

# AI 技術の将来展望

## Future of AI Technology

小林 重 信\*

Shigenobu Kobayashi

### 1. はじめに

エキスパートシステムの研究開発が産業界のあらゆる分野で展開されている。現時点において、実用化に至ったエキスパートシステムの数、米国で約1,500、日本で約500、西欧で約250と推定される。

エキスパートシステムの研究開発は、初期の頃は診断分野を中心に進められたが、現在では計画設計分野への応用が増えつつある。診断分野では、技術的な蓄積も多く、構築方法論が確立されつつあるものの、真の実用化は以外と難しいのに対し、計画設計分野では、試行錯誤的に開発が進められているものの、実用化は以外と易しいとの認識が広まりつつある。

診断問題では、システムの高信頼性が重要視され、経済性との間にトレードオフが成立し難いのに対し、計画設計問題では、最適性は余り要求されず、経済性との間にトレードオフが成立し易い。このような違いが実用化への移行の明暗を左右しているとみられる。

エキスパートシステムを構築するためのAIツールの市場も成熟しつつあり、競争力をもたせるために、特定の応用に絞った専用ツール、ユーザインタフェースを重視したエンドユーザ向けツール、プログラミング環境を重視したAI専門家向けツールなど多様化の道を指向しつつある。

エキスパートシステムの性能は、知識ベースの質と量に依存する。特に、領域専門家からの知識獲得を円滑に行うには、知識技術者の存在が不可欠である。知識技術者はインタビューやプロトコル解析によって知識の獲得に努力する。知識技術者は、システム分析技法、インタビュー技法、専門領域の背景知識などを身につけている必要がある。

知識技術者の泥臭い作業を支援したり、あるいは知

識技術者を介さず、領域専門家が、直接、知識ベースを構築することを意図して、知識獲得支援ツールが開発されるようになってきた。現状では、分類、診断領域において、問題に固有の類型的タスクに基づくインタビュー戦略を組み込んだツールが生れつつあるが、計画設計領域では、まずもって類型的タスクの抽出が研究課題であり、ツール開発は進んでいない。

計画設計領域の一般的な特徴として、専門家自身が問題解決に必要な知識を完全にもっているとは限らず、専門家による作業には発見的ないしは探索的な側面があることに注意する必要がある。したがって、専門家を代行させるには、システムに学習機能を付与する必要があり、AI技術の大きな挑戦テーマである。

知識処理よりもっと低次の情報処理機能として、技能処理や認知処理がある。技能処理では、入力パラメータを柔軟に解釈し、出力パラメータを円滑に決定することが要請される。ファジィ推論は技能処理に適した枠組みを有し、制御分野を中心に約200の実用化例が報告されている。

認知処理では、パターン情報（画像や音声など）を理解し、物理的な解釈を与えることが要請される。認知処理に適した枠組みとして、ニューラルネットによる情報処理があり、現在、その応用の可能性がもっとも期待されている技術である。

本稿では、まず、エキスパートシステムを開発するうえでの基盤となるAI技術およびシステム構築方法論を論じる。つぎに、問題領域ごとに、システム化するうえでの接近法を論じる。最後に、将来のAI技術としてその発展が期待されている学習研究を展望する。

