件の長さが極小な決定ルールのこと．

^{*2} C.I. (Covering Index) [38]: 決定属性が同一の対象集合（今回の例では $y = 1$ ）の中で，求められた極小決定ルールがどの程度の頻度で使われるかを数値化した値．

(unknown 項) すべてを考慮の対象に加えて, その形状を構成しなければならないという難しさがある. たとえば, 表 2.1 の 3 つの決定ルールが与えられた場合でも, 図 2.1(a) に現れる 9 つの組み合わせすべてを考慮し MDD を構成しなければならない. これに加えて, 決定表に矛盾を含むことはさらに大きな問題であり, 出力が不定となる MDD の表現はできない.

表 2.1 図 2.1 における $y = 1$ に対する極小決定ルール

No.	Rules	C.I.
1	If $(x_2 = 0)$ Then $(y = 1)$	0.6
2	If $(x_1 = 1)$ and $(x_2 = 1)$ Then $(y = 1)$	0.2
3	If $(x_1 = 2)$ and $(x_2 = 2)$ Then $(y = 1)$	0.2

そして, 「理解しやすい可視化」の問題である. これまで工学的分野では, メモリ空間や実行時間の削減を目的とした MDD の最適化手法が提案されているが, これらの最適化によって必ずしも「理解しやすい」形状になるとはいえない. 特に, すべての論理情報を提示することは, 過度の情報を詰め込んだ表現といえ, 属性間の関係性などを理解する際の妨げとなる.

以上の問題を解決するために, 本稿では, *IS-MDD* を提案する.

2.3 *IS*-MDD

決定ルールの表現形式である If-Then ルール形式は、規則的で分かりやすい表現ではあるものの、それらを箇条書きにただけでは、ルール間の類似性・相違性の発見などを視認することは難しい。ルール集合が大きくなれば、この問題はより顕著となる。このため、If-Then ルール形式の分かりやすさを保ちつつ、ルール間の関係性をより直感的に認識できる表現が求められる。そこで、MDD を応用した不完全定義多値論理関数のグラフ表現 *IS*-MDD を提案し、決定ルールの可視化を行う。

MDD の制約および以下の 4 つの条件を満たす非循環型有向グラフを *IS*-MDD と定義する。

制約条件 1 根を非属性変数節点 R とする。

非属性変数節点とは、変数を処理するのではなく、決定ルールのルール番号を処理する節点である。したがって、非属性変数節点は、決定ルールの数だけ枝を持つことになる。*IS*-MDD の根に非属性変数節点 R を配置することで、各決定ルールの可視化に有効に働く。すなわち、これにより、1 つの変数節点を根とする MDD では複数の決定ルールを可視化できなかった問題が解決される。最適化された *IS*-MDD では、根 R の枝が決定ルールの開始位置となる。

制約条件 2 決定ルール集合に現れない条件は unknown 項として処理する。

与えられた決定ルール集合に現れない条件には、注目している決定属性を満たす可能性があるものも含まれる。しかしそれは、決定表においてほとんど出現しない条件であったり、矛盾を含む条件である。したがって、決定属性を必ず満たす条件のみを可視化することを考えれば、決定ルールに現れない条件はすべて unknown 項として処理してよい。

制約条件 3 各枝 b_j は、与えられた決定ルールの C.I. の最大値 $w(b_j)$ を保持する.

具体的な求め方は以下となる. ある決定ルール r の C.I. を $CI(r)$ とする. 枝 b_j をパスの一部とする決定ルールの集合を R_{b_j} とする. このとき, 枝 b_j の C.I. を以下とする.

$$w(b_j) = \max_{r \in R_{b_j}} CI(r). \quad (2.2)$$

ただし, $R_{b_j} = \phi$ のとき, $w(b_j) = 0$ とする. $w()$ は, 可視化の条件である制約条件 4 に必要な情報となる.

制約条件 4 枝 b_j の太さを $w(b_j)$ で可視化する. ただし, すべての枝が $w() = 0$ となる変数節点は表示しない.

IS -MDD は決定ルールを可視化するための表現であるから, 注目している決定属性以外の情報は不要である. したがって, 決定ルールの表現に用いられていないパス, および unknown 項につながるパスの一切を表示させないようにする手続きが必要である. 上記の条件によってこれが実現できるため, 注目している決定属性を視覚的に把握しやすくなる. ただし, IS -MDD 上にパスが存在していない条件は, 決定ルールに含まれないことになるため, すべての条件が定数節点に到達するわけではないことに注意されたい. これは, すべての条件がいずれかの定数節点に到達する MDD と大きく異なる点である.

2.4 進化計算による IS -MDD の生成

ビジュアル・データマイニングの観点から、可視化される IS -MDD の構造は単純なほどよい。したがって、 IS -MDD を構成する変数節点の数を最小とすることが IS -MDD の最適化となる。しかし、MDD の最適構造の獲得は NP-hard であることが知られており [39]、これは IS -MDD においても同様にいえる。そこで、本稿では、進化計算を用いることによって準最適解を獲得することを考える。

2.4.1 アルゴリズムの概要

図 2.2 に進化計算による IS -MDD の最適化のフローチャートを示す。

IS -MDD の進化は以下の手順によって進められる。

1. 世代を $t \leftarrow 0$ で初期化する
2. IS -MDD の初期集団 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$ を生成する
3. U を複製した集団 $V = \{u_{m+1}, u_{m+2}, \dots, u_{2m}\}$ を生成し、 V に対して遺伝的操作を施す
4. 決定ルール集合 R に基づき、 $O = U \cup V$ から上位 m 個体を選択（エリート戦略）する
5. 選択された個体を次世代の集団 U とする
6. $t \leftarrow t + 1$ としてステップ 3. に戻る

IS -MDD では変数節点を配置する深さは決まっていないので、その進化計算では、部分木同士を取り出して交叉するといった一般的な遺伝的プログラミング手法を用いることはできない。したがって、本手法では、交叉によらない遺伝的操作によって集団の多様性を保ちつつ、エリート戦略のみを用いて次世代の集団を生成している。次節では、遺伝的操作について説明する。

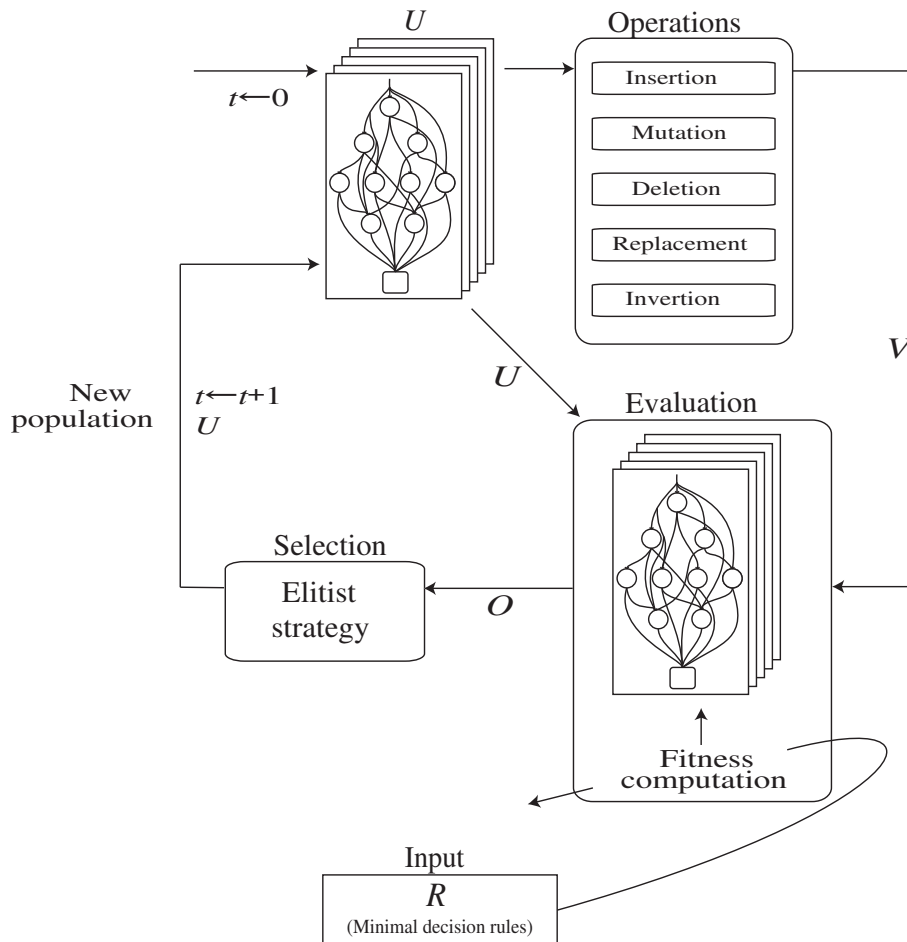


図 2.2 進化計算による IS-MDD の生成

2.4.2 遺伝的操作

IS-MDD の遺伝的操作として、5 つの操作 (insertion, mutation, deletion, replacement, inversion) を用意した。図 2.3 にそれぞれの操作の概要を示す。これらの操作は、BDD の進化のために森脇らや加納ら [40, 41] によって提案されたものであり、本稿では、これらを IS-MDD 用に改良した。以下に各操作について説明する。

insertion

insertion は、新たな変数節点をランダムに選ばれた枝の上に追加する。追加した変数節点の枝のうち、1 つは追加前に接続されていた節点に接続する。その他の枝は、任意の定数節点または、追加された変数節点よりも下位の任意の変数節点に接続する。

なお、insertion では、変数節点は、変数が取りうる値をすべて処理できる状態で挿入される。また、追加する変数節点と同じ変数を処理する節点が IS -MDD 内に存在しない場合は、追加する深さをランダムに決定し、節点を追加する。たとえば、図 2.3(a) の左図において、 x_2 の節点を追加するとき、変数 x_2 は IS -MDD 内に存在しないので、適当な深さを選択し（図の例では、 x_1 の深さと x_3 の深さの間）、節点を追加する。一方、同じ変数を処理する節点が存在する場合は、その節点と同じ深さに節点は追加される。仮に図 2.3(a) の左図に x_3 の節点を追加する場合は、 x_1 の節点の 1 枝上かつ既存の x_3 の節点と同一の深さに追加されることになる。

mutation

mutation は、ランダムに選ばれた変数節点の枝の指す接続先を変更する。ただし、接続先を変える枝の数は 1 つとし、ランダムに選ばれるものとする。また、新たに指す節点は、任意の定数節点または、選択された変数節点よりも下位の任意の変数節点とする。

inversion

inversion はランダムに選ばれた変数節点の各枝の接続先を交換する。変数節点の持つ枝の総数が 3 つ以上のときは、枝の接続先をランダムに置換する。

mutation が 1 つの枝の向きを変更するのに対して、inversion はすべての枝が処理の対象となるため、inversion は、mutation では適合度が変化しにくい場面で効果を発揮する。

deletion

deletion はランダムに選ばれた変数節点を削除する。削除した変数節点に接続していた枝は、削除した変数節点のいずれかの枝が接続していた節点を指すように設定する。なお、deletion は非属性変数節点 R には適用されない。

replacement

replacement は、処理対象の変数からランダムに 2 つの変数 (x_i, x_j) を選び、その変数を入れ替える。すなわち、 x_i を処理していた変数節点は x_j を、

x_j を処理していた変数節点は x_i を処理するように変更する。

なお、 IS -MDD 内に変数節点として存在しない変数が選ばれた場合にも、この処理は適用される。たとえば、図 2.3(e) は、 IS -MDD 内で使用されている変数 x_1 と x_2 が置換される例であるが、仮に x_4 という変数も処理対象であったとき、replacement によってランダムに変数 x_1 , x_4 が選ばれたとすると、 x_1 を処理する変数節点が x_4 を処理するように変更される。なお、ランダムに選ばれた変数節点のそれぞれが持つ枝の総数が互いに異なる場合は、操作適用時に各節点の枝を追加又は削減し、総数の変更を行う。

replacement によって、 IS -MDD の出力は大幅に変更されるので、変数節点の数が十分増えた進化の終盤など、insertion や deletion では適合度が変化しにくい場面で効果を発揮する。

以上のように、すべての操作は IS -MDD の性質を維持するよう設計されている。

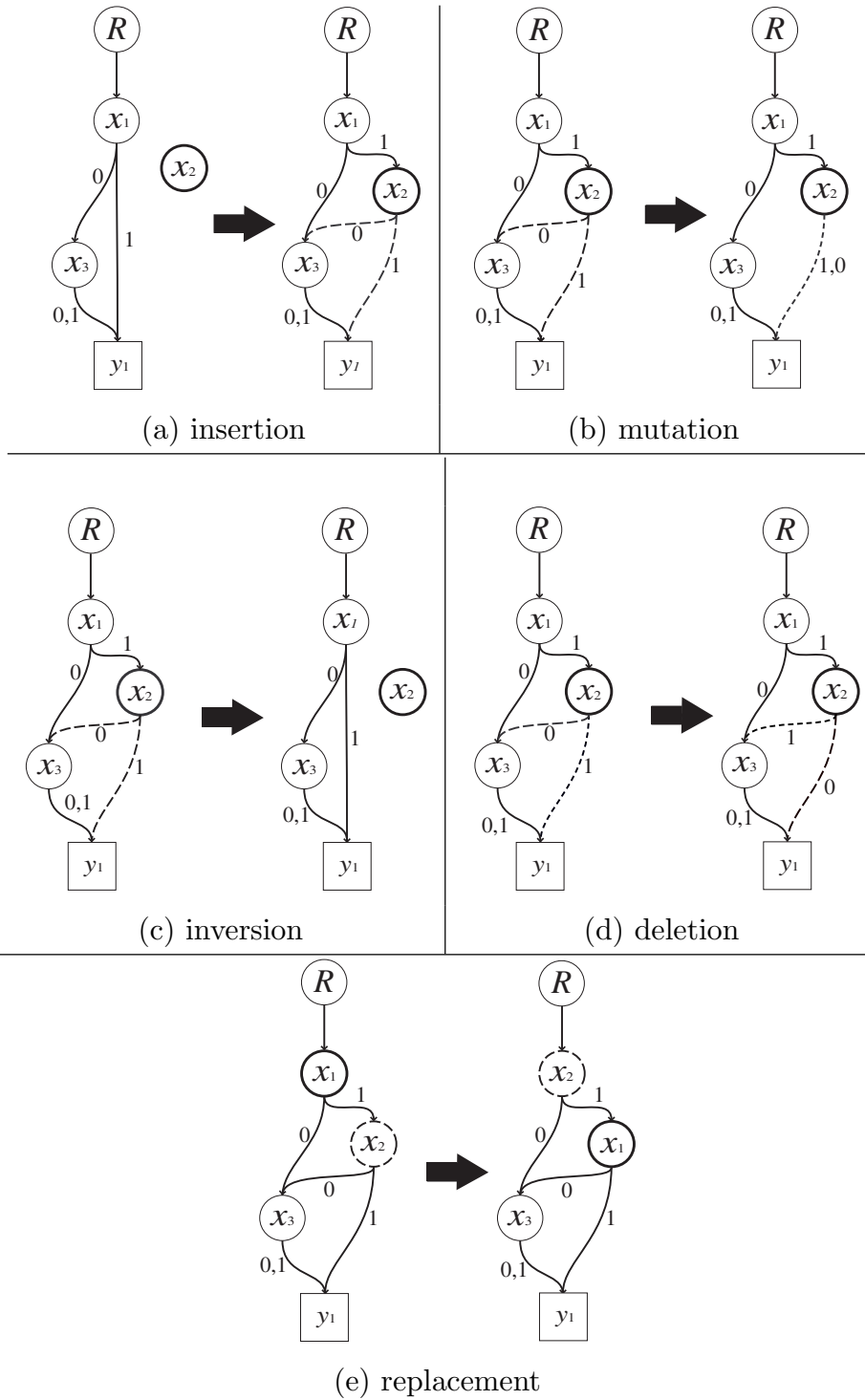


図 2.3 遺伝的操作

2.4.3 評価関数

IS -MDD の進化のための適合度評価関数を以下のように定義する.

$$f(u_i) = \frac{f_1(u_i)}{|R|} + (1 - \frac{f_2(u_i)}{N_{\max}}).$$

ここで, $f_1(u_i)$ は個体 u_i で表現された決定ルール数を返す関数, $f_2(u_i)$ は個体 u_i の IS -MDD 構造が持つ変数節点の数を返す関数である. また, N_{\max} は変数節点の数の最大値であり, 与えられた決定ルール集合に現れるリテラルの数に等しい.

$f_1(u_i)$ は, 与えられた決定ルール集合 R を満たす割合を評価する指標である. すなわち, 個体 u_i において表現される決定ルールが, R の何 % を表現できているかを表す. $f_1(u_i)$ では, 各決定ルールで使用されている変数とパスに現れる変数との組み合わせを照合しているため, 冗長なパスは数え上げられない. したがって, より多くの決定ルールが可視化されているほど $f_1()$ の値は大きくなり, R の決定ルールすべてを表現できた時点で最も高い評価値となる.

$f_2(u_i)$ は, IS -MDD を構成する変数節点の数を評価する指標である. IS -MDD の構造は, 視認性を高めるためにシンプルであるべきである. そのため, 個体 u_i の IS -MDD 構造が持つ変数節点の数を数え上げることを考えた. ただし, すべての枝が $w() = 0$ となる変数節点の数は数えない. 変数節点の数が少ないほど $f_2()$ は小さな値となるため, $f_2()$ を N_{\max} で除し, 1 からその値を差し引いた値を評価値とした.

