The University of Osaka
Institutional Knowledge Archive

Title	パターン処理に基づく対話型システムのユーザ支援方式に関する研究
Author(s)	水野, 浩孝
Citation	大阪大学, 1998, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.11501/3144016
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

https://ir.library.osaka-u.ac.jp/

The University of Osaka

甲6433

パターン処理に基づく対話型システムのユーザ支援方式に関する研究

1997年12月

水野　浩孝

パターン処理に基づく対話型システムのユーザ支援方式に関する研究

1997年12月

水野　浩孝

内容梗概

本論文は，1988 年から現在までに (株) 日立製作所 システム開発研究所ならびに 1996 年から現在までに大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻在学中に行ってきた，パターン処理に基づく対話型システムのユーザ支援方式に関する研究成果をまとめたものである。ここでパターン処理とは，複数のデータの配列や集合として構成されるパターンに対して，(a) パターンを複数カテゴリーのいずれかへ分類するパターン分類やパターンからある値を予測する回帰分析などのパターン分析，(b) ユーザの解釈を容易にするためのパターン可視化，の両方を指す。

対話型の情報システムは，システムとユーザが協調することで目標を達成するものである。協調して達成したい目標としては，情報の収集・検索，整理・加工，分析，シミュレーション・予測など多岐にわたる。システムとユーザとによる種々の協調作業の中で，ユーザの判断に関わるものに着目すると，システムが分担するユーザ支援タスクは，ユーザに代わって一部の判断処理を行いその結果を提示する判断代行と，ユーザが判断しやすい形に元の情報を加工して表示する可視化，に大別される。いずれの支援タスクにおいても，その実現のための最も基本的な技術はパターン処理である。なぜなら，現実では，取り扱う対象データの各々は，時間的・空間的，あるいは全体－部分など，何らかの関係づけがなされているからである。

判断代行のためにはパターン分析の性能向上を実現することが重要課題であるが，専門家の柔軟な分析ノウハウをコンピュータに埋め込むためのノウハウ記述方法や，ノウハウが利用できない場合の学習サンプルからの分析ロジック学習方法についてさらなる検討が必要である。また，判断支援のための可視化についても，対象パターンの特性とユーザの目標の両方の観点から，ユーザの判断プロセスを容易化する可視化方法を検討する必要がある。

本研究では，上記のパターン分析の高度化とパターン可視化の高機能化という問題に対して，分析ロジックの細部や個別パターンの詳細などのミクロな視点と，ユーザから見た分析モデルの振る舞いやパターン群全体の特性などのマクロな視点の双方を考慮して，そ

れぞれ分析の高性能化と可視化の高機能化を検討する。

パターン分析の性能向上を図るアプローチとして，人間が持つ分析対象についての種々の先験的な知識に注目し，これを分析モデルの作成に反映させることを検討する。先験的知識には，

(1) 専門家が持つ分析ノウハウ（分析ロジックやその信用度）

(2) 各々の分類カテゴリーのユーザにとっての重要性

(3) 予測モデルの入出力特性

がある。(1) の利用について，専門家の分析ノウハウが存在するケースでのパターン分類問題について，パターン形状についての分類ノウハウを反映できるように一定の制約のもとで変形可能なパターンテンプレート記述方式を検討し，これにもとづくパターン分類方法を提案する。また (2) の利用について，分析ノウハウが存在しないケースでのパターン分類問題について，ユーザにとっての分類カテゴリー毎の重要度の相違についての先験的知識を利用することにより分類性能の向上を図るニューラルネットワークの学習方式を提案する。さらに(3) については，パターンからの数値予測問題について，単調性など予測モデルの特性についての先験的知識を利用することにより予測性能の向上を図るニューラルネットワークの学習方式を提案する。

つぎに，パターン可視化の高機能化のアプローチとして，

(4) パターン群全体の大局的な特性の理解と，

(5) 個別パターンの詳細内容の理解

の双方を効率的に支援できるパターン可視化方法を提案する。まず，数値データから成るパターンに対する可視化について，パターンからの数値予測のモデル作成をユーザが行うための前処理として学習に用いるデータを選別する作業を支援するための学習データ可視化方法と予測モデルの特性を評価する作業を支援するための予測モデルの振る舞いの可視化方法を提案する。また数値と記号の混在データから成るパターンに対する可視化について，大量パターン中からの特定パターンの検索について，数値と記号が混在するパターンが大量にあるときに，ユーザがこれらから特定のパターンを検索する活動を効率的に支援するためのパターン可視化方法を検討する。ユーザによるパターン群全体の大局的な特性の理解と，個別パターンの詳細内容の理解，の双方を効率的に支援できるパターン可視化方法を提案する。

本論文は全 6 章から構成される。第 1 章に序論を述べ，第 2 章で先験的知識として専門

化の分析ノウハウを反映させた柔軟な分析ロジックを表現できるパターンテンプレートの記述方法とこれに基づくパターン分類方式を提案し，証券取引サポートシステムにおける価格チャート分類問題へ応用する。第3章では先験的知識として各分類カテゴリーのユーザにとっての重要度の情報を利用することによりパターン分類性能を向上させるニューラルネットワークの学習方式を提案し，証券取引サポートシステムにおける複数の価格指標からの価格動向分析問題に応用する。第4章では先験的知識としてパターン分析モデルの応答特性についての制約を利用することによりパターン分析性能を向上させるニューラルネットワークの学習方式を提案し，広告計画立案支援システムにおける広告効果モデルの作成に応用する。また，広告効果モデルの作成時に必要なモデル作成用パターンデータの選択とモデルの評価のプロセスを支援するための可視化方法について提案する。第5章では，記号と数値が混在するパターン群からの特定パターン検索のプロセスを支援するための可視化方法について提案する。そして最後に第6章で結論として本研究で得られた成果と今後の課題を要約する。

関連研究

A. 学術論文

1. 谷口洋司, 水野浩孝, 矢島敬士: 広告効果予測のための制約付きニューラルネットワーク学習方式, 電気学会論文誌C, Vol. 117, No. 5, pp. 625–630 (1997)

2. 水野浩孝, 小坂満隆, 矢島敬士: パターン照合によるポイント・アンド・フィギュア・チャート分析の支援方式, 電気学会論文誌C, Vol. 118, No. 2 (1998) (掲載決定)

3. 斎 礼, 矢島敬士, 水野浩孝, 絹川博之, 薦田憲久: 通販業における需要予測支援のためのエキスパートシステムの開発と評価, 電気学会論文誌C, Vol. 118, No. 2 (1998) (掲載決定)

4. H. Mizuno, M. Kosaka, H. Yajima, and N. Komoda: Application of Neural Network to Technical Analysis of Stock Market Prediction, Studies in Informatics and Control, Vol. 7, No. 2 (1998) (掲載決定)

5. H. Mizuno, Y. Taniguchi, H. Tsuji, H. Yajima, and N. Komoda: A Method of Data Queries based on Data Visualization Techniques, Studies in Informatics and Control, Vol. 7, No. 2 (1998) (掲載決定)

B. 国際学会

1. M. Kosaka, H. Mizuno, T. Sasaki, R. Someya, and N. Hamada: Applications of Fuzzy Logic/Neural Network to Securities Trading Decision Support System, in Proc. of the 1991 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC '91), pp. 1913–1918 (1991)

2. R. Itsuki, H. Yajima, H. Mizuno, and H. Kinukawa: Application and Verification of Using Statistical Analysis Tool and Expert System together in Multiple Regression Analysis, in

Proc. of the 1996 IEEE Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA '96), pp. 629–635 (1996)

3. H. Mizuno, M. Kosaka, and H. Yajima: Stock Market Prediction System based on Technical Analysis of Stock Index using Neural Network, in Proc. of the 15th IMACS World Congress on Scientific Computation, Modelling and Applied Mathematics (IMACS '97), pp. 4/49–4/54 (1997)

4. T. Tanaka, H. Mizuno, H. Tsuji, H. Kojima, and H. Yajima: Tele-consultation System supporting Asymmetrical Communications between Customer and Expert Staff in a Distributed Environment, in Proc. of the 7th International Conference on Human-Computer Interaction (HCI International '97), pp. 1/27–1/30 (1997)

5. Y. Taniguchi, H. Mizuno, H. Yajima: Visual Decision Support System, in Proc. of the 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC '97), pp. 554–558 (1997)

6. H. Mizuno, Y. Mori, Y. Taniguchi, and H. Tsuji: Data Queries using Data Visualization Techniques, in Proc. of the 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC '97), pp. 2392–2396 (1997)

7. H. Mizuno, T. Tanaka, H. Tsuji, and H. Yajima: Remote Consultation System for Participants with Different Roles and Skills, in Proc. of the 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC '97), pp. 3728–3731 (1997)

8. H. Mizuno, M. Kosaka, H. Yajima, and N. Komoda: A Method of Supporting Price Chart Analysis using Flexible Template Matching, in Proc. of the 8th IFAC/IFORS/IMACS/IFIP/ Symposium on Large Scale Systems (LSS '98) (1998) (掲載決定)

C. 解説記事

1. 辻 洋, 水野浩孝, 矢島敬士, 遠藤裕英: ネットワーク時代の情報流通サービス, IE レビュー, Vol. 37, No. 3, pp. 39–44 (1996)

D. 国内研究会・全国大会等

1. 水野浩孝, 古村文伸, 山縣振武, 久保 裕: 衛星画像3次元歪シミュレータ, 第3回シミュレーション・テクノロジー・コンファレンス, pp. 67–68, 日本シミュレーション学会 (1983)

2. 水野浩孝, 古村文伸, 山縣振武, 久保 裕: 衛星画像と地形データによる疑似ステレオ画像の作成, 第9回リモートセンシングシンポジウム, pp. 123–124, 計測自動制御学会 (1983)

3. 水野浩孝, 古村文伸: 地形の見え方の知識利用による画像からの立体地形推定, 第27回自動制御連合講演会, pp. 489–490, 計測自動制御学会 (1984)

4. 水野浩孝, 古村文伸: 1枚の衛星画像からの定性的地形起伏推定における領域分割方式, 第28回自動制御連合講演会, pp. 247–248, 計測自動制御学会 (1985)

5. 水野浩孝, 古村文伸: 画像処理プログラムの状態遷移モデル利用による実行支援方式, 情報処理学会第36回全国大会, pp. 1743–1744, 情報処理学会 (1988)

6. 水野浩孝, 小坂満隆: 証券トレーディングにおけるパターン分類に基づく価格チャート分析方式, 第5回ヒューマンインタフェース・シンポジウム, pp. 159–162, 計測自動制御学会 (1989)

7. 水野浩孝: 画像処理ドメインのタスク分析に基づく 2 レベルのプラニング機能, 第37 回システム制御情報学会研究発表講演会, pp. 603–604, システム制御情報学会 (1993)

8. 水野浩孝, 青木由起子, 辻 洋: データ可視化技法を用いた情報検索方式の提案, 第9回ヒューマンインタフェース・シンポジウム, pp. 79–82, 計測自動制御学会 (1993)

9. 水野浩孝, 森 有一, 奥田弘幸, 辻 洋: データ可視化技法を用いたデータベース検索, インフォテック'94, pp. 147–154, 兵庫県／神戸市／(財) 関西情報センター (1994)

10. 谷口洋司, 水野浩孝, 矢島敬士: 広告効果予測のための制約付きニューラルネットワーク学習方式, 平成8年電気学会 電子・情報・システム部門大会, pp. 515–520, 電気学会 (1996)

11. 田中匡史, 水野浩孝, 松井勇樹, 新崎義雄, 森戸健一: 遠隔相談システムにおける状態監視機能・操作代行機能の提案, 情報処理学会第 53 回全国大会, pp. 4/91–4/92, 情報処理学会 (1996)

12. 古賀明彦, 水野浩孝, 辻 洋: サービス情報の参照履歴からのユーザニーズ抽出方式の提案, 情報処理学会第 53 回全国大会, pp. 4/159–4/160, 情報処理学会 (1996)

13. 水野浩孝, 谷口洋司, 矢島敬士, 薦田憲久: 広告業向け意思決定支援のための広告効果モデル構築環境, 第 41 回システム制御情報学会研究発表講演会, pp. 357–358, システム制御情報学会 (1997)

目次

第 1 章　序論 1
1.1　研究の背景と課題 1
1.2　ユーザ判断支援のためのパターン処理に関する従来研究 5
1.2.1　パターン分析 5
1.2.2　パターン可視化 6
1.3　本研究の方針 7
1.4　本論文の構成 9
第 2 章　柔軟なテンプレート照合による価格チャート分析支援方式 11
2.1　まえがき 11
2.2　Ｐ＆Ｆ分析支援のためのチャートパターン照合 13
2.2.1　Ｐ＆Ｆの概要 13
2.2.2　特徴的パターン例 15
2.2.3　チャートパターン照合上の課題 16
2.3　要素間の二項関係記述による特徴的パターンテンプレートの表現方法 17
2.3.1　パターン照合方式の基本的考え方 17
2.3.2　Ｐ＆Ｆパターンの表現方法 17
2.3.3　特徴的パターンテンプレートの表現方法 18
2.4　パターン照合方法 21
2.4.1　パターン照合方法 21
2.4.2　照合結果の解釈方法 22
2.5　シミュレーション実験による評価 23
2.5.1　実験の概要 23
2.5.2　実験結果と考察 25
2.6　まとめ 28

第 3 章　ニューラルネットワークを用いた株価指数テクニカル分析支援方式 31
3.1　まえがき 31
3.2　株価指数からの市場動向予測問題 32
3.3　TOPIX 売買タイミング予測システム 33
3.4　ニューラルネットワークを用いた分析モデル 34
3.4.1　ネットワーク構造 34
3.4.2　入力項目の選択 34
3.4.3　出力データの定義 35
3.5　平滑化学習方式 37
3.6　シミュレーション実験による評価 39
3.6.1　利用データと実験方法 39
3.6.2　予測結果 41
3.6.3　売買シミュレーションの結果 45
3.7　まとめ 47
第 4 章　制約付きニューラルネットワークを用いた広告効果予測支援方式 49
4.1　まえがき 49
4.2　広告効果予測問題 50
4.2.1　広告効果予測を利用した広告計画業務の流れ 50
4.2.2　広告効果予測モデルとその要件 53
4.3　制約付きニューラルネットワーク学習方式 53
4.3.1　ニューラルネットワークの入出力特性 53
4.3.2　単調増加特性を持つための条件 55
4.3.3　制約付きニューラルネットワーク学習方式 56
4.4　シミュレーション実験による評価 58
4.4.1　実験の概要 58
4.4.2　実験結果と考察 60
4.5　広告効果モデル作成支援のための可視化 62
4.5.1　広告出稿計画立案支援システム 62
4.5.2　モデル作成用データ選定の支援 63

4.5.3 モデル作成・評価の支援 65
4.6 まとめ 66
第5章 データ可視化技法を用いたデータ検索支援方式 69
5.1 まえがき 69
5.2 データ検索の流れと従来検索インタフェースの課題 69
5.3 ビジュアル検索インタフェースの考え方 73
5.4 データ可視化方式 75
5.4.1 可視化の観点からのデータの分類 75
5.4.2 カテゴリー別のデータ可視化方式 76
5.5 可視化イメージのズーミング方式 77
5.6 ダイナミックなフィルタリングと操作インタフェース 79
5.7 まとめ 84
第6章 結論 87
6.1 本研究のまとめ 87
6.2 今後の研究課題 89
謝辞 91
参考文献 93

第1章　序論

1.1　研究の背景と課題

計算機ハードウェア，ソフトウェア，及びネットワーク技術の進展と低価格化を背景として情報システムの機能高度化が急激に進展しており，これに伴ってシステムの応用領域，ユーザ，システム形態は以下のように変化してきている。

- システムの応用領域
  当初は定型的な業務を大量・高速に行う用途に用いられていたが，現在は分析／判断／計画立案などの非定型な知的活動を支援する用途にまで拡大してきている。
- ユーザ
  当初はシステム部門の担当者が委託されて利用していたが，現在は業務部門の担当者（システムの専門家ではない）が直接に操作する形態に移行してきた。
- システム形態
  当初は大型計算機によるバッチ処理やTSS（Time Sharing System）処理に適した中央集中型であったが，ワークステーション（WS）やパーソナルコンピュータ（PC）をネットワーク接続し，計算資源を共有しながら柔軟に処理を進めるクライアント・サーバ（Client–Server System: CSS）型に移行してきた。

このように現在では，WSやPCをユーザとの接点として，分析や計画などの知的な業務を行う対話型の情報システムが，日常の業務に不可欠になりつつある[1, 2, 3, 4]。

このような対話型システムが対象とする多くのアプリケーション領域では，処理・分析対象のデータは，時系列データ，多変量データ，複数項目（フィールド）から成るレコードデータなどのパターンデータであるものが非常に多い。例えば金融分野では，価格や経済指標などの時系列データや，それから作成されたチャートが市場分析などの目的で取り扱われている。また他の分野でも，データベースに蓄積される個々のレコードデータは複数の項目（数値データと記号データのいずれの場合もありうる）から構成されたパターンデータと見ることができる。

対話型システムは，ユーザとの対話を通じて，ユーザの目標達成を支援するシステムである。そこでは，人間とコンピュータというふたつの計算系が，全体として大きな計算系を構成している。この場合，ユーザの目標達成に関しての系全体のパフォーマンスを最大化するには，得意／不得意な能力がお互いに異なる両者の間の作業分担がいかにあるべきか，また，コンピュータが受け持つ作業の中でユーザ支援をどのように行うべきかについての研究が重要になってきている[5, 6, 7]。

これに関して，Norman らによる認知科学の視点での研究から，ユーザの目標達成を支援する対話型システムは，

- タスクの一部を自動化する，あるいは
- 人間が理解困難な情報を理解が容易になるよう変換する

ことを担当することが重要だと判ってきた[8, 9, 10, 11]。とくに分析などの知的活動が必要な場合は，対話型システムが分担すべきユーザ支援タスクとして図 1.1 に示すような，

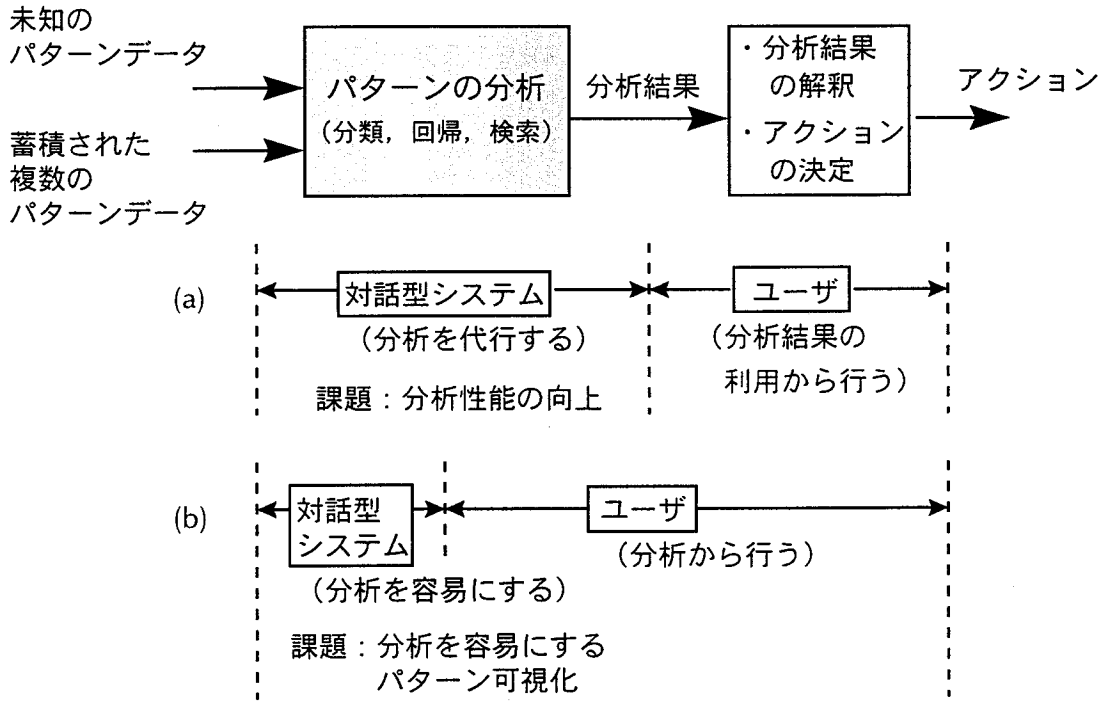


図 1.1　パターン分析タスクでのユーザと対話型システムとの分担の形態

(a) 分析対象についての解釈や判断を代行する　（システムが主体）

(b) ユーザが分析対象を容易に解釈・判断できる形に分析対象を加工・表示する
（ユーザが主体）

の二つの形態を検討する必要がある。とくに分析対象が時系列データ，多変量データ，レコードデータなどのパターンデータである場合には，ユーザの目標には表 1.1 に示すように，

- 与えられたパターンの解釈
  例：価格チャートからの相場判断，プラントデータからの異常判断
- 与えられたパターンからの数値予測
  例：価格時系列からの将来価格予測
- 与えられたパターン上での特定パターンの検索
  例：データベースに格納された類似パターンの検索

がある。これらの目標達成の支援機能として先に述べた判断代行機能を実現するには，それぞれ，パターン分類（照合や判別など），多変量分析，パターン照合，などのパターン分析技術が必要となる。また，支援機能としてパターン加工・表示機能を実現するには，対象パターンの理解や操作を支援する手段である対象パターンの可視化技術が必要となる[12, 13, 14]。可視化について，データの理解や操作を支援する手段として類推（メタファ

表 1.1　システムが行う支援機能と実現のためのパターン処理技術

支援機能 / ユーザ目標	判断を代行する	ユーザが容易に判断できるよう対象を加工する
パターンの解釈	パターン分類 （照合や判別など）	対象パターンの可視化 （価格チャートなど）
パターンからの数値予測	多変量分析	予測モデル作成時の対象パターンとモデル特性の可視化
パターンの検索	パターン照合	対象パターン群の可視化

ー）や空間的配置などの視覚的イメージ化が有効であることが従来からの研究で報告されている[10, 15, 16, 17, 18]。表 1.1 に示した目標について，分析対象であるパターン単体や複数のパターン全体についての可視化技術が必要となる。なお，数値予測自体の支援にパターン可視化を適用することは考えにくいが，予測モデル作成の支援として対象パターンやモデル特性の可視化が考えられる。

判断代行のためのパターン分析での課題は，いかにして分類性能・予測性能を向上させるかである[19, 20, 21, 22, 23]。分析手法のアプローチには，人間の分析ロジックを利用するものと[24, 25, 26]，学習データから分析ロジックを自動生成する教師あり分類手法を利用するものが考えられる[27, 28]。前者では人間の分析ロジックをいかにしてコンピュータが理解できる形に翻訳するかを検討する必要があり，従来から種々の手法が提案されている。しかし，記号処理でなくパターン処理の領域で人間の柔軟な分析ロジックをコンピュータ向けに翻訳することは一般には困難であり，この問題を解決する必要がある。一方，後者についてはニューラルネットワーク[29, 30]の強力な学習能力を利用するアプローチが有望視され盛んに研究されているが，学習の戦略によってニューラルネットワークの分析性能が大きく影響される問題が知られており，これを解決する必要がある。

判断を容易にするためのパターン可視化での課題は，対象パターンの性質とユーザの目標（解釈や検索）の両方の観点から，ユーザの解釈・判断行為をスムーズに支援するために有効な可視化の表現法を発見・考案することである。数値データから成る時系列パターンの解釈の支援手段としてのパターン可視化は，従来から各種応用分野で各種のチャートなどが考案され実際に活用されている。一方，ユーザがパターン分析モデルを作成・評価する際の支援手段，あるいは，ユーザが大量のパターン中から特定のパターンを検索する際の支援手段としてのパターン可視化では，パターン空間全体の特性や分布状況を直観的に理解できる視覚的イメージの表現形式と，イメージ上でのパターン操作方法の両面について考察する必要がある。しかし，これまでのところ十分な検討がなされておらず，この問題に取り組む必要がある。

1.2 ユーザ判断支援のためのパターン処理に関する従来研究

本節では，判断代行のためのパターン分析手法と判断支援のためのパターン可視化手法に関する従来研究について述べる

1.2.1 パターン分析

人間の分析ロジックを用いるパターン分析手法について，分析ロジックの表現方法として決定木，ルール，その拡張であるファジィルールを用いる手法が提案されている[31, 32, 33, 34, 35]。これらの手法では，複数の指標から成る多変量データが分析対象パターンであり，要素である各指標に対する分析ロジックを記述するのに利用されている。このため，プラントデータや株価チャートなどの時系列パターンの形状の分類にこれらを適用することはできない。この問題を解決するものとして，時系列データを一次微分や二次微分の値に従って区間分けし，各区間に「急激な上昇」といった変化に関する特徴名を割り当てることにより元の時系列データを特徴名の系列として記号化する方式が提案されている[36, 37]。得られた記号列はルールにより容易に処理できることになる。ただし，この方式では対象パターンはプラントデータなど数値データの時系列に限られる。株価チャートなど，元の時系列パターンを加工して作られるパターンの分析方法としてはテンプレート照合[38, 39, 40, 41] が考えられるが，分析ノウハウを反映できるテンプレート形状の表現方法とパターン間の類似度の定義方法の検討が課題として残されている。

一方，教師あり分類手法を利用するアプローチとして，非線形な入出力特性や判別特性を表現できる階層型ニューラルネットワーク[29, 30]を用いる研究が盛んに行われている[42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 49, 50]。また，階層型ネットワークにフィードバックを取り入れて時空間情報の取り扱いを可能にしたリカレントネットワークが提案され，これを用いた時系列パターン分類法も提案されている[44, 51, 52]。学習サンプルの学習を効率的に行わせる学習手法として，学習が停滞したときに強制的にジャンプさせることで局所的な最小状態から脱する方法が提案されている[53, 54]。しかし，ニューラルネットワークでは，学習を繰り返し過ぎたり，学習サンプルの規模に比べて中間層ユニット数を多くとりすぎたりしたときに，未学習のデータに対する分類・予測性能がかえって低下してしまう過学習の問題がある。この問題に対しては，遺伝アルゴリズム（Genetic Algorithm: GA）やファジ

ィ論理を用いたネットワーク構造のチューニング方式が研究されている[55, 56]。しかしなお，ニューラルネットワークの学習は学習サンプル全体についての誤差二乗和を減らすように行われるため，分類カテゴリー毎の学習サンプル数にばらつきがある場合，学習結果に差が生じる問題が残されている。

1.2.2 パターン可視化

パターン空間全体の特性や分布状況を直観的に理解できるためのパターン可視化について，対象パターンが時間的・空間的な系列データの場合，多変量データの場合，および数値と記号が混在するレコードの場合に分けて考える。

時系列データの場合，時間軸上にプロットしたグラフ，分析目的に合った形に一定の規則に基づいて作画される金融分野の価格チャートなどが現在も広く利用されている[57]。複数の時系列データを組み合わせて，2 次元平面上や 3 次元空間内の点の運動の軌跡として可視化するなどの例がある。先に述べた時系列データの記号化の手法[36, 37]も，記号化された後の「急に上昇」などの特徴名をシンボル化して表示させれば，時系列パターンの可視化手法のひとつと考えることができる。

多変量データの場合，パターン全体の特性を理解する目的には各パターンをベクトル空間中の点として表現することが最も一般に行われる。3 次元以上のパターン空間をそのまま可視化はできないため，パターン間の距離の関係をなるべく保つように 2 次元平面上にマッピングする手法が提案されている[58]。一方，個々のパターンを直観的に理解する目的には，ヒストグラムや顔グラフなどの手法が利用できる。ただし分析モデルの特性評価への適用を考えるときには，モデルの特性を理解させやすい可視化という制約のもとで，パターン可視化方法を考察する必要がある。

数値と記号が混在するレコードの場合，情報を外界に実在するものと対応づけて表示する類推（メタファー）のアプローチが有名である[10, 59, 60]。WS や PC のグラフィカル・ユーザインタフェース（GUI）を用いたデスクトップ・メタファーもこれに含まれる。この目的は，コンピュータ内のファイル操作などの操作性を向上させる直接操作インタフェースの提供にある[16]。これに対して目的がパターンデータ（レコード）の検索である場合は，メタファーや直接操作の考え方を取り込むにしても，より一般性のあるように拡張した視覚的イメージの表現方法とパターン操作方法について考察する必要がある。

1.3 本研究の方針

前節までの議論を踏まえて，本研究では対話型システムの支援機能である判断代行のためのパターン分析と判断支援のためのパターン可視化という問題に対して，分析ロジックの細部や個別パターンの詳細などのミクロな視点と，ユーザから見た分析モデルの振る舞いやパターン群全体の特性などのマクロな視点の双方を考慮して，それぞれ分析の高性能化と可視化の高機能化を検討する。本論文の研究内容は，パターン分析支援用の対話型システムの枠組みの中で図 1.2 のように位置づけられる。