### 2. AI技術の現状と課題

#### 2.1 AI基盤技術

エキスパートシステムの基本的枠組みは、ルールやフレームによって表現された知識ベースおよび演繹的推論を基本とする推論機構からなる。この枠組みの下

\* 東京工業大学大学院総合理工学研究科システム科学専攻  
助教  
〒227 横浜市緑区長津田4259

表1 AI基盤技術

問題の所在	基盤技術	代表的な方法	技術的検討課題
不確実性問題 知識の不確かさ 複数根拠の統合	不確実性推論 Inexact Reasoning	MYCINの方法 Dempsterの方法 ファジィ推論	確実度の計測 パラメータのチューニング 統合化の問題
不完全性問題 例外の取扱い 欠落知識の補完	デフォルト推論 Default Reasoning	閉世界仮説 サーカムスクリプション フレームの性質継承	フレーム問題 矛盾の生起の管理 多重継承の問題
信念維持問題 競合知識の取扱い 依存関係の維持	仮説推論 Hypothetical Reasoning	TMS ATMS 拡張ATMS	組合せ的爆発 優先探索の導入 知的制御の必要性
分散協調問題 多エージェントの利用 制御飽和の緩和	分散協調推論 Cooperative Reasoning	黒板モデル 契約ネットモデル アクターモデル	一貫性の維持 通信の局所化 制御の柔軟性
定性化問題 動的挙動の予測 大局的な理解	定性推論 Qualitative Reasoning	3値モデル 区間モデル オーダーモデル	組合せ的爆発 階層性の導入 定量的知識の補完
事例利用問題 事例の有効利用 検索負荷の軽減	事例ベース推論 Case Based Reasoning	Indexingモデル 検索手法 類推	事例の特徴づけ 最適事例の検索 修正と修復
階層的決定問題 組合せ的爆発の回避 問題の分解と統合	問題解決戦略 Problem Solving Strategies	階層的生成検査法 トップダウン精密化 拘束最小化	上位階層での評価 実行可能性の確保 最適性の保証

では、知識ベースおよび推論制御が完全であることが要請される。システムの規模が大きくなると、知識獲得の負荷が重くなり（知識獲得負荷問題）、また推論の制御が困難になること（推論制御飽和问题）が指摘されている。これらの問題を緩和するための基盤技術として、高次推論がある。

高次推論とは、演繹的推論を補完して、より柔軟で頑健な推論結果をもたらす推論のクラスを総称するものであり、不確実性推論、デフォルト推論、仮説推論、分散協調推論、定性推論、事例ベース推論および問題解決戦略などが含まれる。表1に、これらの技術の要約を示す。以下に、各推論の技術的課題を論じる。なお、詳細な議論は、参考文献<sup>3)</sup>を参照されたい。

#### (1) 不確実性推論

不確実性推論では、専門家から取得した確実度は初期値的な意味しかもたず、チューニングをしなければ実際には使えない。また、推論が多段に及ぶ場合、確実度のチューニングは、事実上、困難である。

#### (2) デフォルト推論

欠落している知識を補うメカニズムとしてのデフォルト推論は仮説生成の1つの方法であって、その正当性の根拠は、本来、弱いことに注意すべきである。

#### (3) 仮説推論

仮説空間を縦型探索するTMSや横型探索するATMSは、同じ原因に基づく過ちは回避するという意味で有用な方法だが、計画設計問題が直面する組合せ的爆発を本質的に解決するものではない。

#### (4) 分散協調推論

分散協調推論では、各エージェントが展開する局所的な問題解決が大局的な問題解決に一貫して貢献するために、プランナーの通信負荷を増大させることなく、一貫性を向上させることが、重要な課題である。

#### (5) 定性推論

定性推論が成功するのは、局所的相互作用が大局的挙動に直接反映されるときである。時定数の大きい要素がシステムの大局的な挙動に対して支配的な場合、状態を一意に確定できず、不確実性が增大する。

#### (6) 事例ベース推論

事例ベース推論では知識ではなく、事例（過去の成功および失敗の経験）を陽に利用して、問題解決を図ることを目的としており、類推がこれに関係する。事例の特徴づけ、事例の修正と修復が重要である。

#### (7) 問題解決戦略

計画設計問題では、探索における組合せの爆発を抑えるために、階層的決定問題として定式化する方法がよく取られるが、最適解や実行可能解を逃さず、広大な探索空間を効率よく探索することが要請される。