このように, 評価関数 $f()$ は上記の二つの評価軸から成る多目的評価関数である. 今回, $f_1(u_i)$, $f_2(u_i)$ を用いる評価軸はトレードオフの関係にあり, if-then ルールを入力とする IS -MDD を生成するにあたって完全最適性は保障されない. よって, 今回はパレート最適解を求めるよう試みることにし, また, 生成する IS -MDD 群の進化の特徴が偏ることを避けるため, 重み付け無しの単一化とした.

なお, この評価関数 $f()$ では, 不要な決定ルール (偽の決定ルール) が含まれているかどうかを判定できない. そのため, 偽の可視化表現を防ぐため, 最終出力時に不要なルールの有無を調べる処理を行っている.

2.5 実験

2.5.1 \mathcal{IS} -MDD による可視化実験

表 2.1 の決定ルールを元に, \mathcal{IS} -MDD を生成した. 一世代の個体数は $|U| = 20$, 遺伝的操作の割合は, (insertion, mutation, deletion, replacement, inversion) = (0.4, 0.2, 0.1, 0.1, 0.2) とした. 0 世代目の個体は 5 つの変数節点を持つものとした. 生成された \mathcal{IS} -MDD を図 2.4(b) に示す. 同図に示した \mathcal{IS} -MDD 上の各パスが表 2.1(図 2.4(a) に再掲) で示される各ルールに対応しており, 根の枝のラベル $r(j)$ は, 表 2.1 の j 番目のルールの開始位置を示す. 得られた \mathcal{IS} -MDD は最適な構造を有している.

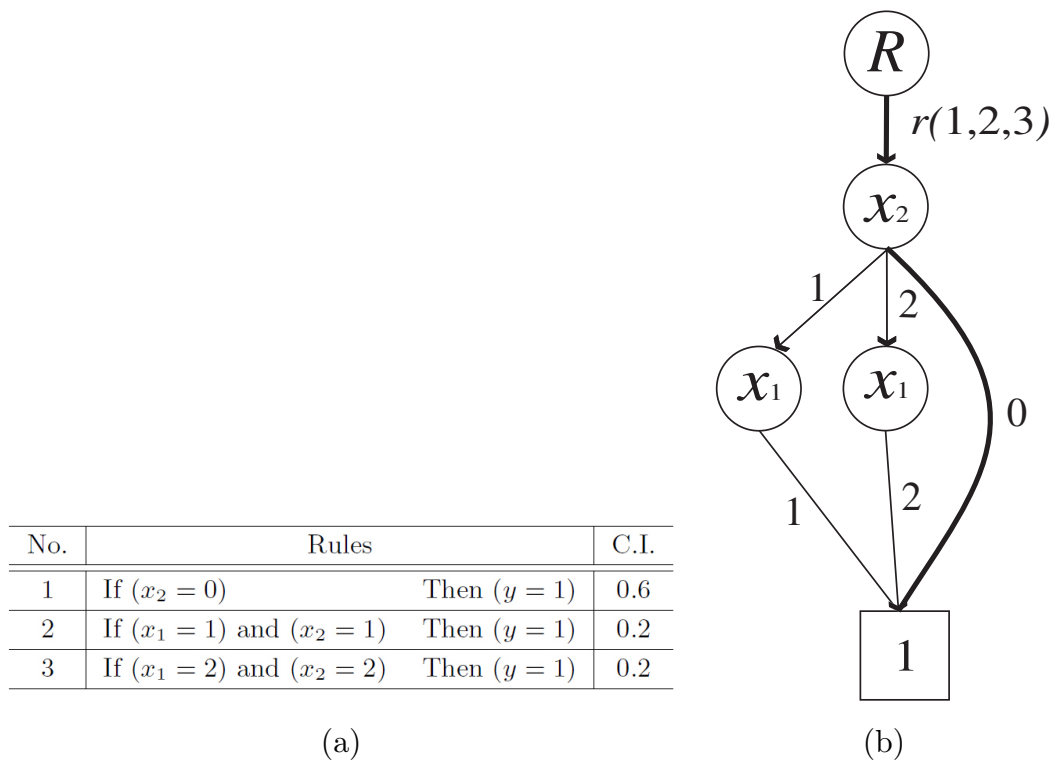


図 2.4 表 2.1 の極小決定ルール (再掲) と表 2.1 から生成された \mathcal{IS} -MDD

つぎに、図 2.4 に示す決定ルール表現と *IS-MDD* 表現とを比較したとき、どちらのほうがよりルールの関係性を視認しやすいかを客観的に評価するため、アンケートを行った。アンケートでは、2つのルール表現を提示し、よりわかりやすい方を選択してもらい、21名の理系大学生から回答を得た。その結果、6名が *IS-MDD* 表現の方が視認しやすいと答えた。この結果に対してカイ二乗検定を行ったところ、2つの可視化手法の間に5%の有意水準で有意差があり、決定ルールのほうが視認しやすいという結果となった。

2.5.2 具体的実験：キュビズム肖像画の分類

本実験では、既存のキュビズム肖像画データベースを用いて、1931年～1945年の間に Picasso によって描かれた肖像画の持つ質的データの抽出および可視化を行う。キュビズム肖像画は、多視点から人物を捉え、図を構成するというユニークな構図特徴を持つ。図 2.6 にキュビズム肖像画 (Picasso の作品の模写) の例を示す。このように、キュビズム肖像画は、さまざまな角度・視点から人物を捉え、それを1つのキャンバスに収めた絵画形式であり、新奇で人目を引きつける。しかし、多視点からの合成という定性的な表現だけでは、具体的な特徴を表現しているとはいえず、このような観点で、我々が肖像画を描いたり、計算機上で合成画像を生成することは、構図特徴を考慮したものとはいえない。我々はこれまでに、キュビズム時代の Picasso による肖像画の解析を目的として、肖像画の構図特徴に関するデータベースを構築した [42]。本データベースには、ピカソのサンプル絵画として 1931年～1945年の作品 89 枚と、ピカソ以外の画家が描いた写実的な絵画 89 枚 (計 178 枚) の構図特徴が登録されている。本実験では、このデータベースを利用して、属性を顔の各部位 (両目 (*eye1*, *eye2*)・鼻 (*nose*)・口 (*mouth*)), 属性値を各部位の向き (右 (*right*)・左 (*left*)・正面 (*front*)・観測不能 (*not observed*)・識別困難 (*not classified*)) として、構図特徴を決定ルールとして抽出した。ここで、*eye1* は肖像画内の右側にある目、*eye2* は左側にある目である*³。

図 2.5 に属性値の分類イメージを示す。肖像画内に部位が存在しない場合は、観測

*³ キュビズム肖像画は、多視点画構図のため、どちらが右目 (左目) であるかを区別できないので、このような判断基準を用いた。


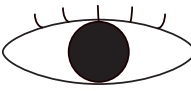







	left	front	right
<i>eye</i>			
<i>nose</i>			
<i>mouth</i>			

図 2.5 キュビズム肖像画のための属性値

表 2.2 Picasso の極小決定ルール

No.	Rules	C.I.
1	If (<i>nose = left</i>) and (<i>eye1 = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.3165
2	If (<i>eye1 = front</i>) and (<i>nose = right</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.2911
3	If (<i>nose = left</i>) and (<i>eye2 = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.2658
4	If (<i>eye2 = left</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.1889
5	If (<i>nose = left</i>) and (<i>mouth = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.1772
6	If (<i>mouth = left</i>) and (<i>eye2 = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.1646
7	If (<i>nose = right</i>) and (<i>eye2 = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.1646
8	If (<i>nose = right</i>) and (<i>mouth = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.1139
9	If (<i>mouth = right</i>) and (<i>eye2 = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.1013
10	If (<i>eye1 = right</i>) and (<i>eye2 = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.0886

不能となる。また、部位らしきが存在しているが、それがどの部位なのか判断できない場合は、識別困難とした。

表 2.2 に抽出された極小決定ルールを示す。同表において、例えばルール No.1 は、「*nose* が左向き」かつ「*eye1* が正面」という特徴を持つ場合、それは「Picasso による肖像画である」ことを意味する。言い換えれば、ルール No.1 が示す *nose* と *eye1* の条件によって該年度の Picasso の作品とその他の画家の作品とを見分けることが

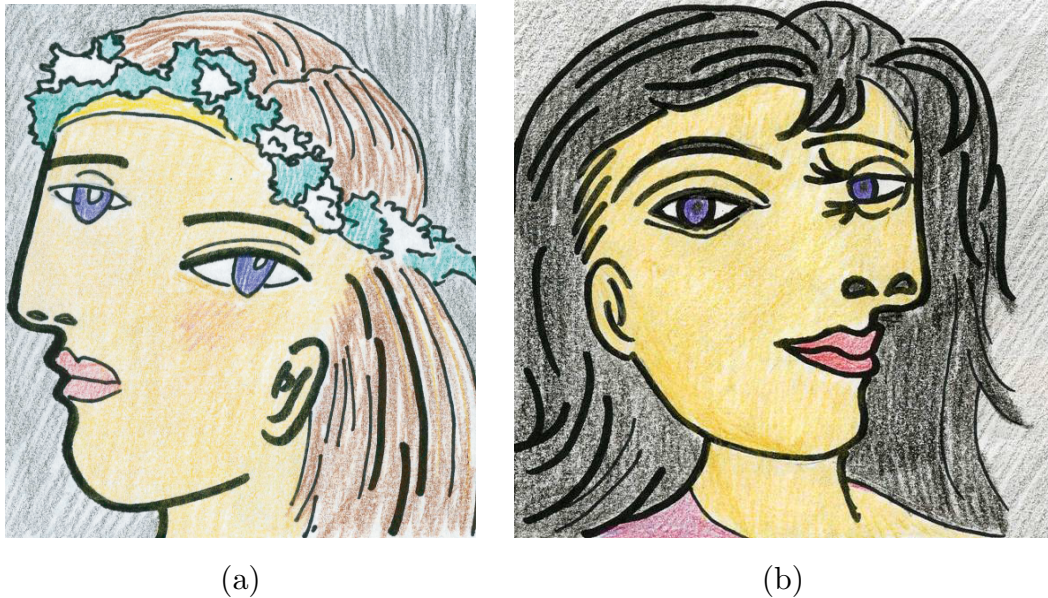


図 2.6 キュビズム肖像画 (Picasso の作品の模写)

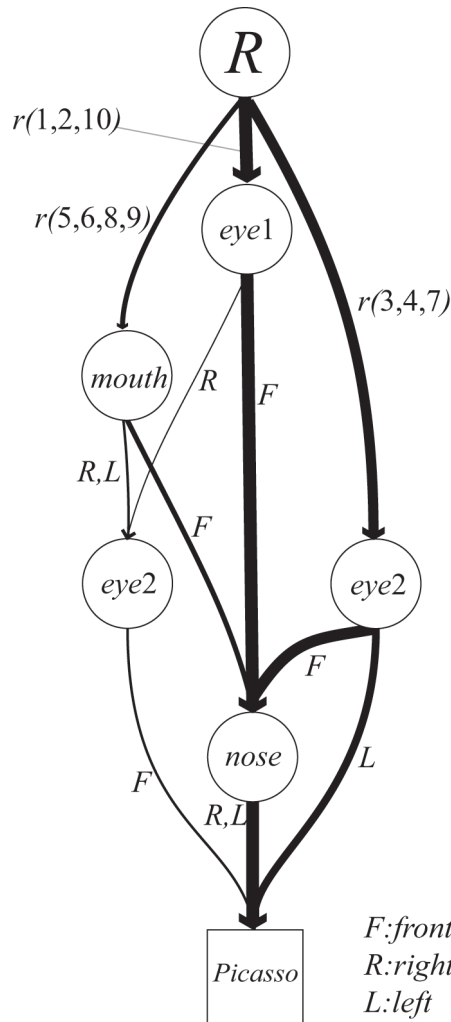
できる。ルール No.2-10 についても同様のことがいえる。たとえば、図 2.6(a) の肖像画は、表 2.2 の No.1, 3, 6 を、同図 (b) は、No.2, 4 を満たしており、ともに、Picasso の作品によく見られる構図特徴を有していることがわかる。

つぎに、同表を元に *IS-MDD* の生成を試みた。遺伝的操作のパラメータは 2.5.1 節と同様とした。生成された *IS-MDD* の一例を図 2.7(b) に示す。この図は、表 2.2 の決定ルール (図 2.7(a) に再掲) のすべてを完全に満たし、かつ表現している。ここで、同図のパスの太さから、*eye1* か *eye2* が正面を向いており、かつ *nose* が左右いずれかを向いている場合が Picasso の作品によく用いられていることが容易にわかる。これは図 2.6(a) の肖像図で用いられている構図特徴である。このように、*IS-MDD* を用いることで、一般性の高い構図特徴の関連性を瞬時に見つけることができる。

図 2.7 に示す決定ルール表現と *IS-MDD* 表現とを比較したとき、どちらのほうによりルールの関係性を視認しやすいかを客観的に評価するため、2.5.1 と同様にアンケートを行った。その結果、17 名が *IS-MDD* 表現の方が視認しやすいと答えた。この結果に対してカイ二乗検定を行ったところ、2 つの可視化手法の間に 1% の有意水準で有意差があり、*IS-MDD* のほうが視認しやすいという結果となった。

No.	Rules	C.I.
1	If (<i>nose = left</i>) and (<i>eye1 = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.3165
2	If (<i>eye1 = front</i>) and (<i>nose = right</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.2911
3	If (<i>nose = left</i>) and (<i>eye2 = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.2658
4	If (<i>eye2 = left</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.1889
5	If (<i>nose = left</i>) and (<i>mouth = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.1772
6	If (<i>mouth = left</i>) and (<i>eye2 = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.1646
7	If (<i>nose = right</i>) and (<i>eye2 = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.1646
8	If (<i>nose = right</i>) and (<i>mouth = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.1139
9	If (<i>mouth = right</i>) and (<i>eye2 = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.1013
10	If (<i>eye1 = right</i>) and (<i>eye2 = front</i>) Then (<i>Picasso</i>)	0.0886

(a) 表 2.2 の決定ルール (再掲)



(b) 表 2.2 から生成された IS-MDD

図 2.7 Picasso の作品が持つ構図特徴の可視化結果

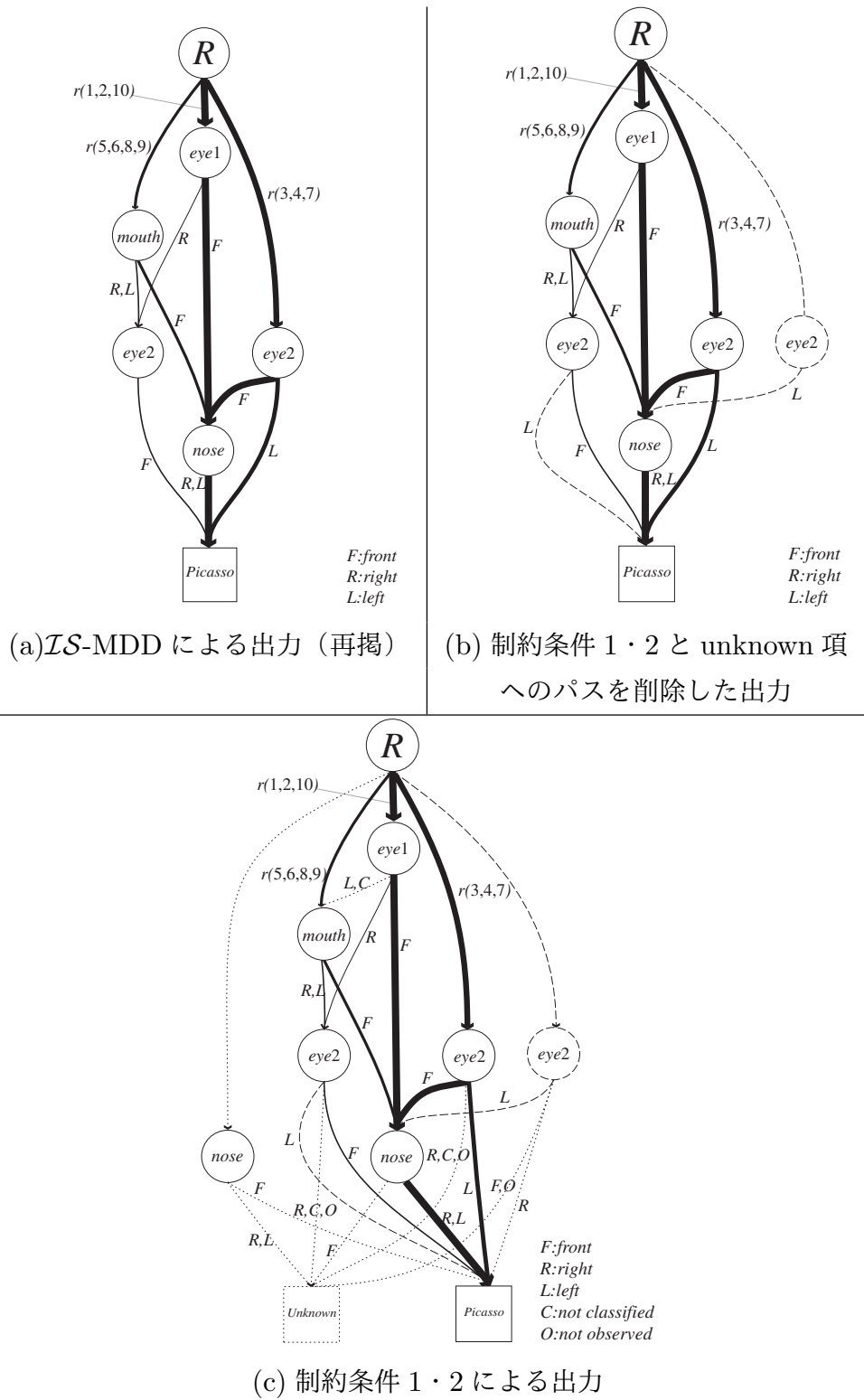


図 2.8 制約条件毎の IS-MDD の表示差異

つぎに、図 2.8 に制約条件毎の IS -MDD の表示差異を示す。図 2.8(b) は、制約条件 3 と 4 を用いずに unknown 項を処理する定数節点とそれにつながるパスを非表示にする処理を施したものである。同図 (a)(図 2.7 の再掲) と比較すると、決定ルールの可視化には不要な変数節点および枝が可視化されていることがわかる。これらの枝は、同図 (a) では $w()$ によって非表示にされている。また、同図 (c) は IS -MDD の内部状態をすべて表示した図である。この図では、不要な情報が非常に多く、決定ルールの可視化に向いていないことがわかる。