まずパターン分析の性能向上を図るアプローチとして，専門家あるいはユーザが持つ分析対象パターンについての種々の先験的知識に注目し，これらを分析モデルの作成に反映させることを検討する。パターン分析に利用可能な先験的知識には，

(1) 専門家が持つ分析ノウハウ（分析ロジックやその信用度）

(2) 各々の分類カテゴリーのユーザにとっての重要度

(3) 予測モデルの入出力特性

がある。それぞれの利用について，以下のように検討を進める。

(1) 分析ノウハウの利用

専門家の分析ノウハウが存在するケースでのパターン分類問題について，テンプレート照合の枠組みを用いて，パターン形状についての分類ノウハウを反映できるように一定の制約のもとで変形可能なパターンテンプレート記述方式を検討し，これに基づく分類性能の高いパターン照合方式を提案する。さらに，各テンプレートの信用度についてのノウハウを反映した照合結果の解釈方式についても検討する。そして，本方式を証券取引サポートシステムにおける価格チャート分析問題に適用し，価格チャートに対するパターン分類性能を向上させることができる「柔軟なテンプレート照合による価格チャート分析支援方式」を開発する。

(2) 分類カテゴリーの重要度の利用

分析ノウハウが存在しないケースでのパターン分類問題について，ニューラルネットワークの枠組みを用いて，ユーザにとっての分類カテゴリー毎の重要度の差異の情報を利用することにより分類性能の向上を図るニューラルネットワークの学習方式を提案する。本学習方式を証券取引サポートシステムにおける複数の価格指標からの価

格動向予測問題に適用し，入力パターンに対する分類性能を向上させることができる「ニューラルネットワークを用いた株価指数テクニカル分析方式」を開発する。

(3) 予測モデルの入出力特性の利用

多変量パターンからの数値予測問題について，ニューラルネットワークの枠組みを用いて，単調増加性や飽和性など予測モデルの望ましい入出力特性の先験的知識を利用することにより，過学習を押さえながら予測性能の向上を図るニューラルネットワークの学習方式を提案する。本方式を広告計画立案支援システムにおける広告効果予測問題に適用し，ばらつきの大きな学習サンプルから予測性能が高くかつ常識に反しない特性を持った広告効果モデルを作成できる「制約付きニューラルネットワークを用いた広告効果予測支援方式」を開発する。

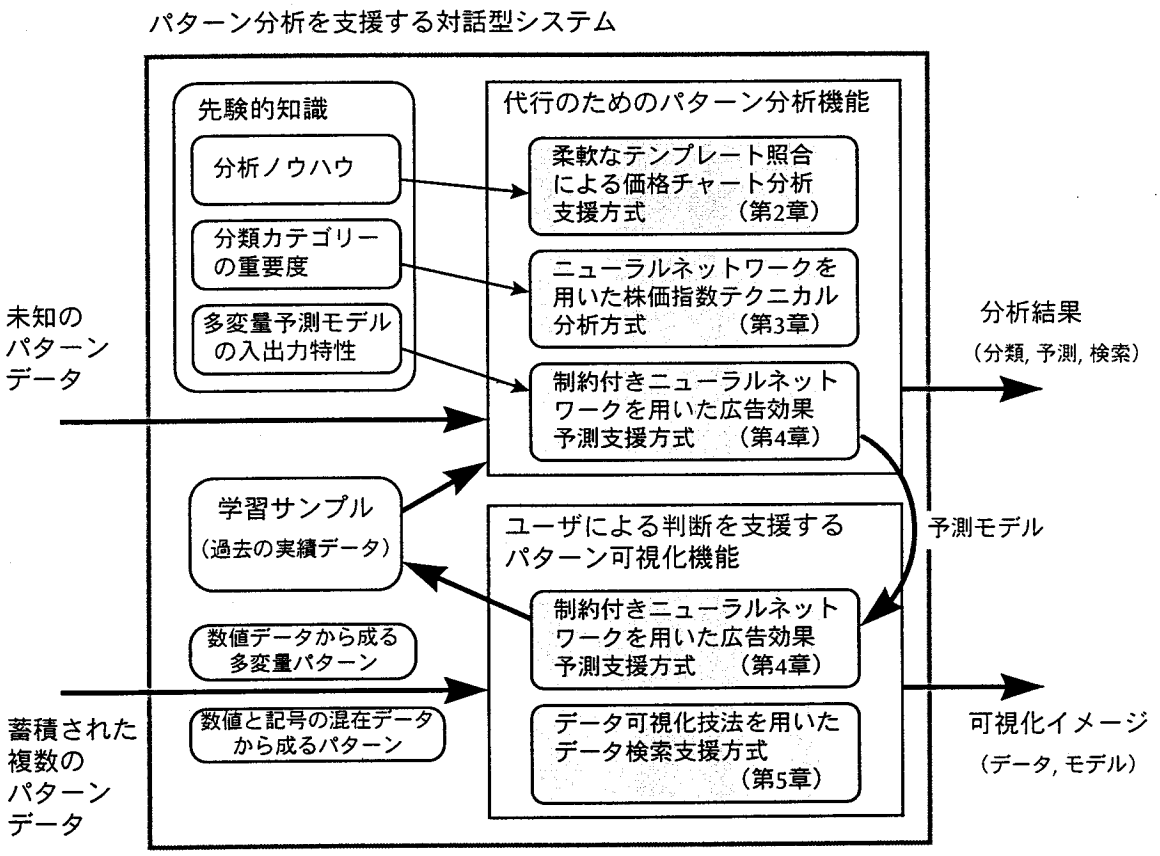


図 1.2　提案するパターン分析支援方式の対話型システムの枠組み中での位置づけ

つぎに，パターン可視化の高機能化のアプローチとして，

- パターン群全体の大局的な特性の理解と，
- 個別パターンの詳細内容の理解，

の双方を効率的に支援できるパターン可視化方法を，分析対象が (4) 数値データから成る多変量パターンの場合と，(5) 数値と記号の混在データから成るパターンの場合についてつぎのように検討を進める。

(4) 数値データから成る多変量パターンに対する可視化

多変量パターンからの数値予測問題を取り上げ，予測モデル作成のための学習サンプルとして利用可能なデータを選別する作業をユーザが容易に行えるよう支援するデータ可視化方式と，得られた予測モデルの良否をユーザが容易に判断できるよう支援する予測モデルの入出力特性の可視化方式を提案する。提案方式を広告効果予測問題に適用し，広告効果モデル作成用のデータ選別とモデルの評価を効率的に支援できる「制約付きニューラルネットワークを用いた広告効果予測支援方式」を開発する。

(5) 数値と記号の混在データから成るパターンに対する可視化

数値と記号が混在する大量のパターン中から特定パターンを検索する問題について，ユーザが効率的にパターンを探し出すための支援機能として，パターン群全体の大局的特性と個別パターンの詳細内容の双方について理解を助ける様々な視点からのパターン群および個別パターンの可視化方式を提案する。さらに可視化イメージ上での条件検索を可能にする検索操作インタフェースを提案する。これらの提案方式を適用した「データ可視化技法を用いたデータ検索支援方式」を開発する。

1.4 本論文の構成

本論文では第 2 章以降を以下のように構成する。

第 2 章では，先験的知識として専門家のノウハウ（分類ロジック）が利用可能な場合のパターン分類問題について，証券取引サポートシステムにおける価格チャート分析問題を事例として，ノウハウを反映できる柔軟なテンプレート記述にもとづくパターン照合により分類性能を向上させる価格チャート分析支援方式を提案する。

第 3 章では，先験的知識として分類カテゴリー毎の重要度の情報が利用可能な場合のパ

ターン分類問題について，証券取引サポートシステムにおける複数の価格指標からの将来価格動向予測問題を事例として，学習時に分類カテゴリーの重要度情報を利用することによって分類性能を向上させるニューラルネットワークに基づく株価指数テクニカル分析方式を提案する。

第4章では，予測モデルの入出力特性についての制約が利用できる場合の多変量パターンからの数値予測問題について，広告計画立案支援システムにおける広告効果予測問題を事例として，予測モデルの単調増加特性を保証しながら予測性能を向上させる制約付きニューラルネットワークに基づく広告効果予測支援方式を提案する。また，予測モデル作成用の学習サンプルデータ選別の段階から予測モデルの評価に至るまでの一連の活動を支援する機能としてデータとモデルの可視化方式を提案する。

第5章では，数値と記号が混在する大量のパターンからユーザが特定のパターンを検索・抽出する活動を支援するためのデータ検索支援を取り上げ，ユーザの理解を助けるため機能として複数パターン全体の可視化と個別パターンの詳細の可視化方式について提案する。また，可視化イメージの上でユーザが条件検索を容易に行える機能である検索操作インタフェースを提案する。

第6章では，結論として本研究で得られた成果ならびに今後の課題を要約する。

第2章　柔軟なテンプレート照合による価格チャート分析支援方式

2.1　まえがき

本章では，パターン分類問題についての先験的知識として専門家のノウハウ（分類ロジック）を利用することにより分類性能の向上を図ったパターン分類方式を提案する。本方式では，分類カテゴリーの形状についてのノウハウを反映できるパターンテンプレート形状の記述方式とそれを用いたパターン照合方式を開発する[61, 62, 63]。証券取引サポートシステム向けの価格チャート分類問題を具体事例に本方式を適用し，有効性を評価する。

金融・証券分野における株式や債券の取引では，収益の機会を逃さないために，取引担当者は市場の動きを監視して的確な売買判断を迅速に下さなくてはならない。証券取引サポートシステムは取引担当者のこの売買判断を支援するための対話型システムであり，図2.1に示すように，ユーザ（取引担当者）を支援するための機能として，

- 市場から取り込んだ株式などの価格情報を数値やチャートの形式で表示する機能
- 価格時系列パターン分析など，価格の将来動向予測のための種々の分析機能
- 売買を行った場合の収益評価などのシミュレーション機能
- ユーザの指示にもとづいて市場に売買注文を出す売買実行機能

を持つ。

チャート分析は，価格時系列パターン分析の一分野であり，価格の推移を一定規則に従ってチャート化し，その上で価格の上昇／下降前に現れる特徴的パターンやトレンドを認識することにより将来の価格の動きを読み取ろうとする手法である。代表的なチャートには，ロウソク足，ポイント・アンド・フィギュア，サイコロジカルライン，などがある[64, 57, 66]。

チャート分析支援機能を取引サポートシステムに実現する場合には，実際のチャートとシステムに登録した特徴的パターンとの照合処理が基本となる[23]。

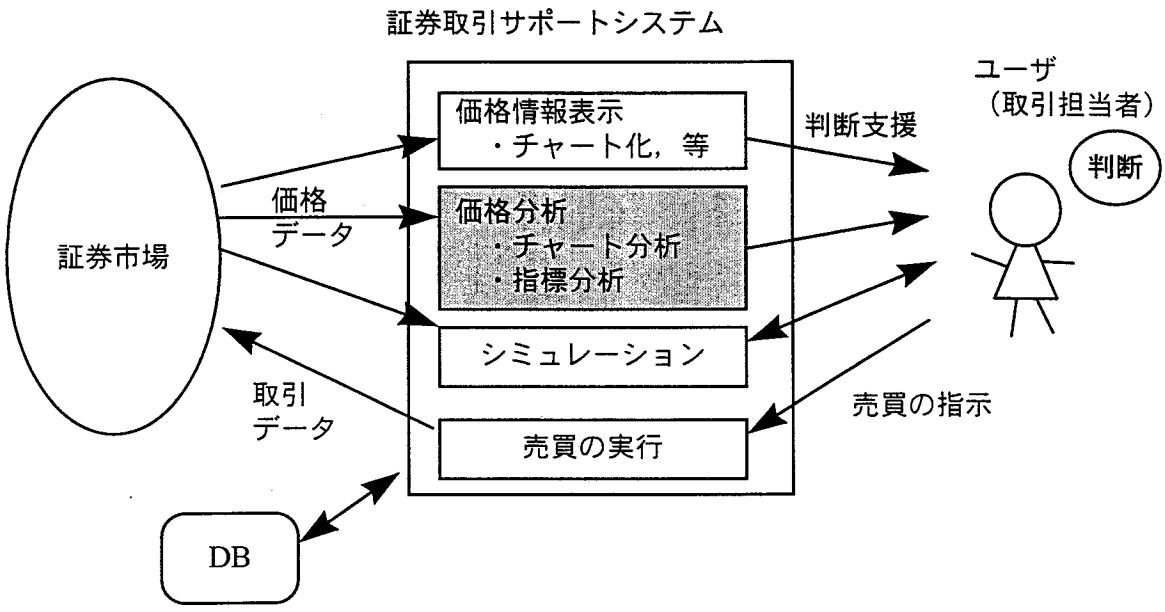


図 2.1　証券取引サポートシステム

照合対象パターンを，価格時系列そのものや，価格時系列から算出した各種指標の集合にまで広げると，これまでにも以下のような価格動向予測のためのパターン照合方式が提案されている。

(1) 価格や指標から成る対象パターンとその後の価格変動に関する過去事例をニューラルネットワーク[29, 30]に学習させ，学習済のネットワークを最新価格をもとに作成された現在パターンに適用して今後の価格変動を予測させるもの[67, 68],

(2) 対象パターンとその後の価格変動との因果関係についての専門ノウハウを（ファジィ論理の）ルール形式で記述し，それらを現在パターンに適用して今後の価格変動を予測させるもの[34, 69],

等である。しかし，これらの手法を価格チャートのパターン照合に適用する場合，方式(1)ではこれまでに蓄積された専門家の照合ノウハウが反映されないため，照合結果が専門家の解釈と一致しない可能性が大きい。また，方式(2) のルール形式では，チャート上の複雑なパターンを記述する能力が低いため，照合ロジックが専門家の解釈に比べて柔軟性に欠けるという問題がある。

そこで，本研究では主要チャートのひとつであるポイント・アンド・フィギュア（Point & Figure：Ｐ＆Ｆ）[64, 57, 66] を対象として，チャート上で価格上昇／下降の局面に現れ

る特徴的パターンの照合方式を提案する。一般に，照合の信頼度を向上させるためには，

1) 登録しておく特徴的パターンのテンプレートの記述方法と，
2) 実際のチャートと上記テンプレートとを比較する際の一致度の定義方法，

の両面からの検討が必要である。これらの課題は対象チャートの種類別に検討する必要がある。本方式では，Ｐ＆Ｆを対象として，課題 1)，2) に対してそれぞれ，専門家の分析ノウハウを反映した変形を許す特徴的パターンテンプレートの記述方法と，そのテンプレートを用いた柔軟なパターン照合方法を提案する。さらに，照合結果を総合して価格上昇・下降予想の信用度を決定する方法を提案する。

2.2 Ｐ＆Ｆ分析支援のためのチャートパターン照合

2.2.1 Ｐ＆Ｆの概要

Ｐ＆Ｆはアメリカを中心に普及している価格チャートであり，図 2.2 のように，価格時系列をもとに，方眼紙のマスに価格上昇を表す×印と下落を表す○印とをプロットすることにより作成される。縦軸は価格を，横軸は時間経過を表す。縦軸のマス目は価格の一単位を表し，１マスあたりの価格幅は，例えば 200 円以下では 5 円，200～500 円では 10 円という形で設定される。横軸については，価格が上昇中（下降中）は同一の縦の列に×印（○印）をプロットし，価格が方向転換した場合に 1 列右に移動する。

Ｐ＆Ｆは以下の規則に従って作成される。

1. 価格が上昇する間は，同じ列に×印を描く。
2. 価格が一定個数のマス分（通常 3）以上下降したら次の列に移り，前列の最高値のマスのひとつ下のマスから下降した価格のマスまで○印を描く。
3. 価格が下降する間は，同じ列に○印を描く。
4. 価格が一定個数のマス分（通常 3）以上上昇したら次の列に移り，直前の最安値のマスのひとつ上のマスから上昇した価格のマスまで×印を描く。

以下，上記のステップ 1. から 4. を繰り返す。

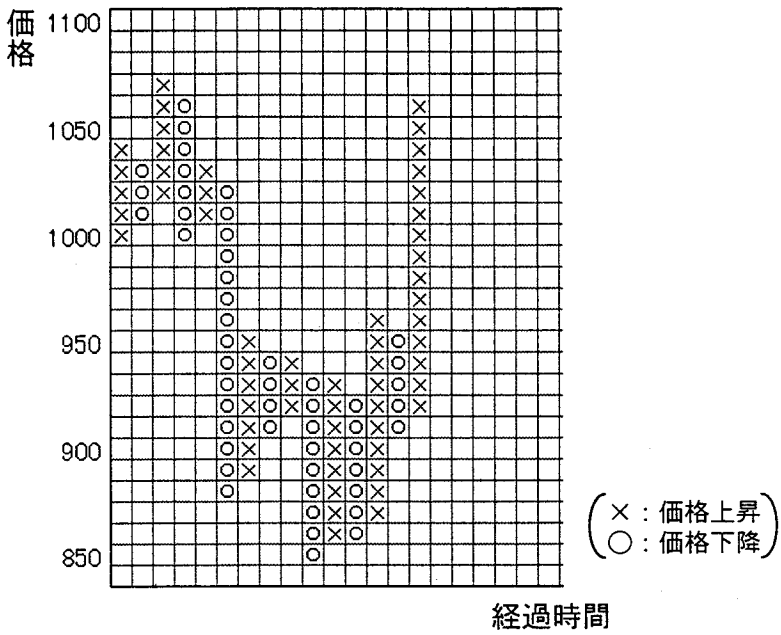


図 2.2　ポイント・アンド・フィギュア（Ｐ＆Ｆ）の作図例

これにより，チャート上には×印の列と○印の列が交互に現れる。一定個数のマス分に満たない価格の反騰や反落は，それまでの傾向が続いているとして無視される。それ以上の反騰か反落があった場合のみ，チャートに反映させる。これにより，目先の小さな動きに惑わされずに，大局的な動きを読み取るチャートが出来あがる。

このようにして作成されるＰ＆Ｆ上で，価格の上昇局面や下落局面で現れる様々な特徴的パターン（2.2.2 で述べる）が，専門家により分析され説明されている。

このＰ＆Ｆパターンの分析をコンピュータ上で行う場合には，まず事前に特徴的パターンのテンプレートをシステムに登録しておく。各テンプレートには，特徴的パターンの形状だけでなく，信用度（価格上昇／下降との関連性の確かさ）も記述しておく。システムの処理フローは以下のようになる（図 2.3）。

1. Ｐ＆Ｆ作成

   最新の価格データの到着の都度，Ｐ＆Ｆの作成を更新する。

2. パターン照合

   更新されたＰ＆Ｆの最新パターンと登録された個々のテンプレートとの一致度を調べる。

3. パターン照合結果の解釈と売買信号の生成

照合の結果，一致したテンプレートがあった時には，売買信号を発生して取引担当者に通知する。売買信号の信用度は，一致したテンプレートの信用度をもとに決定する。

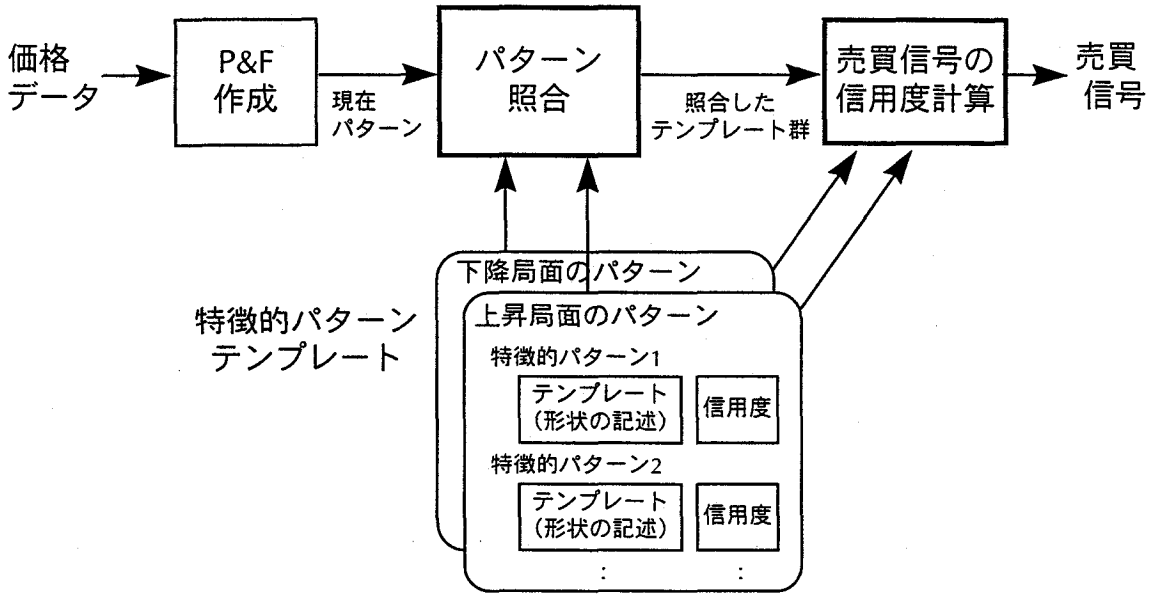


図 2.3　Ｐ＆Ｆパターン分析の流れ

2.2.2　特徴的パターン例

これまでに，Ｐ＆Ｆについて，価格の上昇／下降局面に特有の特徴的パターンが分析され，説明されている。上昇局面の代表的な 3 つの特徴的パターンを図 2.4 に示す。以下にその特徴を述べる。

- 強気信号（図 2.4 (a)）

  しばしば現れる基本的パターン。底値が切り上がり，高値も切り上がる。買い信号は前の高値をマス目１つ上回った時点。

- トリプル・トップ（図 2.4 (b)）

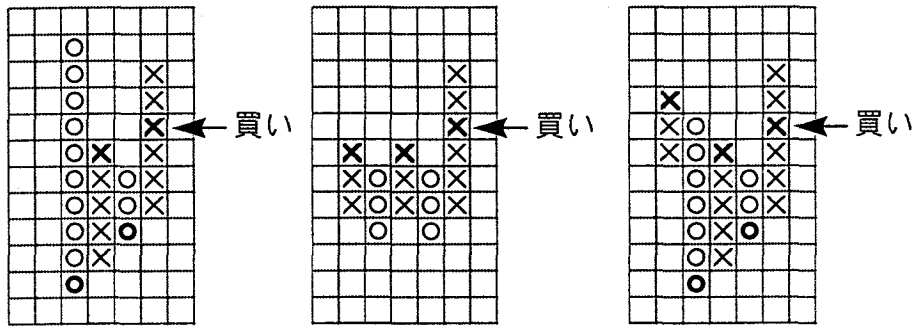
  第二の基本的パターン。高値が前回と前々回の高値をともに抜いたもので，強気信号と違って底値が切り上がっていなくてもよい。買い信号は前回と前々回

の高値をマス目１つ上回った時点。

- 強気の三角（図 2.4 (c)）

  高値が切り下がり，底値が切り上がる。不完全な弱気信号と完全な強気信号の組み合わせ。買い信号は，前の高値をマス目１つ上回ったところ。

下降局面のパターンは，上昇局面のパターンを上下反転させたものである。



(a) 強気信号　(b) トリプル・トップ　(c) 強気の三角

図 2.4　価格上昇局面に特有のＰ＆Ｆパターンの例

2.2.3　チャートパターン照合上の課題

現実の価格の動きは，市場での需要と供給のバランスの動的な変化の結果として現れるものであるため，価格の動きが常に上記のようなパターン通りにはっきりと現れるとは限らない。このため，照合においては以下の課題がある。

(1) 図 2.4 に示したそれぞれの特徴的パターンは，実際には様々なバリエーション（変形パターン）を持ち，単純な照合処理では精度が出ない。

(2) 例えば，強気信号とトリプル・トップが同時に現れる組み合わせパターンが存在する。組み合わせパターンが出現する場合は，別々に現れた場合より売買信号としての信頼度が高いのが普通である。このような組み合わせを把握し，複数のパターンが照合された際の売買信用度を出力する必要がある。

2.3 要素間の二項関係記述による特徴的パターンテンプレートの表現方法

2.3.1 パターン照合方式の基本的考え方

上記課題を解決するため，以下の考え方に基づくＰ＆Ｆパターン分析支援方式を提案する。

- パターン照合処理では，特徴的パターン毎に，一定の制約内での変形を許容した柔軟な照合を行う。
- 照合結果の解釈処理では，照合された各パターンの信用度を総合的に加味して，最終的に人間による判断結果と矛盾の無い信用度を求める解釈処理を行う。
- さらに，完成途中の特徴的パターンの監視・予報機能を持たせる。これは，将来，価格が上昇／下降した場合の仮の対象パターンにパターン照合処理を適用して実現する。

2.3.2 Ｐ＆Ｆパターンの表現方法

作成方法から明らかなように，Ｐ＆Ｆでは○印の列（価格下降の列）の上端の点は直前の×印の列(価格上昇の列）の上端の点より１マスだけ下に位置し，×印の列の下端の点は直前の○印の列の下端の点より１マス上に位置する。従って，Ｐ＆Ｆのパターンは×印の各列の上端の点から成る上側パターンと，○印の各列の下端の点から成る下側パターンとの組として表現できる。すなわち，いま×印の列の上端の点のマス目位置を右端（最新）の列から順に

$$h_0, h_1, \cdots\cdots, h_n$$

とし，各○印の列（価格下降の列）の下端の点のマス目位置を右端の列から順に

$$l_0, l_1, \cdots\cdots, l_n$$

とすると，分析対象であるＰ＆Ｆの現在パターンは，$\{h_i\}$ と $\{l_i\}$ （i=0～n）の組として表現することができる。

ここで，特徴的パターンは，図 2.4 に示したように，最新の列を含めた 6～8 列までに着

目している。従って，上側・下側パターンともそれぞれ4個の点までを見ればよいことになる。このため，ここでは $n=3$ とする。

P＆Fが更新されるのに従って，上記 h_i と l_i は以下のように更新する。ここで，マス目の増加分を dh，減少分を dl とする。

1. ×印の列が更新された場合（継続して上昇の場合），h_0 を以下のように更新する。

   $h_0 \leftarrow h_0 + dh$

2. ○印の列が更新された場合（継続して下降の場合），l_0 を以下のように更新する。

   $l_0 \leftarrow l_0 - dl$

3. ○印の列から新規の×印の列に移った場合（反騰の場合），以下のように h_i を左にシフトし，h_0 を新規に設定する。

   $h_i \leftarrow h_{i-1} \qquad (i=1 \sim n)$

   $h_0 \leftarrow l_0 + dh$

4. ×印の列から新規の○印の列に移った場合（反落の場合），以下のように l_i を左にシフトし，l_0 を新規に設定する。

   $l_i \leftarrow l_{i-1} \qquad (i=1 \sim n)$

   $l_0 \leftarrow h_0 - dl$

2.3.3 特徴的パターンテンプレートの表現方法

ここでは，特徴的パターンのテンプレートについて，形状の表現方法と，信用度の定義とについて述べる。

2.3.1 に述べたように，テンプレートの形状は，一定の制約内での変形を許すものとして表現する必要がある。図 2.4 (b) のトリプル・トップの説明例から分かるように，特徴的パターンの中には，形状の特徴が，パターンを構成する隣接 2 点間の上下関係の制約だけでは表現できないものがある。2 列あるいは 3 列離れた 2 点間の上下関係の制約についても記述できなくてはならない。

そこで，テンプレートは，上側，下側それぞれのパターンについて，そのパターンを構成する各 2 点が満たすべき上下関係の制約の集合として記述する。すなわち，上側パターンを 4 点 $\{h_3, h_2, h_1, h_0\}$ で表現するとき，各 2 点間の上下関係（計 6 通り）を

$h_i\ op\ (h_j + offset)$　　$(j = 1 \sim 3,\ \ i = 0 \sim (j-1))$

の形式で記述する。ここで，*op* は二項間の大小関係を表すもので，"=", ">=", "<=", "*dc* (関係なし)" のいずれかである。また *offset* は整数定数である。例えば，

関係 *U1*： $h_2\ dc\ h_3$

関係 *U2*： $h_1 = h_3$

関係 *U3*： $h_0\ dc\ h_3$

関係 *U4*： $h_1 >= (h_2 + 2)$

関係 *U5*： $h_0\ dc\ h_2$

関係 *U6*： $h_0 = (h_1 + 1)$

のようになる。同様に，下側パターン $\{l_3, l_2, l_1, l_0\}$ についても各 2 点が満たすべき大小関係 *L1*～*L6* の制約は，例えば，