### 2.2 システム構築方法論

エキスパートシステム開発の手順は、大きくは、システムアナリシス、プロトタイプングアナリシス、知識プログラミングおよびシステム管理に分けられる。

#### (1) システムアナリシス

##### ① 問題の設定

開発の条件チェック、問題を切り出すこと

##### ② 技術評価

AI技術導入の妥当性、必要性を明確にすること

##### ③ 知識源の同定

知識の形態、信頼性、利用可能性を評価すること

#### (2) プロトタイプングアナリシス

##### ① 専門家モデルの同定

プロトタイプ開発を通じて、専門範囲、問題解決戦略、知識の種類と推論方法を明らかにすること

##### ② ユーザモデルの同定

プロトタイプ開発を通じて、ユーザの要求仕様やユーザインタフェースを明らかにすること

#### (3) 知識プログラミング

##### ① 知識表現の選択

問題解決にとって最適な知識の表現および知識の利用の枠組みを選択すること

##### ② 知識の移植

各種知識源に存在する知識を抽出し、変換して、知識ベースに移すこと

#### (4) システム管理

##### ① 知識ベース管理

知識ベースの完全性や無矛盾性が確保されるように、知識ベースを管理すること

##### ② 性能の評価

システムの挙動や性能を評価すること

従来のソフトウェアづくりでは、初めに厳密な要求

仕様書が与えられて、これを実現するようなシステム開発の手順が取られたのに対し、エキスパートシステムの開発では初めに明確な要求仕様書なるものは一般に与えられないのが普通である。

したがって、知識システムの開発過程は総じて段階的、発展的であることを特徴としており、そのために、プロトタイプングアナリシスによる専門家モデルおよびユーザモデルの同定は極めて重要な役割を占める。なお、詳細な議論は、参考文献<sup>1)</sup>を参照されたい。

### 3. AI技術の分野別応用

エンジニアリング分野の問題は、解析型問題と合成型問題に大別され、さらに解析型問題は、解釈問題、診断問題、制御問題に分けられ、合成型問題は、計画問題と設計問題に分けられる。表2に、各問題領域の特徴、基本タスクおよび問題解決機能の要約を示す。以下、AI技術の分野別応用を論じる。なお、詳細な議論は、参考文献<sup>2)</sup>を参照されたい。

#### 3.1 解釈問題への接近法

解釈問題におけるノイズや誤りに対処するためには、異なった視点をもつ複数の知識源を用意して、それらが互いに情報交換しながら、全体として整合性のある解釈へと収束させるようなメカニズムをもった分散協調推論の枠組み（黒板モデルや契約ネットモデルなど）が有用である。

#### 3.2 診断問題への接近法

システム構造の知識に依存する診断（深いモデルに基づく診断）は、完全であっても、非効率となりがちで、一方、経験的知識に依存する診断（浅いモデルに基づく診断）は、効率的であっても、不完全になりがちである。対話性と信頼性の観点のもとに、両者のバランスを図ることが必要である。

#### 3.3 制御問題への接近法

システムの状態が過去の履歴に著しく依存し、適切な制御指令を決定するうえで、多段の推論を必要とする場合には、ファジー制御的接近は困難になる。通常の知識システム制御に頼らざるを得ない。制御システムでは一般に厳しい実時間性が要求されるために、知識を与えたままの形式で保持するのではなく、コンパイルすることが不可欠であり、また適応性をもたせるには知識の再組織化の技術が要請される。