つぎに、進化に伴う IS -MDD の構造の変化を図 2.9 に示す。まず、進化序盤（同図左）では、変数節点の数は少ないが、いくつかの決定ルールが表現できるようになった。その後、進化中盤（同図右）では、6 つの決定ルールが表現できるようになったが、変数節点の数は多いことがわかる。最終的にこの図の進化は、図 2.8(a) で最適化された。

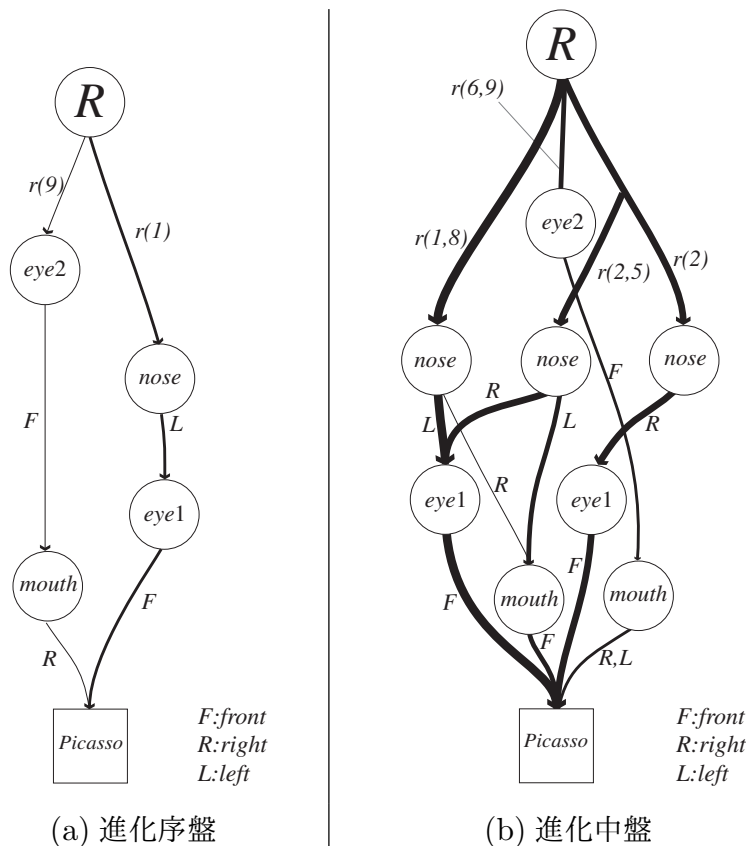


図 2.9 進化に伴う IS -MDD の構造の変化

2.6 考察

まず、2.5.1 節の実験結果について考察する。表 2.1 の例では、すべての決定ルールが変数 x_2 を利用しているため、非変数節点 R の効果はない。また、すべての決定ルールが変数 x_2 を利用していることを視認することも、If-Then ルール形式および IS-MDD のどちらでも比較的容易に確認できる。各ルールの重要度も、決定ルール表における C.I. のカラムでも、各枝の太さによる C.I. 表現でも、いずれにおいても容易に判断できる。以上のことから、アンケートでは、同程度の支持率が得られるものと推察されたが、実際は決定ルールのほうが支持された。これは、決定ルールのサイズが小さいため、テキスト形式であっても全体像を把握しやすかったことに加え、アンケートの対象者が理系の学生であったため、If-Then ルール形式に見慣れていたことが影響していると考えられる。実際に、回答者の中には「(自分達とは違い、)小学生が見たなら IS-MDD と答えると思う」などの意見があった。今後は、if-then ルールを知らない文系の被験者への実験も行い、これらの裏付けを行っていくべきと考えられる。

他方、2.5.2 節のアンケート評価では、IS-MDD が支持された。これは、決定ルールのサイズが大きくなったためテキスト形式ではルールの関係性を見つけるのが困難になったことが原因であると考えられる。たとえば、図 2.8(a) を見ると、目 (*eye1* または *eye2*) が正面を向いており、*nose* が横 (*left* または *right*) を向いていることで、多くのキュビズム肖像画が描かれていることがわかる。このような構図特徴を捉えれば、コンピュータグラフィックスを用いて、より Picasso の絵画に忠実なキュビズム風肖像画を描けることが容易に理解できる。これに対して If-Then ルール形式には、「ごちゃごちゃしていて見にくい」、「全体像が捉えにくい」などの意見が寄せられており、ルール数が増加したときの視認性への悪影響が大きいことがわかる。ただし一方で、If-Then ルール形式は C.I. が数値化されて表現されているので、ルールの頻出度を確認する点においてはこちらのほうが実用的であるといった意見もあった。今後は、IS-MDD で C.I. をどのように正確に可視化するかについて考える必要がある。

以上より、決定ルール数が多くなり、テキスト形式でのルール間の関係性が把握するのが困難な場合でも、IS-MDD では理解しやすい形状でルールを提示できること

がわかった。

一般に、グラフ表現による可視化は、明瞭性・理解性を向上させるなどの利点を備える。本稿で提案した *IS-MDD* も、テキスト形式の If-Then ルールからグラフ表現の *IS-MDD* に変換されることによって上記の効果が実現されたと思われる。また、グラフ表現による見易さは、明瞭性・理解性の向上を通して、“使いやすさ”の向上にも至ると考えられる。本稿で提案した *IS-MDD* も、アンケート結果から見易く使いやすい表現であることが示唆されるが、今回のアンケートは“既存手法である決定ルールと比較して見た場合の見易さ”の確認に留まっている。今後の評価では、実際にピカソの絵を前にして使ってみる状況を被験者に体験してもらい、使いやすさの具体性についても評価していく。また、表現系がシンプルであるほど、可視化の効果は上がりやすいと考えられる。注目する決定属性値のみを表現する *IS-MDD* は、一般的な MDD に比べてシンプルな表現系といえる。これは、MDD は、進化過程において、決定ルールの複雑さが増すにつれて、MDD を構成する変数節点と枝は増加する傾向があり、複雑な構造を持ちやすいことに原因がある。一方で、*IS-MDD* は、C.I. による可視化制限により、この影響がなく、可視化に効果的なグラフ構造といえる。

つぎに、*IS-MDD* の進化について考察する。図 2.9 で示したように、今回の実験では、まず、変数節点数が増加することで決定ルールが表現され、その後、変数節点の数が減少しつつ最終形が得られるという進化が見られた。これは、評価関数の進化の圧の違いのためだと考えられる。すなわち、 $f_1()$ と $f_2()$ の上昇率を決定する $|R|$ と N_{\max} の大きさの違いによって進化の方向性が変化すると推察される。今回の実験では、 $|R| = 10$ 、 $N_{\max} = 19$ なので、一要因に対する適合度の上昇率は、 $f_1()$ のほうが大きい。したがって、進化序盤から中盤にかけては、高い適合度を獲得するために、 $f_1()$ の増加を促す進化、すなわち決定ルールを表現することが優先されていると思われる。その後、 $f_1()$ による適合度がある程度収束した後、進化終盤に向かって、変数節点の数が減少することで $f_2()$ の評価値が上昇し、*IS-MDD* の評価関数 $f()$ の値が収束していくと考えられる。またこのとき、図 2.9(b) と図 2.8(a) を比較すると、中盤から終盤にかけて、変数節点の配置位置が大きく変化していることが見て取れる。この結果から、進化終盤では、replacement や inversion によって変数節点の順序や枝の向きが大きく変更されることで、 $f_1()$ の適合度を保ちつつ、 $f_2()$ の適合度が増加していくことが示唆される。ただしこれは、本実験の $|R|$ と N_{\max} の比による結果であるため、すべての進化の方向性について同様のことがいえるわけではない。

2.7 まとめ

本稿では、決定ルール間の関係性を表すための新しい可視化法として Incompletely Specified Multi-valued Decision Diagrams (*IS-MDD*) を提案した。また、*IS-MDD* の準最適解を獲得するために進化計算を用いた生成手法を提案した。本手法によって生成された *IS-MDD* は、決定ルールを論理的に満たしつつ、ルールのパスを過不足なく所持しており、簡潔で見やすいように可視化されていることを確認した。ビジュアル・データマイニングという行為は、情報処理社会においては IT リテラシーを持つ人だけのものではなくなりつつある。*IS-MDD* は、そうした社会において、情報処理に通じる者だけでなくコンピュータのライトユーザーをターゲットに含められるように設計した手法である。特に、Picasso の構図特徴のように不完全な論理において手早く理解しやすい表現方法であり、感性という誰にでも価値のあるフィールドにおいて有用なデータマイニング・ツールと成り得ると考えられる。

しかしながら、課題もある。現在の *IS-MDD* は、(1) C.I. の低いルールを可視化すると一般性の低いルールが多数可視化される、(2) 可視化する際の枝の太さが C.I. に比例し細くなるため、一定以下のパスはすべて同一の太さに見えてしまう、ということからユーザーの混乱を招いてしまうという問題がある。このことから、提案手法は、C.I. が高い、すなわち一般性の高いルール群の可視化に向いているといえるが、一般性が低いルールが必ずしもユーザーにとって重要性が低いルールであるとはいえない。こういった希少性のあるルールや、ユーザーの求める条件に見合ったルールを巧みに可視化することも重要であり、現在の可視化表現だけでは不十分といえる。今後、ユーザーの要求を反映できる可視化表現を考える必要がある。また、進化計算を用いた *IS-MDD* 生成法では最適解が得られない可能性がある。2.4.3 節において、進化計算の評価関数は複数の評価軸から成る多目的評価関数である。これらの評価軸はトレードオフの関係にあることから、すべての決定ルールの可視化が保証されないという前提がある。これを解決するためには、評価関数の重み付けについてチューニングを施すか、目的変数を分離して評価に優先順位をつけるといった施策を要すると考える。また、進化計算以外の方法で解を探索するアルゴリズムの考案も検討していく必要がある。

第3章

オノマトペ・シソーラス・マップ による類似関係の可視化

本章では、オノマトペのシソーラスを2次元マップとして表現することを提案する。オノマトペのシソーラスを可視化することによって類似関係の視認性向上を試みる。この2次元マップ上には、オノマトペを配置し、その配置関係や距離から複数のオノマトペ間の類似性／非類似性を視覚によって判断・推測できるようにする。また、逐次生成されうる未知のオノマトペはマップ上の適切な位置に自動的に配置され、既存のオノマトペとの類似関係を把握できるようにする。2次元マップ化されたグラフィカルなオノマトペ・シソーラスを実現するためには、質的データであるオノマトペを数値化し、定量的に扱えるようにする必要がある。したがって我々は、小松ら [45] が提案するオノマトペが持つ音響的な特徴に注目したアプローチを参考に、オノマトペを形成する音響的特徴が持つ意味をベクトルデータとして表現した。なお、我々の提案システムでは、オノマトペでラベル付けした商品をマップ上に表示することで、商品間の類似性をオノマトペに基づいて可視化することが可能となる。そこで、提案システムの機能との親和性が高いと考えられるテーマとして、デザートのお食感を表すオノマトペ [52] を採用し、グラフィカルなシソーラスシステムの実装を試みた。また、その有効性に関してアンケート調査を行った結果、「従来の辞書よりも理解しやすい」などの点で高い評価を受けていることが確認された。

3.1 はじめに

3.1.1 研究背景

日本語の擬音語や擬態語はオノマトペと呼ばれ、物体の音の響きやその状態などを感覚的に表現した語集として知られている。たとえば、雨が「しとしと」降る、といったように、オノマトペは一般語集と比べると臨場感にあふれた表現力をもつ。また、オノマトペは即興的な語集でもある。たとえば、「ジラジラと照る太陽」とは、「ジリジリ」や「ギラギラ」とも異なり、あまり聞かない言い回しであるが、感覚的な表現なればこそ、それでも概ね伝わってしまうのがオノマトペの特徴である。こうした背景によって、生活の中で絶えず即興的・流行的に作られ続けてきたオノマトペであったが、その口語的な文化としての側面が品性を感じさせないということもあってか、オノマトペは俗物的で体系化の難しい語集として認識され、その多くが国語辞典に載ることが稀であった。

それでも今日の我々は、日常生活から得られる経験によって、オノマトペのある程度の“意味”、“使い方”といったものを自然のうちに体得している。しかしながら、とりわけオノマトペに接する機会が無かった人間—例えば、外国人などの日本語学習者—にとっては、オノマトペを短期間のうちに効率的に学習する方法が無く、その適切な用法を知ることは非常に難しい。

直感的に理解し易い表現でありながら、その理解には時間と経験を要するという、この矛盾した性質によって言語学からも長らく敬遠され続けたかにも思われたオノマトペであるが、近年になって、オノマトペに特化した辞書 [43] が刊行されたり、日本語学習者のオノマトペの使い方を補助する目的で、類似した意味を持つオノマトペを提示できる辞書、すなわちシソーラスの作成に関する研究 [44] が行われている。

シソーラスは、類似する言葉を検索するのに便利な辞書であるが、オノマトペに関するシソーラスの場合、以下のような3つの問題があると考えられる。まず、3つ以上の複数のオノマトペ間の類似関係を把握することが難しいことが挙げられる。シソーラスからオノマトペ A に類似する B というオノマトペを発見することは容易である。

さらに、B に類似する C (A とは類似しない) を発見することもできるであろう。しかし、これをさらに進めて C に類似する D を発見することもできるが、ここまで調査した A, B, C, D という複数のオノマトペ間の関係性は、一般的な辞書という形式をとるシソーラスでは、それらの関係性を一見して視認することは容易ではない。

つぎに、シソーラスが類似表現を検索するものであることから当然といえるが、類似しないオノマトペを検索することはできない。類似しない言葉を検索すること自体、奇異に感じられるかもしれないが、例えば A, C (A と C は類似しない) の 2 つのオノマトペの中間に位置するようなオノマトペ B が存在するとしても、A や C から B を発見することは通常のシソーラスでは難しい。また、さらにいえば、B が存在するか否かを判断することもできない。

さらに、オノマトペは日々流行語のように新しく創造されることから、現在のシソーラスに掲載されていないオノマトペも存在する。オノマトペをよく使う人であれば新出のオノマトペであっても、その類似オノマトペやその意味を推測することは難しくはないかもしれない。しかしながら、日本語学習者にとっては未知のオノマトペであり、シソーラスに掲載されていないオノマトペとシソーラス中の既存のオノマトペとの類似関係を推定することは不可能といっても過言ではない。

3.1.2 研究のねらい

前述の問題を解決するためには、オノマトペ間の類似関係の視認性を向上させることが必要であると考え。そこで本稿では、オノマトペのシソーラスを 2 次元マップとして表現することを提案する (図 3.1 参照)。この 2 次元マップ上にオノマトペを配置し、その配置関係や距離から複数のオノマトペ間の類似性／非類似性を視覚によって判断・推測できるようにする。また、未知のオノマトペについては、マップ上の適切な位置に自動的に配置され、既存のオノマトペとの類似関係を把握できるようにする。このように、シソーラスを 2 次元マップ化し、オノマトペ・シソーラス・マップを実現するためには、質的なデータであるオノマトペを数値データ化し、定量的に扱えるようにする必要があると考え。そこで我々は、小松ら [45] が提案するオノマトペの音響的特徴に注目したアプローチを参考に、オノマトペを形成する音響的特徴を持つ意味をベクトルデータとして表現する。

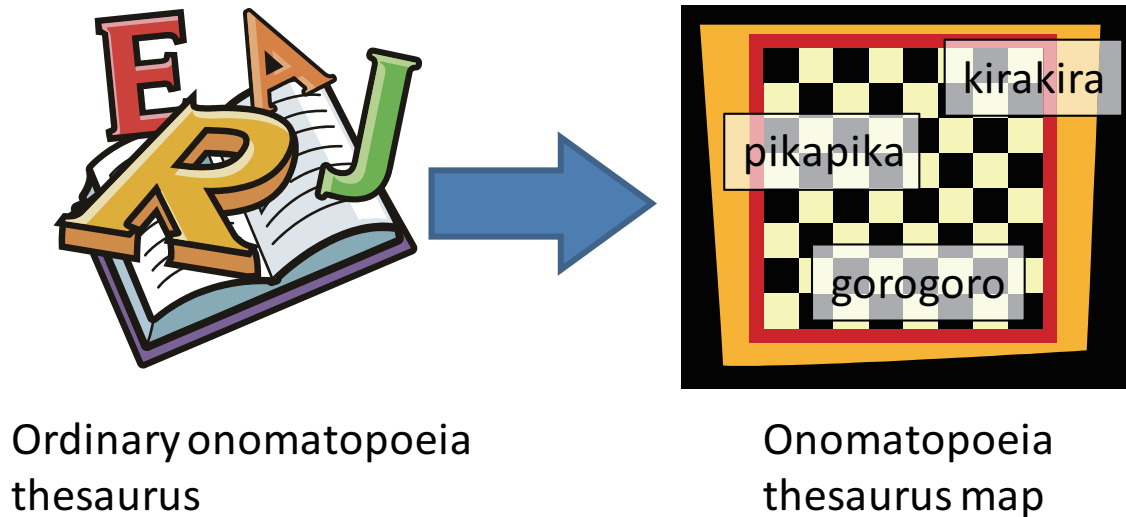


図 3.1 オノマトペ・シソーラス・マップの提案

なお、我々の提案するシステムでは、オノマトペでラベル付けした商品をマップ上に表示することで、商品間の類似性をオノマトペに基づいて可視化することもできる。本稿では、その一例としてデザートをテーマにシステムを試作した。「ぱりぱり煎餅」「ぺろぺろキャンデー」といったように、デザートは食感をはじめとする様々な状態表現にオノマトペが用いられる上、複数の特徴を合わせ持つ創作デザートが無数に存在する昨今、それらの食感の類推に我々のシステムを適用することの親和性は高いと考えられる。