関係 *L1*： $l_2\ dc\ l_3$

関係 *L2*： $l_1 >= (l_3 + 1)$

関係 *L3*： $l_0\ dc\ l_3$

関係 *L4*： $l_1 <= l_2$

関係 *L5*： $l_0 = l_2$

関係 *L6*： $l_0 <= (l_1 - 1)$

のようになる。以上，*U1*～*U6* と *L1*～*L6* の 12 個の制約の集合として，テンプレートの許されるパターン形状を定義する。

この方法に基づくトリプル・トップと強気の三角のテンプレート記述の例を表 2.1 と表 2.2 に示す。表 2.1 のトリプル・トップでは，最新列の高値がそれまでの 2 つの高値を抜いた状態が表現されている。また，表 2.2 の強気の三角では，安値が切り上がり，かつ高値が切り下がっていたものが，反転して上昇し，直前の高値を抜いた状態が表現されている。

表 2.1　トリプル・トップのテンプレート記述例

関係名称	関係内容
U5	$h_0 >= h_2 + 1$
U6	$h_0 = h_1 + 1$

または

関係名称	関係内容
U5	$h_0 = h_2 + 1$
U6	$h_0 >= h_1 + 1$

表 2.2　強気の三角のテンプレート記述例

関係名称	関係内容
U4	$h_1 <= h_2 - 1$
U6	$h_0 = h_1 + 1$
L6	$l_0 >= l_1 + 1$

つぎに，テンプレートの信用度の定義方法について述べる。前述のように，強気信号やトリプル・トップは実際のチャート上でしばしば現れる最も基本的なパターンであり，信用度はそれほど高くないと言われている。パターンの出現頻度が高いのは，満たすべき制約が緩いためである。一方，図 2.5 に示すように，強気信号とトリプル・トップの特殊ケースとして，両方の特徴を満たす混合型と呼ばれるパターンが専門家により整理されている。その信用度は元の基本的パターンの信用度より高いとされている[57, 66]。混合型が満たすべき制約は，元の基本的パターンのそれよりもきついものになっている。さらに，図 2.5 にあるように，混合型の特徴を満たしながら 3 つの高値が上昇傾向を持つアセンディング・トリプル・トップと呼ばれる特徴的パターンは，混合型よりもさらに信用度が高いとされている[57, 66]。このように，特徴的パターンには，満たすべき制約のきつさの違いによって親子関係を形成するグループがあり，グループ中で制約のきつさに対応した信用度の順位づけがなされている[57, 66]。

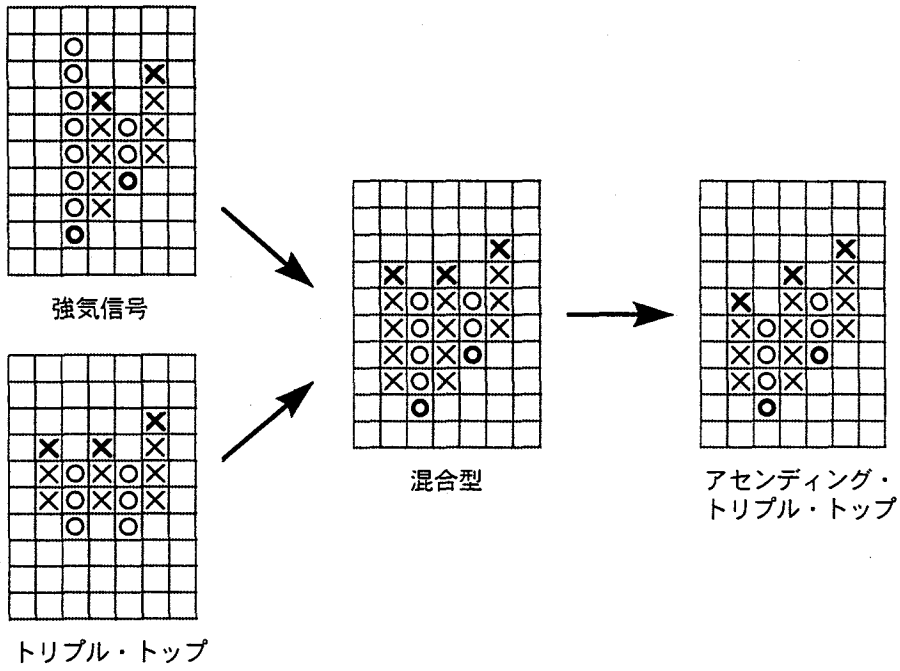


図 2.5　特徴的パターン間の親子関係の例

そこで，上記のような信用度の順位を保つように，各テンプレートに対して信用度を

(1) 最も基本的なパターンのテンプレートは，低い信用度を表すＣランク，

(2) 基本的な特徴パターンの特殊ケースであるパターンのテンプレートは，中程度を表すＢランク，

(3) 信用度がＢランクの特徴的パターンの特殊ケースであるパターンのテンプレートは，最も高いＡランク，

と定義する。

2.4　パターン照合方法

2.4.1　パターン照合方法

前節で述べたＰ＆Ｆパターンと特徴的パターン・テンプレートの記述方法を用いて，Ｐ＆Ｆのパターン照合を以下のように行う。

登録された各テンプレートについて，以下の処理を行う。

1. 上側パターンと関係 $U1$～$U6$ との照合

   P＆Fの上側パターン $\{h_3, h_2, h_1, h_0\}$ が，テンプレートの上側パターン記述である関係 $U1$～$U6$ のそれぞれを満足するかを否かを逐次的に調べる。満足しない関係が見つかった時点で当該テンプレートとは不一致であると判定し，処理を終わる。すべての関係が満たされた場合のみ，ステップ 2.に移る。

2. 下側パターンと関係 $L1$～$L6$ との照合

   1.と同様にP＆Fの下側パターン $\{l_3, l_2, l_1, l_0\}$ が，テンプレートの下側パターン記述である関係 $L1$～$L6$ のそれぞれを満足するか逐次的に調べる。満足しない関係が見つかった時点で当該テンプレートとは不一致であると判定し，処理を終わる。

3. 上，下両方のパターンが一致と判定された場合

   当該テンプレートが現在パターンと一致したと判定する。

以上の処理により，決められた制約内でのテンプレートの変形を許した柔軟な照合を実現できる。上記のように，本方式では１２個の関係を逐次的に調べ，満たされない関係が見つかった時点で，不一致の判定を下すことができる。これにより，不一致パターンの判定を効率的に行える。

なお，完成途中の特徴的パターンの監視は，以下の処理を追加することにより実現する。いま，価格が上昇中でありチャート右端の列が×印の列であるとする。ここで，現在パターンの h_0 の代わりに（ h_0+k）（ただし，k=1,2,…）に対して上記の照合処理を適用する。これにより，今後，価格が k マス分上昇したときの対象パターンが各テンプレートと一致するか否かを分析できるようになり，例えば「次に×印がプロットされれば，強気の三角が完成する」といった予報を利用者に通知できる。

2.4.2 照合結果の解釈方法

照合処理の結果，現在パターンに一致したテンプレートがあった場合，これを受けて売買信号を発生する。このときの売買信号の信用度は以下のように決定する。

1. 一致したテンプレートが１つであった場合

   テンプレートの信用度をそのまま売買信号の信用度とする。

2. 一致したテンプレートが複数あった場合

   2.3.3 に述べたテンプレートの信用度の定義によれば，信用度 B のテンプレートが照合されたときには，親パターンのテンプレート（信用度 C）も同時に照合されることになる。同じく，信用度 A のテンプレートが照合された場合は，親（信用度 B）やそのまた親（信用度 C）のパターンのテンプレートも同時に照合される。このようなケースでは，一致したテンプレート中で最も特殊化され（制約がきつく），かつ最も信用度が高いものの信用度を売買信号の信用度とする。

3. 信用度のランクが高いテンプレートが複数あった場合

   このケースは，本来ならこれらのテンプレートを子パターンとして持つ混合型パターンのテンプレート（信用度は 1 ランク高い）が存在するはずであるのにもかかわらず，定義されていない状況と考えられる。従って，この場合には親パターンが存在して照合されたものと仮定し，親パターンの信用度を売買信号の信用度とする。すなわち，実際に照合されたテンプレートの信用度を 1 ランク上積みする。

2.5 シミュレーション実験による評価

2.5.1 実験の概要

提案方式の有効性を評価するために，パーソナルコンピュータ上にＰ＆Ｆパターン分析実験システムを構築し，評価実験を行った。

実験システムの概要を以下に示す。

1. 価格時系列データは予めファイルに格納されている。

2. 上記ファイルから一定時間間隔で価格データを読み込み，Ｐ＆Ｆを更新する。

3. 更新の度に，Ｐ＆Ｆに対してパターン照合を実行する。照合の結果，一致パターン

があった場合には，売買信号を表示して利用者に通知する。なお，本システムでは完成途中のパターンの監視も行える。

つぎに，実験条件を以下に示す。

- 価格時系列データ：
  - ・ある製造業会社についての実際の日次のデータ 100 日分を用いた。
- Ｐ＆Ｆ作成のパラメータ：
  - ・価格きざみ幅としてを 10 円／マス とした。
  - ・価格反転時のしきい値を 3 マス とした。
- 特徴的パターンテンプレート：
  - ・買い信号用： 表 2.3 に示す 12 の特徴的パターンについて提案方式にもとづいたテンプレートパターン記述データを作成・用意した。

表 2.3　実験に用いた買い信号用テンプレートの一覧

特徴的パターン	信用度ランク	ﾃﾝﾌﾟﾚｰﾄ数
強気の三角	A	1
ｱｾﾝﾃﾞｨﾝｸﾞ・ﾄﾘﾌﾟﾙ・ﾄｯﾌﾟ	A	1
ｽﾌﾟﾚｯﾄﾞ・ﾄﾘﾌﾟﾙ・ﾄｯﾌﾟ	B	1
混合型 (強気信号＋ﾄﾘﾌﾟﾙ･ﾄｯﾌﾟ)	B	1
逆転上昇	B	1
上昇三角	B	1
末広がり	B	1
変形トリプル・トップ	C	2
強気信号	C	1
トリプル・トップ	C	2

- ・売り信号用： 買い信号用テンプレートを上下反転した 12 の特徴的パターンについてのテンプレートパターン記述データを作成・用意した。

2.5.2 実験結果と考察

実験システムの動作時の画面例を図 2.6 に示す。画面左下は，価格時系列のグラフである。また，左上は，価格時系列データから作成されたＰ＆Ｆである。チャート上で太字で表示された×印と○印は，Ｐ＆Ｆが作成されるに従って，登録パターンテンプレートとの照合が成功し，売買信号が発せられた箇所を示している。画面右側は，Ｐ＆Ｆの最新（右端）の列についての分析結果の表示領域である。上から，売買信号の信用度を視覚的に表示するバーチャート，照合された特徴的パターンの名称，そして基本形状である。

図の例では，現在パターンが「アセンディング・トリプル・トップ」，「強気信号とトリプル・トップの混合型」，「強気信号」，及び「トリプル・トップ」と呼ばれる買い信号の登録パターンと一致したことが表示されている。この結果，信用度Ａの買い信号が点灯している。

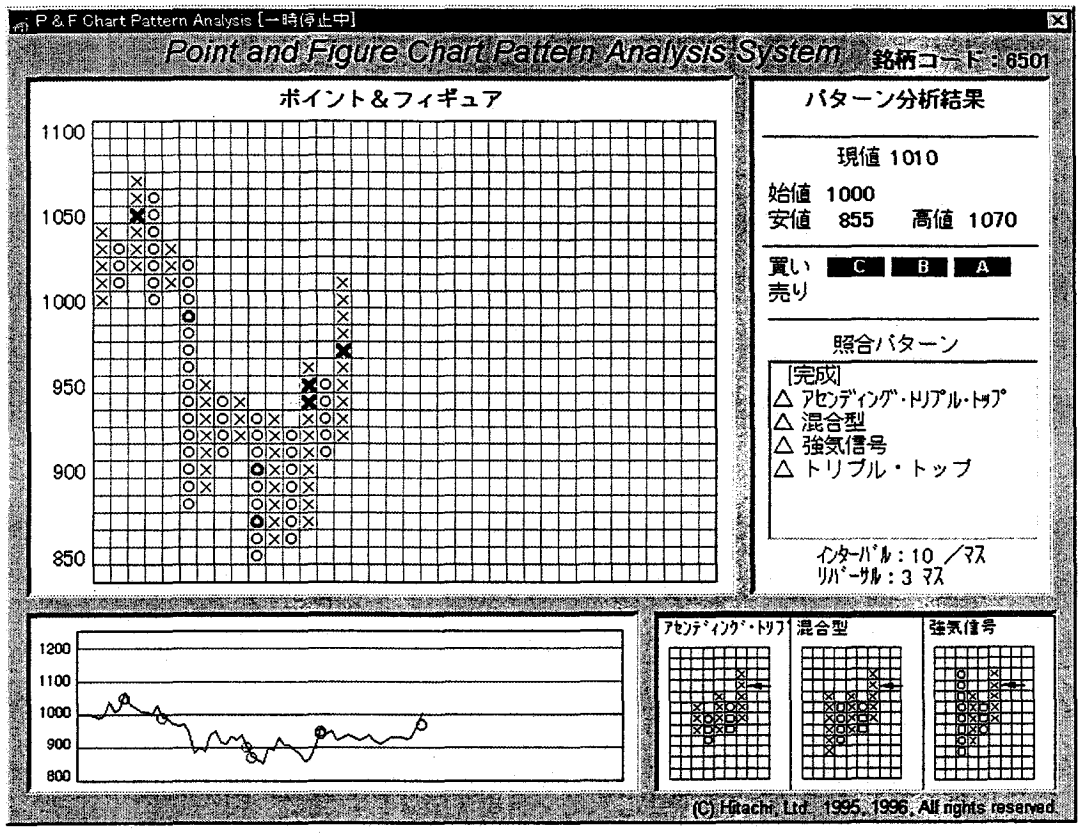


図 2.6　Ｐ＆Ｆパターン分析実験システム実行画面 (1)

図 2.6 で，照合された際の実際のＰ＆Ｆパターンの形状と右下に表示された登録パターンの基本形状とを比べると，同一の図形とはなっておらず，両者に共通するのは構成点間の上下関係であることが判る。このことから，提案したテンプレート記述方式と照合方式によって，予め定められた制約のもとでの変形を許した柔軟な照合処理が行われていることが判る。

この例で照合されたパターンの信用度は，それぞれ「アセンディング・トリプル・トップ」が A，「混合型」が B，「強気信号」と「トリプル・トップ」が C である。2.3.3 で述べたように，これらのパターン間には親子関係がある。このケースでは，一致したテンプレート中で最も制約のきつい「アセンディング・トリプル・トップ」の信用度を売買信号の信用度として採用し A と決定すべきである。これに対して，システムが信用度 A の買い信号を発していることから，複数テンプレートが照合された場合の売買信号の信用度決定処理が有効に機能していることが判る。

図 2.7 に別の局面の分析例を示す。ここでは現在パターンが「弱気の三角」と「弱気信号」と呼ばれる買い信号の登録パターンと一致したことが表示されている。この結果，信用度 A の売り信号が点灯している。このケースでも照合された際の実際のパターンの形状と右下に表示された登録パターンの基本形状とを比べると，同一の図形とはなっておらず，提案した方式によって柔軟な照合処理が行われていることが判る。照合されたパターンの信用度は，それぞれ「弱気の三角」が A，「弱気信号」が C である。親子関係にあるこれらのテンプレートの中で最も制約のきつい「弱気の三角」の信用度を売り信号の信用度として採用し A と決定すべきなのに対し，システムが信用度 A の買い信号を正しく発している。

本実験では上記の 2 例を含めて 7 個の買い信号と 5 個の売り信号が発せられた。これらを分析した結果から，提案するパターン照合方式によって実験データから特徴的パターンをもれなく発見できることを確認できた。また，本実験システムでは特徴的パターンの照合処理と売買信号の信用度決定処理をリアルタイムに実行できることから，複数銘柄のＰ＆Ｆを同時に監視し，重要な変化があった銘柄の売買判断情報を迅速にユーザに通知する取引支援機能を実現できる見通しが得られた。

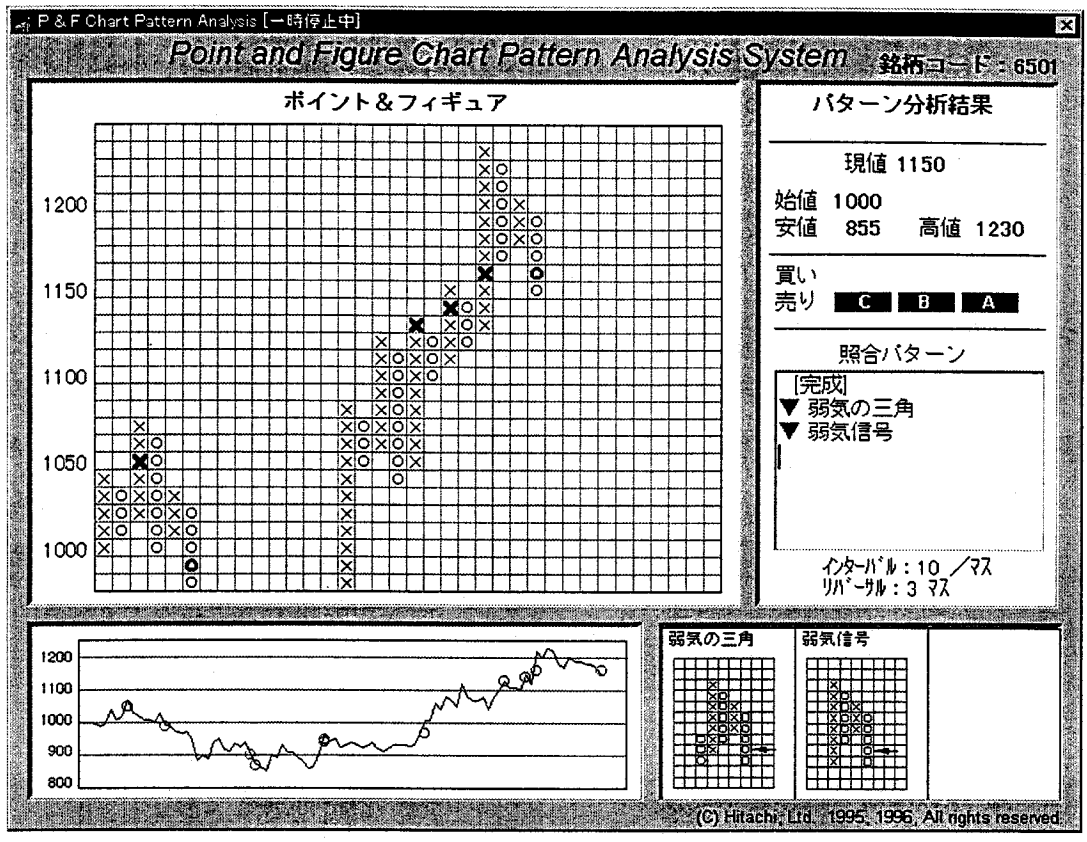


図 2.7　P＆Fパターン分析実験システム実行画面 (2)

発せられた 7 個の買い信号と 5 個の売り信号の各々についての，その後の価格変動の内訳を表 2.4 と表 2.5 に示す。

表 2.4　買い信号の内訳

信用度	総数	内訳（上昇マス数）		
		3 マス以上	3 マス未満	直後に下降
A	5	2	3	—
B	1	—	—	1
C	1	—	1	—

表 2.5　売り信号の内訳

信用度	総数	内訳（下降マス数）		
		3 マス以上	3 マス未満	直後に上昇
A	3	3	—	—
B	0	—	—	—
C	2	1	1	—

これらの表から，12 個の売買信号のうち，買い信号ひとつを除いて，その後に売買信号どおりに価格が上昇／下降していることが判る。特に信用度 A の売買信号については高い確度で 3 マス以上の価格上昇／下降があった。このことから，本実験に用いた特徴的パターンテンプレートの形状記述と信用度の定義が有効なものであったことがうかがえる。なお，本方式による照合および売買信号出力結果は実際の専門家の判断ロジックに近いものとの評価も受けている。

2.6　まとめ

価格チャート分析についての人間のノウハウを反映できる柔軟なテンプレート照合に基づくパターン分析方式を，代表的な価格チャートのひとつであるＰ＆Ｆを対象として提案した。Ｐ＆Ｆ上で価格の上昇／下降の局面に現れる特徴的パターンの形状は，実際は固定的なものではなく様々なバリエーションを持つ。これに対し，分析ノウハウに対応して一定制約内での変形を許容することができる特徴的パターンテンプレートの記述方式と，それに基づく柔軟なパターン照合方式を提案した。また，特徴的パターン毎に以後の価格上昇／下降との因果関係の確かさの度合い（信用度）が異なるという問題に対して，パターンテンプレート間の親子関係に注目した信用度の割り当て方式と，照合の結果得られた複数のパターンテンプレートの信用度を総合して売買信号の信用度を決定する方式を提案した。本方式にもとづくＰ＆Ｆパターン分析実験システムをパーソナルコンピュータ上に開発した。

小規模の実データを用いたシミュレーション実験の結果，提案するパターン照合方式によってＰ＆Ｆから種々の形状のバリエーションの特徴的パターンをもれなく発見できる見通しが得られた。さらに，実験において発せられた個々の売買信号を分析した結果，信用

度の高い売買信号については高い確度でその後に売買信号どおりの価格の上昇／下降があったことから，実験に用いた特徴的パターンテンプレートの形状記述と信用度定義が有効であったことが確認できた。実験システムではリアルタイムでパターン照合と売買信号生成を行えることから，複数銘柄のＰ＆Ｆを同時に監視し，重要な変化があった銘柄の売買判断情報を迅速にユーザに通知する取引支援機能を実現できる見通しが得られたと考えている。

現在のところ本方式は実用化には至っていない。実用化に向けた今後の課題として，まず大量データを用いて本方式の有効性の評価を行う必要がある。またテンプレートの形状と信用度の定義については専門家間で微妙にノウハウが異なる可能性があるため，これらのチューニングが必要である。そのためにも専門家がテンプレートの形状や信用度を容易に定義できるエディタ機能を提供する必要があると考えている。

第3章　ニューラルネットワークを用いた株価指数テクニカル分析支援方式

3.1　まえがき

本章では，パターン分類問題についての先験的知識として各分類カテゴリーの重要度の情報を利用することにより分類性能の向上を図ったパターン分類方式を提案する[70 ,71, 72]。本方式では，分類カテゴリーの重要度の差異の情報を用いて重要な分類カテゴリーについての学習を優先的に進めるように学習全体をコントロールすることによりユーザの観点からの分類精度の向上を図るニューラルネットワークの学習方式を提案する。証券取引サポートシステム向けの価格指標パターン分類問題を具体事例に本方式を適用し，有効性を評価する。

株式市場では，テクニカル分析のための多くの手法が開発され利用されてきている[64, 65]。テクニカル分析とは，株価自身の時系列データを元に算出される種々のテクニカル指標を用いて株価の将来動向を予測するものである。これまでにテクニカル分析のための多くの統計的手法が考案されてきたが，予測性能の点で満足できるレベルには達していない。

これに対して本研究では，テクニカル分析のためのモデルとしてニューラルネットワークを応用し，このモデルを用いた東京証券取引所株価指数（TOPIX: Tokyo Stock Exchange Prices Index）を分析対象とする売買タイミング予測システムを開発する。TOPIX は，東京証券取引所の 1 部に上場された全銘柄の価格についての加重平均である。

これまでにも，ニューラルネットワークを応用したテクニカル分析手法が提案されている。あるものはニューラルネットワークを価格や価格の変化率の将来値を予測することに応用し[67, 73]，またあるものは価格の将来変動に特徴的な価格のパターンを認識することに応用している[68]。しかし，これらの手法ではニューラルネットワークの学習方法についての考察が不十分であったため，予測性能の向上がそれほど達成できていない。

そこで，本研究では，分類カテゴリーの重要度の情報を用いて分類カテゴリー毎の学習

サンプル数をコントロールすることによって，重要度の高い分類カテゴリーに対する予測性能を向上させるニューラルネットワークの学習方式を提案する。TOPIX に関する複数のテクニカル指標から成る現在パターンから TOPIX カーブの転換点（天井と底）を予測して，ユーザに売買タイミングを通知する TOPIX 売買タイミング予測システムに，提案方式に基づくニューラルネットワークを適用し，実際の TOPIX データを用いて方式の評価を行う。

3.2 株価指数からの市場動向予測問題

テクニカル指標の入力パターンから株価指数の将来動向を予測する問題は，入力パターンと予測対象によって表 3.1 のように整理できる。

表 3.1 テクニカル指標の入力パターンからの株価指数動向予測問題とアプローチの整理

入力パターン	予測対象（出力）	代表的な予測モデル
単独のテクニカル指標や時系列	変化率	自己回帰
	変化パターン	チャートパターン照合，パターン分類
複数のテクニカル指標	変化率	重回帰
	変化パターン	パターン分類

予測モデルの入力パターンには，単独のテクニカル指標やその時系列の場合と，複数のテクニカル指標の場合がある。一方，予測対象（分類モデルの出力）には，価格の将来の変化率の場合と，変化パターン（上昇／下降，天井／底，など）の場合がある。それぞれの入力パターンと予測対象の組み合わせで表される 4 種類の予測問題に応用される代表的な予測モデルには，それぞれ自己回帰，チャートパターン照合，重回帰，パターン分類などがある。この中で，本研究で取り上げるテクニカル分析問題は，複数のテクニカル指標から成る入力パターンから価格の将来変化パターンを予測するものであり，パターン分類モデルを用いるアプローチをとる（図 3.1）。

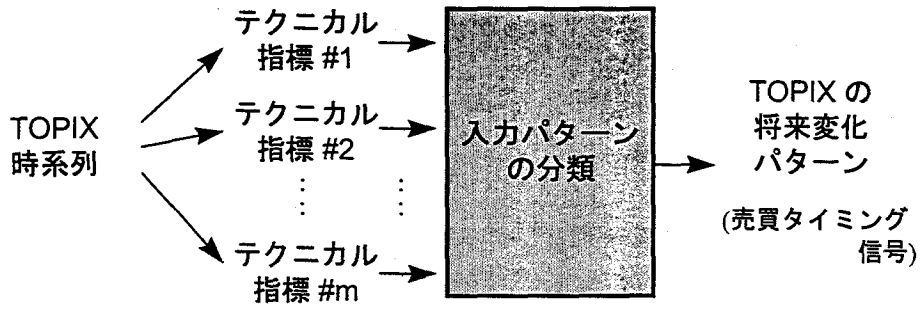


図 3.1　複数のテクニカル指標を用いたテクニカル分析問題

3.3　TOPIX 売買タイミング予測システム

図 3.1 のように，提案する売買タイミング予測システムは，TOPIX に関する複数のテクニカル指標から成る入力パターンを受け付け，この入力パターンを分類して，最終的に売買タイミングをユーザに知らせる信号を発生する。内部的には，図 3.2 のように，ニューラルネットワーク，前処理部，後処理部により構成する。前処理部は，それぞれのテクニカル指標を 0〜1 の範囲の実数値に正規化し，ニューラルネットワークへの入力パターンを用意する。つぎに，ニューラルネットワークは正規化された入力パターンから，TOPIX カーブの転換点を認識する。そして，後処理部は認識結果をもとに売買タイミング信号を発生する。

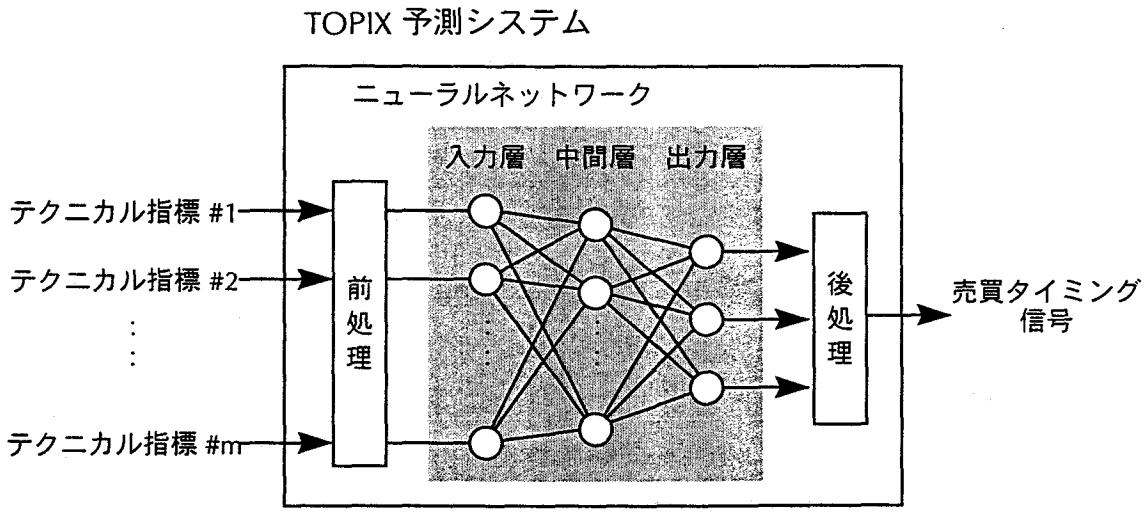


図 3.2　TOPIX 売買タイミング予測システム

3.4 ニューラルネットワークを用いた分析モデル

3.4.1 ネットワーク構造

図 3.2 に示すように，予測モデルとして用いるニューラルネットワークは，入力層，中間層，出力層の 3 層から成る階層型ネットワークである。ネットワークの各ユニット（ニューロン）は隣接する層の全てのユニットと接続されている。各ユニットは，下位の層のユニットの出力を受け取り，荷重和をとってトータルの入力値を求める。そして，トータルの入力値にロジスティック関数を適用することにより出力値を決定する。結果として，出力値の範囲は，0〜1 の実数になる。