#### 3.4 計画問題への接近法

計画問題は、基本的には組み合わせ問題であるところに難しさがある。組合せ的爆発の問題を回避するた

表2 個別問題領域の特徴、基本タスク、問題解決機能

		特 徴	基 本 タ ス ク	問 題 解 決 機 能
解 析 問 題	解 釈 問 題	1. 時空間データの高次相関 2. 雑音の混入 3. 誤りの在存 4. 必要なデータの欠落 5. 信号処理技術との接続 6. 対象に関するモデルの利用 7. 感覚データの取扱い	1. 特徴の抽出 2. モデルとの不完全な照合 3. システム構造の同定 4. システム状態の推定 5. あいまいさの処理 6. 不完全性の処理 7. 解釈の多様性	1. 分類階層によるクラス分け 2. モデル検索機能 3. 部分構造の評価機能 4. 階層的生成検査法 5. 不確実性推論 6. 仮説推論 7. 協調型推論
	診 断 問 題	1. 設計レベルの知識の利用 2. 経験的知識の利用 3. 経験的知識の不確実性 4. 操業データの利用 5. 計測のための時間とコスト 6. 知識の抽象化の必要性 7. 対話的診断の推論制御	1. 異常事象の分類階層的表現 2. システム構造の階層的表現 3. 解釈問題のタスクを内包 4. 計測点の選択的決定 5. 異常原因の同定 6. 浅いモデルによる効率性 7. 深いモデルによる完全性	1. 事象駆動型推論 2. 目標駆動型推論 3. 不確実性推論 4. 仮説推論 5. 協調型推論 6. 効率性と完全性の調和 7. 費用/効果分析
	制 御 問 題	1. 時間遅れによる履歴依存性 2. 非線形性による局所性 3. 安定化の応答性 4. 制御精度の実現 5. 実プロセスとの接続 6. 実時間性と信頼性の確保 7. 離散系における解析問題	1. システム構造の表現 2. システム動特性の表現 3. 診断問題のタスクを内包 4. モデルによる状態の予測 5. 安定化操作の優先的実行 6. 安定操業下での省エネ化 7. オペレータガイダンス	1. 状態の診断機能 2. シミュレータによる予測 3. 定性推論による予測 4. 制御則の多目的評価 5. アクションガイダンス 6. デッドロックの解析 7. インターロックの回避
合 成 型 問 題	計 画 問 題	1. 探索空間が非常に広い 2. 評価属性が多様である 3. 環境予測が不確実である 4. 部分計画間の相互作用 5. 既存計画の再利用 6. 費用と便益のトレードオフ 7. 対話型計画作成支援の要求	1. 計画過程の階層化 2. 組合せ的探索 3. 制約条件の相互作用 4. 環境の予測 5. 上位レベルへの知的後戻り 6. 計画事例の検索と利用 7. 計画評価の多様性	1. トップダウン精密化戦略 2. 拘束最小化戦略 3. 網羅的探索機能 4. 仮説推論による知的探索 5. 類推による計画事例の利用 6. 計画の多目的評価 7. リスク下での意思決定
	設 計 問 題	1. システム構造の解空間が大 2. 解析による合成が基本的 3. 構成要素の最適化の必要性 4. 検証の完全性 5. 検証の効率性 6. 設計段階に応じた支援形態 7. 対話型設計支援の要求	1. 構成要素とその関連の表現 2. 設計問題の階層的表現 3. 代替案の自動生成 4. 部分システムの評価 5. 上位レベルへの知的後戻り 6. 設計事例の検索と利用 7. 並列的問題解決	1. トップダウン精密化戦略 2. 拘束最小化戦略 3. 最適化機能 4. 検証機能 5. 仮説推論による知的探索 6. 類推による設計事例の利用 7. 協調型推論

めに、計画過程を階層化することが要請される。計画の各階層では、組み合わせ的探索問題を解くことが要請される。部分計画間の整合性を保つために、制約条件の伝播を管理する必要がある。上位レベルへの盲目的後戻りではなく、知的な後戻りを行なう必要がある。事例に基づく推論は1つの有望な接近法である。

### 3.5 設計問題への接近法

設計問題では、問題解決の基本制御ループの設計が重要であり、問題の分解統合や抽象化が必要である。目的関数および制約条件に対する要求仕様の厳しさの違いによって、接近法は異なる。制約条件が緩く、実

行可能領域が広く、しかも目的関数に対する最適性がそれ程要求されない場合、トップダウン精密化でも十分通用する。しかし制約条件が厳しく、実行可能解を見出すことが非常に難しい場合、最小拘束化のような堅実な接近法を採用せざるを得ない。

## 4. 次世代AI技術：知識獲得と学習

知識獲得がエキスパートシステム開発におけるボトルネックとなっているが、知識獲得問題を「領域専門家が経験によって獲得した知識を抽出し、これを知識ベースに移植すること」とする枠組みには限界がある

ことは、多くの識者から指摘されている。

そのような認識に従えば、知識獲得問題を「システムに学習機能を付与することにより、システム自身が問題解決の経験を通じて知識を獲得し、知識を洗練化していくこと」とする新しい枠組みの設定が要請される。知識獲得問題への新しい接近法として、機械学習 (Machine Learning) の研究動向は注目に値する。