以降、オノマトペの数値化、オノマトペ・シソーラス・マップの構築方法、デザートをテーマに試作したシステム及びオノマトペの検索事例、システムの有用性の評価について述べる。

3.2 オノマトペ・シソーラス・マップ

3.2.1 システムの概要

図 3.2 に、提案システムの概要を示す。同図中 (A) は、オノマトペマップである。ここには、オノマトペを音響学的特徴に基づき写像した結果が可視化されており、そ

それぞれの位置関係から類似性/非類似性を判断できる。また、マップ内の任意の点をクリックすることで、オノマトペを検索することができる。検索されたオノマトペが未知のオノマトペであった場合、同図中 (B) のクウォンティティビューに、そのオノマトペと関連が強い既知オノマトペの関連度合いが棒グラフによって表示される。これにより、未知のオノマトペに関連する既知オノマトペを瞬時に理解することができる。また、同図中 (C) はシソーラスビューであり、ここに検索されたオノマトペの意味が表示される。これはシソーラスとしての観点から利用することができ、未知のオノマトペの意味を既知オノマトペから類推することが可能となる。なお、ここに表示される文字のサイズは、クウォンティティビューにおけるオノマトペの関連度合いによって決定される。

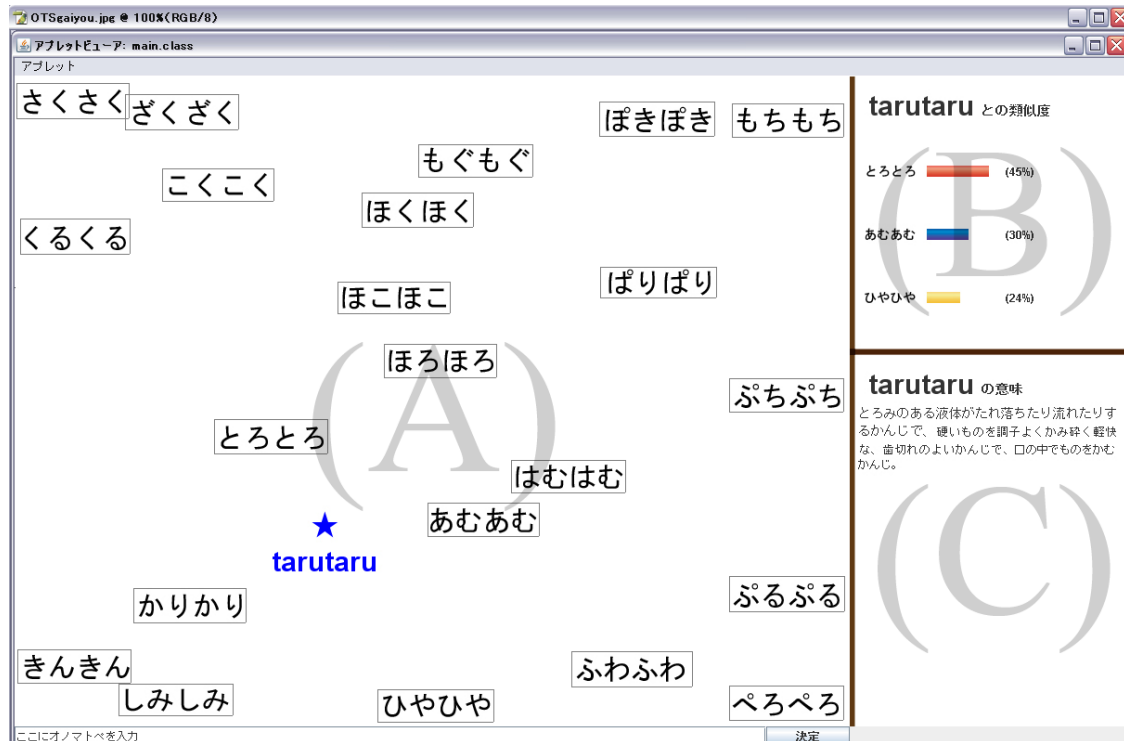


図 3.2 オノマトペ・シソーラス・マップの概要

3.2.2 オノマトペの数値化

オノマトペは言葉であり、当然ながら子音と母音の組み合わせによって表現される。すなわち、日本語で扱われる全ての子音と母音に対してある数値を設定し、それを組み合わせることができれば、オノマトペを数値化することが可能となる。本研究で定義するオノマトペをの数値化属性一覧を表 3.1 に示す。

オノマトペの数値化は、子音・母音・濁音・半濁音・拗音・促音に含まれる音象徴を一定の属性で表現することに着想を得たもので、小松ら [45] は、数値化したオノマトペイメージをロボットの動作に付与してユーザーの表現を支援する駆動システムを提案している。表 3.1 では、小松ら [45] と同様に、全ての子音・母音・濁音・半濁音・拗音・促音に対して「強さ」「硬さ」「湿度」「滑らかさ」「丸さ」「弾性」「速さ」「暖かさ」の 8 属性を割り当てる。また、各属性の値は最小値が-2、最大値が 2 となるように設定される。たとえば、子音の $[K]$ については、8 次元の属性ベクトルを以下のように設定している。

$$K = \{2, 2, 1, 0, 0, 0, 2, -1\} \quad (3.1)$$

この $[K]$ では、8 種類の属性のうち、「強さ」「硬さ」「速さ」の属性が特に強調されるように設定している。これは、黒川 [46] らによれば、か行の子音 $[K]$ の音象徴が「辛口のキレを持ち、硬さ、強さ、濁きの質、緊張感、スピード感を感じさせる」と説明されることに由来する。このうち「濁きの質」については、本システムで扱うオノマトペ【こくこく】（コクがあり味や色合いに落ち着いた深みがあると感じさせるオノマトペ）のように、湿度感のあるオノマトペがあることから、やや強く設定するなど、微調整を行っている。

このように、全ての子音・母音・濁音・半濁音・拗音・促音に対して属性ベクトルを与え、それらを組み合わせることでオノマトペ一語分の属性を決定する。小松ら [45] の提案では、数値化した音象徴を一語に結合するにあたって、 $XYXY$ 型のオノマトペでは母音より子音の方が、また Y よりも X の方が強い印象を持つように導出している。これは、会話において最初に発音される音が最も印象を残すというオノマトペ

表 3.1 各要素に設定された 8 次元属性ベクトル [45]

	硬さ	強さ	湿度	滑らかさ	丸さ	弾性	速さ	暖かさ
母音								
A	0	1	-1	1	2	-2	-1	0
I	2	2	0	0	-1	1	2	-1
U	-1	-1	2	0	2	2	0	2
E	1	-2	2	0	-2	0	0	2
O	-1	2	0	1	2	0	-2	1
子音								
K	2	2	1	0	0	0	2	-1
S	2	0	1	2	0	0	2	-1
T	2	1	2	2	0	1	-1	-2
N	-1	0	2	-1	1	0	-2	2
H	-2	-2	1	0	1	-1	-1	2
M	-2	-2	1	0	2	0	-1	2
Y	-2	-1	0	1	2	1	0	0
R	-1	-1	2	1	0	2	1	0
W	-2	2	1	0	2	0	0	1
濁音	1	1	-1	-1	-1	0	-1	0
半濁音	-1	-1	0	0	1	1	1	1
拗音	-1	-1	1	0	1	2	2	1
促音	0	0	0	0	0	0	1	0

の特徴を考慮するためである。一方、本研究では $XYXY$ 型のオノマトペの母音と子音はバイアス無くそれぞれ表現することとし、これを掛け合わせて 64 次元ベクトルのままで表現する。これは、本システムのインターフェースが視覚を重視し、ユーザーは文字の繋がりから音印象を理解するためである。たとえば、「ころころ」というオノマトペは、 $[K$ (子音) $][O$ (母音) $][R][O][K][O][R][O]$ という 4 つの子音と 4 つの母音で構成され、64 次元ベクトルとして表現する。なお、オノマトペには、「こ

ろころ」などの $XYXY$ 型, 「しみじみ」などの $XYWY$ 型, 「ころりころり」などの $XYZXYZ$ 型などが存在する. 本システムでは, $XYXY$ 型のオノマトペを対象とするが, XY を 2 回繰り返す型であり, 前半の XY と後半の XY は同一である. そこで本稿では, $XYXY$ 型を XY 型として表し, 32 次元ベクトルのオノマトペベクトルとして表現する.

このように, オノマトペを数値化することで, オノマトペ間の類似性を距離で表すことが可能となり, 未知のオノマトペであっても $XYXY$ 型であれば, 数値化することができるので, 既存のオノマトペとの距離を測ることで類似性の評価が可能となる.

3.2.3 ニューラルネットワークによる次元圧縮

オノマトペを 32 次元ベクトルによって表現することで定量的に扱うことはできるが, このままでは次元数が高すぎるため, オノマトペ間の類似性や位置関係を把握することが難しい. そのため, ここでは, ニューラルネットワークの恒等写像学習 [47, 49, 50] を用いることで 32 次元ベクトルを 2 次元に圧縮し, 2 次元平面上でオノマトペ間の関係性を視認できるようにする. 恒等写像学習は, 中間層が絞り込まれた砂時計型ニューラルネットワークに入出力層に同一の学習データを与え, 誤差逆伝搬法で学習させる枠組である. 恒等写像学習を行うことで, 学習データに含まれる特徴情報が中間層に圧縮され, 入力層と中間層の間に低次元化 (情報圧縮) のモデルが, 中間層と出力層の間に高次元化 (情報復元) のモデルが形成される.

ニューラルネットワークによる恒等写像学習を提案システムに用いることには, 以下の利点がある. 第一に, 特徴情報の獲得について, 汎化性能の利点があげられる. 高次元のままでは認識が困難なデータについて, それらの内部にある特徴情報をニューラルネットワークが自動的に獲得できることは上記に述べた. これについて, 恒等写像ニューラルネットワークは, 学習時に入力したデータだけに対してだけでなく, 未知の新たなデータに対しても特徴の抽出ができる連続性のあるモデルを提供する. よって, 初めて聞いたり即興で作り出したような未知のオノマトペにおいても, 提案システムに入力すると, その特徴をマップに表示することが出来るようになる. 第二に, リアルタイム学習の容易性があげられる. 恒等写像ニューラルネットワークは,

入力層と出力層に同じデータセットを与える恒等写像学習のため、バッチ学習だけでなく、新たな教師データを得た際に、リアルタイムかつ自律的な逐次学習システムの構築に有効である。よって、ユーザーが様々に入力したオノマトペを提案システムがリアルタイムに学習することができる。無限に存在する未知のオノマトペは予め教師データとして準備することができないが、本利点によって、将来的には開発者が教師データを用意しなくとも、使うほどマップの精度向上が図られる仕組みとすることができる。第三に、情報圧縮の可逆性があげられる。恒等写像ニューラルネットワークは、情報の可逆変換、複合の仕組みを持つ。中間層と出力層の間のモデルによって、低次元化された特徴情報を、元の入力と同等の次元数を持つ高次元情報へと復元することができる。汎化性能により、元の学習データとは異なる特徴情報からの復元も可能となる。よって、提案システムのマップの任意座標から、その座標に対応する未知のオノマトペが何であるのかを知ることが出来る。

なお、情報の次元圧縮の手法には、恒等写像ニューラルネットワーク以外に 1.3.1 に示した主成分分析、多次元尺度構成法、自己組織化写像といった手法が存在する。例えば、自己組織化写像マップは入力層と圧縮層の二層から成るニューラルネットワークを持っているので、圧縮層にオノマトペの特徴情報を圧縮し、提案システムでマップとして使うことができる。また、過去のデータから作成したマップをモデルとして、新しいデータをマッピングできる（リコール処理という）。このように、情報の特徴を低次元に圧縮したり、未知のオノマトペに対応する汎化性という点においては、恒等写像ニューラルネットワークと類似している。しかしながら、一方で、これらの手法は圧縮データから高次元データへの復元のモデルを有していない。（例えば、前述のとおり自己組織化写像マップは二層式であるから、復元後の結果を出力する層自体が無い）すなわち、マップの任意座標から、その座標に対応する未知のオノマトペが何であるのかを理解可能にするのは恒等写像ニューラルネットワークだけである。この点において、恒等写像ニューラルネットワークは、主成分分析、多次元尺度構成法、自己組織化写像といったその他手法よりも、採用手法として適している。これまでも恒等写像ニューラルネットワークはロボットや人の表情分析・合成システムに利用されている [48, 49, 51]。

本稿では、図 3.3 に示す 5 層で構成される恒等写像学習ネットワークを使用する。このネットワークは、第 3 層のユニット数が入出力ユニット数より少ない構造を持つ。5 層型の恒等写像ネットワークは、3 層型のネットワークに比べて優れた非線形

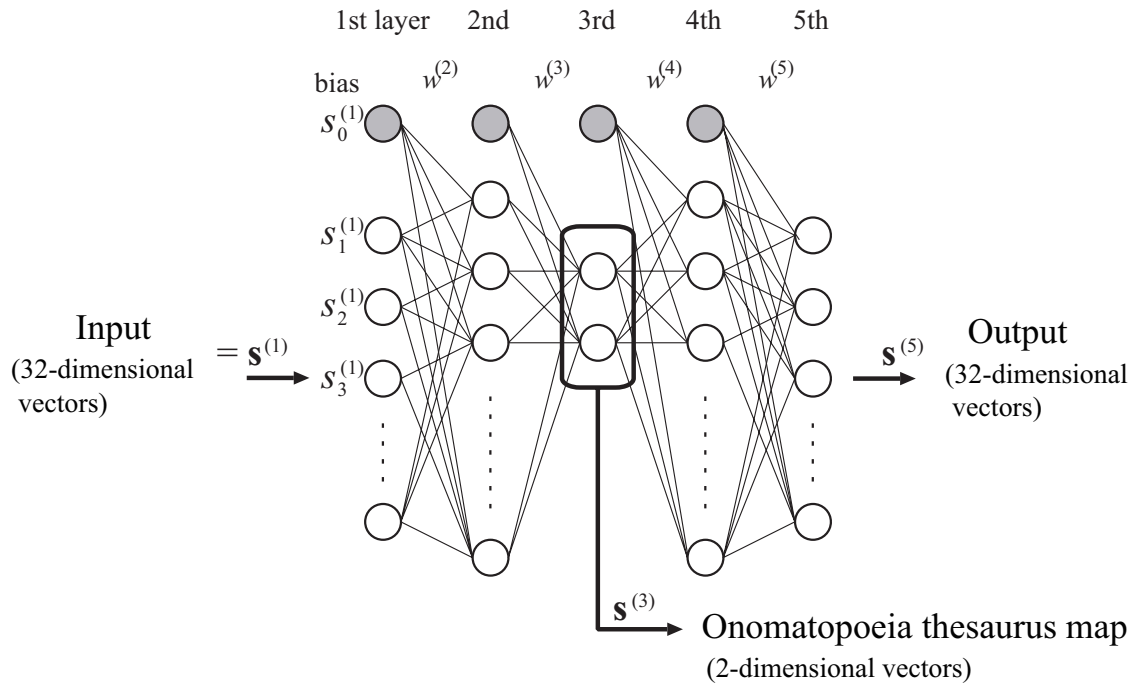


図 3.3 砂時計型ニューラルネットワーク

写像能力を発揮することが可能である。このネットワークでは、学習によって、第3層に入力データを特徴づける情報が抽出される。本稿では、第3層のユニットを2つにすることで、そこに抽出される特徴空間 (x, y) を2次元オノマトペ・シソーラス・マップとして利用する。また、学習したニューラルネットの汎化性能を用いることで、教師データにない未知のオノマトペを生成してマップに表示する他、マップ上の未知の特徴点から $XYXY$ 型のオノマトペ情報を復元し、言語化して表示する。

以下に、オノマトペ・シソーラス・マップの学習手順を示す。

$\mathbf{s}^{(1)}$ をニューラルネットワークに入力する 32 次元オノマトペベクトルとする。

第 k 層における j 番目のユニットの出力 $s_j^{(k)}$ は以下の式で与えられる。

$$s_j^{(k)} = f(u_j^{(k)}), \quad (3.2)$$

ここで、 $f(x)$ はシグモイド関数である。また、 $u_j^{(k)}$ は以下の式で与えられる。

$$u_j^{(k)} = \sum_i w_{ij}^{(k)} s_i^{(k-1)}, \quad (3.3)$$

ここで、 $w_{ij}^{(k)}$ は結合荷重である。なお、 $u_0^k = 1$ はバイアスユニットである。

入出力間の誤差は以下の式で与えられる。

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (s_i^{(1)} - s_i^{(5)})^2. \quad (3.4)$$