3.4.2 入力項目の選択

本システムでは，TOPIX についての複数のテクニカル指標を入力項目としている。代表的なテクニカル指標に，移動平均（moving average），サイコロジカルライン（psychological line），相対力指数（Relative Strength Index: RSI）がある[57, 65]。それぞれの概要を以下に示す。

- 移動平均

  過去一定日数の株価や株価指数の終値の合計を日数で割ったものである。日々の株価は特殊な要因で不規則変動するが，これが表面化しないような形で傾向をつかむために考案された。平均をとる期間によって，6 日，10 日，25 日，75 日，100 日，150 日，200 日などの移動平均線がある。このうち 25 日までのものは短期線，100 日ぐらいまでのものは中期線，それ以上のものは長期線と呼ばれる。移動平均線を使って株価の将来動向を予想する時には，移動平均線の向きや，日々の株価との上下関係から判断する。

- 株価の移動平均からの乖離率

  日々の株価が，移動平均（平均的な株価水準）に対して，人気過剰のため上に振れすぎたり，何らかの悪材料のため下に振れすぎたりしていないかをチェックするための指標として用いられる。25 日移動平均の場合，経験的に，乖離率が±5%以上になると反転するひとつの目安と言われている。

- サイコロジカルライン

  株価の日々の値上がり・値下がりのリズムから短期的な株価変動を予想するための指標として活用されている。過去一定日数（例えば 12 日間）のうちで前日に比べて値上がりした日数をカウントし，これを全日数で割ることにより算出される。この指標が 80％を超える日が続くと株価が反落する可能性が高く，逆に 30％を割り込んでくると反騰する可能性が高いなどのように判断される。

- 相対力指数

  過去一定日数（例えば 12 日間）の価格変動幅（絶対値）の累計を求め，これに占める上昇幅の累計の割合である。サイコロジカルラインでは，価格が前日から大幅に上昇した場合も，わずかに上昇した場合も，同じものとして扱っていたのに対して，上昇や下降の幅によった重みづけを行った評価が行える。90％以上は天井圏，逆に 25％以下は底値圏などのように判断される。

これらの指標は，前処理部で 0～1 に正規化された後に，ニューラルネットワークに供給される。

3.4.3 出力データの定義

図 3.2 に示したように，ニューラルネットワークは 3 個の出力ユニットを持つ。出力パターンとして，表 3.2 に示すように，「売り信号（価格カーブが天井の状態）」，「買い信号（価格カーブが底の状態）」，「変化なし（それ以外の状態）」の 3 個の分類カテゴリーを定義し，それぞれに出力パターン (1, 0, 0), (0, 0, 1), (0, 1, 0) を対応させる。分類カテゴリーとして上記の 3 つの状態を選んだのは，価格カーブの天井や底が，売りや買いのタイミングと緊密に関連していると考えられるためである。そして，ニューラルネットワークに学習を行わせるときには，個々の学習サンプルの正解出力パターンは，表 3.2 に示すように，現在価格，一定期間だけ過去の価格，一定期間だけ将来の価格，の 3 つの TOPIX データを用いて算出したものを用いることにする。これは，実際の TOPIX 時系列データから人間が解釈した結果を正解出力として用いたのでは，解釈結果の信頼性や客観性の点で不十分と考えられるためである。

表 3.2　TOPIX カーブと正解出力パターンとの関係

TOPIX カーブ 過去　　現在	将来	正解出力パターン (カテゴリー)
↗	↘	(1, 0, 0)：売り信号 (天井)
↗	↗	(0, 1, 0)：変化なし
↘	↘	
↘	↗	(0, 0, 1)：買い信号 (底)

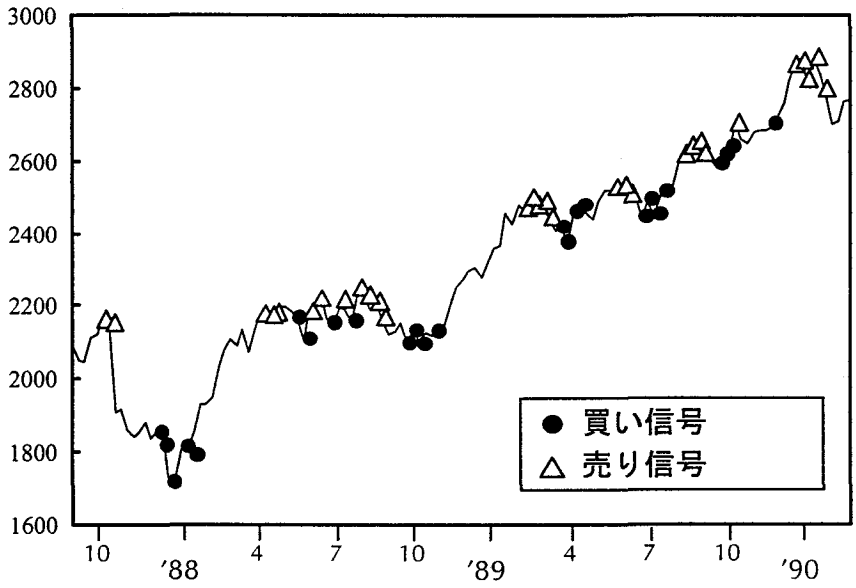


図 3.3　コンピュータにより生成された正解出力の例

図 3.3 は，TOPIX のグラフ上に，上述の算出方法により求めた正解出力パターンである売買タイミング信号を重ねたものである。図で，黒丸が買いタイミング信号，白の三角が売りタイミング信号である。これらの正解の売買信号は，それぞれ，3 個の TOPIX 値（5 週前，現在，5 週後）から表 3.2 に示した定義に従って計算したものであるが，分析の専門家からは，「運用期間を 3 ヶ月程度と考えた場合には，多少のタイミングのずれがあるものの，天井と底でほぼ満足できる売買タイミング信号となっている」との評価をもらっている。

ニューラルネットワークでは，出力ユニットは出力値として 0〜1 の実数値を取り得るため，実際の出力パターンは表 3.2 に示した 3 つのパターン (1, 0, 0)，(0, 0, 1)，(0, 1, 0) のどれとも一致しない可能性がある。この場合は，後処理部が，2 つのしきい値を用いて，ニューラルネットワークの出力値を 0 か 1 に変化する。ここでは，しきい値として 0.4 と 0.6 を用いている。すなわち，出力値が 0.4 以下の場合は 0 とし，0.6 以上の場合は 1 とする。なお，ニューラルネットワークの出力ユニットの中に出力値が 04〜0.6 の範囲のものがあった場合や，後処理の結果として得られた出力パターンが 3 つのパターンのいずれとも一致しない場合には，後処理部は予測自体が失敗したことをユーザに通知する。

3.5 平滑化学習方式

予測システムでは，予測性能を向上させる平滑化学習と名づけた新しい学習方法を開発した。前述のように，ニューラルネットワークは分類のために 3 種類の出力パターンのいずれかを生成しようとする。

階層型ネットワークの学習は，バックプロパゲーション法を用いて行う[30]。このアルゴリズムの学習戦略は，予測誤差の総和を減少　させるようにネットワークのユニット間の結合の重みを修正するものである。しかし，各分類カテゴリー（出力パターン）毎の学習サンプルの数に大きなばらつきがある場合には以下のような問題が生ずる。すなわちニューラルネットワークは，最も学習サンプルが多い，支配的な分類カテゴリー（出力パターン）ばかりを生成するようになってしまう傾向がある。TOPIX 売買タイミング予測システムの場合では，売りタイミング信号をほとんど出力しなくなってしまう。これは分類カテゴリー間の重要度について全く考慮されていないためと考えられる。「ユーザは売りタイミングや買いタイミングを生成することを期待しており，売買タイミング信号を全く生成しないのでは意味が無い」ということを，ニューラルネットワークに教え込む必要がある。

そこで，この問題を克服するために，図 3.4 に示すような，平滑化学習方法を提案する。学習サンプルの各々をニューラルネットワークに与える前に，学習サンプルについて分類カテゴリー別のヒストグラム計算処理と，求めたヒストグラムの情報にもとづいた学習サンプルの複製処理を導入する。平滑化学習は以下の処理ステップをより行われる。

1. ヒストグラムの計算

   分類カテゴリー別に学習サンプルの数をカウントし，ヒストグラムを求める。

2. 学習サンプルの複製

   求めたヒストグラムの情報と各分類カテゴリーの重要度についての情報にもとづいて，分類カテゴリー毎に学習サンプルを複製する。

3. 新しく得られた学習サンプルのシャッフル

4. ニューラルネットワークへの供給

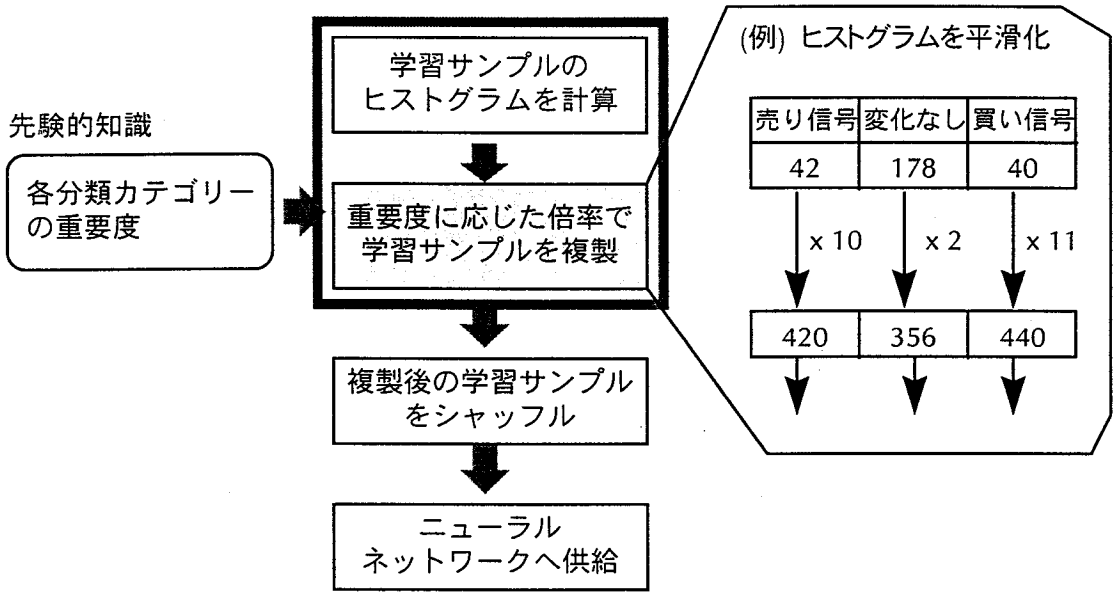


図 3.4　分類カテゴリーの重要度を考慮した平滑化学習方式

学習サンプルの複製処理では，重要性が高いのに学習サンプルの数が少ない分類カテゴリーについて複製の倍率を高く設定する。TOPIX 売買タイミング予測システムの場合では，売り信号（天井）や買い信号（底）の分類カテゴリーがユーザにとって重要度が高いにもかかわらず，それらの学習サンプル数が変化なしの分類カテゴリーの学習サンプル数よりもはるかに少ない。このため，売り信号（天井）と買い信号の分類カテゴリーの学習サンプルの複製の倍率をより高く設定する。ただし，以上のように学習サンプルの複製倍率について分類カテゴリー間での大小関係についての指針を与えることができるが，具体的な数値を決定することは難しい。そこで，TOPIX 売買タイミング予測システムのための予測

モデル作成では，この問題に対するひとつの近似解として，図 3.4 の右側に示した例のように，ヒストグラムが平坦に近づくように各分類カテゴリーの複製倍率を設定する。こうすることにより，ニューラルネットワークは，売り／買いの信号を，より正しいタイミングで生成するようになる。

3.6 シミュレーション実験による評価

3.6.1 利用データと実験方法

平滑化学習によるニューラルネットワーク・モデルを用いた予測システムの性能を確認するために，実際の週次の TOPIX データを用いたシミュレーション実験を行った。利用したデータを図 3.5 に示す。1982 年 9 月から 1987 年 8 月までの約 5 年間（260 週分）のデータを学習サンプルとして用いた。そして，以降の 1987 年 10 月から 1990 年 1 月にかけての約 2 年間（119 週分）のデータについて予測を行い評価した。学習サンプルと予測用サンプルのいずれについても，正解出力パターンは 3.4 に述べた定義に従ってコンピュータにより算出したものを用いた。

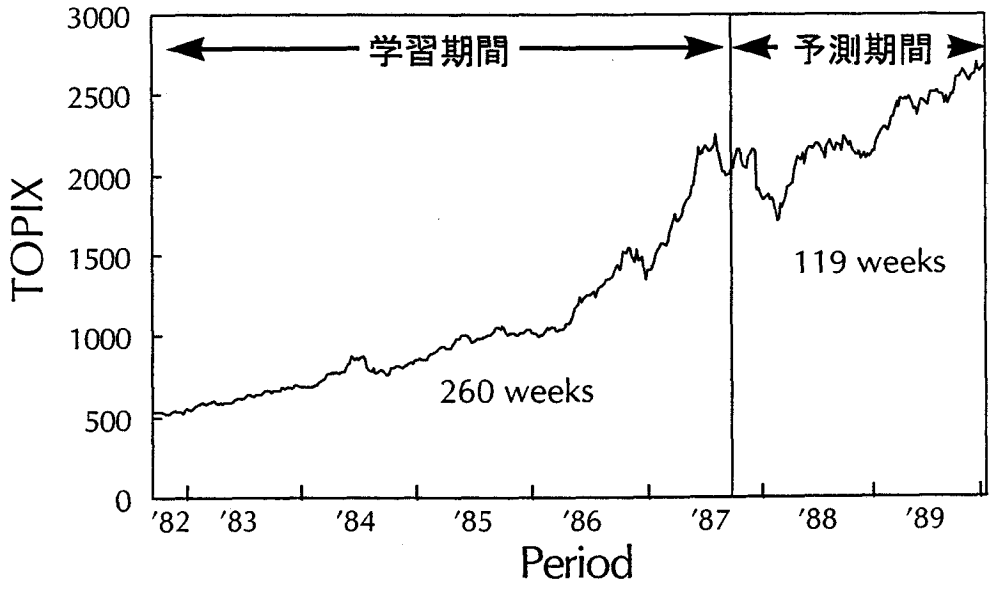


図 3.5　実験データ（TOPIX 週次データ）

表 3.3　入力項目

No.	テクニカル指標
1	移動平均かいり率（25 日）
2	移動平均かいり率（75 日）
3	移動平均かいり率（200 日）
4	移動平均線のカーブ（6 日）
5	移動平均線のカーブ（25 日）
6	移動平均線のカーブ（75 日）
7	サイコロジカルライン（12 日）
8	サイコロジカルライン（25 日）
9	RSI（9 日）
10	RSI（12 日）
11	ボリューム・レシオ（25 日）

表 3.4　実験データの内訳

サンプル / 正解 出力	学習サンプル 個数（比率）	予測用サンプル 個数（比率）
売り信号	42（16 %）	31（26 %）
変化なし	178（69 %）	59（50 %）
買い信号	40（15 %）	29（24 %）
トータル	260	119

入力パターンの各項目として，表 3.3 に示す 11 種類のテクニカル指標を用いた。これらのテクニカル指標は，専門家アナリストにより選ばれたものであり，いずれもテクニカル分析の分野で有用とされ日常的に利用されているものである。

表 3.4 に実験データの詳細を示す。学習サンプルでは，売りタイミング信号（天井），買いタイミング信号（底），変換なし（それ以外），の 3 つの分類カテゴリー（出力パターン）の比率は，それぞれ，16 %，15 %，69 %となっている。また，評価のための予測用サンプルでは，それぞれ，26 %，24 %，50 %となっている。いずれのサンプルについても，

変化なしを表す分類カテゴリーのサンプルが突出して多くなっていることが判る。このことは，通常の学習方法を用いたニューラルネットワークでは，常に変化なしを出力するようになってしまう可能性が高いことを暗示している。

予測性能の比較のために，以下の 3 つの予測モデルを用いて予測シミュレーションを行った。

1. 提案する平滑化学習によるニューラルネットワーク・モデル
   - 学習サンプル複製の倍率：10，2，11
   - ネットワークのユニット数： 入力層：11　中間層：10　出力層：3
   - 学習係数：0.1　　慣性係数：0.9
   - 学習の繰り返し数：5,000 回（この結果，学習が収束した）
   - 後処理部で使用するしきい値：0.4 と 0.6
2. 通常の学習によるニューラルネットワーク・モデル
   - 各種パラメータは 1. と同様で学習サンプルの複製処理なし
   - 学習の繰り返し数：20,000 回（この結果，学習が収束した）
3. 統計手法によるモデル（判別分析[74] によるもの）
   - 「売り信号」と「売り信号以外」を判別するモデルと，「買い信号」と「買い信号以外」を判別するモデルを作成し，両者を組み合わせて使用した。
   - 距離定義としてマハラノビスの汎距離を用いた。

3.6.2 予測結果

表 3.5 ～表 3.7 に，各予測モデルによる学習結果と予測結果の詳細を示す。また，表 3.8 にこれらの結果の比較をまとめた。

まず，表 3.6 の従来学習によるニューラルネットワーク・モデルの学習結果を見ると，変化なしの学習サンプルを正解率 100 %（178／178）で学習できており，トータルの正解率も 97 % と好成績である。しかし，これらに比べて売り信号の正解率が 83 %（35／42）と低くなっている。これは，学習サンプル全体の 69 % を占める変化なしの学習サンプルについて学習が優先して行われたことを示している。つぎに予測結果をみると，変化なしの正解率が 83 %（49／59）とまずまずの成績であるのに対し，買い信号の正解率が 66 %

表 3.5　平滑化学習によるニューラルネットワーク・モデルの学習結果と予測結果

(a) 学習結果

		正解出力			
		売り	変化なし	買い	トータル
出力	売り	**41**	8	0	49
	変化なし	0	**157**	0	157
	買い	0	4	**40**	44
	無効	1	9	0	10
	トータル	42	178	40	
	正解率(%)	98	88	100	92

(b) 予測結果

		正解出力			
		売り	変化なし	買い	トータル
出力	売り	**14**	6	0	20
	変化なし	13	**39**	3	55
	買い	1	10	**22**	33
	無効	3	4	4	11
	トータル	31	59	29	
	正解率(%)	45	66	76	63

表 3.6　通常の学習によるニューラルネットワーク・モデルの学習結果と予測結果

(a) 学習結果

		正解出力			
		売り	変化なし	買い	トータル
出力	売り	**35**	0	0	35
	変化なし	5	**178**	1	184
	買い	0	0	**39**	39
	無効	2	0	0	2
	トータル	42	178	40	
	正解率(%)	83	100	98	97

(b) 予測結果

		正解出力			
		売り	変化なし	買い	トータル
出力	売り	**5**	0	0	5
	変化なし	23	**49**	5	77
	買い	1	7	**19**	27
	無効	2	3	5	10
	トータル	31	59	29	
	正解率(%)	16	83	66	61

表 3.7　統計モデルの学習結果と予測結果

(a) 学習結果

		正解出力			
		売り	変化なし	買い	トータル
出力	売り	**26**	24	1	51
	変化なし	16	**148**	9	173
	買い	0	6	**30**	36
	無効	—	—	—	—
	トータル	42	178	40	
	正解率(%)	62	83	75	78

(b) 予測結果

		正解出力			
		売り	変化なし	買い	トータル
出力	売り	**6**	9	3	18
	変化なし	25	**48**	20	93
	買い	0	2	**6**	8
	無効	—	—	—	—
	トータル	31	59	29	
	正解率(%)	19	81	21	50

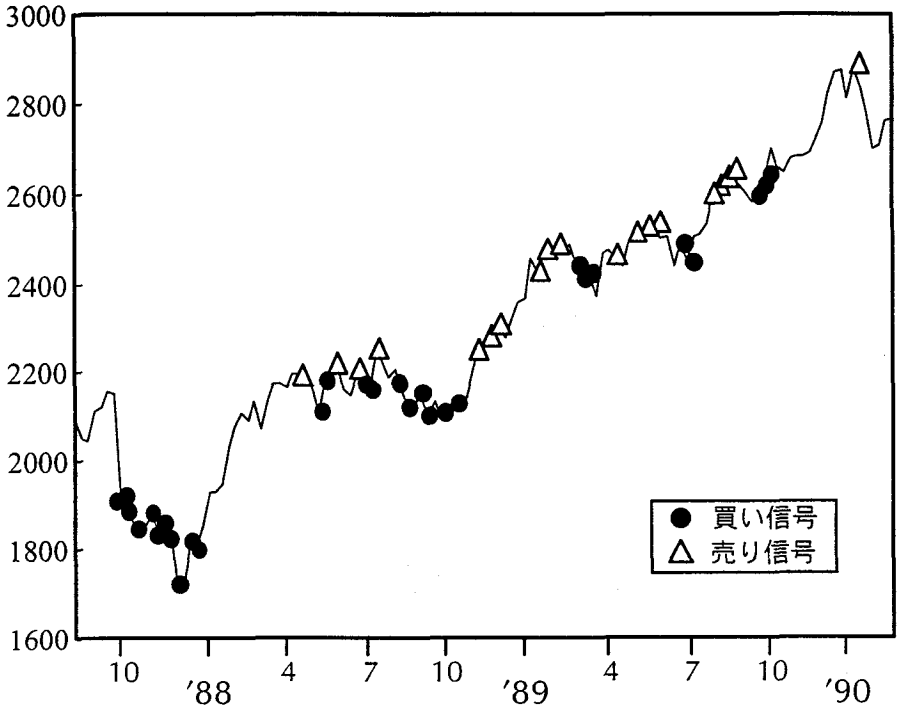
（19／29）と低く，売り信号にいたっては 16 %（5／31）と極端に低くなっている。これは買い信号と売り信号の学習サンプルについて学習が十分に行われなかったことの影響と考えられる。

これに対して，表 3.5 の平滑化学習によるニューラルネットワーク・モデルの学習結果を見ると，変化なしの正解率が 88 %（157／178）にとどまっているものの，売り信号と買い信号の正解率が 98 %（41／42）と 100 %（40／40）と，それぞれ通常学習によるモデルより 15 % と 2 % 向上している。これは，3 つのカテゴリーについて，より均等に学習が進められたことを示している。予測結果をみると，変化なしの正解率が 66 %（39／59）に低下したものの，売り信号の正解率は 45 %（14／31）となり，通常学習によるモデルより 29 % 向上している。また買い信号の正解率も 76 %（22／29）と 10 % 向上した。トータルの正解率は 63 % であり通常学習による 61 % と同水準になっているが，売り信号と買い信号の予測精度向上がユーザの利用目的からみて重要であるとの観点から判断すれば，平滑化学習による予測モデルは従来学習によるものよりも高い予測性能を示したと言える。ただし，特に売り信号の予測精度については，依然低いレベルであることから今後さらに向上を図る必要がある。

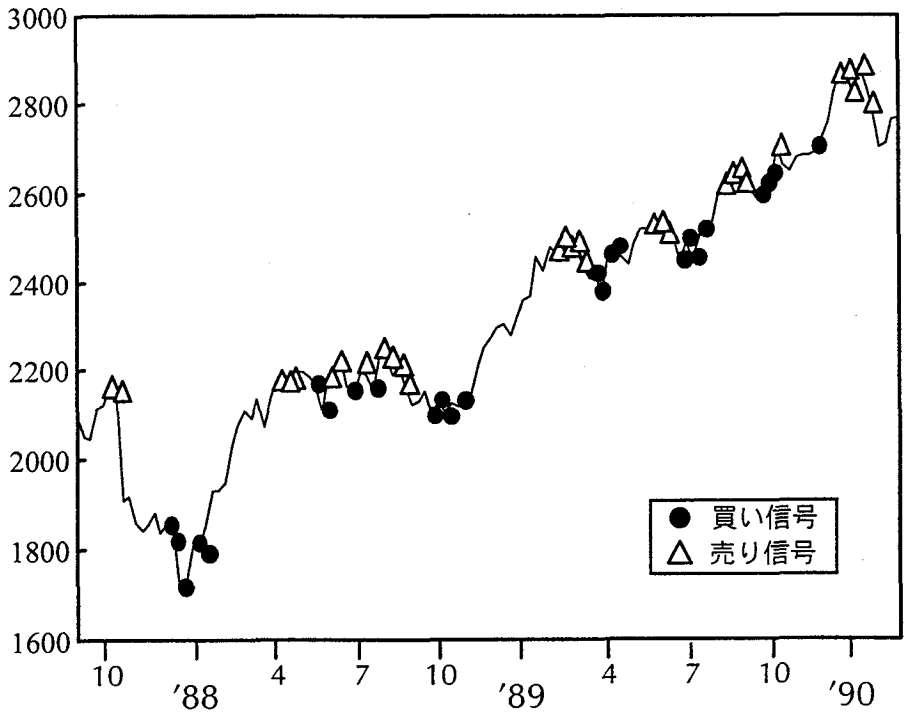
なお，表 3.7 の統計モデルの学習・予測結果をみると，通常学習によるニューラルネットワーク・モデルと比較しても，売り信号の予測結果（19 %）を除いた全ての面で劣っていることが判る。

表 3.8　予測シミュレーション結果の比較

モデル	学習での正解率（%）				予測での正解率（%）			
	売り信号	変化なし	買い信号	トータル	売り信号	変化なし	買い信号	トータル
平滑化学習によるニューラルネットワーク・モデル	**98**	**88**	**100**	**92**	**45**	**66**	**76**	**63**
通常学習によるニューラルネットワーク・モデル	83	100	98	97	16	83	66	61
統計モデル	62	83	75	78	19	81	21	50
常に「変化なし」と出力	0	100	0	68	0	100	0	50



(a) 提案方式による予測結果



(b) コンピュータで計算した正解出力

図 3.6　提案方式にもとづく売買タイミング信号

図 3.6 (a) は，予測期間の TOPIX 時系列データのグラフ上に，平滑化学習によるニューラルネットワーク・モデルを用いて予測した売買タイミング信号を重ねたものである。黒丸は買いタイミング信号，白い三角は売りタイミング信号を示す。また図 3.6 (b) は，予測期間の TOPIX 時系列データから第 3.4 節で述べた定義にしたがいコンピュータが求めた正解出力パターンの売買タイミング信号を重ねたものである。両者を比較すると，全体として予測結果と正解とが類似していることが判る。分析の専門家からも，「一部の局面では適切な売買タイミング信号が得られていないが，ほぼ満足いくもの」との評価をうけている。ここで「一部の局面」とは，特に売りタイミング信号が正解出力にくらべて少ないことを指摘している。

3.6.3 売買シミュレーションの結果

提案方式による予測システムの有用性を検証するために，予測結果の売買信号にもとづいて売買シミュレーション（擬似売買）を行った。比較のために，テクニカル指標であるサイコロジカルラインと相対力指数（RSI）をそれぞれ単独で用いた売買シミュレーションを行った。表 3.9 に各ケースと売買ルールを示す。また，これらの売買シミュレーションのパフォーマンス評価のベースとして，シミュレーション開始時に買い建てて終了時に売るという買い持ち（Buy & Hold）によるパフォーマンスも計算した。Buy & Hold は期間中に積極的に売買を行わないものであり，予測システムでは少なくともこれを上回るパフォーマンスを達成することが求められる。

表 3.9 売買シミュレーションのケースと売買ルール

ケース	売買ルール
平滑化学習による ニューラルネットワーク・モデル	**売買タイミング信号の反転時に売買実行**
サイコロジカルライン(25 日ﾍﾞｰｽ)	週末時点で，30 以下で買い，75 以上で売り
RSI（9 日ﾍﾞｰｽ）	週末時点で，25 以上で買い，75 以上で売り
Buy & Hold	シミュレーション期間の最初に買い，最後に売り

パフォーマンスの指標としては損益率を用いた。損益率は以下のようにして計算される。

・買い建て局面：

$$損益率 = \prod \left\{ \frac{(決済時\ TOPIX\ 値) - (買い建て時\ TOPIX\ 値)}{(買い建て時\ TOPIX\ 値)} + 1 \right\} \qquad (1)$$