本節では、まず、学習研究の概観を与える。つぎに、演繹的学習の中で最近注目されている説明に基づく学習 (Explanation Based Learning) を紹介する。最後に、認知処理レベルでの学習に係わるニューラルネットを取り上げ、学習システムとしての問題点を論じる。

4.1 学習研究の概観

学習とは、「対象の理解や問題解決に必要な情報 (知識) を蓄積 (獲得) し、技能 (知能) を習熟 (洗練化) していく過程」と定義される。学習の前半の過程は知識獲得 (Knowledge Acquisition)、後半の過程は知識洗練化 (Knowledge Refinement) と呼ばれる。学習は、帰納的学習、演繹的学習および発見的学習の3つに分類される。これらは、それぞれ人間の問題解決過程に観察される帰納 (Induction)、演繹 (Deduction)、発想 (Abduction) に対応するも

のである。

研究の発展段階としては、帰納的学習に関する研究が先行したものの、その限界が認識され、現在は演繹的学習の研究、特に説明に基づく学習の研究が盛んである。最近では、演繹的学習と帰納的学習との統合化が関心を集めている。発見的学習については、類推に関する研究が事例に基づく推論との関連で注目されており、今後の成果が期待されている状況にある。

学習研究の現状は、これまで総じて基礎的段階に留っていたものの、最近では、基礎的かつ理論指向の研究者と工学的かつ応用指向の研究者の間の交流が活発化しており、学習工学と呼ばれる分野が、近い将来に形成されるような機運が盛り上がり、次世代のAI技術としての発展がもっとも期待されている。

表3に、学習研究の分類と内容を示す。

4.2 説明に基づく学習

帰納的学習では、一般に、多くの訓練事例を必要とし、さらに帰納的飛躍 (Inductive Leap) を起こすために強いバイアスを導入することを余儀なくされる。バイアスは探索すべき概念空間に制約を課すとともに、意味のある一般化を行なわせる効果をもつ、しかし一般化の正当性を保証する根拠としては弱いものである。帰納的学習の欠点を克服する試みとして、学習すべき

表3 学習研究の分類

学習の型	学 習 の 方 式
帰納的学習 (Inductive Learning)	① 例題からの学習 (Learning from Examples) 外界 (教師) から与えられた例題から概念を獲得する。{ 帰納的推論, 一般化, バージョン空間 } ② 観察からの学習 (Learning from Observation) 例題間の類似性や差異を観察して例題を分類する。{ クラスタリング, 決定木, 分類階層 } ③ コネクショニストによる学習 (Connectionist Learning) Neural Net の自己組織化によって①や②の学習を行なう。{ 逆伝播学習, 競合学習, 強化アルゴリズム }
演繹的学習 (Deductive Learning)	① 教示からの学習 (Learning from Instruction) 教師が与えた教示や助言に基づいて知識を獲得する。{ 助言による学習, モデル駆動型学習, 操作化 } ② 説明に基づく学習 (Explanation Based Learning) 領域理論, 目標および例題から操作的な知識を導出する。{ 目標指向的一般化, 操作化問題, 不完全性問題 } ③ 再定式化による学習 (Learning by Reformulation) 既存知識を再定式化, 再構成して問題解決の向上を図る。{ チャンキング, 知識コンパイル, キャッシング }
発見的学習 (Heuristic Learning)	① 観察による発見 (Discovery by Observation) 例題集合を観察することにより法則や原理を発見する。{ 規則性の探索, 科学法則の再発見, 理論形成 } ② 実験による発見 (Discovery by Experiment) 問題空間を探索して, 概念や概念間の関係を発見する。{ 動的実験計画, 領域知識・制御知識の実験による獲得 } ③ 類比による学習 (Learning by Analogy) 類比を利用して, 概念や問題解決の方法を獲得する。{ 類比の検出, 決定性規則, 事例ベース推論 }