このネットワークは、 E を最小化することによって学習される（誤差逆伝搬法）。

$$w_{ij}^{(k)}(t+1) = w_{ij}^{(k)}(t) + \Delta w_{ij}^{(k)}(t), \quad (3.5)$$

ただし、

$$\Delta w_{ij}^{(k)}(t) = \varepsilon d_j^{(k)} s_i^{(k-1)} + \eta \Delta w_{ij}^{(k)}(t-1), \quad (3.6)$$

$$d_j^{(k)} = \begin{cases} f'(u_j^{(k)}) \sum_l w_{jl}^{(k+1)}(t) d_l^{(k+1)} & (k \neq 5) \\ f'(u_j^{(k)}) (s_j^{(1)} - s_j^{(k)}) & (k = 5). \end{cases} \quad (3.7)$$

ここで、 ε は学習率、 η はモーメントムである。

このネットワークは学習によって、第3層に入力データを特徴づける情報を抽出することができる。本稿では、第3層に抽出される特徴空間をオノマトペ可視化マップとして利用する。

3.2.4 システムのインターフェース

本システムでは、以下のインターフェースにより、ユーザーは視覚によるオノマトペの理解が可能となる。

1. マウスクリックによる検索 オノマトペマップをマウスでクリックすることで、クリックされた座標から復元されるオノマトペが表示される。ユーザーは、画面に表示されたオノマトペの関係性を視覚で確認しつつ、別の新たなオノマトペを検索することができるため、複数のオノマトペ間の関係性を容易に把握できる。マウスクリックによる検索は、ニューラルネットワークの第3層に、クリックされた (x, y) 座標を入力し、第5層からオノマトペベクトルを取り出すことで行われる。
2. テキスト入力による検索 システム下部に設けられたテキストフィールドに $XYXY$ 型のオノマトペを入力することで、そのオノマトペがマップ上のどこに位置するかが表示される。入力したオノマトペと他のオノマトペとの類似・非類似性を判断することができる。テキスト入力による検索はニューラルネットワークの第1層にオノマトペベクトルを入力し、第3層から (x, y) 座標を取り出すことで行われる。
3. 検索結果の確認ビュー 上記の2種類のインターフェースにより検索したオノマトペは、システム右部の各ビューにより詳細を確認することができる。まず、システム右上部のクウォンティティビューには、検索した未知のオノマトペと関連が強い既知のオノマトペの関連度合いが棒グラフによって表示される。これらは検索したオノマトペの (x, y) 座標と、その近傍に存在する既知のオノマトペらの (x, y) 座標のユークリッド距離を算出し、距離の差を割合按分した結果を棒グラフに表示している。次に、システム右下部はシソーラスビューには、検索されたオノマトペの意味が表示される。本システムには、日本語オノマトペ辞典の情報を元に既知のオノマトペの説明文をシステム内に保持しており、未知のオノマトペに対しては近傍の既知オノマトペの説明文を結合して表示する。これによって、未知のオノマトペを検索した際はその意味を既知オノマトペから類推することが可能となる。

3.3 システムの試作と応用

3.3.1 デザートオノマトペ・シソーラス・マップ

提案手法の応用例として、デザートに関するオノマトペを可視化するシステム“デザートオノマトペ・シソーラス・マップ”を試作した。福田 [52] の定義によるデザートとオノマトペの対応関係 (図 3.4) を用いて、ニューラルネットワークを恒等写像学習させた。図 3.5 に学習過程の対数グラフおよび、マップの変化の様子を示す。同図より、学習初期では密集していたオノマトペが、学習が進むにつれて、類似するオノマトペがカテゴライズされ、空間上に拡散していく様子が見て取れる。空間のスケールは、縦横軸ともに最小 0~最大 1 である。

図 3.6 に、構築されたシステムを示す。オノマトペマップにはデザートの食感に関係するオノマトペと、対応する商品の画像を表示し、それらの位置関係からデザートオノマトペの類似性/非類似性が理解できるようになっている。本システムでは、オノマトペ同士の距離感によって関係性を捉え、そこからオノマトペのイメージを理解することを主眼としていることから、図 3.5 に表示していたスケールをシステム画面では表示しない。本稿では、学習が収束したと思われる 1000×10^5 回目の学習結果を利用した。

3.3.2 検索事例

マウスクリック検索の事例

マウスクリックによる検索結果 (3 例) を図 3.7(a)(b)(c) で示す。

オノマトペマップ上で (a) 付近をクリックすると、【PUWOPUWO】というオノマトペが検索された。【PUWOPUWO】は【ぷるぷる】、【ふわふわ】、【ぺろぺろ】に囲まれた空間に出現している。ここで、【ぷるぷる】はプリンを触ったときのような、弾力があってこまかく震える様子、【ぺろぺろ】は力を入れず物をなめまわす様子、【ふ

 あむあむ 饅頭	 はむはむ サンドイッチ	 ひやひや アイスクリーム	 ほこほこ ポルポローネ	 ほくほく ふかし芋
 ほろほろ スコーン	 ふわふわ ヨーグルトムース	 かりかり ホットパイ	 こくこく ショコラショー	 くるくる パンケーキロール
 もぐもぐ ドーナツ	 もちもち ファーブルトン	 ぱりぱり チュイール	 ぺろぺろ キャンディ	 ほきほき チーズ棒
 ぷるぷる カスタードプリン	 ぷちぷち プラリネショコラ	 さくさく シナモンビスケット	 しみしみ マドレーヌ	 とろとろ 蜂蜜ジャム
 さくさく ナツケーキ	 きんきん かき氷			

図 3.4 デザートとオノマトペの対応関係

わふわ】はムースのようなやわらかく膨らんだ様子を表わしている。このことから、【PUWOPUWO】の食感、柔らかくも弾力のある物質を舌でなめている雰囲気であることが想像された。

つぎに、(b) 付近をクリックすると、【HARO HARO】が検索された。【HARO HARO】は、【ほろほろ】と【はむはむ】の両者を結ぶ直線状の中間に位置する場所に出現している。ここで、【ほろほろ】は焼き菓子のような、食べると粉になってあとからあとからこぼれおちるような様子、【はむはむ】はサンドイッチのような柔らかい生地を口の中で噛む様子を表している。よって、【HARO HARO】というオノマトペからは、柔らかくも崩れやすい焼き菓子に類推されるような食感を持つデザート

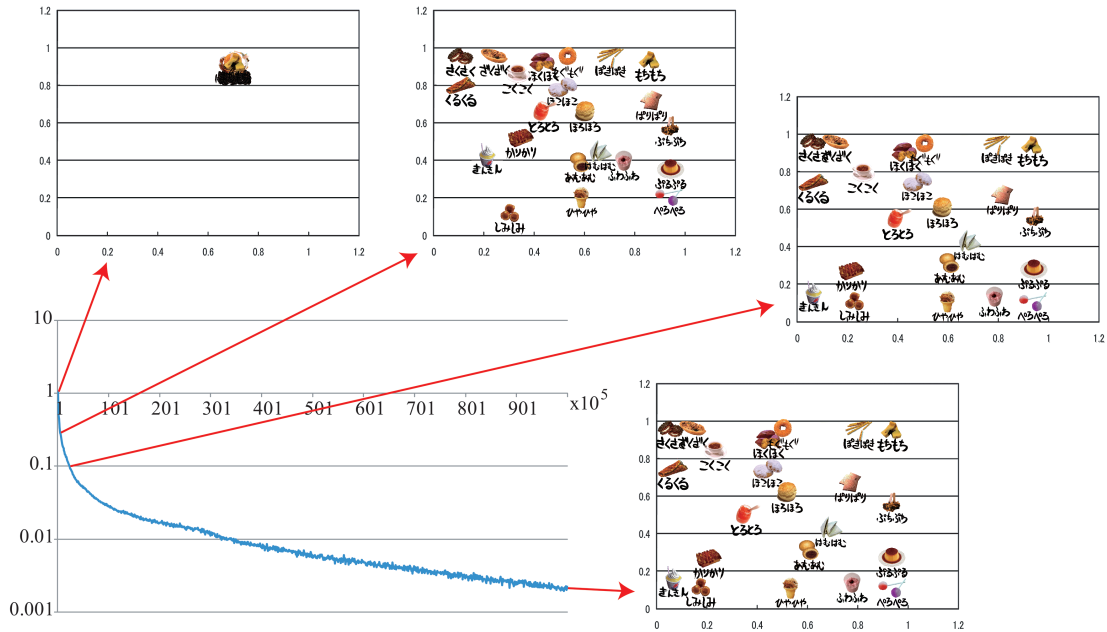


図 3.5 学習の様子

を頬張る雰囲気であることが想像された。

また、(c) 付近では、【*TOKOTOKO*】が検索された。【*TOKOTOKO*】が出現した空間は真っ白の何もない場所であるが、周辺には【こくこく】、【とろとろ】、【ほこほこ】といったオノマトペが存在している。【こくこく】は、甘いミルクやコーヒーなどの、コクがあり味や色合いに落ち着いた深みのある雰囲気、【とろとろ】はジャムなどのとろみのある液体がたれ落ちたり流れたりする感覚、【ほこほこ】はクッキー生地のように水や粘り気が少なく、口の中で水分を吸ってふくらむような感覚を表している。これらのオノマトペを周辺に持つ【*TOKOTOKO*】もまた、そのような印象を引き継いでいることが想像され得る。

つぎに、クオンティティビューとシソーラスビューの表示内容を図 3.8(a)(b)(c) に示す。(a)(b)(c) のそれぞれが、棒グラフによって周辺のオノマトペの影響度が定量的に示されており、直感的に表現されていたマップ上での類似性の詳細を知ることができる。

特に (c) の【*TOKOTOKO*】は、周囲のオノマトペとの距離がどれも遠く、どのオ

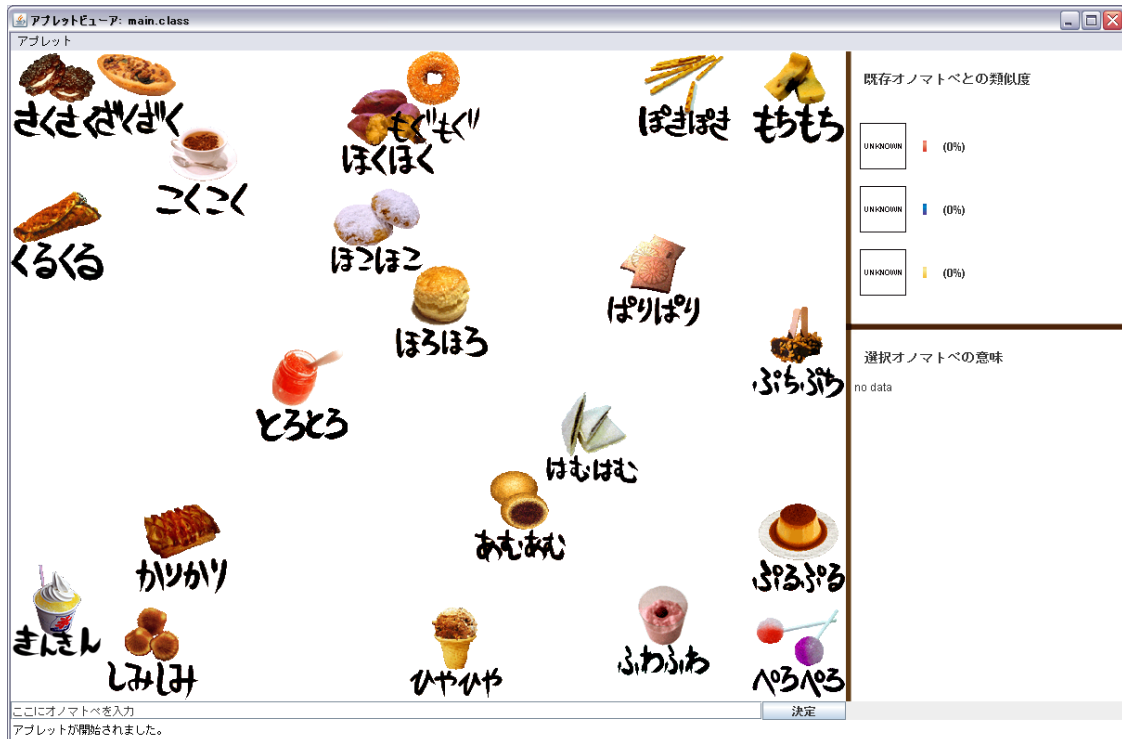


図 3.6 デザートオノマトペ・シソーラス・マップ

ノマトペからの影響が強いのがマップを一見しただけでは分かりづらいが、棒グラフでは【とろとろ】、【こくこく】からの影響が同程度に強いこと、少し差があって【ほこほこ】からの影響があることが瞬時に分かり、【TOKOTOKO】の理解をより鮮明にすることが示唆される。

また、シソーラスビューでは、検索されたオノマトペの意味を類推できるように、合成された文章が表現されている。周囲のオノマトペの意味を連言で合成したものであるから、その作りは非常に簡素であるものの、オノマトペの意味を類推するための一機能としては必要十分といえよう。しかしながら、それ故に、(b)【HARO HARO】の意味の表現においては、「口の中で～かむかんじ」というフレーズが重複して登場しており、この点は今後の課題が残る。

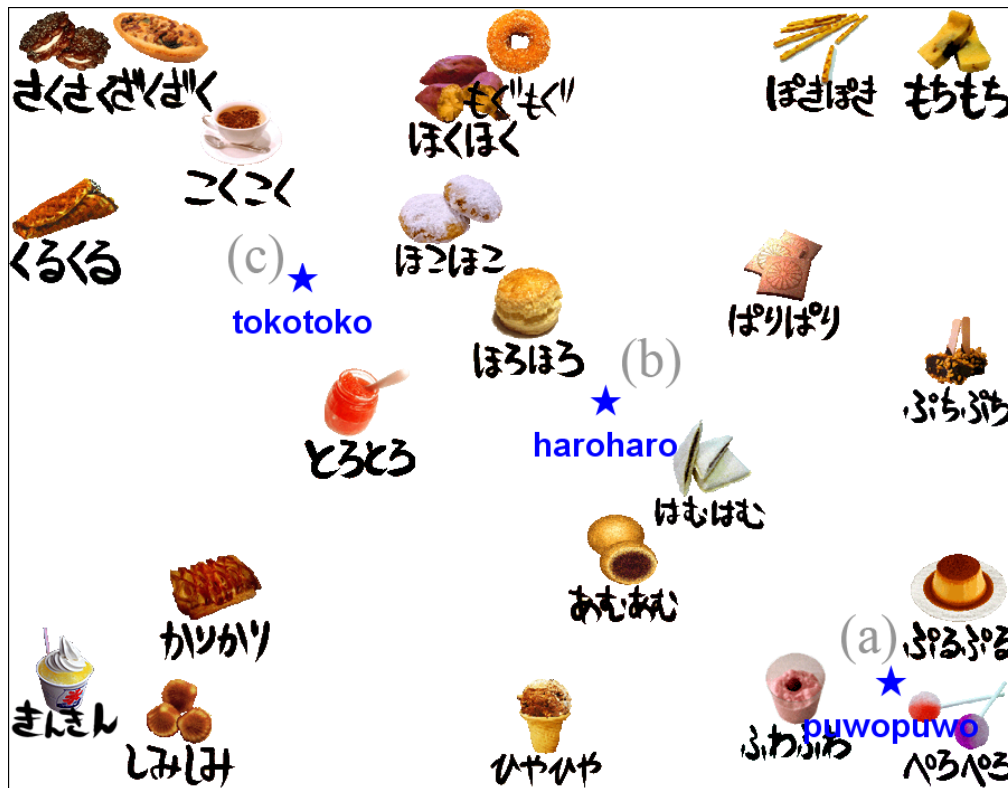


図 3.7 マウスクリックによる検索結果 (オノマトペ)

(a)	(b)	(c)
puwopuwo との類似度	haroharo との類似度	tokotoko との類似度
puwopuwo の意味	haroharo の意味	tokotoko の意味
<p>力を入れずものをなめまわすかんで、やわらかく膨らんでいるかんで、弾力があって、こまかくふるえるかんじ。</p>	<p>あとからあとからこぼれおちるかんで、やわらかい生地を口の中でかむかんで、口の中でものをかむかんじ。</p>	<p>とろみのある液体がたれ落ちたり流れたりするかんじて、ココがあり、味や色合いに落ち着いた深みのあるかんで、水や粘り気が少なく、口の中でふくらむかんじ。</p>

図 3.8 マウスクリックによる検索結果 (グラフ・意味)

テキスト入力検索の事例

図 3.9(d)(e)(f) に、テキストフィールドに【ぼりぼり】、【もこもこ】、【ぐだぐだ】を入力したときの検索結果をそれぞれ示す。

まず、硬めの砕けやすい焼き菓子やナッツのような実をほおぼる様子に関わるオノマトペとして【ぼりぼり】を検討し、検索を試みたところ、【ぼりぼり】はマップ上の (d) 付近に検索された。【ぼりぼり】の近傍には【ぷちぷち】(プラリネショコラ) が、続いて【ぱりぱり】(チュイール) が存在している。プラリネショコラとチュイールは、共に硬めの食感を持つ素材を内包するデザートであるから、【ぼりぼり】は印象通りの場所に検索されたといえよう。

つぎに、ベビー・カステラ*1やポン・デ・リング*2のように、丸く、中に空気が入って柔らかいような状態を連想するオノマトペとして【もこもこ】を検討し、検索を試みたところ、【もこもこ】はマップ上の (e) 付近に検索された。【もこもこ】の近傍には【ほくほく】(ふかし芋)、【ほこほこ】(ポルボローネ)、【もぐもぐ】(ドーナツ)、【ほろほろ】(スコーン) が存在している。穀物を原料にした焼き菓子の、熱を加えて膨らむ独特の様子が、【もこもこ】と、近傍のオノマトペから得られる共通の印象のように思われる。