・売り建て局面：

$$損益率 = \prod \left\{ \frac{(売り建て時\ TOPIX\ 値) - (決済時\ TOPIX\ 値)}{(売り建て時\ TOPIX\ 値)} + 1 \right\} \qquad (2)$$

なお，年間パフォーマンスの計算では経過週数を考慮して 1 年＝52 週として換算した。

表 3.10　売買シミュレーション結果の比較

ケース	損益率			損益率（年率換算後）		
	買い建て時	売り建て時	トータル	買い建て時	売り建て時	トータル
平滑化学習によるニューラルネットワーク・モデル	**1.513**	**0.991**	**1.500**	**1.338**	**0.989**	**1.203**
サイコロジカルライン（25 日ﾍﾞｰｽ）	1.202	0.723	0.869	1.700	0.839	0.938
RSI（9 日ﾍﾞｰｽ）	1.317	0.837	1.102	1.637	0.897	1.045
Buy & Hold	1.516	—	1.516	1.207	—	1.207

表 3.10 に売買シミュレーションによるパフォーマンスをまとめた結果を示す。本シミュレーション結果について，分析の専門家から以下の評価を得た。

- 買い建て局面

年率換算する前の損益率は，提案するニューラルネットワーク・モデルが最も高い損益率（1.513）を達成した。ただし，これは売買実行の間の経過時間が長いことが一因になっていると考えられる。年率換算した損益率（1.338）を見ると，サイコロジカルラインや RSI を用いた売買結果（1.700 および 1.637）の方が高いパフォーマンスを示し

ており，提案するニューラルネットワーク・モデルが最良の売買タイミングを指示したとは言えない。しかし，Buy & Hold（全期間中買い持ちし最後に決済）の損益率（1.207）を上回っていることから，提案モデルが生成した売買タイミングが全体として受け入れられるものであり有用であると言える。

- 売り建て局面

  売りタイミングの指示が的確であれば，損益率は 1 以上でなければならない。これに対し，提案モデルによる損益率（0.989）はわずかながら 1 を下回っており，売りタイミング信号が的確でなかったことを物語っている。しかし，他のテクニカル指標を用いたケース（0.839 および 0.897）と比較すると，その損益率は年率換算前後とも 1 に近くなっており，損失を最小化しているという意味で，相対的には良い売りタイミングを指示していると言うことができる。なお，提案モデルの売買状況を詳細に見ると，6 回の売り立てのうち 4 回は損益率が 1 を上回っており，今後の改善によってより有効なものになる可能性があると考えられる。

- 全体として

  提案しているニューラルネットワーク・モデルは，買い建て局面ではテクニカル指標を単独で利用した場合に一歩ゆずるところはあるものの，売り建て局面での落ち込みが最も少ないことから，全体としてのパフォーマンス（1.203）はこれらに比べて優位なものになっていると言える。ただし，損益率の絶対水準については，Buy & Hold の損益率（1.207）に比べて若干下回る。これは，本実験に用いたデータが，学習期間と予測期間を通じて，全体的に上昇傾向にあったことが一因と考えられる。

3.7 まとめ

先験的知識として各分類カテゴリーのユーザにとっての重要度の情報を利用することによりパターン分類性能を向上させるニューラルネットワークの学習方式について述べた。分類カテゴリー毎の学習サンプル数に大きなばらつきがある場合には，学習サンプルの最も多い支配的な分類カテゴリーについての正解率を優先させるかたちに学習が進んでしまう問題があった。株価動向の予測問題の場合，学習サンプルの中で売りタイミングや買いタイミングに属するものは変化なしに属するものに比べてずっと少ないため，売買タイミ

ングについての正解率が低くなってしまう。これに対して本方式では，ユーザから見た分類カテゴリーの重要度の違いについての先験的知識を利用して学習をコントロールする。このために学習サンプルが少なくても重要度の高い分類カテゴリーについて，重要度の違いに応じて異なる倍率で学習サンプルを複製する。これにより重要度の大きい分類カテゴリーについての正解率を向上させることができることを述べた。複数のテクニカル指標から成るパターンから株価の将来動向（天井／底／その他）を分類する問題について，本方式を実データに適用した学習・分類実験を行い，全体としての分類精度は従来方式と大差ないが，重要度の高い分類カテゴリーについて分類精度の向上が図れることを確認した。本方式にもとづく予測システムを使用して頂いたテクニカル分析の専門家からも，「一部の局面では適切な売買タイミング信号となっていないが，ほぼ満足のいく売買タイミング信号が予測されている」との評価を得た。また，売買タイミング信号の指示にもとづいた売買シミュレーションを行い，テクニカル指標を単独で利用した場合より高い収益を達成できる見通しを得た。しかし，売りタイミング信号の予測精度について依然として実用レベルにまで達しておらず，今後さらに方式の改善を図る必要がある。

第4章　制約付きニューラルネットワークを用いた広告効果予測支援方式

4.1　まえがき

本章では，先験的知識としてパターン分析モデルの入出力特性についての制約を利用することによりパターン分析性能を向上させる階層型ニューラルネットワークの学習方式[75, 76, 77, 78]，およびモデル作成時のユーザ判断を支援するデータとモデルの可視化方式[79, 80] について，広告・流通分野における広告効果予測問題を対象に検討する。

広告や流通などの分野では，効果的な商品企画や販売促進のために顧客データベースを活用して需要予測などを行うデータベース・マーケティングが注目されている。広告代理店のマーケティング部門では，新商品の知名度向上のための4種類の広告媒体（テレビ，ラジオ，新聞，雑誌）への広告出稿計画を立案し，予測される広告効果（知名率）を示すことにより広告主を説得している。広告効果の予測には，過去の類似した商品の広告実績データが利用される。広告効果予測のための実績データを選ぶ際には，「商品の類似性の判断基準が曖昧であること」および「できるだけ新鮮なデータが望ましいこと」から，実際に利用可能な実績データは少数で，かつ，ばらつきの大きいものとなっている。

広告効果予測問題に対して，従来から重回帰分析手法を用いて4媒体への広告出稿量から一般顧客の商品についての知名率を予測することが試みられてきた[81, 82]が，実績データをうまく説明できる精度の良い広告効果モデルを得ることは困難であった。さらに，「新聞や雑誌の広告をすればするほど知名率が下がる」あるいは「知名率が100 %を超えてしまう」といった常識に反する結果がしばしば得られるという問題があった。この問題を解決するものとして階層型ニューラルネットワークの適用が試みられ，実績データの説明能力については改善できる見通しが得られてきたが，依然として広告量と知名率との関係についての常識に反する結果が現れることが課題として残っていた。

また，広告効果を予測する広告効果モデルの作成はマーケティング部門のユーザが行う

が，上に述べたように，ユーザはまず実績データの中からモデル作成に利用可能なものを選定することから行わなければならない。これまでは作成した広告効果モデルを評価することにより実績データの取捨を試行錯誤的に行ってきているが，この作業がユーザの大きな負担になっており効率的な支援方法が望まれている。

これに対して本研究では，ニューラルネットワークの入出力が単調性を示すための必要条件を明らかにし，学習時に本条件を満たすようにユニット間の結合の重みに制約を加えながら修正を加える制約付き学習方式を提案する。提案方式を広告効果予測問題に適用し，ユーザの常識に合った単調性を示し，かつ従来方式よりも予測精度が高い広告効果モデルを作成できることを示すとともに，提案方式が有効な学習サンプルの規模についても考察する。また，広告効果モデル作成プロセスの支援手段として，3 次元空間を任意の視点から見ることにより不適切と思われるデータを発見でき，また学習途中あるいは学習終了後のモデルの入出力特性の良否を容易に判断できる可視化方式を提案する。

4.2 広告効果予測問題

4.2.1 広告効果予測を利用した広告計画業務の流れ

広告代理店では，広告依頼主から新商品の広告の制作・出稿を依頼される。これを受けて，マーケティング部門では 4 媒体（テレビ，ラジオ，新聞，雑誌）等への広告出稿計画を立案し，計画案と予算の見積もりを広告依頼主に提示することで広告を受注する。受注後は制作部門で具体的な広告の内容（ストーリー，起用タレントなど）を決定し制作する。本研究が対象とするのは，マーケティング部門で行われている新商品の知名度向上のための広告出稿計画立案業務である。

マーケティング部門は立案した広告出稿計画案によって新商品の知名度向上が図れることを示す必要がある。そのために，過去の広告実績データを用いて広告効果モデルを作成し，広告効果モデルを用いて出稿計画案の広告効果をシミュレートすることが行われている。図 4.1 に示すように，広告出稿計画の立案プロセスは，マーケティング部門のユーザ（分析の専門家）による広告効果モデル作成と，営業部門のエンドユーザによる広告出稿計画立案のふたつに分けられる。以下に詳細を述べる。

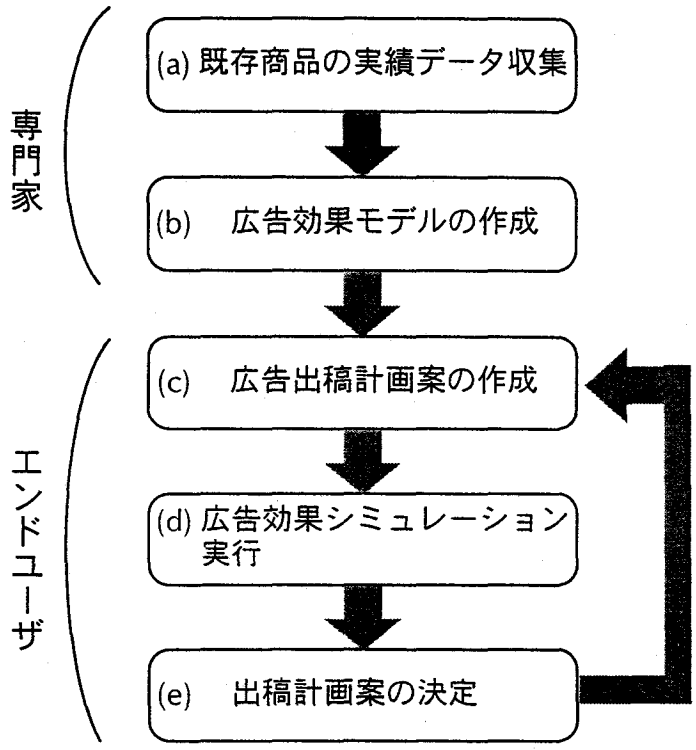


図 4.1　広告出稿計画の立案プロセス

- マーケティング部門の専門家による広告効果モデル作成

(a) 既存商品の実績データ収集

広告出稿実績と効果に関する過去の実績データ（4 媒体への出稿量と一般顧客の知名率から成る）を収集し，これらを商品分類（飲料，食品，衣料品，など）とターゲット購買層（20 代の男性，40 代の女性，など）別に分類する。そして，実績データの中から，広告の対象商品についての広告効果モデルの作成に利用可能なものを選び出す。

(b) 広告効果モデルの作成

選択した実績データを用いて，4 媒体への広告出稿量から知名率を説明する広告効果モデルを作成する。

- 営業部門のエンドユーザによる広告出稿計画立案

(c) 広告出稿計画案の作成

対象商品について，決められた総予算の枠内で広告出稿計画案（出稿パターン）を作る。計画案は，予算案の他に，どの新聞の何面に広告を掲載するかという

出稿先と，どのようなスケジュールで出稿するかという出稿時期から成る。

(d) 広告効果シミュレーションの実行

作成した出稿計画案に対象商品が属する商品カテゴリーの広告効果モデルを適用して，広告効果（知名率の推移）の予測を得る。

(e) 出稿計画案の決定

上記のステップ(c) と(d) を繰り返して，複数の代替案についてのシミュレーション結果を評価し，その中から最も効果的で広告依頼主への説得力があると思われる計画案を見つけ出す。

清涼飲料水に関する広告実績データの例を表 4.1 に示す。第 1 行のデータは，αコーラの広告実績について，テレビ広告出稿量が 1225，ラジオ広告出稿量が 223，新聞広告出稿量が 455，雑誌広告出稿量が 33 であった時に，その結果として知名率が 12.5 %であったことを表している。ここで広告出稿量とは，対象商品に関する広告が行われた期間（通常，テレビやラジオは数週間から数ヶ月，新聞や雑誌は一日から数ヶ月）に一般顧客に到達したと想定される対象商品に関する情報の量を表す指標である。この指標は，テレビの場合は視聴率と広告回数から算出される。つぎに知名率は，上記広告が終了した時点で調査会社によって行われる一般顧客への関するアンケート調査により得られるものである。

表 4.1　広告実績データの例

商品名	媒体別の広告出稿量				知名率
	テレビ	ラジオ	新聞	雑誌	
αコーラ	1225	223	455	33	12.5 %
βサイダー	854	111	636	10	25.1 %
:	:	:	:	:	:
γドリンク	332	874	102	105	32.9 %

4.2.2 広告効果予測モデルとその要件

過去の広告実績データについて広告量と知名率との間の因果関係を説明するモデルである広告効果モデルは，新商品の出稿計画案の広告効果（知名率）を予測するために利用されるものである。新商品とは今までになかった新しい銘柄のビール，清涼飲料，化粧品，自動車などのことを指し，既存銘柄の商品の改良品などは含まない。広告効果モデルに求められる要件として，過去の実績データをうまく説明できることは当然のこととして，さらに，「広告量を増やせば知名率は下がらない」，「知名率は 100 %を超えない（飽和性がある）」という広告と知名率の関係についての常識に合致していることが挙げられる。

またモデル作成に利用する実績データは，「できる限り新鮮なデータの利用が望ましい」ことから実際に利用可能なデータはせいぜい 30～ 40 件と少数であり，また「ターゲットである新商品との類似性の判定基準が曖昧である」ためにデータ間のばらつきが大きい，という特徴を持つ。広告効果モデルは，このような特徴を持った実績データをうまく説明し，かつ上記の常識に反しない入出力特性を備える必要がある。

4.3 制約付きニューラルネットワーク学習方式

4.2.2 の述べた広告効果モデルに求められる要件のうち，「過去の実績データをうまく表現すること（学習能力）」「知名率は 100 %を超えないこと（飽和性）」に関しては，ニューラルネットワークを用いることにより対応できる。しかし，「広告量を増やせば知名率は下がらないこと（入出力の単調増加特性）」に関しては，従来の学習方式によるニューラルネットワークでは一般にこの特性を保証できない。そこで以下の節では，まずニューラルネットワークが単調増加特性を持つための十分条件を導き出し，次にこの条件を保証する学習方式を提案する。

4.3.1 ニューラルネットワークの入出力特性

階層型ニューラルネットワークの第 n 入力パターンに対する第 $s-1$ 層 第 i ユニットの出力を x_{in}, 第 s 層 第 j ユニットの出力を y_{jn} とすると，ユニットの入出力関係は次の (1) 式

および (2) 式で与えられる。

$$y_{jn} = h_j \ (z_{jn}) \tag{1}$$

$$z_{jn} = \sum_i w_{ij} \ x_{in} \tag{2}$$

ただし，$h_j(\,)$ は，微分可能な非減少関数で与えられるロジスティック関数であり，w_{ij} は，第 $s-1$ 層 第 i ユニットと第 s 層 第 j ユニットの間の結合の重みである。

いま図 4.2 に示すような，入力層（p 個のユニット），中間層（q 個のユニット），出力層（r 個のユニット）の 3 層から成るニューラルネットワークを考える。

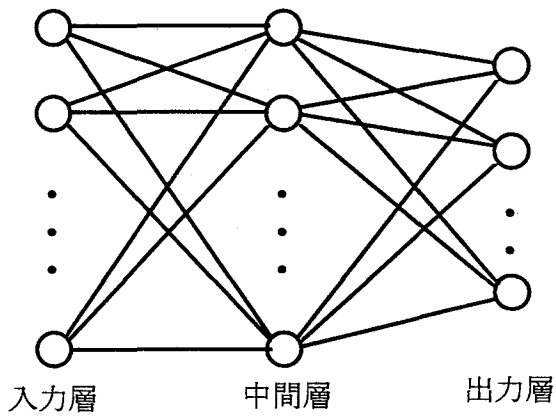


図 4.2　3 層ニューラルネットワーク

入力層 第 i ユニットと中間層 第 j ユニットを結ぶ結合の重みを w_{ij}，中間層 第 j ユニットと出力層 第 k ユニットを結ぶ結合の重みを w_{jk} とすると，入力層のユニットへの入力はそのまま入力層のユニットの出力となるので，(1) 式および (2) 式により，ニューラルネットワークの第 n 入力パターンに対する入力層の各ユニットへの入力 x_{in}（$i=1, 2, \cdots, p$）と，出力層 第 k ユニットの出力 y_{kn} との関係は，(3) 式および (4) 式で表される。

$$y_{kn} = h_k \ (\sum_{j=1}^{q} w_{jk} \ y_{jn}) \tag{3}$$

$$y_{jn} = h_j \ (\sum_{i=1}^{p} w_{ij} \ x_{in}) \tag{4}$$

4.3.2 単調増加特性を持つための条件

ここでは，入力層の特定のユニットへの入力と出力層の特定のユニットからの出力との間に単調増加特性を持たせるための十分条件を示す。(3) 式について，入力層の特定のユニットへの入力と出力層の特定のユニットからの出力の単調性を調べるために，出力層第 k ユニットの出力 y_{kn} を入力層第 m ユニットへの入力 x_{mn} で偏微分すると，

$$\frac{\partial y_{kn}}{\partial x_{mn}} = \frac{\partial \{h_k(\sum_{j=1}^{q} w_{jk} y_{jn})\}}{\partial x_{mn}}$$

$$= \frac{\partial \{h_k(\sum_{j=1}^{q} w_{jk} y_{jn})\}}{\partial (\sum_{j=1}^{q} w_{jk} y_{jn})} \bullet \frac{\partial (\sum_{j=1}^{q} w_{jk} y_{jn})}{\partial x_{mn}} \tag{5}$$

ここで，$h_k()$ は，微分可能な非減少関数で与えられるロジスティック関数であるから，

$$\frac{\partial \{h_k(\sum_{j=1}^{q} w_{jk} y_{jn})\}}{\partial (\sum_{j=1}^{q} w_{jk} y_{jn})} \geq 0 \tag{6}$$

である。従って，

$$\frac{\partial y_{kn}}{\partial x_{mn}} = \frac{\partial \{\sum_{j=1}^{q} (w_{jk} y_{jn})\}}{\partial x_{mn}} \bullet K_1 \qquad (\text{但し}, K_1 = \frac{\partial \{h_k(\sum_{j=1}^{q} w_{jk} y_{jn})\}}{\partial (\sum_{j=1}^{q} w_{jk} y_{jn})})$$

$$= \frac{\partial \{\sum_{j=1}^{q} (w_{jk} h_j(\sum_{i=1}^{p} w_{ij} x_{in}))\}}{\partial x_{mn}} \bullet K_1$$

$$= \sum_{j=1}^{q} \left\{ w_{jk} \bullet \frac{\partial h_j(\sum_{i=1}^{p} w_{ij} x_{in})}{\partial \sum_{i=1}^{p} w_{ij} x_{in}} \bullet \frac{\partial \sum_{i=1}^{p} w_{ij} x_{in}}{\partial x_{mn}} \right\} \bullet K_1 \tag{7}$$

ここで，$hj()$ は，微分可能な非減少関数で与えられるロジスティック関数であるから，

$$\frac{\partial\, h_j(\sum_{i=1}^{p} w_{ij}\, x_{in})}{\partial \sum_{i=1}^{p} w_{ij}\, x_{in}} \geq 0 \tag{8}$$

である。従って，

$$\frac{\partial\, y_{kn}}{\partial\, x_{mn}} = \sum_{j=1}^{q} \left(w_{jk} \bullet \frac{\partial \sum_{i=1}^{p} w_{ij}\, x_{in}}{\partial\, x_{mn}} \right) \bullet \mathrm{K}_1 \bullet \mathrm{K}_2 \qquad \left(\text{但し，} \mathrm{K}_2 = \frac{\partial\, h_j(\sum_{i=1}^{p} w_{ij}\, x_{in})}{\partial \sum_{i=1}^{p} w_{ij}\, x_{in}}\right)$$

$$= \sum_{j=1}^{q} \left\{ w_{jk} \bullet \frac{\partial\, (w_{1j}\, x_{1n} + w_{2j}\, x_{2n} + \cdots + w_{mj}\, x_{mn} + \cdots + w_{pj}\, x_{pn})}{\partial\, x_{mn}} \right\} \bullet \mathrm{K}_1 \bullet \mathrm{K}_2$$

$$= \mathrm{K}_1 \bullet \mathrm{K}_2 \bullet \sum_{j=1}^{q} w_{mj}\, w_{jk} \tag{9}$$

ここで，(6) 式および (8) 式より，

$$\mathrm{K}_1 \geq 0, \quad \mathrm{K}_2 \geq 0$$

であるから，

$$\sum_{j=1}^{q} w_{mj}\, w_{jk} \geq 0 \tag{10}$$

であれば，

$$\frac{\partial\, y_{kn}}{\partial\, x_{mn}} \geq 0 \tag{11}$$

となるので，(10) 式は，階層型ニューラルネットワークの入力層の特定のユニット（入力層第 m ユニット）への入力と出力層の特定のユニット（出力層第 k ユニット）からの出力の間に単調増加性を持たせるための十分条件であると言える。

4.3.3 制約付きニューラルネットワーク学習方式

ニューラルネットワークの入出力特性に単調増加性を持たせるために，従来法である誤

差逆伝播法（Error Back Propagation：BP 法）を改良した制約付きニューラルネットワーク学習方式を提案する。

本学習方式では，図 4.3 に示すように，通常の BP 法による学習処理をベースとして，BP 法で算出された結合重み w_{ij} の修正量に従って修正されるニューラルネットワークが単調増加性を保つかどうかを監視する処理を付加する。提案方式では処理の容易化を目的として，単調増加性の条件として (10) 式をさらに強めた下記の条件を用いる。

$$w_{mj} \geq 0 \quad and \quad w_{jk} \geq 0 \quad \text{for}\, j = 1,2,\cdots,q \tag{12}$$

学習はつぎのように進める。

1. まず，学習サンプルの入力パターンをニューラルネットワークの入力層に入力して，出力層からの出力を得る。
2. つぎに，BP 法を用いてニューラルネットワークの出力と学習サンプルの正解出力とを比較し，誤差に基づいて結合の重み w_{ij} の修正量を算出し，w_{ij} の値を修正する。

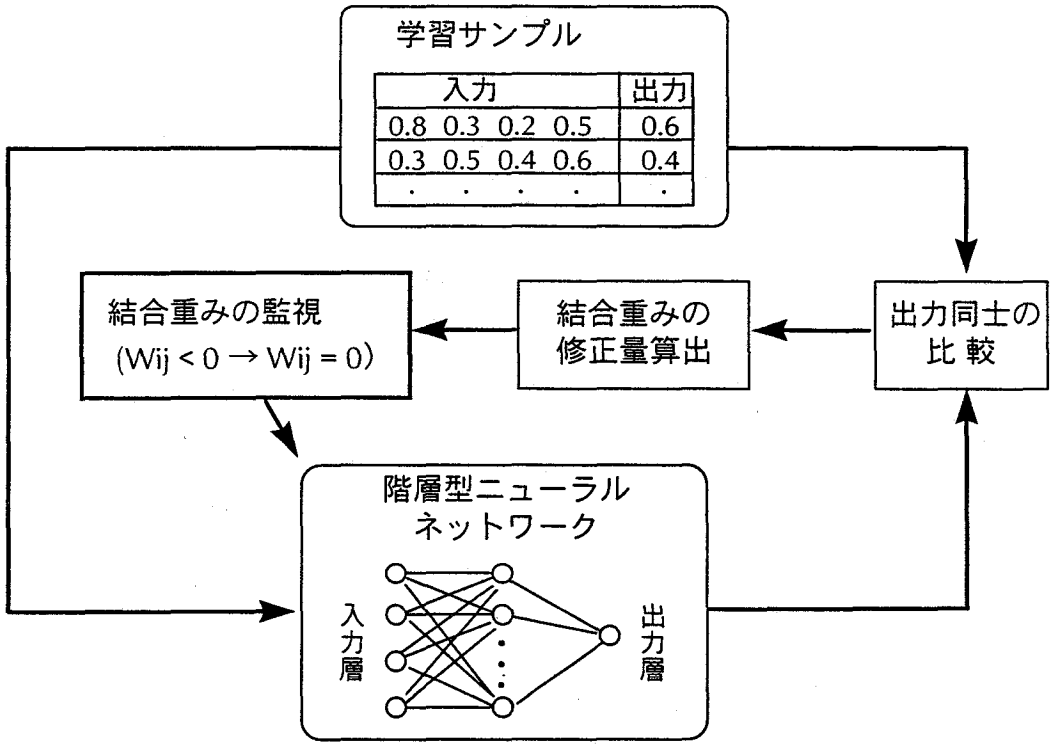


図 4.3　制約付きニューラルネットワーク学習方式

3. ステップ2. での修正の結果，w_{ij} が負になった場合には w_{ij} を強制的に 0 に戻す。

以上の処理により，学習後のニューラルネットワークについて単調増加性が保証されることになる。

4.4 シミュレーション実験による評価

4.4.1 実験の概要

提案方式の有効性を確認するために，以下の 2 つのシミュレーション実験を行った。

［実験 1］実データによる予測精度検証

実際の広告実績データを用い，これらをランダムに 2 分割して学習サンプル用データと検証用データとした。そして，学習サンプル用データを用いて提案方式による広告効果モデルを作成し，検証用データに適用して予測を行わせた。予測結果の比較のために，他のモデル化手法（重回帰分析と BP 法によるニューラルネットワーク）について同様にモデル作成と予測を行った。

実験は，飲料に関するデータ（18 件）と，化粧品／薬品に関するデータ（21 件）の 2 ケースについて行った。各々の実データは 4 媒体（テレビ，ラジオ，新聞，雑誌）への広告出稿量と知名率から成る。したがって，本実験では広告効果モデルは 4 入力－1 出力となっている。

［実験 2］模擬データによる対応可能なデータ規模の検証

「広告出稿量と知名率の間の単調増加性と飽和性（知名率が 100％を超えない）」という性質を満足する模擬データを作成し，これにノイズを付加したものを学習サンプル用データ，ノイズを付加する前のデータを検証用データとして用いた。そして，学習サンプル用データの数を変えながら数種類の広告効果モデルを作成し，それぞれのモデルについて検証用データを用いて予測精度を評価した。これにより，提案方式が対応可能なデータの規模を検証した。また実験 1 と同様に，他のモデル化手法との比較を行った。

模擬データは，検証の容易化を図るために，実データ（4 入力 1 出力）よりも自由度の小さい 2 入力－1 出力とし，広告出稿量に相当する 2 つの入力の定義域はともに 0 以上の

整数とし，知名率に相当する出力の値域は0 ～100 とした。模擬データは，(13) 式のような，指数関数を元に合成した単調増加性・飽和性をもつ関数により作成した。

$$z = 100\,\{1 - \exp(-\frac{x+y}{3})\} \tag{13}$$

(13) 式を用いて作成した模擬データを図 4.4 に示す。図で，2 つの水平軸は入力（広告出稿量）を示し，垂直方向の軸は出力（知名率）を表している。グレーで表示された曲面は (11) 式の関数を表し，曲面上の各点が模擬データを表している。この図から，模擬データが単調増加性と飽和性の性質を持っていることが判る。この模擬データを検証用に用いる。

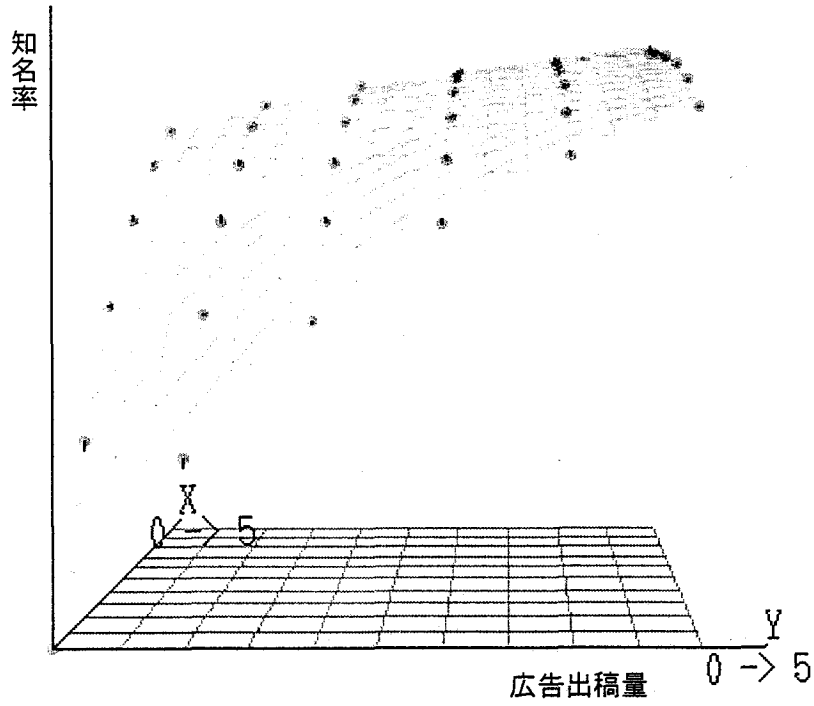


図 4.4　ノイズ付加前の模擬データ

一方，学習サンプル用のデータは，上記の検証用データにデータのばらつきを表すノイズを付加したものとして (14) 式を用いて作成した。

$$z = 100\,\{1 - \exp(-\frac{x+y}{3})\} + noise() \tag{14}$$

$0 \le x,\ \ 0 \le y$　但し，x, yは整数

$$noise() = 25\,(rand()) \tag{15}$$

但し，$rand()$は－1.0～1.0の乱数

ノイズ（式(15)）は，実データのばらつき具合（ほぼ同一の広告量に対する知名率の最大偏差が５０％程度であること）を反映させて，乱数を用いてノイズ幅が最大で25となるように設定した。