目標概念に関する背景知識を積極的に利用してはどうかという考えが生れる。

説明に基づく学習 (Explanation Based Learning:以下, EBLと呼ぶ) はこのような考えに基づくきわめて新しい学習の方法である。ここでは, 知識洗練化手法としてのEBLの特徴や課題を考察する。さらに, EBLを拡張するいくつかの試みを紹介する。

EBLはつぎのような枠組みをもつ。

#### <Given>

- ① 目標概念 (Goal Concept)  
学習すべき概念の抽象的な記述
- ② 訓練事例 (Training Example)  
目標概念の具体例
- ③ 領域理論 (Domain Theory)  
訓練事例が目標概念の具体例であることを証明するための知識
- ④ 操作性規範 (Operational Criterion)  
学習によって得られる概念の有用性を判定する基準

#### <Determine>

操作性規範を満足する一般的な知識の生成

EBLにおける学習はつぎの2つのステップから構成される

##### 1) 説明 (Explanation)

訓練事例が目標概念の具体例であることを領域理論を用いて証明する。

証明木は説明構造と呼ばれる。

##### 2) 一般化 (Generalization)

説明構造に対し, 目標概念を逆向きに回帰することにより, 一般化の操作を施し, 操作性規範を満足する一般的なルールを抽出する。

理論的には, 領域理論だけが与えられれば, ルールを連鎖 (チャンキング) することにより, マクロルールを自動生成することが可能である。目標概念と訓練事例の両方を与えることにより, 目標指向的かつデータ指向的にマクロルールを生成することができ, さらに操作性規範という制約により, 有用で意味のあるマクロルールだけを生成できるところにEBLの枠組みの特徴がある。以下に, EBLの諸問題を議論する。

##### 1) 一般化問題

説明構造に基づいてこれを一般化する方法には, いくつかのヴァリエーションが存在する。一般化には, 定数を変数に置き換える変数汎化と説明構造の細部を切捨てて得られる構造汎化の2つがある。一般に, 1

つの例題から任意個の一般化を生成することが可能で, しかも演繹の範囲を超えることはない。

##### 2) 操作性規範問題

操作性規範とは, 一般化によって得られるマクロルールの適切さを与える基準であり, 利用可能性および効用という2つの側面がある。操作性規範の設定は, 問題解決システムからの要請に応じてなされるべき性質のものと考えられる。

##### 3) 不完全性問題

EBLでは, 領域理論が不完全であると, 目標概念に対して, 正例であるにもかかわらず, 説明することができない場合および負例であるにもかかわらず, 説明してしまう場合が生じる。前者の場合, 領域理論を一般化する必要がある, 後者の場合, 領域理論を特殊化する必要がある。

##### 4) SBLとの融合問題

EBLは1つの例題から領域理論を用いて演繹的な学習を行なうのに対し, SBLは複数の例題からバイアスの制約の下で帰納的な学習を行なうものであり, 前者は領域理論が豊富な場合に適しており, 後者は例題集合が豊富な場合に適しているといえる。したがって領域理論がほどほどにあり, かつ例題集合もほどほどにある状況のもとでは, EBLとSBLを融合して利用することが考えられる。

このように, EBLは, 多くの研究課題を残してはいるものの, 知識獲得, 特に知識洗練化の技術としてはもっとも有望な手法であり, 知識獲得問題解決の本命として, したがって次世代知識システムの基盤技術として重要な役割を担うものと期待されている。

#### 4.3 ニューラルネットにおける学習

ニューラルネットは, 認知処理や技能処理に適した枠組みであるが, 知識獲得と学習という観点からは興味深いものがあり, また事例に基づく推論の1つの方式ともみなせる。ここでは工学的な観点からニューラルネットの中で, Hopfieldモデルと逆伝搬学習法の2つを取り上げて, 議論する。

##### (1) Hopfieldモデル

Hopfield and Tank (1985) は, ニューラルネットが“エネルギー最小化原理”に従って, 自律的に平衡状態へと収束する性質を利用して, エネルギー関数を適切に定義することにより, ニューラルネットを組合せ最適化問題の実行マシンとみなせることを示した。