さらに、少し変わった試みとして、【ぐだぐだ】を検索した。【ぐだぐだ】を食に関わる意味で捉えると、「強火で形がなくなるほど、よく煮込む音。また、そのさま。」である。デザートの食感ではどうなるのかという疑問のもと、これの検索を試みたところ、【ぐだぐだ】はマップ上の (f) 付近に検索された。【ぐだぐだ】は、【こくこく】(ショコラショー) と、【ほくほく】(ふかし芋)、【ほこほこ】(ポルボローネ) らを結ぶ直線のちょうど中間点に位置している。このことから、水気の無い芋や焼き菓子が、水分を吸って形が崩れる様子が想像でき、【ぐだぐだ】な状況と言っても差し支えないように思われた。

*1 ベビー・カステラ: ホットケーキ・カステラのような生地を球状に焼いたもの。いわゆる粉もの一種。

*2 ポン・デ・リング: 飲食店「Mister Donut」が販売する卵を輪状に繋げたような外観のデザート。

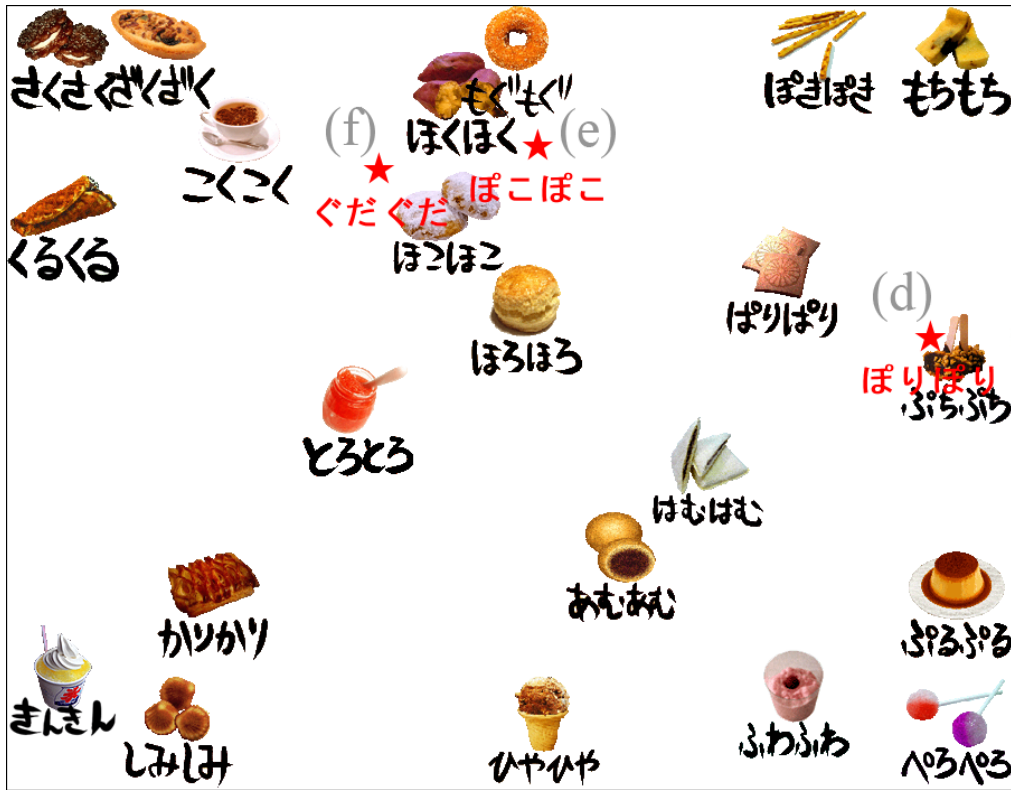


図 3.9 テキスト入力による検索結果 (オノマトペ)

つぎに、クウォンティティビューとシソーラスビューの表示内容を図 3.10(d)(e)(f) に示す。クウォンティティビューで極端に影響度の高いオノマトペは、シソーラスビューでの意味表示の際、該当の意味（を含む文章）が拡大される。図 3.10(d) では、【ぷちぷち】の影響度が 69% と過半数を占めているので、該当の意味「ちいさなものをつぶすかんじで」が拡大表示されている。拡大表示による重みづけがされることで、より意味を類推し易くなっている。

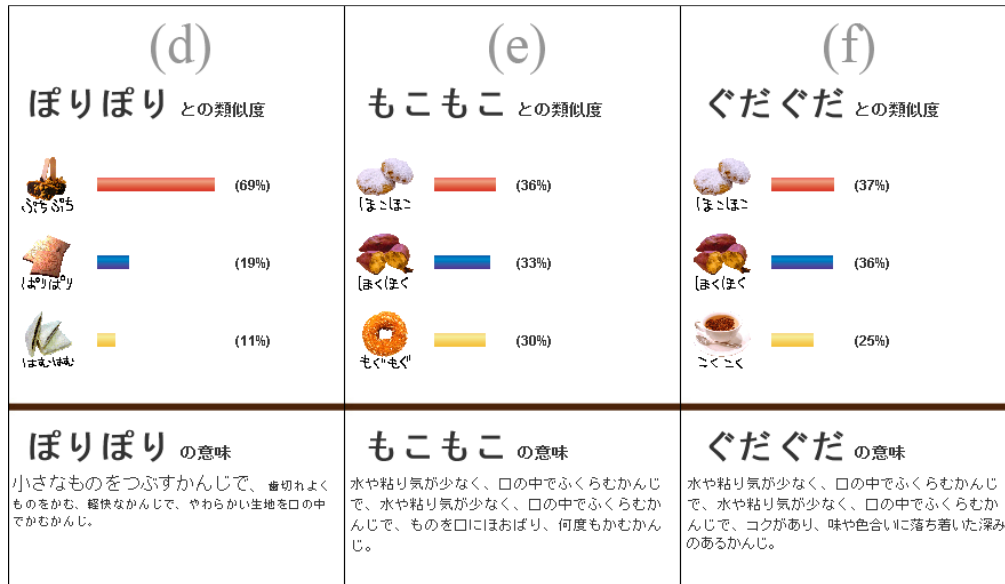


図 3.10 テキスト入力による検索結果（グラフ・意味）

3.4 アンケートによるシステム評価

3.4.1 概要

2010年12月に開催された HAI シンポジウム^{*3}の体験セッションにて、本システムのデモンストレーションを行った。その際に、本システムを実際に体験した人が、本システムについてどのような印象をもったのかを把握するため、体験者の一部に表 3.2 のようなアンケートを配布し、10人から回答を得る事ができた。具体的にこれらの被験者には、筆者のデモンストレーションの後に、オノマトペ・シソーラス・マップの基本動作を確認した後で、オノマトペをクリック検索したり、体験者自身が思いついたオノマトペをシステムに入力することで、実際のデザートとの印象と関係性を確認して頂いた。アンケートの各設問は9段階のリッカートスケールによって構成されており、最高点は9点（非常にそう思う）、中間点は5点（どちらでもない）、最低点は1点（全くそう思わない）である。配布したアンケート中には各項目ごとに、これ

*3 : <http://tonolab.jp/hai10/>

表 3.2 体験者の印象を把握するためのアンケート

Q1	オノマトペと画像との関係から、デザートのお食感がよく分かった
Q2	表示されたオノマトペの位置関係から、デザートどうしの食感の違いがよく分かった
Q3	マウスドラッグによって、自分の思ったとおりのオノマトペが検索された
Q4	テキスト入力によって、自分が思ったとおりの位置にオノマトペが表示された
Q5	ソフトウェアの操作方法が簡潔で分かりやすかった
Q6	従来の辞書を使うよりも、単語の意味や類似性が直感的に理解しやすいと感じた
Q7	このソフトウェアを操作していて楽しいと感じた
Q8	またこのようなソフトウェアで遊びたいと思う
Q9	家庭や店先など、このソフトウェアを活用できる場所があると感じた
Q10	将来的にはこのようなソフトウェアが日常生活に普及すると思う

表 3.3 9段階のリッカートスケール上の言語ラベル

1	全くそう思わない
2	そう思わない
3	あまりそう思わない
4	どちらかといえばそう思わない
5	どちらでもない
6	どちらかといえばそう思う
7	ややそう思う
8	そう思う
9	非常にそう思う

らの点数に対応した言語ラベルが明記されている（表 3.3 参照）。また、アンケート回収時には、このシステムに関する直感的な印象をインタビューによって採取した。

3.4.2 結果

各質問項目における、平均点及び標準偏差を図 3.11 に示す。この図 3.11 より、Q6「従来の辞書を使うよりも、単語の意味や類似関係が直感的に理解しやすいと感じた」の平均点は 7.4 と 10 項目中で最も高く、ついで Q5「ソフトウェアの操作が簡潔で分かりやすかった」及び Q7「このソフトウェアを操作していて楽しいと感じた」が 7.3 を示した。以上の質問項目に対して、8 点若しくは 9 点を選択した人数は、体験者 10

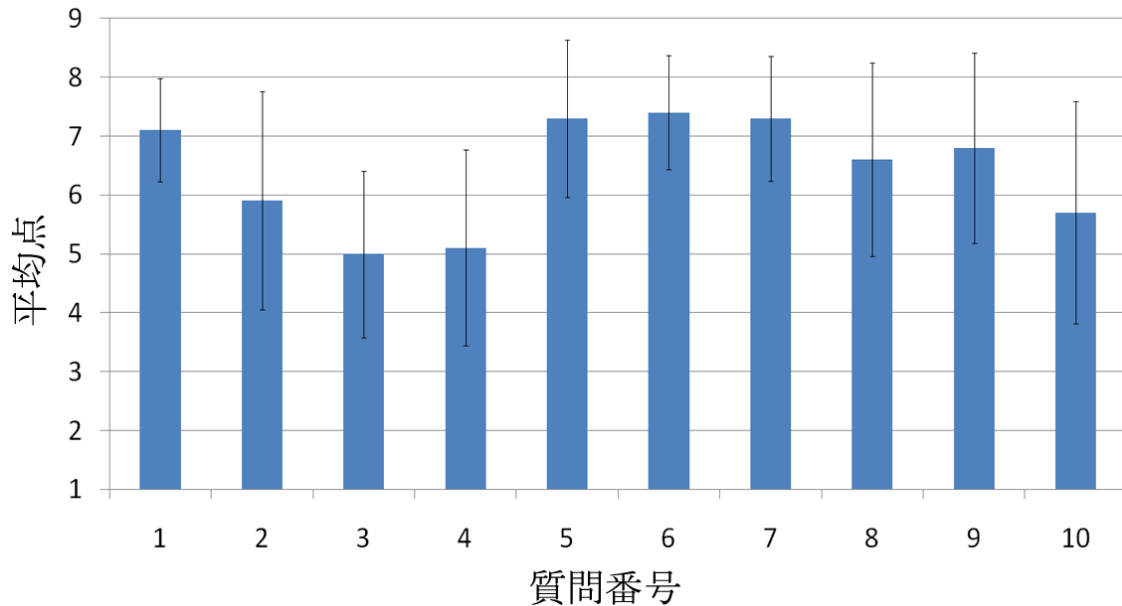


図 3.11 アンケート調査結果

人中，Q6では5人，Q5では7人，Q7では5人であり，半数かそれ以上が積極的に高い評価をしていたことが確認された。また，Q1「オノマトペと画像の関係から，デザートのお食感がよく分かった」，Q9「家庭や店先など，このソフトウェアを活用できる場所があると感じた」，Q8「またこのようなソフトウェアで遊びたいと思う」の平均点はそれぞれ7.1，6.8，6.6と続き，8点若しくは9点を選択した体験者の数は，それぞれ4人，3人，4人であった。一方，Q2「表示されたオノマトペの関係から，デザートどうしの食感の違いがよくわかった」，Q10「将来的にはこのようなソフトウェアが日常に普及すると思う」，Q4「テキスト入力によって，自分が思ったとおりの位置にオノマトペが検索された」，Q3「マウスドラッグによって，自分の思ったとおりのオノマトペが検索された」の平均点はそれぞれ5.9，5.7，5.1，5.0と，否定的ではないものの中間よりの結果となり，8点若しくは9点を選択した体験者の数は，それぞれ3人，1人，1人，0人であった。この結果から，「簡潔で分かりやすかった」というQ5に関して，大多数の体験者から積極的に高い評価を受けていることが分かった。しかし一方で，Q4「テキスト入力によって，自分が思ったとおりの位置にオノマトペが検索された」，Q3「マウスドラッグによって，自分の思ったとおりのオノマトペが検索された」については，平均点がそれぞれ5.1，5.0と，設問中で最も非積極的な評価と言える結果を示したことが確認された。

また、アンケート回収時に体験者に行ったインタビュー調査において、体験者が生成したオノマトペのうち、主観に沿っており直感的に理解がしやすかったオノマトペ、そして主観に沿っておらず直感的に理解することが難しいと感じたオノマトペを列挙して頂いた。その代表的な事例及びその出現場所を図 3.12 に示す。まず、直感的に理解し易いオノマトペの代表例として【とちとち】【ぼるぼる】が挙げられた。【とちとち】は、図 3.12 中 (a) の付近に検索され、「快いねばりけと弾力があるかんじで、細いものが次々に折れ曲がるかわいたかんじで、歯切れよくものをかむ、軽快なかんじ。」という意味が合成された。これに対し、【とちとち】自体の音の並びが、周囲のオノマトペの関係性や意味との間に違和感が無く、とちとちする様子を容易に想像できるという意見を頂いた。また、【ぼるぼる】は、図 3.12 中 (b) の付近に検索され、「歯切れよくものをかむ、軽快なかんじで、あとからあとからこぼれおちるかんじで、やわらかい生地を口の中でかむかんじ。」という意味が合成された。これに対し、【ぱりぱり】ほど硬くなく、【ほろほろ】ほど崩れやすくなく、【はむはむ】の雰囲気も残しており、といったように、【ぼるぼる】の音の並びが周囲のオノマトペの印象をもっともらしく合成できているという意見が見られた。その一方、直感的に理解が難しいオノマトペの代表例として【たるたる】、【ごりごり】が挙げられた。【たるたる】は図 3.12 中 (c) の付近に検索され、「粗く刻んだり、踏みつけたりする際の力強いかんじで、コクがあり、味や色合いに落ち着いた深みのあるかんじで、ものを切ったりきざんだり、かんだりするときなどの、連続する軽快でさわやかなかんじ。」という意味が合成された。これに対し、そもそも【ざくざく】と【こくこく】の印象の間にはかなりの差があるので【たるたる】が容易に想像できないという意見が見られた。また、【ごりごり】は図 3.12 中 (d) の付近に検索され、「やわらかく膨らんでいるかんじで、力を入れずものをなめまわすかんじで、弾力があって、こまかくふるえるかんじ。」という意味が合成された。これに対し、【ごりごり】の音からくる堅いものを無理やり砕くような感覚が、周囲のオノマトペの印象とかけ離れていて違和感を持つという意見を頂いた。これらのことから、検索されたオノマトペの音やその組み合わせ方が周囲のオノマトペのそれに近い場合は、マップ座標や合成意味から得られるイメージを被験者が受け入れやすいことが示唆された。逆に、検索されたオノマトペの音やその組み合わせが周囲のオノマトペのそれからかけ離れていたり、周囲のオノマトペが持つイメージそのものが四散しているように思われる状況下では、被験者が違和感を持ってしまうことがわかった。

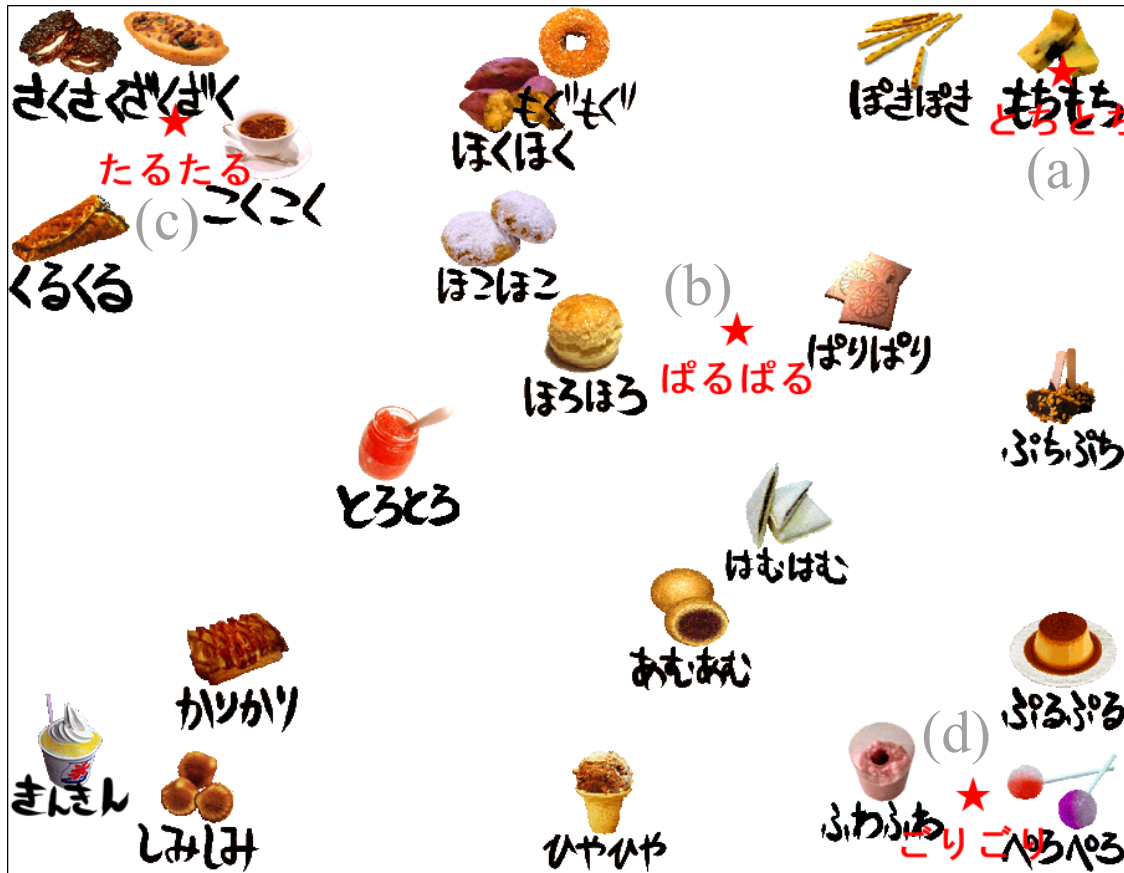


図 3.12 理解しやすかったオノマトペと理解が難しかったオノマトペ

3.4.3 考察

アンケート結果の考察

以上の結果を分析すると、Q6の結果から、本システムに関して「従来の辞書よりも理解しやすい」という考えが多いことが見て取れるが、これはQ5の評価が高いことから、「操作が簡潔で分かりやすい」という点が起因すると考えられる。また、Q7の結果から、「操作が楽しい」といった心理が働いている場合が多く、体験者の理解度向上を助長していると考えられる。また、Q1、Q2の結果から、予めマッピングされたデザートオノマトペとそれらの類似関係は肯定的に評価されており、体験者の