広告効果モデルの作成に利用可能なデータは実際には30～40件であることを考慮して，実験では検証する模擬データの規模を小さなものに限定し，9件，36件，81件，144件，225件の5ケースの模擬データを作成して用いた。

4.4.2 実験結果と考察

［実験1］

実データを用いた予測精度検証実験の結果を表4.2と表4.3に示す。学習誤差については，いずれのケースでも従来BP法によるモデルが極端に小さくなっているが，予測精度については提案方式によるニューラルネットワーク・モデルが最も高くなっている。これは従来BP法によるニューラルネットワーク・モデルでは，過学習の現象が顕著に現れているためと考えられる。これらの結果から，広告効果予測に用いている実データを利用した評価実験において提案方式は有効であることが確認できた。

表4.2 飲料データに対する広告効果モデルの性能比較

広告効果モデル	学習誤差の二乗和	予測誤差の二乗和
重回帰モデル	2072.08	9992.26
従来BP法による ニューラルネットワー ク・ モデル	11.76	12036.70
提案方式による ニューラルネットワーク・ モデル	1207.97	1234.53

表 4.3 化粧品／薬品データデータに対する広告効果モデルの性能比較

広告効果モデル	学習誤差の二乗和	予測誤差の二乗和
重回帰モデル	2030.85	7728.92
従来 BP 法による ニューラルネットワーク・モデル	0.33	10999.00
提案方式による ニューラルネットワーク・モデル	495.36	7513.83

［実験 2］

模擬データを用いた予測精度検証実験の結果を図 4.5 に示す。横軸は広告効果モデル作成に用いた学習サンプル用データ（ノイズ付加後の模擬データ）の件数である。縦軸は，作成されたモデルを検証用データ（ノイズなしの模擬データ）に適用して得られた予測結果の平均二乗誤差を表す。学習サンプル用データの件数が 81 件以下では，提案方式によるモデルの平均二乗誤差が従来 BP 法によるものより小さくなっており，144 件以上ではこれが逆転している。これは，提案方式では従来 BP 法に比べると過学習が起こりにくいため

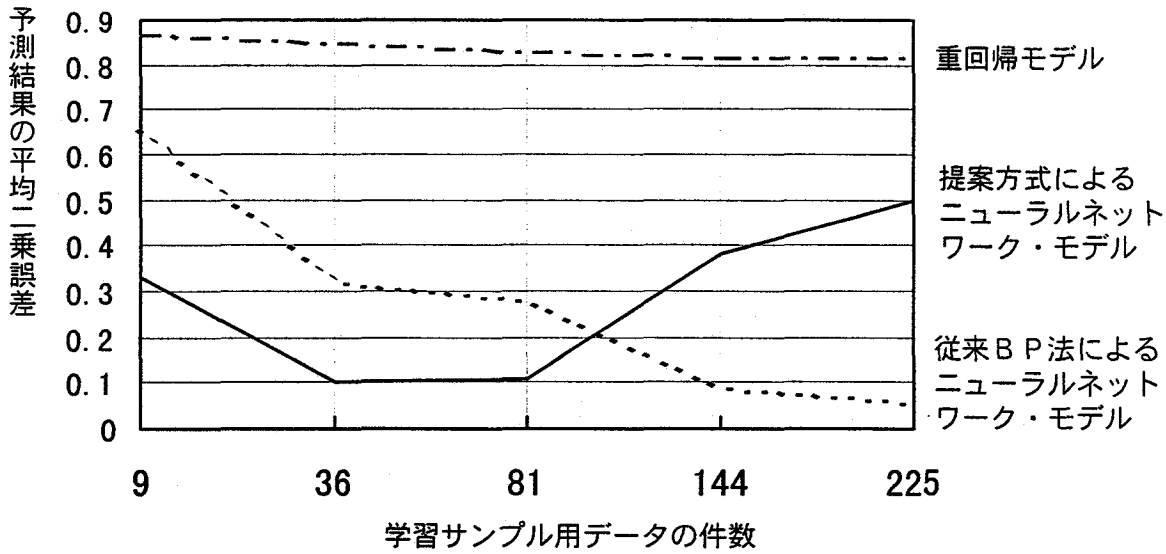


図 4.5 広告効果モデルの予測精度の比較

に，少数のデータに対してノイズの影響を受けにくいが，データ数が増加してくると学習そのものが困難になり，結果として予測精度が低下しているためと考えられる。これらの結果から，実データより自由度の小さい 2 入力－1 出力の模擬データにおいて，学習サンプルのデータ規模が少なくとも 81 件の場合までは，ニューラルネットワークの学習方法として提案方式が従来 BP 法よりも有効であることが確認できた。広告効果予測問題ではモデル作成に利用可能な実データ数が多くても 30 ～ 40 程度しかないことを考えると，広告効果予測において提案方式が有効に機能することが期待できる。

4.5 広告効果モデル作成支援のための可視化

4.5.1 広告出稿計画立案支援システム

前節までに述べた学習方式によるニューラルネットワークを用いた広告効果モデルを基盤とする広告出稿計画立案支援システムを開発した。このシステムは，図 4.1 に示した一連の広告出稿計画立案プロセスを支援するものである。

開発した広告出稿計画立案支援システムの機能構成を図 4.6 に示す。本システムは広告出稿計画立案プロセスを支援するつぎの機能から成る。

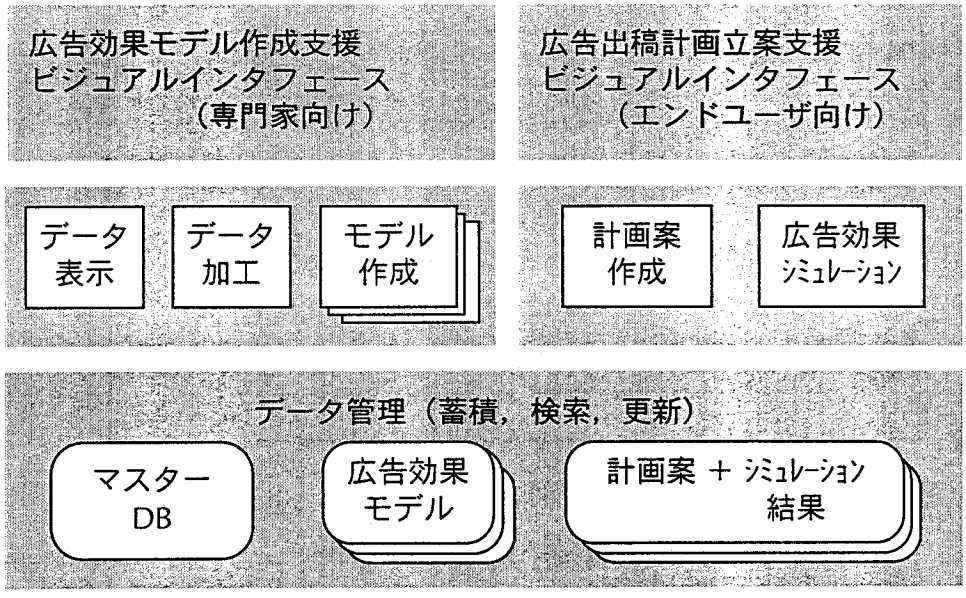


図 4.6 広告出稿計画立案支援システムの機能構成

- データ管理機能

  広告出稿量と知名率の実績データから成るマスターDB，商品分類別の広告効果モデル，そして既に作成されている広告出稿計画案とシミュレーション結果といった種々のデータの蓄積，検索，更新を行う。

- モデル作成機能と支援用ビジュアルインタフェース（専門家向け）

  広告効果モデル作成と，その前処理であるモデル作成用の実績データの選定を支援するためのデータ表示を行う。実績データの可視化とモデルの特性の可視化機能を持つ。

- 広告効果シミュレーション機能と支援用ビジュアルインタフェース（エンドユーザ向け）

  広告出稿計画案の作成支援と，計画案にもとづく広告効果（知名率）のシミュレーションを行う。計画案作成では，エンドユーザが計画案の種々のパラメータを様々な詳細度で柔軟に設定することを許す。例えば，○○新聞へ X 円，××新聞へ Y 円といった個別の広告媒体への出稿量を指定できるだけでなく，新聞メディアへ Z 円などとマクロに出稿量を指定すれば予め定めたルールに従って自動的に個々の新聞へ配分できる。また，自分や他のメンバーが過去に作成した計画案やシミュレーション結果を参照し，それを修正して再利用することも可能としている。

4.5.2 モデル作成用データ選定の支援

広告効果モデル作成に使用する実績データをユーザ（専門家）が選定することを支援する，実績データの 3 次元表示機能を開発した。ここではユーザは，広告対象商品と類似の商品分類（例えば清涼飲料水）に属する商品についての広告実績データを候補として選び出し，それらを 3 次元表示させる。ユーザは，

1. まず，表示を見て実績データについて全体的な傾向を把握する。
2. 全体的な傾向を把握したら，つぎに，その傾向から外れている可能性のあるデータ（特異データ）に注目し，必要があればそのデータについての詳細な内容（商品名，数値など）を調べる。
3. 調べた結果，学習サンプルとして不適格と判断した場合は候補データから除外する。

このプロセスを支援するデータ可視化方法として，図 4.7 に示すようなデータの 3 次元表示方式を提案する。

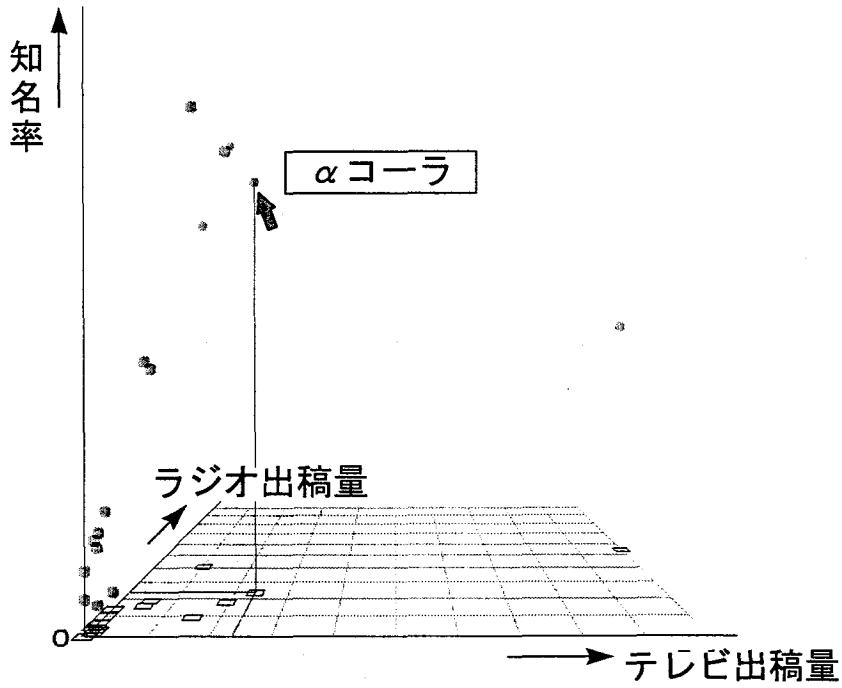


図 4.7　広告効果の実績データの可視化の表示例

図 4.7 は，広告媒体であるテレビとラジオの出稿量を x 軸と y 軸にとり，知名率を z 軸にとった場合の表示例である。ユーザの操作によって自由に視点を変えて表示したり，拡大率を変えて表示することができる。x 軸と y 軸については 4 種類の広告媒体の中の任意の 2 つを指定できる。広告媒体にはテレビ，ラジオ，新聞，雑誌の 4 種類があるため，この表示方法により厳密な意味での実績データの可視化が達成できているとは言えないが，これを補う手段として，3 次元表示上で第 3 の広告媒体の出稿量を各データが表す点の色の差異として表現する。これらの機能により，ユーザが実績データ全体の傾向を把握し，傾向からのずれが大きい特異データを発見することを容易にする。また，ユーザがデータが表す点をマウスで選択すると，そのデータについての詳細情報を表示する。これにより，特異データを除外するか否かの判断材料を提供する。

4.5.3 モデル作成・評価の支援

広告効果モデルの良否の判断に関して，学習途中や学習終了後のモデルの入出力特性をユーザ（専門家）が判断するプロセスを支援するためのモデル可視化方法として，図 4.8 に示すようなモデルの 3 次元表示方式を提案する。

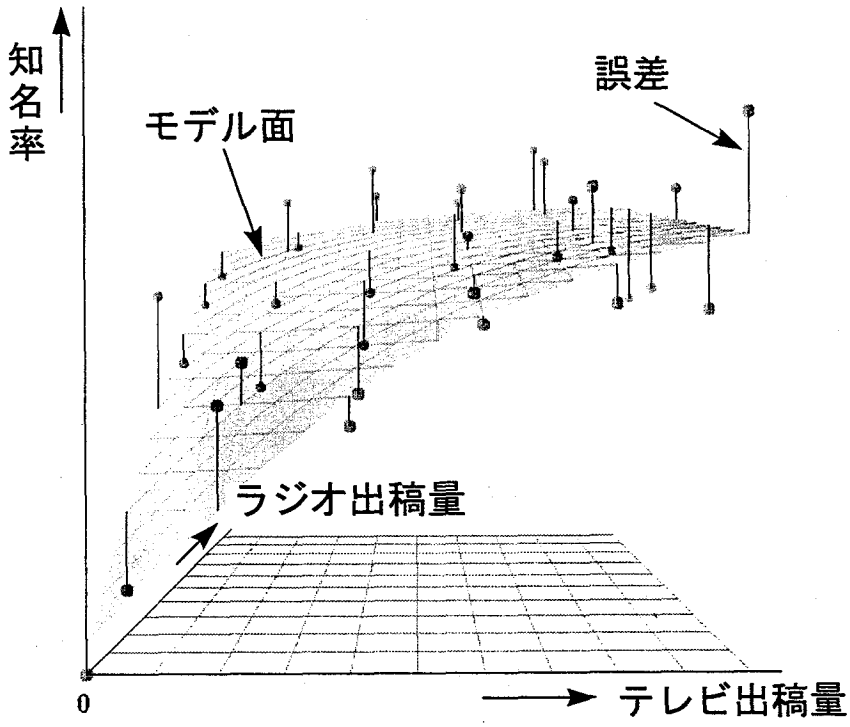


図 4.8　広告効果モデルと実績データの可視化の表示例

これは 4.5.2 に述べた学習サンプル用実績データの 3 次元表示の上に，学習途中または学習終了後のモデルの入出力特性を表す曲面を重ねて表示するものである。ここにはさらに，各実績データの知名率とモデルが出力した知名率との誤差を表す線分を表示する。この可視化方法によって，ユーザは現在のモデルがどの程度うまく学習サンプルを説明しているかを直観的に把握できるようになる。本方式は，広告実績データのように誤差やばらつきが大きいデータを用いた予測モデル作成のときに，特に有効と考えられる。また，本可視化方法を用いて学習途中のモデルの振る舞いを観察することにより，モデルの曲面が不自然に湾曲したりする場合に，ユーザは過学習の現象が現れてきたことを容易に理解するこ

とができる。

4.6 まとめ

本章では，予測モデルの作成に少数でばらつきが大きいデータしか利用できない広告効果予測問題を対象として，「データの因果関係には単調増加性がある」という先見的知識を予測モデルの入出力特性に反映できるニューラルネットワークの制約付き学習方式を提案した。広告効果の予測モデル（広告効果モデル）は，新しい銘柄のビール，化粧品，自動車などの新商品について，広告出稿量からその商品の知名率（広告効果）を予測するものである。提案方式は，ニューラルネットワークのユニット間の結合重みに有効範囲を設けることにより，任意の入力ユニットと出力ユニットの間の入出力関係に単調増加性が保たれるよう学習を進めるものである。実データを用いたシミュレーション実験を行い，提案方式により作成された単調増加性を持つ予測モデルは，従来 BP 法によるものより高い予測精度を達成できることを確認した。また，模擬データを用いたシミュレーション実験により，提案方式が従来 BP 法より有効である学習サンプル用データ件数の範囲について分析を行い，実際に広告効果予測に利用可能なデータ件数の範囲（多くても 40 件）では提案方式が従来 BP 法より有効との見通しを得た。

さらに，広告効果モデル作成のための学習サンプル用データを選定するプロセスと，学習途中や学習終了後のモデルの入出力特性と予測精度を評価するプロセスを支援するための可視化方法として，データとモデルの入出力特性の 3 次元表示方法を提案し，広告出稿計画立案支援システムのビジュアルインタフェースとして実現した。

本章で提案した広告効果モデル作成機能と可視化機能を持つ広告出稿計画立案支援プロトタイプシステムをワークステーション上に開発し，1995 年から広告会社のマーケティング部門のユーザに試用・評価して頂いている。プロトタイプシステムを試用しているユーザからは，「重回帰分析や従来 BP 法によるニューラルネットワークを用いるよりも，実績データをよく説明し，かつ常識に合ったモデルを，GUI（Graphic User Interface）を用いて比較的容易に作成できる」との評価を受けている。ただし，提案方式によるモデルをさらに改良するためには，ニューラルネットワークの各種パラメータ（中間層のユニット数や学習係数など）を調整する必要があると思われる。これは現在のプロトタイプシステムでも可能であるが，現実にはユーザには難しいようであり，デフォルト設定のままで使用

されている。この点についてユーザ支援機能の開発を行う必要がある。また，データとモデルの可視化機能についても，「データのばらつき具合や全体の傾向などが理解しやすく，データ選定に有効である」，「作成中のモデルがどの程度の出来かを容易に把握できる」などの好意的な意見をもらっている。

第5章　データ可視化技法を用いたデータ検索支援方式

5.1　まえがき

本章では，記号と数値が混在するパターン群からの特定パターン検索のプロセスを支援するための可視化方法と可視化されたイメージ上での条件検索方式について，データ検索用ビジュアル検索インタフェースを事例として検討する[83, 84, 85, 86]。データベースに蓄積された大量のデータの中から特定のデータを取り出したいとき，ユーザは対話型の検索インタフェースを使用してデータベースにアクセスすることになる。検索作業を効率よく進めるためには，この検索インタフェースの機能や操作性が重要なポイントになる。現在，データベースの主流はリレーショナル・データベース（Relational Database：RDB）であり，RDB用の検索インタフェースとして，SQL（Structured Query Language）[87] などのコマンドライン型検索インタフェースやQBE（Query By Example）[88, 89] などの例題型検索インタフェースが使用されている。RDBではデータは表（テーブル）の形式で格納されており，これに合わせて上記の検索インタフェースも表形式のデータを検索・操作するインタフェースとなっている。このため，ユーザは検索対象データが表形式であることを常に念頭においてデータを検索・操作する必要があり，操作性の良い検索インタフェースになっていない。これに対して本研究では，ユーザに対象データが表形式であることを意識させずに効率良くデータ検索・操作を支援するための検索インタフェース（以下ではビジュアル検索インタフェースと呼ぶ）の機能として，ユーザがデータを容易に理解するためのデータ可視化機能と，可視化イメージ上に統合された環境として特定データを探し出す条件検索機能を提案する。

5.2　データ検索の流れと従来検索インタフェースの課題

図5.1にユーザがRDBからデータを検索するときに行わなければならない手順（タスク

の階層）を示す。これは Norman の文献[9]に紹介されている目的達成のためのタスク階層の関係を RDB の検索タスクにあてはめたものである。

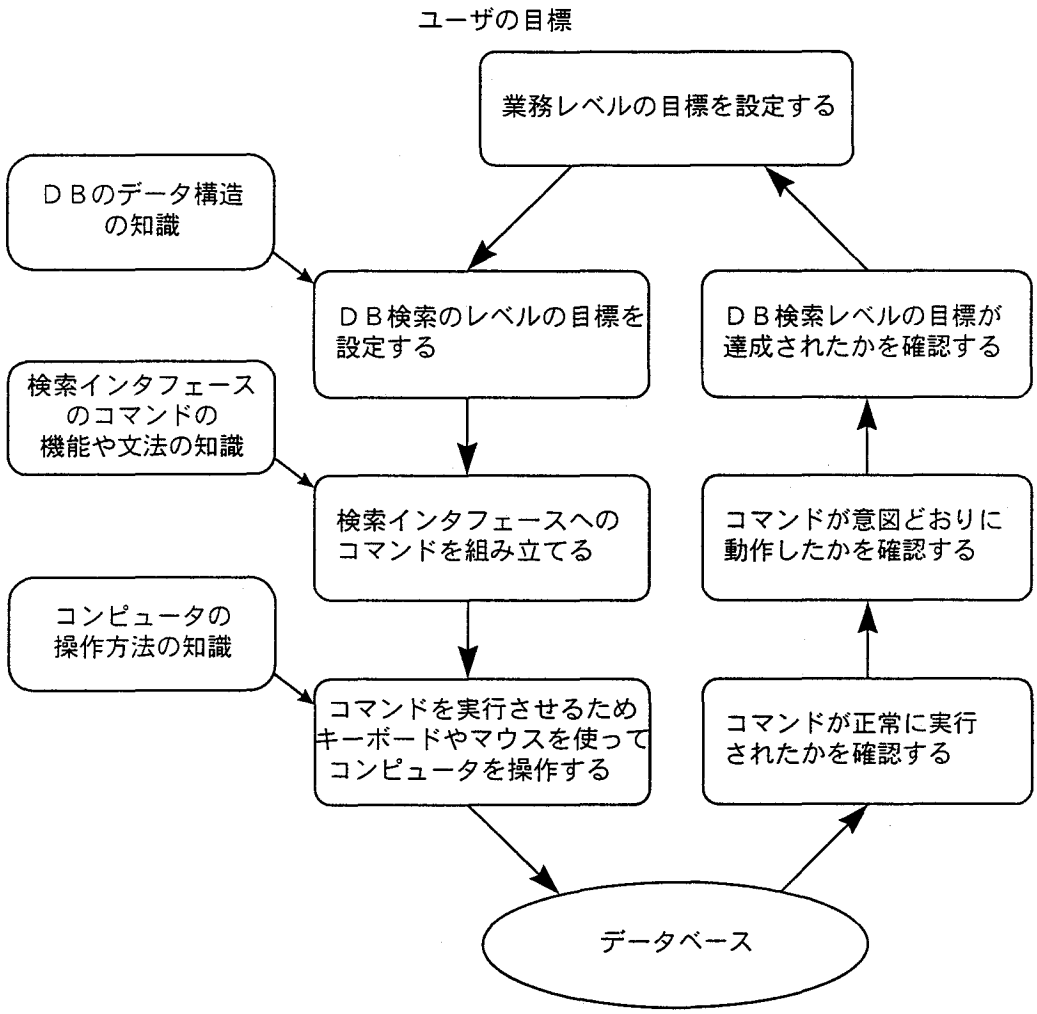


図 5.1　ＤＢからのデータの検索手順の例

図のようにデータを検索する手順はつぎのように分解される。まず実行に関して，

1. 「ある情報を調べたい」という業務レベルの目標を設定する

   （例）男性従業員の名前を調べたい

2. 目的を達成するために「DB からどんな条件を満たすデータを検索するか」という DB 検索のレベルの目標を設定する。

   （例）ＤＢのテーブル「従業員」からデータ項目「性別」の値が「男性」のレコードを検索する。

3. DB 検索レベルの目標を達成するための検索インタフェースへのコマンドを組み立てる。

（例）検索インタフェースが SQL ならば，それ向けのコマンドを組み立てる。

4. コマンドを実際に実行させるためにキーボードやマウスを使ってコンピュータを操作する。

つぎに実行結果の評価に関して，

5. コマンドが正常に実行されたかを確認する。

（例）エラーメッセージが表示されていないか等を確認し，そして画面上にコマンド実行の正常終了メッセージが表示されたことを確認する

6. コマンドが意図通りに動作したかを確認する。

（例）画面上にテーブルが表示されたことを確認する。

7. DB 検索のレベルの目標が達成されたかを確認する。

（例）表示されたテーブルの全てのレコードについてデータ項目「性別」の値が「男性」であることを確認する。

8. 業務レベルの目標が達成されたかを確認する。

（例）表示されたレコードのデータ項目「名前」の値を調べる。

このとき，ユーザが上記の手順を進めるあたって以下の知識が必要になる。

(a) DB のデータ構造に関する知識（手順 2. と 7.）

一般に，検索対象である情報についてユーザがイメージしているデータ構造と DB 内のデータ構造とは必ずしも一致しない。このためユーザは DB 内のデータ構造を知り，自分がイメージしているものとの対応関係を理解する必要がある。RDB の場合には，データが表形式であることや，表に含まれるデータ項目を知る必要がある。

(b) 検索インタフェースのコマンドの機能や文法に関する知識（手順 3. と 6.）

SQL や QBE など具体の検索インタフェースに関する知識である。

(c) コマンドを実行させるためのコンピュータの操作方法に関する知識（手順 4. と 5.）

具体のコンピュータの操作方法（キーボードやマウスによる）や各種メッセージ等についての知識である。

この中で，特に (a) と (b) の知識を記憶しておくことはユーザにとって大きな負担である。

従業員	名前	性別	年齢

(a) 初期画面

従業員	名前	性別	年齢
	P.		>= 40

(b) コマンド入力後

従業員	名前
	水野
	小坂
	辻
	矢島

(c) 検索結果

図 5.2　QBE の画面例

従来の SQL や QBE がこの問題をどこまで解決しているかを以下に述べる。

- SQL

  SQL では検索インタフェースとして

  select 名前 from 従業員 where 年齢 >= 40

  のようなコマンドとして検索や操作を指示する検索インタフェースである。コマンドの語順は，特に英語圏のユーザにとっては自然に感じられる。この意味でコマンドの文法を憶える負担については若干軽減されているが，コマンド入力時にデータ項目名など DB の構造が表示されないため，ユーザは表構造を予め記憶しておかねばならない。また，操作対象データが表構造に固定されており，コマンド実行結果も表として出力されるため，ユーザは自分がイメージしているデータ構造と表構造との変換を頭の中で行わねばならない。

- QBE

QBE では，ユーザが検索・操作したい表の名前を指定すると，画面に図 5.2 (a) のような表の枠が表示され，各欄にはデータ項目名が表示される。SQL での例と同じ検索を行う場合，同図(b) のように表の枠中に指示を入力する。図で「Ｐ．」はデータ項目を選択・表示する指示，「＞＝４０」はデータ項目に関する検索条件である。このように，常に画面上に DB の構造（データ項目名）が表示されるので，ユーザはこれを記憶しておく必要が無い。また，SQL に比べてコマンドの文法が簡単である等，QBE では SQL の問題点の多くが解決されている。しかし依然として，検索・操作対象データが表構造に固定されており実行結果も表形式で出力されるという問題点が残っている。

5.3 ビジュアル検索インタフェースの考え方

前節で述べたデータ検索における課題は，

(1) データの理解しやすさに関するもの

検索対象の元データや検索結果のデータの表示が RDB のデータ構造である表形式に固定されており，ユーザがデータを理解するには DB の構造と頭の中に持っている構造との対応付けを行う必要がある。

(2) 検索や操作の指示のためのインタフェースの操作性に関するもの

検索の指示方法がデータの表示方法と無関係であったり，両方ともが表形式に固定されており，ユーザにとって憶えやすく使い勝手の良いものとはなっていない。

に整理できる。これらの課題を解決する検索インタフェースとして，以下の考え方にもとづくビジュアル検索インタフェースを提案する。

(1) データの可視化機能の提供

ユーザが対象データや検索結果データを容易に理解できるように，DB のデータ構造を隠して，データをユーザが頭の中に持っているデータ構造のイメージに近い形に変換して表示する。また本機能により，ユーザが検索コマンドを使用せずに，可視化イメージ上でブラウジングを行ってデータを探すことを可能にする。