組合せ最適化問題の実行マシンとしてのHopfieldモデルはつぎのような特徴と問題点を有する。

組合せ最適化問題をHopfieldモデル上に定式化することは、単純な割当て問題においては容易であるが、複雑な問題ではモデル化に任意性が生じて、プログラミングの問題が生じる。

荷重パラメータの調整は、より良い局所解を得るうえで決定的である。パラメータの調整に失敗すれば、収束が期待できなくなったり、最適解からほど遠い局所解に落ち込んでしまうことがあり得る。荷重パラメータの自己調整を行なわせるために、上位問題として荷重パラメータ空間の探索問題を設定し、従来型の最適化手法を利用することが考えられよう。(ここでいう荷重パラメータとは、エネルギー関数を定式化する際に、ユニットの値を0または1とするための制約条件、元問題の制約条件、元問題の目的関数などに対する相対的な荷重のことをいう。)

局所解を脱却し、より良い解に移行させるために、“焼きなまし法”が提案されている。これはシステムの特定数を徐々に変化させることにより、大局解へ段階的に近づけていくものであり、その効果は期待できるものの、荷重パラメータの調整に比べれば、よりマイナーな問題と思われる。

方法論が確立されていない計画設計問題の多くは、組合せ最適化問題として定式化されるので、Hopfieldモデルへのプログラミングの方法論を確立し、荷重パラメータの調整問題を解決すれば、技術的ブレークスルーが達成されるかもしれない。

## (2) 逆伝搬学習法

多層ニューラルネットにおいてユニット間の結合の強さが可変の場合には、例題からの学習や観察からの学習が可能である。逆伝搬学習法[Rumelhart et al, 1986]は、フィードバック結合をもたない多層ニューラルネットを用いて例題からの学習を行なうアルゴリズムを与えるもので、つぎのような特徴をもつ。

逆伝搬学習法は、教師付きの学習法であり、出力信号と教師信号の2乗誤差を最小化することを出力層から逆方向に1層ずつ求めていくことを基本とする。逆伝搬学習法は、誤差曲面上を最急傾斜法によって降下することに他ならず、隠れ層のないニューラルネットでは大局解に収束することが保証されるが、隠れ層を含む場合には局所解に陥る可能性がある。

局所解に陥ることなく、大局解に収束したとしても、収束の速度に問題がある。逆伝搬学習法の改良は、非線形最適化問題に取り組むことと同じである。

隠れ層の存在による知識獲得の能力の向上と学習速

度の間にはトレードオフの関係が存在する。与えられた問題に対し、必要かつ十分な構造を有するニューラルネットをどのように構成したらよいかの指針はいまのところ経験以外にはない。

訓練集合の与えかたは、ニューラルネットの事例に基づく推論の能力を決定する。したがって、教師の訓練集合の選択には慎重でなければならない。

このように、ニューラルネットは、事例に基づく推論の1種であり、多くの研究課題を残してはいるものの、認知処理が中心の問題に対しては知識システムにとって代る強力な手法になるものと期待される。

## 5. おわりに

以上、AI技術の将来展望という観点から、AI技術のシーズを中心に、技術の現状と課題、問題領域別のAI的接近および次世代AI技術としての学習に焦点を絞って解説した。

エキスパートシステムにおける知識獲得ボトルネックを解決するには、短期的にみれば専門家からの知識抽出を支援する知識獲得支援ツールの研究開発が有用であろうが、長期的にみればエキスパートシステム自身に学習能力を付与させていくことが重要である。自律的な学習により知識を獲得し、洗練化していくシステムが実現されて、初めて知的問題解決システムと呼ぶことができる。それには、現在の知識工学を学習工学に発展させることが必要であることを指摘してむすびとする。

## 参 考 文 献

1. 小林重信；知識工学，昭晃堂（昭和61年12月）
2. 小林重信；知識工学方法論，システムと制御（昭和62年4月）
3. 小林重信；知識システム技術の現状と将来，計測と制御（昭和63年10月）