感覚に沿った表現がなされていることが示唆されている。一方で、未知のオノマトペの表現とその位置に関しては、予めマッピングされたオノマトペに比べると、必ずしも体験者らの主観に沿って表現されているとはいえないことが、Q3, Q4の結果から見て取れる。このような現象の原因としては、ニューラルネットワークの恒等写像学習において、入力となるオノマトペのサンプル数が少ないことが起因していると考えられる。入力となるオノマトペのサンプル数が少なく学習が粗すぎれば、マップ内で検索できるオノマトペの組み合わせが減ったり、エリアごとにオノマトペの変化密度の差ができてしまう。そのため、あるエリアでは検索できるオノマトペの変化が乏しく、また別のあるエリアでは検索できるオノマトペの変化が急過ぎて、周囲のオノマトペとの関係性が見えてこない検索が行われてしまった。この問題を解決するには、学習のサンプルにより多くのパターンのおノマトペを追加し、学習の密度を向上させていく必要があると考えられる。

提案システムの考察

提案システムの実装とアンケート結果を踏まえ、本システムのプロトタイピングについて考察する。

まず、マップ構成について述べる。今回のデザートオノマトペのマッピングでは、アンケートから肯定的な結果を得たが、“食べる音”を示すオノマトペや、“食べ物の状態”を示すオノマトペがマップ上で混在している。よって、マップの表現系としては、食べる音や食べ物の状態を別のレイヤーとする3次元構造がより望ましい設計ではないかという課題を得た。ただし、全てのオノマトペが音・状態に明確に分離できるわけではないため、次元数を増やす場合には、データの定義とシステムの表現系について工夫が必要となる。また、提案システムでは配置の距離感からオノマトペの相対関係をイメージしてもらうことが重要であり、現状の仕様では方位や軸といった指標は画面上に存在しない。しかしながら、オノマトペの分類には冷たさや暖かさといった軸が隠されている可能性があり、二次元マップの軸を解析し、表示することでより理解しやすいシステムになることが予想される。今後はマップの軸の解析と、表示の検討も行っていく。

つぎに、ユーザーごとの感性への適応度について述べる。今回の提案システムで

は、デザートオノマトペの印象について、専門家の感性を標準として採用した。一方、実際のユーザーの感性とは、その人の地域、世代といった背景によって差異があり、全てを標準化によって対応することは困難である。これについては、マップのデータを地域、世代といった背景ごとに分析・実装するという対応や、マップの空間をユーザー自らが編集し、リアルタイムにユーザーの個性を反映できるよう機能に柔軟性を持たせるという対応が考えられる。

つぎに、オノマトペと文化の対応について述べる。第一に、オノマトペとそのイメージが $n:1$ である場合にどのように表示するかという問題がある。例えば、【ちょうちょう】と【てふてふ】というオノマトペは、イメージはどちらも「喋喋」を示しており、同じ検索結果が得られるべきである。第二に、オノマトペとそのイメージが $1:n$ である場合にどのように表示するかという問題がある。例えば、【はろはろ】というオノマトペは、辞書には載っていない造語（＝未知のオノマトペ）であるが、日本の大手コンビニエンス・ストアでは「ハロハロ」というハワイのアイスクリームパフェをイメージした商品が存在しており、ユーザーのイメージがその商品に引き寄せられる可能性がある。このように、オノマトペと文化の関係性は一定ではなく、システムでどこまで追従するべきかという問題が付随する。これについて、例えば、検索結果に不満が生じたときに、システム外の情報（インターネット検索結果など）をブラウジングできるようにしておくバックグラウンド機能などが考えられる。ただし、オノマトペの印象による理解とは別の観点での補助機能であるため、本研究では対象としなかった。今後は、文化との兼ね合いについてもいっそう考慮して研究を進めていく必要がある。

つぎに、オノマトペの学習について述べる。今回オノマトペの印象を定義するのに用いた属性（表 3.1）は、文字を母音、子音、その他濁点などに分解して、その印象を定義したものであるが、言語学や音響学の理論を比べてもなお妥当性があるかを調査していく必要がある。例えば、無声音と有声音の違いを濁点「 \cdot 」を使って表わすとき、閉鎖音である「か」に対しては「が」、「た」に対しては「だ」が対応するが、無声音「は」と有声音「ば」は対応しない。これは、「は」に濁点が付いた「ば」の子音は音声的には $[b]$ であり、「は」（音声的には子音が $[h]$ ）の有声音ではないからである。子音 $[b]$ に対する無声音は $[p]$ 、つまり「ば」と対応するのは仮名では「ぱ」であるから、表 3.1 に示す定義は、以上の点で言語学の理論と異なっている。オノマトペの印象の信頼性向上のためには、言語学・音響学の理論を組み込み、表 3.1 の定義を洗練

化することが、今後の課題である。また、今回の実験では、オノマトペの特徴のマッピングをニューラルネットワークを用いた恒等写像学習によって行った。これは、抽出される特徴空間を2次元オノマトペ・シソーラス・マップとして利用する他、学習したニューラルネットの汎化性能を用いることで、教師データにない未知のオノマトペを生成し、マップに表示するためであった。これについて、実際に学習で得られた図3.2の結果を俯瞰して考察すると、左上には【さくさく】【ざくざく】など、母音の並びが「auau」となるオノマトペ、右上には【ぼきぼき】【もちもち】など、母音の並びが「oioi」となるオノマトペ、左下には【きんきん】【しみしみ】など、母音の並びが「i*i*」となるオノマトペ、右下には【ふわふわ】【ぶるぶる】など、母音の並びが「u*u*」となるオノマトペが集まっていることがわかる。このことから、図3.2の学習結果は母音に影響をうけているのではないかという考察と、未知のオノマトペを生成する際にも同様の影響がでることが推測される。今後はサポートベクトルマシンなどとの比較なども行っていく中で、既知のオノマトペの配置の妥当性と、学習データが与えられていない領域における検索の妥当性について検証していく必要がある。

3.4.4 本システムの予想される応用範囲

本システムの利点の1つは、オノマトペから得られる音響的な印象に使用者の感性が組み合わさることによって、物事のイメージをキーとして感性的な検索ができることである。使用者の感性とビジュアル・データマイニングの目的が混ざり合って、それ自体が新たな価値の創造に繋がる点において、本システムは新しい。今後は、本システムがリアルに与える影響や親和性を調査する一環として、実際に、未知のデザートの実物を用意して、オノマトペの印象とデザートへの対応がヒットするかを実験出来れば面白いであろう。

また、上記の観点において、応用先として考えられるのが、オノマトペを検索語とするお品書きやグルメマップである。たとえば、飲食店や地図上で、食べたい味や食感のオノマトペを選択していくと、それに見合った商品が表示されるといった注文支援が考えられる。また、注文だけでなく、オノマトペによるレシピの推薦 [53] などへの関連ツールとしての応用も考えられるであろう。オノマトペマップによって、こういった顧客の直感的な感性を支援することができるため、ユーザーは自身の感性をビジュアル・データマイニングする感覚に陥る。この「自分を知る」という行為が、シ

ステムの利用に対して楽しさや斬新さといった感情を生むであろう。

3.5 まとめ

本稿ではオノマトペのシソーラスを2次元マップとして表現することを提案した。この2次元マップ上にオノマトペを配置し、その配置関係や距離から複数のオノマトペ間の類似性／非類似性を視覚によって判断・推測できるようにし、未知のオノマトペの自動検索にも対応可能なインターフェースを実装した。また、その有効性に関してアンケート調査を行ったところ、「操作が楽しい、分かりやすい」「従来の辞書よりも理解しやすい」という項目に対して、多数の体験者から積極的に高い評価を受けていることが明らかになった。しかしながら「思ったとおりの形の（若しくは位置に）オノマトペが検索された」など、一部の項目についてはそのような積極的な高い評価を得るに至っていない。今後は印象の定義、学習手法、学習密度を改善させるなどして、システムとしての精度を高めていく必要があるだろう。

また本システムは、オノマトペの8次元ベクトルと任意の対象の属性とを対応させることでオノマトペの印象を付加できるものである。よって本稿で応用したデザートのお味の類似関係以外にも、ユーザーが抱いた直感的なイメージの表現の支援を目的とした様々な対象への応用が可能である。今後はシステムとしての精度を高めていくと共に、オノマトペとより親和性の高い対象への応用も検討していく次第である。

第4章

結論

人間の感性，若しくはオノマトペのような感性表現といったものは，心のゆらぎによって生み出される人間特有のものである．そのような性質の情報に対し，コンピュータの処理は不向きのように思われる．しかしながら，ここ20年のインターネットの普及によって，私たちの生活はコンピュータに囲まれた“情報化社会”に変貌し，コンピュータに対して人間生活への親和性を求めるようになった．コンピュータの利活用が専門的であった時代は終わり，誰もがコンピュータを通して様々なツールやサービスを手軽に利用する時代が来ている．そうした中にあれば，情報の理解を促進し，コンピュータの処理能力やコンピュータグラフィックスを適用して活用しようという取り組みがあるのは必然である．特に，私たち自身の感性を取り扱えることの価値は，ソーシャルスタンダードなサービスが更なる付加価値を高めるために，非常な有用なことと思われる．

こうした状況を背景に，感性情報処理の分野は技術を進化させてきている．本研究もまた，上記分野のシーズとして生活をより豊かにすることを目指して行った取り組みのひとつである．

本稿では，第2章において，決定ルール間の関係性を表すための新しい可視化法として Incompletely Specified Multi-valued Decision Diagrams (*IS-MDD*) を提案した．また，*IS-MDD* の準最適解を獲得するために進化計算を用いた生成手法を提案した．本手法によって生成された *IS-MDD* は，決定ルールを論理的に満たしつつ，ルールのパスを過不足なく所持しており，簡潔で見やすいように可視化されているこ

とを確認した。作成した *IS-MDD* を利用アンケートによって評価し、*IS-MDD* がその利用者によって最適なビジュアル・データマイニング・ツールとなり得るかどうかを検証した。その結果、感性情報であるピカソのキュビズム絵画の構図特徴ルールを可視化した *IS-MDD* が、従来手法に比べて見やすく理解し易いという結果を得ることができた。

また、第3章において、オノマトペのシソーラスを2次元マップとして表現することを提案した。この2次元マップ上にオノマトペを配置し、その配置関係や距離から複数のオノマトペ間の類似性／非類似性を視覚によって判断・推測できるようにし、未知のオノマトペの自動検索にも対応可能なインターフェースを実装した。また、提案システムの機能との親和性が高いと考えられるテーマとして、デザート¹⁾の食感を表すオノマトペを採用し、デザートとの関係性をも感性的に可視化することができるシステム（デザートオノマトペ・シソーラス・マップ）の実装を試みた。本システムの有効性に関してアンケート調査を行ったところ、「操作が楽しい、分かりやすい」「従来の辞書よりも理解しやすい」という項目に対して、多数の体験者から積極的に高い評価を受けていることが明らかになった。

以上のように、本論文では、感性情報、可視化といったキーワードを中心に議論を展開し、感性という概念を考慮に入れた可視化研究の一部を提示できたと考える。

また、今後の研究の展望としては、オノマトペのように、直感的な伝達特性を持つ表現を活かして新たな試みを模索していこうと考えている。本研究で取り上げたオノマトペの直感的で表現力に富んだ性質は、感性を表出する手段として魅力的であり、こうした表現力を活かした新たなコンピューターインターフェースを検討することには非常に価値がある。実際に、本研究のプロトタイプである“オノマトペ・シソーラス・マップ”は、大多数の人々から、非常にポジティブな反応を示された。これは、オノマトペによるインターフェースが、非常に直感的で感性を刺激するものであるためと考えられる。そのように刺激的なインターフェースは、人々の潜在意識に心地よさと呼び起こすものであり、これこそ、感性メディア情報処理が目指す、人間中心の豊かな情報処理である。

彼らの過半数は、情報処理技術の専門性とは程遠い人々であった。専門家が本研究のテクニカルディテールと手法の評価について関心を向けていた（もちろんそれは至極当たり前の姿勢である）のに対し、情報処理の専門家で無い人々はシステムの単純さ、分かりやすさ、操作の楽しさといった部分に関心を向けている。単純にシステムを楽しみ、オノマトペの表現力の豊かさを進んで面白がる様子が印象的であった。

今後のコンピュータサービスの市場は、こうしたライトなユーザーが支えていくことは自明である。スマートフォンの普及に伴って、コンピュータインターフェースは直感的でなければならなくなったように、感性情報の理解と応用は、これからの一般向けコンピュータインターフェースとして、進化と普及の期待できる分野のように思われる。オノマトペのような、直感的な伝達表現は、そのような次世代の感性的インターフェースを構成するパーツになり得ると私は考える。感性情報処理に携わる者の一人として、そのようなアイデアを率先して提案してゆく立場にありたいと考える。最後に、今後の展望として考えるオノマトペを手掛かりとする感性研究の草案について述べ、結びとしたい。

オノマトペフォントの自動生成

第3章で提案したオノマトペ・シソーラス・マップでは、オノマトペを表示する座標の位置関係によって、オノマトペ間の関係性を表現した。この際、表示されるオノマトペは全て同一のフォントであった。

オノマトペを多用する漫画・コミックの文化においては、より情景を直感的に表現するために、フォントの形でオノマトペの印象を伝達する手法がとられている。オノマトペが視覚から脳に伝達される情報であることを考えると、これは有効な手法である。そこで、オノマトペ・シソーラス・マップのような感性的アプリケーションにおいても、図4.1のように、オノマトペの変化に伴ってオノマトペのフォントが徐々に変化すれば、ユーザーの感性を刺激し、より感性的な“気づき”を促すことが可能となる。例えば、オノマトペ・シソーラス・マップにおいて採用すれば、ユーザーの“気づき”は、ある種のデータマイニングとなって、オノマトペの印象変化の効率的な理解に繋がると考えられる。画面上に描かれるパスに、オノマトペの印象を付け加えて表現した研究として神原ら[54]のオノマトペンがある。神原らの手法は、音声認識エンジン Julius[55] から得られる音声データと表現されるブラシセットを対応付けて描画するシステムで、簡潔な操作でオノマトペの感性を可視化することができている。

オノマトペ・シソーラス・マップにおいては、マップ上の何も無いところにもオノマトペを自動生成する機能があることから、その都度、動的にフォントの形状が生成されることが望ましい。そこで、使用しているニューラルネットワークの学習データ