(2) 可視化イメージ上でのデータ検索・操作のための操作インタフェースの提供

データ検索・操作の指示方法を可視化イメージの表示形式と密接に関連づけ，実行と結果の評価のステップの間のギャップを縮める。

上記(1) (2) を実現するために，ビジュアル検索インタフェースにはつぎのような基本機能を持たせる。

- データ可視化

  ユーザがデータを探すときに，様々な視点 (ユーザビュー) からデータを見て理解することを助ける。

- 可視化されたデータの拡大・縮小表示（イメージズーミング）

  ユーザがデータを探すときに，様々な詳しさでデータを見る（鳥瞰する）ことを助ける。

- フィルタリング

  ユーザの代わりにデータを探し，抽出する

- ソート

  ユーザがデータの順番を理解するのを助ける

これらの基本機能を自由に組み合わせることで，ユーザに柔軟かつ多様な検索方法を提供する。例えば，データ可視化機能を用いて元データを表示しておき，フィルタリング機能を用いて得られた結果データのみの表示方法を変えることによって，ある条件を満たすデータの隣のデータを容易に知ることができる。

図 5.3 には提案するビジュアル検索インタフェースの機能構成，ならびに従来検索インタフェースとの関係を示す。ビジュアル検索インタフェースでは，様々な視点（ビュー）からの表示形式にデータを変換するデータ可視化機能を中心に，その前段にフィルタリングとソート機能を配置する。これによりフィルタリング結果を反映したデータの可視化イメージを作成する。また可視化機能の後段に可視化イメージを拡大・縮小表示するイメージズーミング機能を配置することで，ユーザが様々な詳細度でデータを見ることを可能にする。図では，ビジュアル検索インタフェースの対象データは，元の DB から従来の検索インタフェースによって抽出された一次検索後のデータであることを示している。これは，ビジュアル検索インタフェースを百万件のデータに適用するのは不可能と考えるためである。百万件のデータ全てを可視化したものを人間がブラウジングしてデータを探すことなどありえないと思われる。そこで実際の利用法としては，まず従来方式の検索インタフェ

ースを用いて粗い条件で元データを数百～数千件に絞り込み，その結果に対してビジュアル検索インタフェースを用いて可視化を行うなどしてきめ細かく検索すればよいと考える。その意味で，ここで提案するビジュアル検索インタフェースは従来検索インタフェースを置き代えるものではなく，従来検索インタフェースの融通のきかない点を補完するものと位置づけられる。

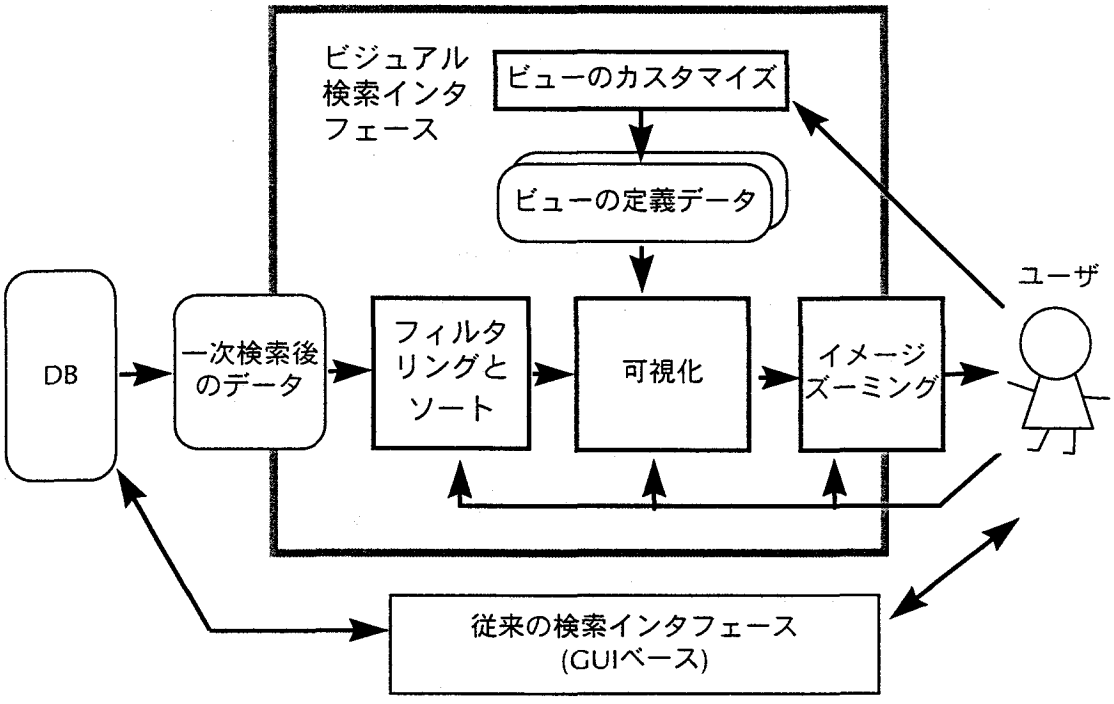


図 5.3　ビジュアル検索インタフェースの機能構成および
従来検索インタフェースとの関係

5.4　データ可視化方式

5.4.1　可視化の観点からのデータの分類

DB に蓄積されたレコードデータの大半は実在するもの（オブジェクト）に対応させることができ，そのデータ項目はオブジェクトの属性情報を表している。この観点から，ビジュアル検索インタフェースの可視化機能で用いる可視化方法を提案する。ユーザの理解を支援するための可視化という視点から見ると，データ項目はそれが表す情報（属性情報）の種類によって表 5.1 に示すような以下のカテゴリーに分けて整理することができる。

(a) オブジェクトの内容を表すもの

名前，年齢，性別などの目に見えない属性

(b) オブジェクトの外見を表すもの

身長や顔写真などの目に見える属性

(c) オブジェクトの位置を表すもの

座標，住所，座席，日付など，空間上／時間軸上の場所を表す属性

（前後関係などの相対位置も含まれる）

(d) 他のオブジェクトとの関係を表すもの

従業員－課－部の階層関係などであり，一般化された位置とも考えられる

表 5.1　可視化の観点からのデータ分類

カテゴリー／オブジェクト	内容	外見	位置	関係
人	名前, 性別, 生年月日	身長, 顔写真	住所, 座席	親－子, 部－課－係, 会社
本	内容, タイトル	表紙, サイズ	書架, 図書館	分野, 著者
記事	内容, タイトル	見出し	発生時刻, 発表時刻	分野, 執筆者

5.4.2　カテゴリー別のデータ可視化方式

5.3.1 のカテゴリー毎に，ユーザが直感的かつ容易にデータを理解するのに役立つ可視化の形式を以下に示す。

(a) 内容を表すデータ項目

・数値中心のスプレッドシートを表のまま表示

・「性別」や「年齢」の違いを連想させる図柄のアイコンを用いる[90]

など，ユーザが持つステレオタイプを表示する

(b) 外見を表すデータ項目

・「色」をアイコンやラベルの色に反映させる[91]

・「長さ」をアイコン等のサイズに反映させる

・「顔写真」をアイコンに張り付ける[91]

など，素直な形に可視化する

(c) 位置を表すデータ項目

・地図のイメージを表示し，その上にアイコンやラベルを配置

・時間軸を表示し，その上にアイコンやラベルを配置[92, 93]

など，レイアウト情報の上にデータを配置する

(d) 関係を表すデータ項目

・オブジェクトを表すアイコンやラベルを，関係を表すリンク（線分）でつないで配置　（階層関係の場合はツリー構造になる）[92, 94]

図 5.4 と図 5.5 にデータ可視化の表示例を示す。これらは，ある職場の従業員についての名前，性別，入社年度，所属，座席位置，等のデータ項目を含むテーブルから特定のレコードを検索する例である。図 5.4 は，データ項目「性別」に着目して，この値の差異がユーザに容易に理解できるよう，性別を連想させる 2 種類のアイコンを使い分けて各レコードをアイコン表示する例である。また図 5.5 は，各レコードをデータ項目「名前」の値のラベルとして表示し，データ項目「座席位置」の値を用いて部屋のレイアウトイメージ上の各自の座席位置に配置する表示例である。

5.5 可視化イメージのズーミング方式

イメージズーミング機能によって実現される可視化イメージの拡大･縮小表示に関して，ユーザが可視化イメージから読み取ることができるレコードについての情報は，表示の詳細度により異なり，それぞれに利用価値がある。縮小表示では多数のレコードがそれぞれ点のように表示され，これを見れば広い範囲にわたるレコード全体の傾向や分布状況が把握できる。一方，一部分の少数のレコードデータが詳しく表示される拡大表示を見れば，その付近の詳細が読み取れる。図 5.6 は，図 5.5 のレイアウト表示について，一部分についての詳細表示と全体概略についての縮小表示（図 5.6 左側ウィンドウ）とを同時に表示するものである。ユーザが部分詳細を見ていて迷子にならないように，全体概略表示の上には詳細表示されている部分を示す枠が表示されている。

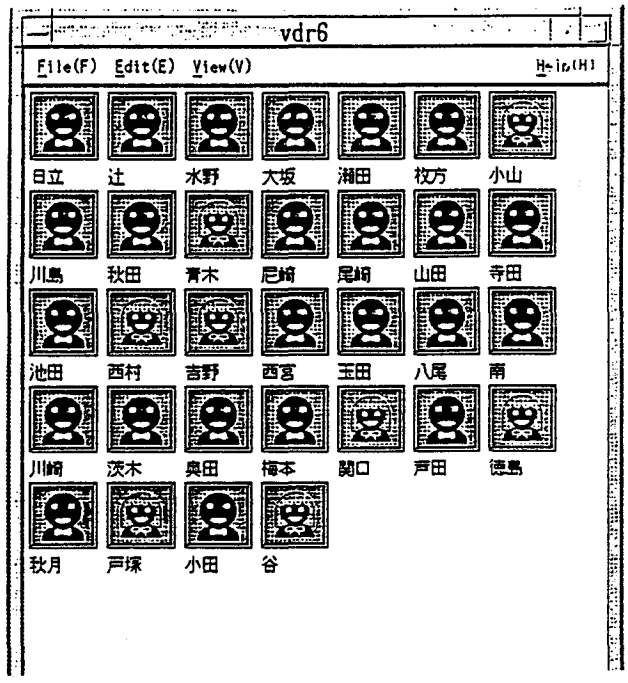


図 5.4　データ可視化の表示例 (1)

（従業員レコードを性別フィールドに関連づけたアイコンとして可視化）

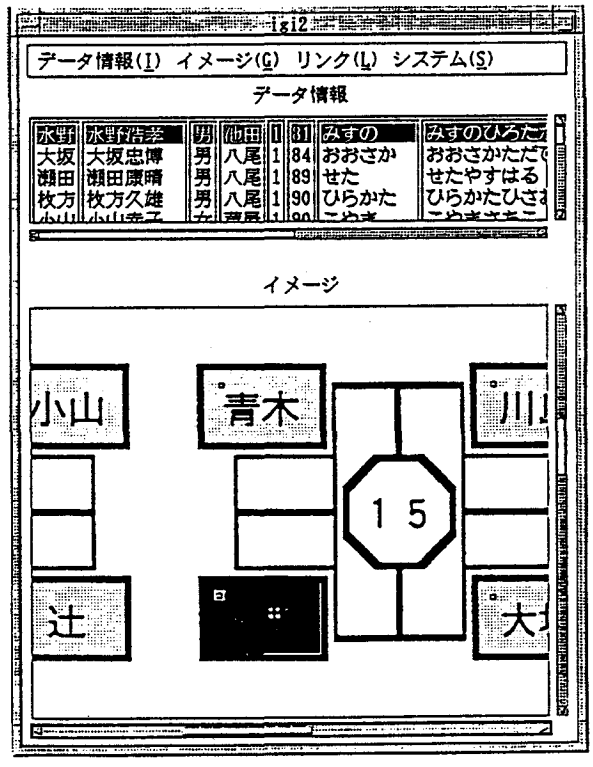


図 5.5　データ可視化の表示例 (2)

（従業員レコードの座席フィールドに基づいてレイアウトイメージ上に配置）

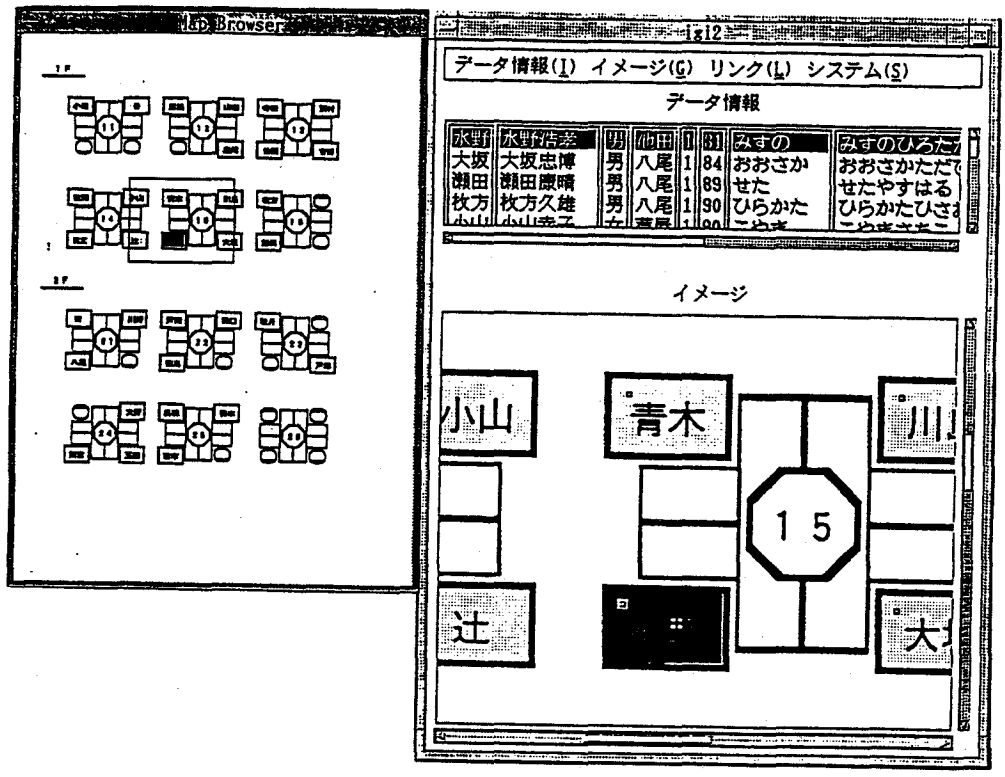


図 5.6　可視化イメージのズーミング表示例

（全体アウトラインと部分詳細を表示）

5.6　ダイナミックなフィルタリングと操作インタフェース

フィルタリング機能は条件を満たすレコードを探す機能であるが，見つかったレコードの加工方法別に以下のような機能を提案する。これらの機能により，フィルタリングの結果を様々な目的に利用できるようになる。

- 該当するレコードのみを表示

  条件を満たすレコードを抽出する

- 該当するレコードをハイライト表示／色を変更するなどして表示

  対象レコード全体の中でどのレコードが条件を満たしているかを理解容易にする

- 該当するレコードにマークを付ける

  ユーザがフィルタリング結果を以降の処理に利用できるように記憶しておく

- マーク付けされたレコードを抽出

  記憶しておいたレコードを再利用するために抽出する

ビジュアル検索インタフェースのフィルタリング機能の特徴機能のひとつとして，ここでは上記のようなバリエーションを持つフィルタリングをダイナミックに行う方式を提案する。ダイナミックなフィルタリングとは，図 5.7 に示す処理フローのように，数値のデータ項目についての検索条件中の値がユーザのスライダー（スケールバー）操作などによって変更される度に自動的にフィルタリングを起動するものである。フィルタリングでは対象レコードから変更後の検索条件を満たすレコードを探し出し，その結果を指定された表示方法に従って直ちに可視化イメージ上に反映させる。これにより，例えば，「宿泊料金が 1 万円程度のホテルを 10 件程度見つけたい」といった検索条件の値があいまいなレコード検索（絞り込み）を，試行錯誤をすばやく繰り返すことにより行える。また，そのと

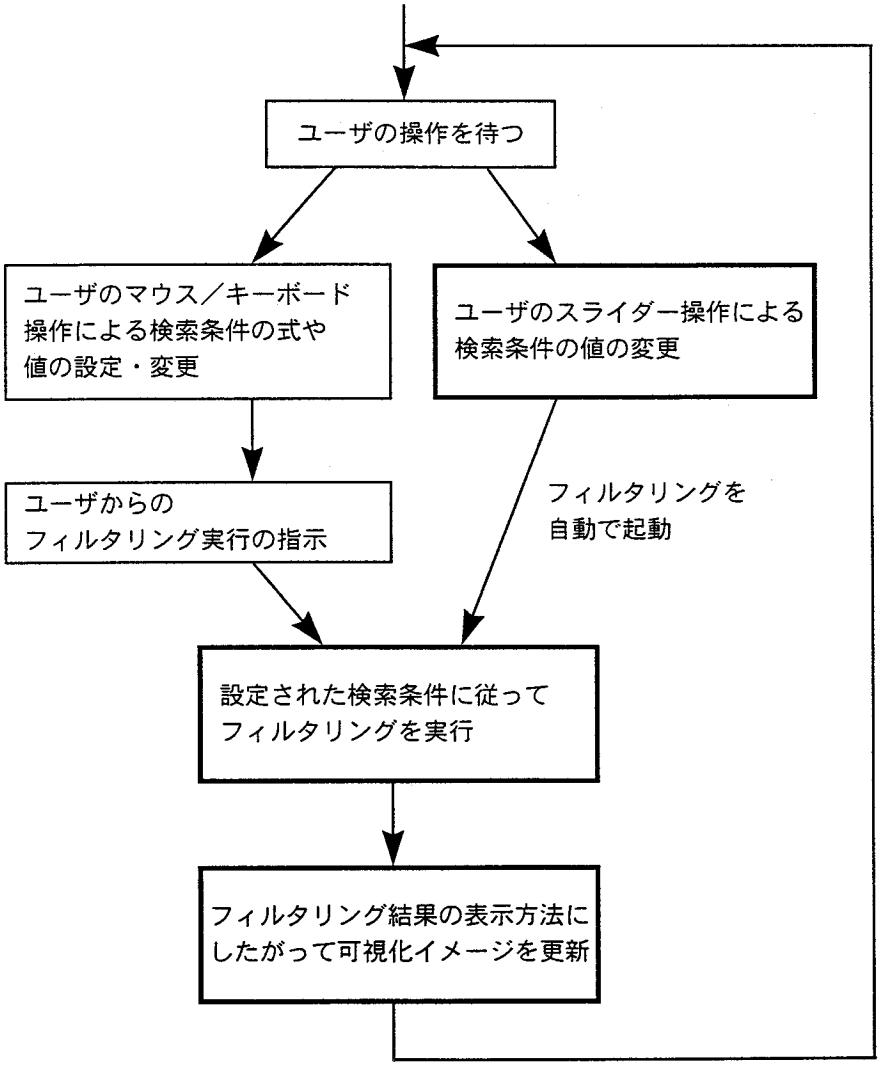


図 5.7　ダイナミックなフィルタリングの処理フロー

きのユーザの操作負荷が軽減できる[95]。

図 5.8 はダイナミックなフィルタリングの実行例である。この例は，性別にもとづきアイコン表示された従業員レコードから入社年度が若い男性を抽出したものである。ここではフィルタリングはダイナミックに実行することが可能である。入社年度の値入力用のスライダーがマウスでドラッグされて値が変更される毎に，フィルタリングが実行され，その結果が表示に反映される。この結果，図では 88 年以降入社の男性のアイコンだけが表示されている。条件を小刻みに変えながら試行錯誤的にレコードを探す作業の支援機能として，提案するダイナミックなフィルタリングは非常に有効である。

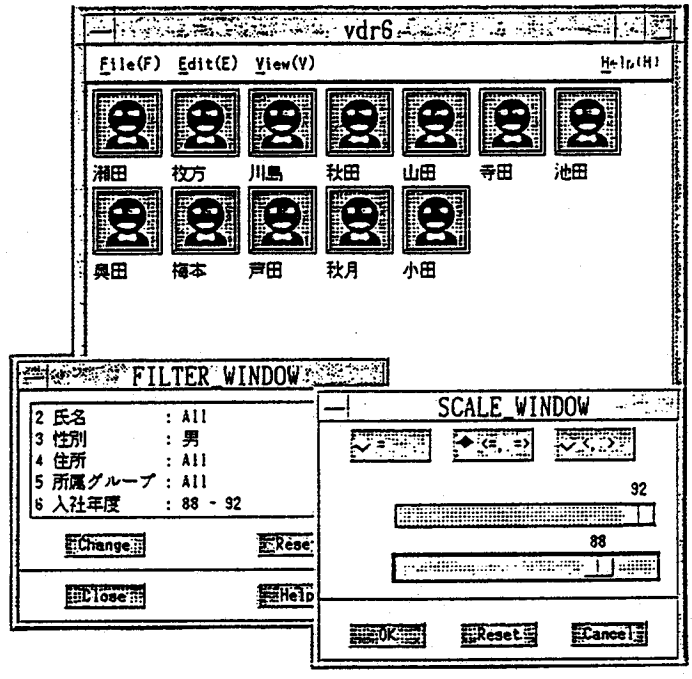


図 5.8　ダイナミックなフィルタリングを用いた
従業員レコードのフィルタリング結果の表示例

つぎに，イメージ上の位置に関連づけて配置されたレコードを検索するためのフィルタリング方式と操作インタフェースについて述べる。図 5.9 は地図イメージ上に配置した個人に関するレコードの内容を可視化する表示例である。配置されたレコードの中から特定の条件を満たすものを検索する場合には，従来ならばユーザが検索条件設定用の別ウィンドウ上で条件を設定し，検索実行を指示することが行われる。しかし，これでは検索結果の表示方法がたまたま地図イメージ上でのレコード表示になっているだけで，可視化方法

と検索指示方法との間に有機的なつながりが無い。これに対して，ここではフィルターシートという考え方を提案する。図 5.9 に示すように，フィルターシートとはイメージ上のある領域（図の例では矩形）に対して，検索条件を埋め込んだものである。定義されたフィルターシートを対象イメージの上に重ねることで，フィルターシートの領域内にあるレコードを対象として与えられた検索条件にもとづくフィルタリングが実行され，結果が地図イメージ上に表示される。図の例は，領域内で年齢が 70 歳以上の人を検索しているものである。また，図 5.10 の処理フローに示すように，マウス操作等によって領域が移動されたりサイズ変更される度に，フィルタリングは自動的に起動される。これにより，ユーザは検索の指示自体を可視化されたイメージに閉じた世界で行うことが可能になる。

さらに，この考え方の自然な拡張として，複数枚のフィルターシートの利用を考えることができる。例えば，図 5.11 に示すように，年齢が 70 歳以上の人を検索するためのフィルターシートと，男性を検索するためのフィルターシートを同時利用する場合には，ふたつのシートが重なっている領域内については，それぞれに埋め込まれた検索条件のアンド条件を満たすレコードのフィルタリングがダイナミックに行われる。これは，領域の重なりと検索条件の結合という非常に自然な対応関係を満たしており，この意味でユーザから見て使い勝手の良い検索インタフェースとなっていると言える。

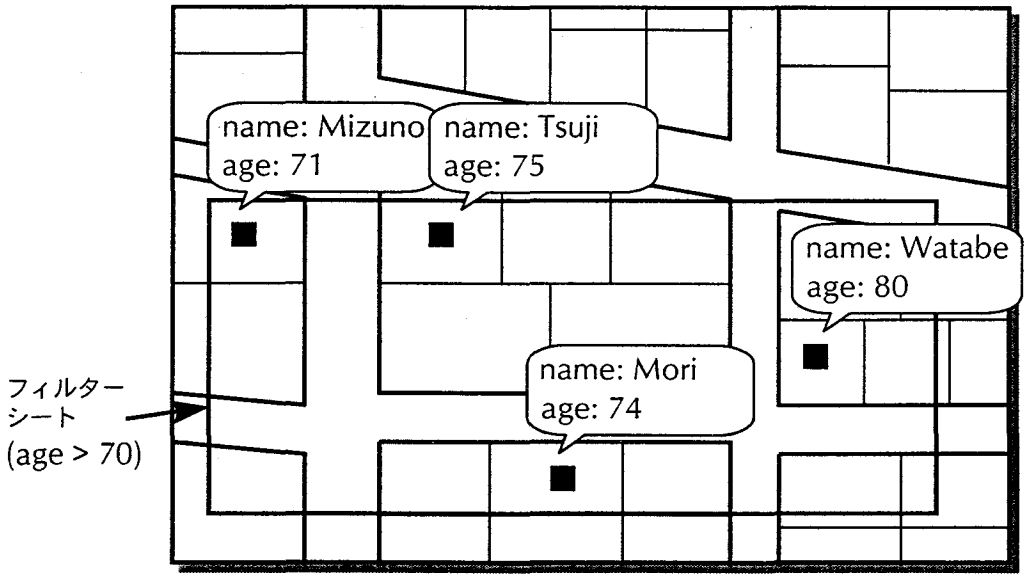


図 5.9　フィルターシートによる地図イメージ上に配置された住民レコードのダイナミックな検索（1 枚のフィルターシートを使用）

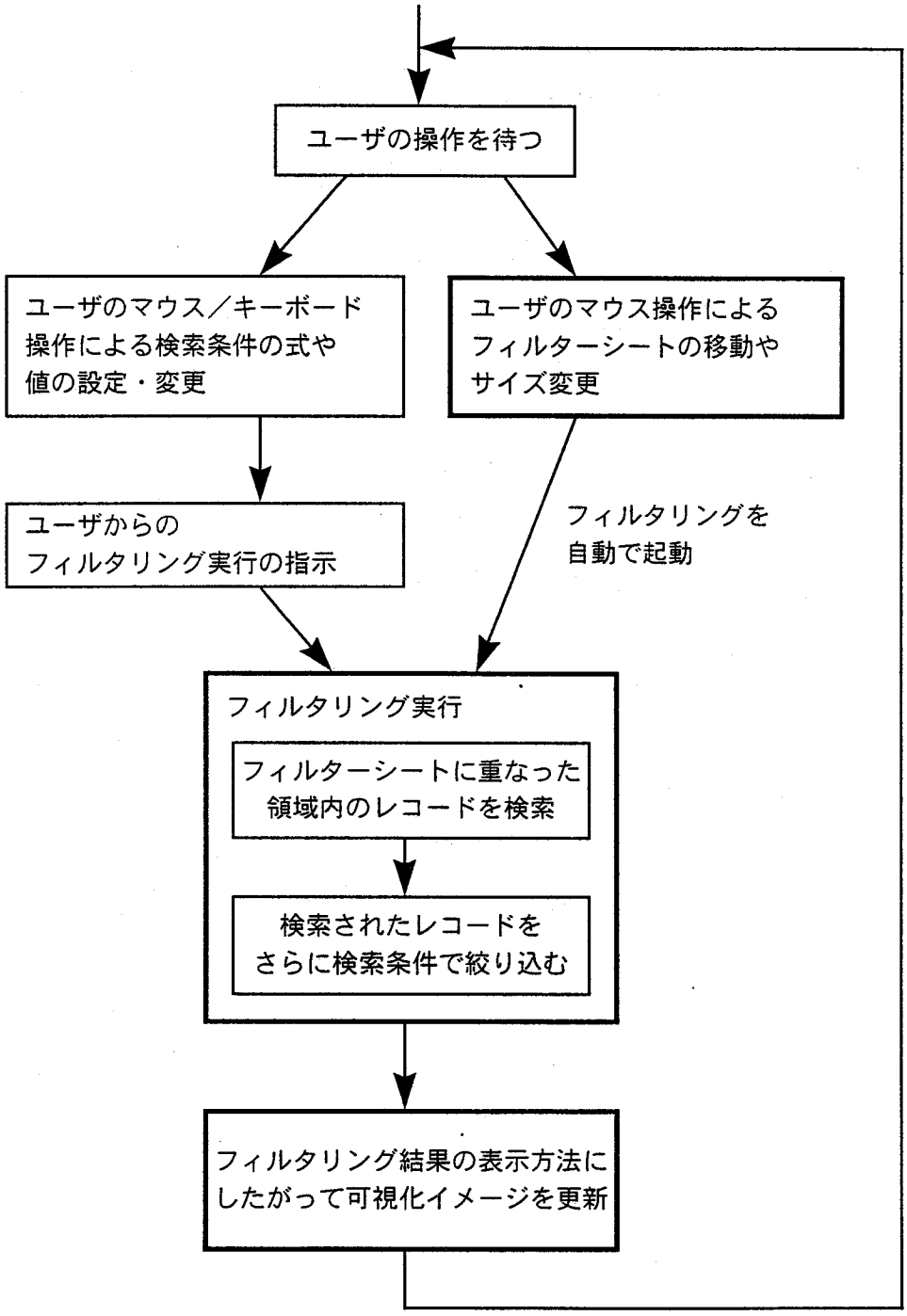


図 5.10　フィルターシートを用いたフィルタリングの処理フロー

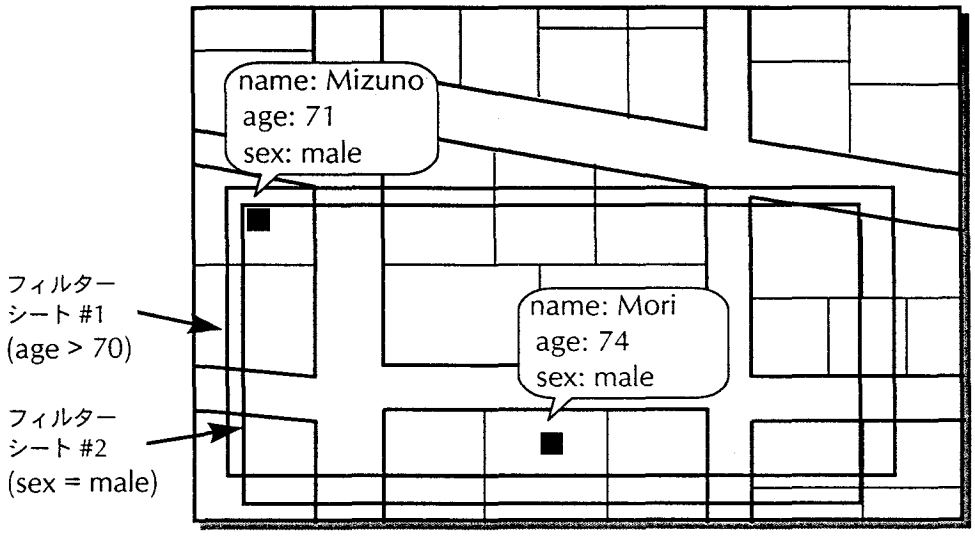


図 5.11　フィルターシートによる地図イメージ上に配置された住民レコードのダイナミックな検索（複数枚のフィルターシートを使用）

5.7　まとめ

本章では，記号と数値が混在するパターン群からの特定パターン検索のプロセスを支援するための可視化方法と可視化されたイメージ上での条件検索方式について，データ検索用ビジュアル検索インタフェースを事例として検討した。RDB ではデータは表形式で格納されており，これに合わせて従来の検索インタフェースも表形式のデータを検索・操作するインタフェースとなっていた。このため，ユーザは検索対象データが表形式であることを常に念頭においてデータを検索・操作する必要があり，データの理解容易性と操作性の点から見て良い検索インタフェースになっていなかった。これに対して本研究では，ユーザに対象データが表形式であることを意識させずに効率良くデータ検索・操作を支援するためのビジュアル検索インタフェースの機能として，ユーザがデータを容易に理解するための様々の視点からのデータ可視化機能と様々な詳細度でデータを理解するためのイメージズーミング機能，可視化イメージ上に統合された環境として特定データを探す目的に利用可能なダイナミックなフィルタリング機能とその操作インタフェースを提案した。適用先として，まず，DB の知識を持たないエンドユーザを対象とする非定型業務支援のための検索インタフェースが考えられる。また，レイアウトイメージ上でのレコード検索の操作インタフェースについては，金融や流通分野の外務員を対象とするエリアマーケティングの支援手段としての応用が考えられる。その場合には携帯型情報端末の上に提案方式を

実現する必要がある。今後の課題には，データ可視化方法の改善と，データ件数が増加したときの提案方式の有効性・限界の評価がある。また，大量データを処理できる従来検索インタフェースと提案したビジュアル検索インタフェースとの有機的な連携のあり方について，操作性の一貫性の観点から考察する必要がある。

第6章　結論

6.1　本研究のまとめ

本論文では，パターンデータの分析を支援する対話型システムにおけるユーザ支援機能の高度化という問題に対して，パターン分析の高性能化とパターン可視化の高機能化を図る方式についての研究成果を述べた。

本論文では，これらの研究成果を以下の5章に分けて述べた。

第1章では，パターン分析支援用の対話型システムのユーザ支援機能として判断代行のためのパターン分析（分類，予測，照合）と判断支援のためのパターン可視化が重要であること，解決すべき課題，および研究の方針を述べることにより，本論文の目的と位置づけを明確にした。本研究では，分析ロジックや個別パターンの詳細などのミクロな観点と，分析モデルの振る舞いやパターン群全体の特性などのマクロな観点の双方を考慮して，パターン分析についてはユーザの持つ種々の先験的知識の利用により分析の高性能化を図ること，そしてパターン可視化についてはパターン全体の大局的特性と個別パターンの詳細の双方の理解を助ける可視化によって高機能化を図ることを述べた。

第2章では，先験的知識として専門家の分析ノウハウを利用することによりパターン分類性能を向上させるテンプレート照合方式について，価格チャート（Ｐ＆Ｆ）分析問題を具体例として述べた。分析ノウハウの記述方法としてルール形式などが提案されているが，分析対象がパターンの場合には表現能力が不十分であった。本研究では，Ｐ＆Ｆの特徴的パターン形状に関するノウハウを反映して一定範囲の変形を許すテンプレート記述方式と，本記述方式にもとづくチャートパターン照合方式を提案した。また，親子関係に着目したテンプレートへの信用度割り当て方法と，複数テンプレートが照合された時の総合的な売買信号の信用度決定方式を提案した。実データを用いた評価の結果，チャートから特徴的パターンを精度良く抽出できる見通しを得た。

第3章では，先験的知識として分類カテゴリーの重要度を利用することによりパターン分類性能を向上させるニューラルネットワークの学習方式について，株価テクニカル分析

問題を具体例に述べた。通常のバックプロパゲーション法による学習では，分類カテゴリー間で学習サンプル数のばらつきが大きい場合，最も学習サンプルが多い分類カテゴリーの正解率向上が優先され，他の分類カテゴリーの正解率が低下する問題があった。本方式では，各分類カテゴリーについて重要度に応じた倍率で学習サンプルを複製し，ニューラルネットワークに学習させることにより，重要度の高い分類カテゴリーの正解率を向上させる。複数の株価指標から株価の将来動向（天井，底，それ以外）を予測するテクニカル分析問題を事例に，本方式を実データに適用し，トータルの分類精度は従来方式と大差ないが重要度の高い分類カテゴリーについて分類精度を向上できることを確認した。

第4章では，先験的知識として数値予測モデルの入出力特性を利用することにより予測性能を向上させるニューラルネットワークの学習方式，およびユーザによるモデル作成時のデータ選別とモデル評価を支援する可視化方式について，広告効果予測問題を具体例に述べた。広告効果モデルの入出力特性には単調性や飽和性があることが知られているが，従来のバックプロパゲーション法による学習では上記特性を満たす予測モデルを作成することが困難である。本研究では，ニューラルネットワークが単調増加性を示す条件を明らかにし，この条件を満たすよう学習時にユニット間の重み修正に制約を加える学習方式を提案した。実データを用いた評価の結果，提案方式によって単調増加性を保ちながら従来方式より予測精度の高いモデルを作成できることを確認した。また，特に学習サンプル数が少ない場合に提案方式が有効であることを示した。モデル作成用のデータ選別支援のために，4媒体の広告出稿量と知名率のデータを3次元表示するデータ可視化方式を提案した。ユーザは任意の視点からの3次元表示を見ることにより，容易に特異データを発見・削除できる。学習途中や終了後のモデルを曲面として学習サンプルに重ねて3次元表示するモデル可視化方式を提案した。これによりユーザはモデルがデータをうまく説明しているか，あるいは過学習の状態かを直感的に判断できる。

第5章では，記号と数値が混在する大量パターン中からの特定パターン検索を支援する可視化方法と可視化イメージ上で条件検索を行う操作インタフェースについて述べた。DBを対象とする従来の検索インタフェースでは，データ表示が表形式に固定されているため直観的に理解するには不十分であり，また検索指示方法と検索結果表示形式との関連が弱いため操作性に問題がある。本研究では，ユーザのイメージに近い形式にデータを変換・表示する可視化機能と可視化イメージ上での操作によりデータ抽出を行うフィルタリング機能を提案し，これらの機能から成るビジュアル検索インタフェースの基本構成を述べた。

データ可視化について，多くの場合にデータは実在のものに対応していることに着目し，データの属性項目を内容，外見，位置，他との関係，という観点で整理し，それぞれの可視化方式を示した。またフィルタリングについて，ユーザの試行錯誤を支援する可視化イメージ上でのダイナミックなフィルタリング方式と操作インタフェースを提案した。

6.2 今後の研究課題

提案方式の適用範囲を広げるとともに，より実用的なものにするために，今後は以下の課題に取り組むことが必要と考える。

- パターン分析の性能向上のアプローチとして先験的知識の利用は重要な位置を占めるものと考える。本論文では，パターン分類問題における特徴的パターンの形状に関する分析ノウハウの記述方法についてひとつの方向性を示せたと考える。分類性能の一層の向上を図るためには，記述内容のチューニング方式を検討する必要がある。パターン形状の記述内容には数値だけでなく記号（大小関係など）も含まれているが，数値のチューニングにはニューラルネットワークを利用するアプローチが，記号のチューニングには記述内容を専門家が解釈容易な形式に変換して人間に判断させるユーザインタフェースの観点からのアプローチが考えられる。また，分類カテゴリーの重要度や入出力特性の利用についても定性的な方針を示すことができたと考えているが，知識を最大限に利用できたとは言えない。この点について定量的な分析・評価を含めて，方式の改善を図る必要がある。

- パターン可視化の高性能化のためのガイドラインとして，対象パターン空間全体の可視化と個別パターンの詳細の可視化，及びユーザが可視化イメージ上で対象パターンに対する検索や操作を行える操作インタフェースの提供という方針を提案したが，その具体化については広告効果モデル作成支援とデータ検索支援という限られた対象領域について検討したにとどまっている。具体化された可視化機能についての定性的／定量的な評価とともに，他の対象領域を含めてパターンの性質とユーザの目標というふたつの観点から有用な可視化の条件をさらに考察する必要がある。

謝辞

本研究の全過程を通じて，終始懇切なるご指導とご鞭撻と格別のご配慮を賜った大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻 薦田憲久 教授に心から感謝申し上げる。

本研究をまとめるにあたり，貴重なお時間を割いて頂き，丁寧なるご教示を賜った大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻 鈴木 胖 教授，西尾章治郎 教授に謹んで深謝申し上げる。

大学院博士後期課程において，情報システム工学全般に関して懇切なるご指導とご助言を賜った大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻 白川 功 教授，藤岡 弘 教授，村上孝三 教授に深く感謝申し上げる。

本研究は (株) 日立製作所 システム開発研究所において，所内外の多くの方々のご指導とご協力を得て実施したものがベースとなっている。システム開発研究所の歴代所長である堂免信義氏と春名公一博士，そして現所長の片岡雅憲氏，所長付の遠藤裕英氏には，本研究の機会を与えて頂いた。

同研究所 絹川博之博士，矢島敬士博士，小坂満隆博士，辻 洋博士，古村文伸氏（現 機電事業部）には，上司として本研究と本論文をまとめる動機付けと機会を与えて頂いたうえ，熱心なご指導と暖かい励ましを頂き，深く感謝申し上げる。特に，同研究所 関西システムラボラトリ長の矢島敬士博士には，著者が大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻博士後期課程に在学するうえで様々な便宜を図って頂き，心からお礼申し上げる。

第 2 章に関して，研究のヒントを頂いた 新日本証券(株) 浜岡泰介氏，山田 純氏に感謝申し上げる。また，研究の機会を与えて頂き，ご協力いただいた (株) 日立製作所 情報システム事業部 末光 哲氏にお礼申し上げる。

第 3 章に関して，有用なご助言を頂いた (株) 山一証券経済研究所 荒川清志氏に感謝申し上げる。また，研究の機会を与えて頂き，ご協力いただいた (株) 日立製作所 情報システム事業部 小林朋文氏（現 汎用コンピュータ事業部）にお礼申し上げる。

第 4 章に関して，有用なご助言を頂いた (株) 大広 瀬戸口 香氏をはじめ，同社マーケティング部門の皆様に厚くお礼申し上げる。また，研究の機会を与えて頂き，ご協力いた

だいた (株) 日立製作所 情報システム事業部 川田治男氏，影山孝明氏に感謝申し上げる。

第 5 章に関して，研究の機会を与えて頂き，有用なご助言を頂いた (株) 日立製作所 ソフトウェア開発本部 中川恵子氏に厚くお礼申し上げる。

システム開発研究所の先輩・同僚である，本間弘一博士（現 情報システム事業部），瀬戸洋一博士，前田 章氏，佐々木敏郎氏，染谷隆子氏，浜田成泰氏，斎 礼氏（現 企業間 EC 推進本部），谷口洋司氏，森本由起子氏，森 有一氏，奥田弘幸氏（現 情報機器事業部）をはじめ，多くの方々に様々なご協力とご援助を頂いた。特に，谷口洋司氏，森本由起子氏には，共同研究者として研究の一翼を担って頂いた。また，筆者が在籍する 同研究所 関西システムラボラトリの皆様には本論文をまとめるにあたり多大な不便を我慢して頂き感謝申し上げる。

また，筆者の所属している薦田研究室の皆様には本研究を行うにあたり様々な面でご配慮を頂いた。ここに記してお礼申し上げる。

最後に，暖かく励まし協力してくれた妻 宏子と息子たち 雄介・大輔に心から感謝する。

参考文献

[1] J. A. Larson: Interactive Software, Yourdon Press (1992)

[2] P. Johnson: Human Computer Interaction, McGraw-Hill (1992)

[3] L. Bass and J. Coutaz: Developing Software for the User Interface, Addison-Wesley (1991)

[4] N. S. Borenstein: Programming as if People Mattered, Princeton University Press (1991)

[5] 西田正吾, 佐伯 胖: ヒューマン・コンピュータ交流技術, オーム社 (1991)

[6] 佐伯 胖: インタフェースと認知工学, 情報処理, Vol. 30, No. 1, pp. 2–14 (1989)

[7] 佐伯 胖, 西田正吾: 認知科学の視点から見たヒューマンインタフェース, 電気学会誌, Vol. 109, No. 8, pp. 645–648 (1989)

[8] D. A. Norman and S. W. Draper (eds.): User Centered System Design, Lawrence Erlbaum Associates (1986)

[9] D. A. Norman: The Psychology of Everyday Things, Basic Books (1988)

[10] P. A. ハンコック, M. H. チグネル (認知科学研究会 訳): 知的インタフェイス, 海文堂 (1991)

[11] J. Rasmussen: Information Processing and Human–Machine Interaction, Elsevier Science Publishing (1986) (邦訳: 海保博之, 加藤隆, 赤井真喜, 田辺文也: インタフェースの認知工学, 啓学出版 (1990))

[12] 桑原: 流れのシミュレーションとその可視化, システム／制御／情報, Vol. 33, No. 5, pp. 236–244 (1989)

[13] 小出: 化学CADにおけるコンピュータグラフィックス, 情報処理, Vol. 29, No. 10, pp. 1182–1189 (1988)

[14] 木村一郎: 流れの可視化と画像計測, システム／制御／情報, Vol. 38, No. 1, pp. 28–33 (1994)

[15] R. A. Bolt: The Human Interface, Lifetime Learning Publication (1984) (邦訳: 鶴岡雄二: マンーマシン・インタフェース進化論, パーソナルメディア (1986))

[16] B. Shneiderman: Direct Manipulation: A Step Beyond Programming Languages, IEEE Computer, Vol. 16, No. 8, pp. 57–69 (1983)

[17] B. Shneiderman: Designing the User Interface – Strategies for Effective Human-Computer Interaction (Second Edition), Addison-Wesley (1992)

[18] A. Marcus: Graphic Design for Electronic Documents and User Interface, ACM Press, Addison-Wesley (1992)

[19] R. O. Duda and P. E. Hart: Pattern Classification and Scene Analysis, John Wiley & Sons (1973)

[20] R. C. Gonzalez and P. Wintz: Digital Image Processing, Addison-Wesley (1977)

[21] K. S. Fu (ed.): Digital Pattern Recognition, Springer-Verlag (1980)

[22] K. S. Fu: Syntactic Pattern Recognition and Applications, Prentice-Hall (1982)

[23] A. Rosenfeld and A. C. Kak: Digital Picture Processing, 2nd ed., Academic Press (1982)

[24] D. H. Ballard and C. M. Brown: Computer Vision, Prentice-Hall (1982)

[25] D. Marr: Vision, Freeman and Company (1982)

[26] M. Nagao and T. Matsuyama: A Structural Analysis of Complex Aerial Photographs, Plenum Press (1980)

[27] 長尾 真 編: 岩波講座 情報科学 21 ーパターン認識と図形処理ー, 岩波書店 (1983)

[28] 大津展之: 判別および最小 2 乗規準に基づく自動しきい値選定法, 電子通信学会論文誌 D, Vol. J63-D, No. 4, pp. 349–356 (1980)

[29] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams: Learning Internal Representation by Error Propagation, Parallel Distributed Processing (D. E. Rumelhart et al. eds.), Vol. 1, pp. 318–362, MIT Press (1986)

[30] D. E. Rumelhart: Learning Representation by Back-Propagating Errors, Nature, Vol. 323, pp. 533–536 (1986)

[31] 藤本潤一郎: ファジィ理論を用いた音声認識, 情報処理, Vol. 30, No. 8, pp. 957–962 (1989)

[32] 特集「ファジィ理論と情報処理」, 情報処理, Vol. 34, No. 1 (1993)

[33] 廣田 薫: ファジィ情報処理応用の現状と展望, 情報処理, Vol. 30, No. 8, pp. 913–919 (1989)

[34] 金子文司, 菅野道夫: ファジィ推論を利用した証券投資エキスパートシステム, 情報処理, Vol. 30, No. 8, pp. 963–969 (1989)

[35] 李 彦, 鈴木 胖: 大規模地域統計データベースのための分析型ファジィ検索システム, 電気学会論文誌C, Vol. 115, No. 6, pp. 845–853 (1995)

[36] 西谷卓史: 時系列データの記号化によるプロセス状態変化検出方式, 計測自動制御学会論文集, Vol. 29, No. 9, pp. 1114–1123 (1993)

[37] 山下善之, 鈴木 保, 鈴木 睦: 化学プラントのトレンドデータからの知識抽出に関する一考察, 計測自動制御学会 システム／情報合同シンポジウム'97 予稿集, pp. 99–102 (1997)

[38] 舟久保 登: パターン認識, 共立出版 (1991)

[39] 鳥脇純一郎: 認識工学ーパターン認識とその応用ー, コロナ社 (1993)

[40] H. Sakoe and S. Chiba: Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition, IEEE Trans. on Acoustics, Speech & Signal Processing, Vol. ASSP-26, No. 1, pp. 43–49 (1978)

[41] 大田友一, 山田博三: 動的計画法によるパターンマッチング, 情報処理, Vol. 30, No. 9, pp. 1059–1065 (1989)

[42] P. D. Wasserman: Neural Computing: Theory and Practice, Van Nostrand Reinhold (1989)

[43] M. M. Nelson and W. T. Illingworth: A Practical Guide to Neural Nets, Addison-Wesley (1991)

[44] 坂和正敏, 田中雅博: ニューロコンピューティング入門, 森北出版 (1997)

[45] 特集「ニューラルネット」, 計測と制御, Vol. 30, No. 4 (1991)

[46] 清水健二: ニューラルネットワークの能動学習, 情報処理, Vol. 38, No. 7, pp. 569–574 (1997)

[47] W. Benard, E. R. David, and A. L. Michael: Neural Networks: Applications in Industry, Business and Science, Communications of the ACM, Vol. 37, No. 3 , pp. 313–333 (1994)

[48] K. Funahashi: On the Approximate Realization of Continuous Mapping by Neural Networks, Neural Networks, Vol. 2, pp. 183–192 (1989)

[49] T. Poggio: Learning, Regularization and Splines: Neural Networks, Vol. 1-S1, pp. 211–220 (1988)

[50] 喜多 一: 共役勾配法を用いた誤差逆伝搬学習について, 第34回システム制御情報学会研究発表講演会論文集, pp. 129–130 (1990)

[51] 木ノ内誠, 萩原将文: 複素ニューロンによる時系列の学習, 電気学会論文誌 C, Vol. 116, No. 7 , pp. 748–754 (1996)

[52] 迫江博昭, 磯健一: ダイナミックニューラルネットワークの提案 ー神経回路網とDPマッチングに基づく新しい音声認識モデルー, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J71-D, No. 7, pp. 1341–1344 (1988)

[53] 小原和博, 中村行宏: バックプロパゲーション・ニューラルネットへの学習セットの選択的提示法, 電気学会論文誌 C, Vol. 117, No. 9, pp. 1281–1290 (1997)

[54] 山田浩太郎, ナレート ペッチャラニン, 田口 亮, 飯島伸一, 曽禰元隆: 跳躍アルゴリズムによる誤差逆伝播学習則の停滞回避, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J79-D-II, No. 2, pp. 239–247 (1996)

[55] メラニー・ミッチェル著 (伊庭斉志 監訳): 遺伝的アルゴリズムの方法, 東京電機大学出版局 (1997)

[56] 上田智之, 高橋 潔, 森 真作: 山田浩太郎: ファジィ推論を用いたニューラルネットワークの構造決定法ー不要な結合重みと中間素子の削除ー, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J78-D-II, No. 10, pp. 1479–1490 (1995)

[57] 岡本博: ケイ線の見方, 日経文庫 No. 193, 日本経済新聞社 (1983)

[58] T. Kohonen: Self-Organization and Associative Memory (Second Edition), Springer-Verlag (1988)

[59] 加藤俊一, 栗太多喜夫: 画像の内容検索 – 電子図書館への応用 –, 情報処理, Vol. 33, No. 5, pp. 466–477 (1992)

[60] 津原 進: ファジィ・ルールを用いた関係データベースの構造図表示, 電気学会論文誌 C, Vol. 116, No. 4, pp. 432–441 (1996)

[61] 水野浩孝, 小坂満隆: 証券トレーディングにおけるパターン分類に基づく価格チャート分析方式, 第 5 回ヒューマンインタフェース・シンポジウム, pp. 159–162, 計測自動制御学会 (1989)

[62] 水野浩孝, 小坂満隆, 矢島敬士: パターン照合によるポイント・アンド・フィギュア・チャート分析の支援方式, 電気学会論文誌 C, Vol. 118, No. 2 (1998) (掲載決定)

[63] H. Mizuno, M. Kosaka, H. Yajima, and N. Komoda: A Method of Supporting Price Chart Analysis using Flexible Template Matching, in Proc. of the 8th IFAC/IFORS/IMACS/IFIP/ Symposium on Large Scale Systems (LSS '98) (1998) (掲載決定)

[64] M. J. Pring: Technical Analysis Explained, McGraw-Hill (1985)

[65] 日本経済新聞社編: 株価の見方, 日経文庫 No. 44, 日本経済新聞社 (1986)

[66] 岡三経済研究所: 実戦・株式チャート入門, ダイヤモンド社 (1983)

[67] T. Kimoto, K. Asakawa, M. Yoda, and M. Takeoka: Stock Market Prediction System with Modular Neural Networks, in Proc. of the 1990 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN '90), pp. 1/1–1/6 (1990)

[68] K. Kamojo, and T. Tanigawa: Stock Price Pattern Recognition – A Recurrent Neural Network Approach, in Proc. of the 1990 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN '90), pp. 1/215–1/221 (1990)

[69] 浜田成泰, 染谷隆子, 小坂満隆: 証券価格のチャート分析へのファジィ論理の応用, 日本ファジィ学会誌, Vol. 3, No. 2, pp. 208–209 (1991)

[70] M. Kosaka, H. Mizuno, T. Sasaki, R. Someya, and N. Hamada: Applications of Fuzzy Logic/Neural Network to Securities Trading Decision Support System, in Proc. of the 1991 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC '91), pp. 1913–1918 (1991)

[71] H. Mizuno, M. Kosaka, and H. Yajima: Stock Market Prediction System based on Technical

Analysis of Stock Index using Neural Network, in Proc. of the 15th IMACS World Congress on Scientific Computation, Modelling and Applied Mathematics (IMACS '97), pp. 4/49–4/54 (1997)

[72] H. Mizuno, M. Kosaka, H. Yajima, N. Komoda: Application of Neural Network to Technical Analysis of Stock Market Prediction, Studies in Informatics and Control, Vol. 7, No. 2 (1998) (掲載決定)

[73] 小原和博, 福原美三, 中村行宏: イベント学習知識と選択強調学習を用いたニューラル多変量予測, 電気学会論文誌 C, Vol. 116, No. 7 , pp. 802–808 (1996)

[74] 田中 豊, 脇本和昌: 多変量統計解析法, 現代数学社 (1983)

[75] 谷口洋司, 古賀明彦, 大場雅博, 広瀬正: 制約付きニューロ学習方式と意思決定支援システムへの適用, 第 36 回システム制御情報学会研究発表講演会, pp. 267–268, システム制御情報学会 (1992)

[76] 谷口洋司, 矢島敬士: データベース・マーケティングのためのニューラルネットワーク学習方式の検討, 情報処理学会第 50 回全国大会, pp. 2/235–2/236, 情報処理学会 (1995)

[77] 谷口洋司, 水野浩孝, 矢島敬士: 広告効果予測のための制約付きニューラルネットワーク学習方式, 平成 8 年電気学会 電子・情報・システム部門大会, pp. 515–520, 電気学会 (1996)

[78] 谷口洋司, 水野浩孝, 矢島敬士: 広告効果予測のための制約付きニューラルネットワーク学習方式, 電気学会論文誌 C, Vol. 117, No. 5, pp. 625–630 (1997)

[79] 水野浩孝, 谷口洋司, 矢島敬士, 薦田憲久: 広告業向け意思決定支援のための広告効果モデル構築環境, 第 41 回システム制御情報学会研究発表講演会, pp. 357–358, システム制御情報学会 (1997)

[80] Y. Taniguchi, H. Mizuno, and H. Yajima: Visual Decision Support System, in Proc. of the 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC '97), pp. 554–558 (1997)

[81] 西尾チヅル: ニューラルネットワークによるマーケティングモデル, オペレーションズリサーチ, Vol. 39, No. 4, pp. 203–208 (1994)

[82] 青木幸弘: リサーチ革命における消費者行動研究の課題, マーケティングジャーナル, Vol. 43, pp. 47–54 (1992)

[83] 水野浩孝, 青木由起子, 辻 洋: データ可視化技法を用いた情報検索方式の提案, 第 9 回ヒューマンインタフェース・シンポジウム, pp. 79–82, 計測自動制御学会 (1993)

[84] 水野浩孝, 森 有一, 奥田弘幸, 辻 洋: データ可視化技法を用いたデータベース検索, インフォテック'94, pp. 147–154, 兵庫県／神戸市／(財) 関西情報センター (1994)

[85] H. Mizuno, Y. Mori, Y. Taniguchi, and H. Tsuji: Data Queries using Data Visualization Techniques, in Proc. of the 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC '97), pp. 2392–2396 (1997)

[86] H. Mizuno, Y. Taniguchi, H. Tsuji, H. Yajima, and N. Komoda: Data Queries using Data Visualization Techniques, Studies in Informatics and Control, Vol. 7, No. 2 (1998) (掲載決定)

[87] D. D. Chamberlin, M. M. Astrahan, K. P. Eswaran, P. P. Griffiths, R. A. Lorie, J. W. Mehl, P. Reisner, and B. W. Wade: SEQUEL 2: Unified Approach to Data Definition, Manipulation, Control, IBM Journal of Research and Development, Vol. 20, No. 6, pp. 560–575 (1976)

[88] M. M. Zloof: Query–By–Example, in Proc. of the 1975 National Computer Conference, pp. 431–438 (1975)

[89] N. C. Shu: Visual Programming, Van Nostrand Reinhold (1988)

[90] D. C. Smith, C. Irby, R. Kimball, B. Verplank, and E. Harslem: Designing the Star User Interface, Byte, Apr., pp. 242–282 (1982)

[91] R. Baecker, I. Small, and R. Mander: Bringing Icons to Life, in Proc. of the ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '91), pp. 1–6 (1991)

[92] S. K. Card, G. G. Robertson, and J. D. Mackinlay: The Information Visualizer, An Information Workspace, in Proc. of the ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '91), pp. 181–188 (1991)

[93] J. D. Mackinlay, G. G. Robertson, and S. K. Card: The Perspective Wall: Detail and Context Smoothly Integrated, in Proc. of the ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '91), pp. 173–179 (1991)

[94] G. G. Robertson, J. D. Mackinlay, and S. K. Card: Cone Tree: Animated 3D Visualizations of Hierarchical Information, in Proc. of the ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '91), pp. 189–194 (1991)

[95] C. Ahlberg, C. Williamson, and B. Shneiderman: Dynamic Queries for Information Exploration: An Implementation and Evaluation, in Proc. of the ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '92), pp. 619–626 (1992)