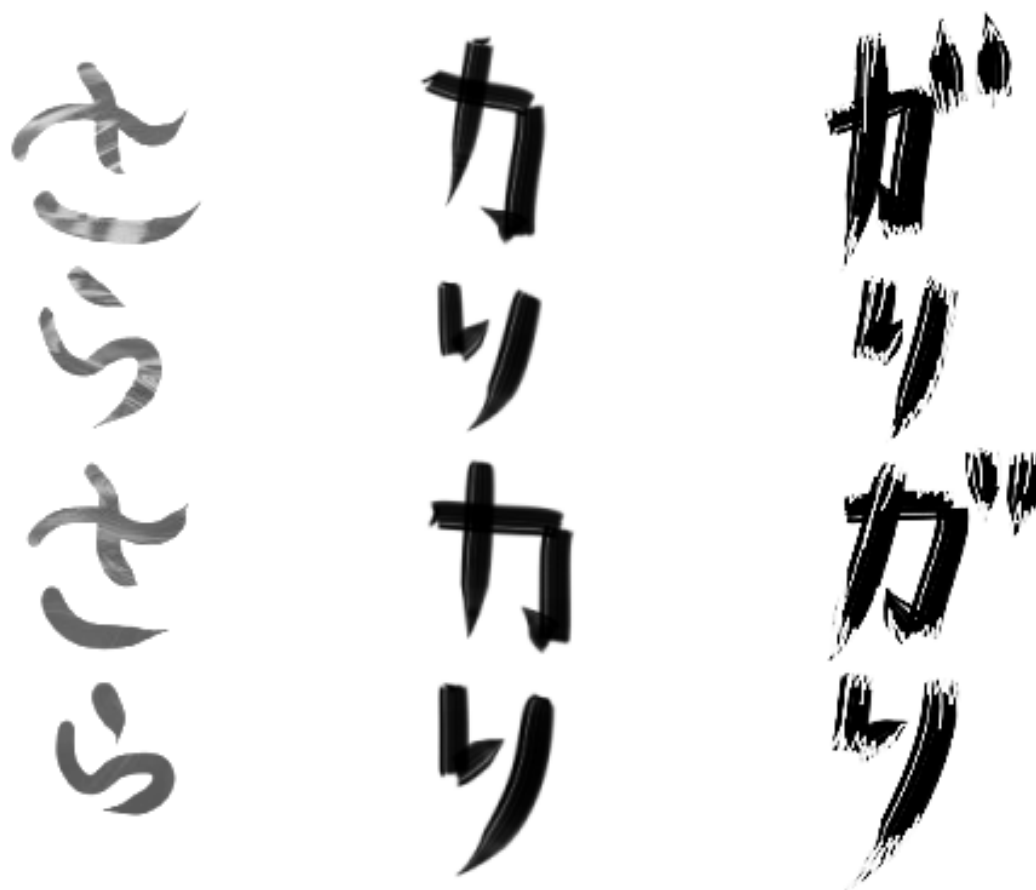


図 4.1 オノマトペフォントの変化例

に含まれる 8 次元の要素（「硬さ」「湿度」「滑らかさ」など）から、自動的にフォントの形状を構築する方法が検討され得る。

マルチモーダル・シソーラス

現状のオノマトペ・シソーラス・マップでは、類似する検索ポイントに全く同じ組み合わせのオノマトペが検索されることがある。これには 2 つの要因がある。1 つ目の要因は、ネットワークの学習が粗く不完全であること。二つ目の要因は、ネットワークが生成したデータを文字に変換するため、データが丸められてしまうことである。例えば、同じ“どおどお”のデータであっても、本来意図した印象は明確な音で太くねばりのある印象の【どおどお】かもしれないし、かすかな音で静かな印象の

【どおどお】かもしれない。このように、より直感的なオノマトペ検索のためには、検索された座標ごとにオノマトペの印象は少しずつ違っていて然るべきである。しかしながら、日本語によるオノマトペの表示は、ひらがなやカタカナを組み合わせた簡潔な文字列であるため、発音の微々たる違いを文字のみによって表現することは英語などと比べて難しい。

そこで、こうした発音の違いを表現することを目的とした提案を検討する。例えば、オノマトペ・シソーラス・マップをマルチモーダルなシソーラスとして、オノマトペを音声によってもインタラクション可能にする方法が提案できる。これはコンピュータとのインタラクションのチャンネルを増やしたマルチモーダル・インタフェースの一種である。マルチモーダル性によって、単一のチャンネルでは伝えきれなかった情報をコンピュータから受け取ることができるようになり、聴覚的なフィードバックを同時に得ることができる。

音声によるコマンド入力とペン入力を組み合わせたマルチモーダル・インタフェース [56, 57] は古くから研究されている。本案もそのような音声+キーボード+マウス入力インターフェースの一種であるが、音声入力にオノマトペを活用しているシソーラスはかつて無く、その点で新しい。今後はオノマトペ・シソーラス・マップの精度向上と共に、上記のような感性への多方面からのアプローチを積極的に行っていく所存である。

謝辞

本研究の機会を与え、数々の適切な御意見，御指導を頂いた中村剛士准教授ならびに北村正教授，山本いずみ教授，山田晃嗣情報科学芸術大学院大学講師，加納政芳中京大学准教授，小松孝徳明治大学准教授に深く感謝いたします。また，本研究を進めるにあたり多くの助言を頂き，御協力いただいた中村研究室の皆様に深く感謝し，厚く御礼申し上げます。

参考文献

- [1] 光吉 俊二: 音声感情認識及び情動の脳生理信号分析システムに関する研究, 人工知能学会誌 22(1), 147, 2007-01-01.
- [2] <http://en.wikipedia.org/wiki/Instagram>
- [3] http://semanticstudios.com/user_experience_design
- [4] <http://www.jjg.net/elements/pdf/elements.pdf>
- [5] 三浦佳世, 現代の認知心理学 1 知覚と感性, 日本認知心理学会, 2010.
- [6] Yukinobu Hoshino: Evaluating ideal combinations of Necktie and Yshirt by Selforganization Map for the coordination system, Proceedings of WCCI 2010 (FUZZ-IEEE 2010), CD-ROM #217, Barcelona Spain, July 2010.
- [7] 石橋賢, 宮田一乗: 配色の統計値を用いた対話型進化計算による配色支援システム, 映像情報メディア学会ヒューマンインフォメーション研究会, 2013.
- [8] S.Yokoi, T. X. Fujisawa, K. Kazai, H. Katayose, & N. Nagata : The effects of the timing of commercial breaks by the measurement of brain activity using fNIRS and physiological responses, Proc. 13th Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision (FCV2007), 206-211, 2007.
- [9] <http://ja.wikipedia.org/wiki/>
- [10] <http://hayagyoku.blog113.fc2.com/blog-entry-3093.html>
- [11] <http://www.ppt119.com/lesson/autosshape/autosshape5.html>
- [12] http://www.innervision.co.jp/suite_ws/aze/jisedai/109.html
- [13] <http://www.geisya.or.jp/~mwm48961/statistics/syuseibun1.htm>
- [14] <http://ja.wikipedia.org/wiki/>
- [15] <http://www.eece.it-chiba.ac.jp/blog/?p=779>
- [16] L.Rosenblum, R.A.Earnshaw, J.Encarnacao, H.Hagen, A.Kaufman, S.Klimenko, G.Nielson, F.Post, and D.Thalmann.: Scientific Visualization - Advances and Challenges -. Academic Press, London, 1994.
- [17] G. G. Robertson, J. D. Mackinlay, and S. K. Card.: Cone Trees: Animated 3D visualizations of hierarchical information. In Proceedings of the ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'91), pp. 189-194. ACM Press, 1991.

- [18] 砂山渡, 錦戸拓也, 西原陽子: 地図型アニメーションインタフェースにおけるキーワードの価値変化の検出, 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol.21, No.3, pp. 304 – 315, 2009.
- [19] 高間 康史, 瀬尾 優太: 可視化表現共有型掲示板システムによる地域防犯活動議論支援, 知能と情報, Vol. 21, No. 3. pp.316-326, 2009.
- [20] 海渡麻美, 渡邊絵美, 中貴俊, 山田雅之, 遠藤守, 宮崎慎也, 長谷川純一: 地震データ解析のための震源地点分布の可視化表示に関する研究, 電子情報通信学会 MVE 研究会, 2004-34 , pp.19-24, 2004.
- [21] Fisher, R. A. The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. *Annals of Eugenics*, Vol. 7, pp. 179-188, 1936. Available at <http://digital.library.adelaide.edu.au/dspace/handle/2440/15227>.
- [22] Keim, D. A.: Information Visualization and Visual Data Mining, *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol.8, No.1, 1-8, 2002.
- [23] Partridge K. E.: BDDTCL: An Environment for Visualizing and Manipulating Binary Decision Diagrams, *CHI 96*, pp.111–112, 1996
- [24] <http://www.cmplx.cse.nagoya-u.ac.jp/research-HKGraph.html>
- [25] Hao Bo, 吉川大弘, 古橋武, 杉浦伸一: 症状からの病名検索支援に基づく病院検索支援システムの提案, 日本感性工学会論文集, Vol.8, No.2, pp.311-318, 2008.
- [26] Tomohiro Yoshikawa, Yuki Uchida, Takeshi Furuhashi, Eiji Hirao, Hiroto Iguchi.: Extraction of Evaluation Keywords for Analyzing Product Evaluation in User-Reviews Using Hierarchical Keyword Graph, *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, Vol.13, No.4, pp.457-462,2009.
- [27] 砂山渡, 川口俊明:, 内容の独自性の視覚化によるレポートの独自性評価支援システム, 人工知能学会論文誌, Vol.23, No.6, pp.392 - 401, 2008.
- [28] Hiroyuki Sakai, Shigeru Masuyama : Assigning Polarity to Causal Information in Financial Articles on Business Performance of Companies, *IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems*, Vol.E92-D, No.12, pp.2341-2350, 2009.
- [29] Rogowitz B. E., Rabenhost D. A., Gerth J. A., Kalin E. B., Visual Cues for Data Mining, *SPIE/SPSE symposium*, pp. 275-301,1996.
- [30] Pawlak, Z.: Knowledge and uncertainty: A rough set approach, *Workshop on Incompleteness and Uncertainty in Information Systems*, pp.34–42, 1993
- [31] Pawlak, Z., Grzymala-Busse, J., Slowinski, R. and Ziarko, W.: Rough Sets, *Communications of the ACM*, Vol.38, No.11, pp.88–95, 1995.
- [32] Pawlak, Z.: Rough set theory and its applications, *Journal of Telecommunications and Information Technology*, No.3, pp.7–10, 2002.
- [33] Kirkby, R. :Improving Hoeffding Trees, PhD thesis, Department of Computer Science, University of Waikato, 2007.
- [34] Nagayama, S. and Sasao, T.: On the Optimization of Heterogeneous MDDs, *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and*

- Systems, Vol. 24, No.11, pp.1645–1659, 2005.
- [35] Bryant, R. E.: Graph-Based Algorithms for Boolean Function Manipulation, IEEE Transactions on Computers, Vol.35, pp.677–691, 1986.
- [36] 森 典彦, 田中 英夫, 井上 勝雄; ラフ集合と感性, 海文堂,2004.
- [37] Shan, N. and Ziarko, W.: Data-based acquisition and incremental modification of classification rules, Computational Intelligence, Vol. 11, No. 2, pp. 356–370, 1995.
- [38] 田中 博, 津本 周作 : ラフ集合とエキスパートシステム, 数理科学, No. 378, pp. 76–83, 1994.
- [39] Drechsler, R. and Sieling, D.: Binary Decision Diagrams in Theory and Practice. International Journal on Software Tools for Technology Transfer, Vol.3, pp.112-136, 2001.
- [40] 森脇 康介, 横井 大祐, 犬塚 信博, 伊藤 英則: 遺伝的プログラミング技法を用いた多出力二分決定グラフの進化 – 食物連鎖におけるマルチエージェントの進化シミュレーション –, 人工知能学会誌, Vol.14, No. 3, pp. 477–484, 1999.
- [41] 加納 政芳, 伊藤 英則: n-BDD のための節点の動的追加手法 – ロボットの行動則獲得への適用 –, 知能と情報, Vol.20, No.6, pp.909–920, 2008.
- [42] 大平 知美, 中村 剛士, 何 立風, 伊藤 英則: ラフ集合による絵画構図特徴ルールの抽出, 第 24 回ファジィシステムシンポジウム, pp. 657–661, 2008.
- [43] 小野 正弘: 日本語オノマトペ辞典, 小学館,2007.
- [44] 市岡健一, 福本文代: web 上から取得した共起頻度と音象徴によるオノマトペの自動分類, 電子情報通信学会, Vol.J92-D, No.3, pp.428–438, 2009.
- [45] 秋山 広美, 小松 孝徳: ユーザの直感的表現を支援するオノマトペ意図理解システム, インタラクション 2009, 2009. <http://www.interaction-ipsj.org/archives/paper2009/interactive/0039/0039.pdf>
- [46] 黒川伊保子: 怪獣の名はなぜガキグゲゴなのか, 新潮社, 2002.
- [47] C. M. Bishop; Neural Networks for Pattern Recognition, Oxford University Press, 1995.
- [48] M. Kanoh, S. Iwata, S. Kato and H. Itoh: Emotive Facial Expressions of Sensitivity Communication Robot “Ifbot”, Kansei Engineering International, Vol.5, No.3, pp.35-42, 2005
- [49] 坂口竜己, 山田 寛, 森島繁生: 顔画像を基にした 3 次元感情モデルの構築とその評価, 電子情報通信学会論文誌, J80A, 8, pp.1279-1284, 1997.
- [50] 山川宏, 木本隆, 柳沼義典: 階層化された砂時計型ニューラルネットによる自律的な内部表現獲得, 第 11 回ファジィシステムシンポジウム, FD2-3, pp.711-714. 1995.
- [51] N. Ueki, S. Morishima, H. Yamada, and H. Harashima: Expression analysis/synthesis system based on emotion space constructed by multilayered neural network, Systems and Computers in Japan, Vol.25, No.13, pp.95–107, 1995.
- [52] 福田 里香: スイーツオノマトペ, 筑摩書房, 2005.

- [53] カンウィパーラートサムルアイパン, 渡辺知恵美, 中村聡史, “オノマトペロリ: オノマトペを利用した料理推薦システム”, 情報処理学会第 73 回デジタルドキュメント研究会, Vol.2009-DD-73, No.6, pp.1-7, 2009 年 9 月
- [54] 神原啓介, 塚田浩二, ”オノマトペン”, 日本ソフトウェア科学会 論文誌 (コンピュータソフトウェア), Vol.27, No.1, pp.48-55, 岩波書店, Feb. 2010.
- [55] 大語彙連続音声認識エンジン Julius. <http://julius.sourceforge.jp/>.
- [56] L. Julia , C. Faure. Pattern recognition and beautification for a pen based interface. In Proceedings of the Third International Conference on Document Analysis and Recognition (Volume 1), pp. 58-63, 1995.
- [57] Philip R. Cohen, M. Johnston, D. McGee, S. Oviatt, J. Pittman, I. Smith, L. Chen, J. Clow. Quick- Set: multimodal interaction for simulation set-up and control. In Proceedings of the fifth conference on Applied natural language processing, pp. 20-24, 1997.

研究業績

第一著者

学術論文

- 戸本裕太郎, 大平知美, 中村剛士, 加納政芳, 伊藤英則: 多値決定グラフの If-Then ルール可視化への適用, 日本感性工学会論文誌, Vol.9, No.2, pp.259-268, 2010.
- 戸本裕太郎, 中村剛士, 加納政芳, 小松孝徳: 音素特徴に基づくオノマトペの可視化, 日本感性工学会論文誌, vol.11, no.4, pp.545-552, 2012.

国際会議

- Yutaro Tomoto, Tsuyoshi Nakamura, Masayoshi Kanoh and Takanori Komatsu: Visualization of Similarity Relationships by Onomatopoeia Thesaurus Map, IEEE World Congress on Computational Intelligence, pp.3304-3309 (in DVD-ROM), Barcelona, Spain, July 18-23, 2010.

その他

- 戸本裕太郎, 大平知美, 中村剛士, 加納政芳, 伊藤英則: R-MDD の提案とラフ集合の決定ルールの可視化, 第 25 回ファジィシステムシンポジウム, in CD-ROM, 2009.

- 戸本裕太郎, 大平知美, 中村剛士, 加納政芳, 伊藤英則: 多値決定グラフの If-Then ルール可視化への適用, 第 11 回感性工学会大会, in CD-ROM, 2009.
- 戸本裕太郎, 中村剛士, 加納政芳, 小松孝徳: オノマトペ・シソーラス・マップによる類似関係の可視化, 第 28 回東海ファジィ研究会, pp.111-115, 2010.
- 戸本裕太郎, 中村剛士, 加納政芳, 小松孝徳: 音響的特徴に基づくオノマトペ可視化システムの構築, 第 29 回東海ファジィ研究会, in CD-ROM, 2010.
- 戸本裕太郎, 中村剛士, 加納政芳, 小松孝徳: オノマトペ・シソーラス・マップの提案と実装, 第 26 回ファジィシステムシンポジウム, pp. 694-697, 2010.
- 戸本裕太郎, 中村剛士, 加納政芳, 小松孝徳: デザートのオノマトペ — 音響的特徴から見たデザートの類似関係 —, WiNF2010 第 8 回情報学ワークショップ, pp. 187-190, 2010.
- 戸本裕太郎, 中村剛士, 加納政芳, 小松孝徳: デザートオノマトペ・シソーラス・マップ — オノマトペで観るデザートの類似関係 —, HAI シンポジウム 2010, (デモンストレーション), 2010.

その他

学術論文

- 北條宏季, 磯谷順司, 戸本裕太郎, 中村剛士, 加納政芳, 山田晃嗣: オノマトペによる筆記特徴の言語化に関する一考察, 人工知能学会論文誌, vol.30, no.1, 2015. (掲載予定)
- Teruaki Ando, Atsushi Araki, Masayoshi Kanoh, Yutaro Tomoto, and Tsuyoshi Nakamura: Relationship between Mechadroid Type C3 and Human Beings Based on Physiognomic Features, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, vol.14, no.7, pp.869-876, 2010.

国際会議

- Hiroki Hojo, Nozomi Nomachi, Yutaro Tomoto, Tsuyoshi Nakamura, Masayoshi Kanoh and Koji Yamada: Fundamental Study for Verbalization of Embodied Expertise based on Pattern Recognition, International Symposium on Computational Science and Intelligence, Kitakyushu, Japan, August 31 - September 4, 2014.
- Hiroki Hojo, Junji Isogai, Tsuyoshi Nakamura, Yutaro Tomoto, Masayoshi Kanoh and Koji Yamada: Classification of Writing-Skill Features using Embodied Expertise Onomatopoeias, IEEE World Congress on Computational Intelligence, in DVD-ROM, Beijing, China, July 6-11, 2014.
- Masashi Sakai, Yutaro Tomoto, Masayoshi Kanoh, Tsuyoshi Nakamura and Hidenori Itoh: Acquisition of Robot Control Rules by Evolving MDDs, IEEE World Congress on Computational Intelligence, pp.550-556 (in DVD-ROM), Barcelona, Spain, July 18-23, 2010.