

- 最適化問題

最適化問題とは、特定の集合上で定義された実数値関数についてその値が最小/最大となる状態を解析する問題である。この実数値関数を目的関数と呼び、対象問題で決定すべき変数を決定変数、解が許される範囲を可能解領域と呼ぶ。問題は、解析的に解ける場合、探索手続きがある場合、前回の列挙するしかない場合に分類される。微分可能な場合には、最急降下法による局所最適の繰り返しにより探索することができる。組み合わせ最適化問題の典型例として、ナップザック問題と巡回セールスマン問題などがある。ナップザック問題における目的関数は荷物の総価値、決定変数は荷物であり、巡回セールスマン問題における目的関数は経路の総距離、決定変数は経路である。

- ニューロコンピューティング

ニューロンは、信号を処理する本体部である細胞体、入力信号を受け取る樹状突起、出力信号を伝達する軸索、他ニューロンとの接合部分であるシナプスから構成される多入力 1 出力の情報処理素子として解釈できる。ニューロンの発火は、他のニューロンからの入力の重み付き和で計算される膜電位を引数とする活性化関数によりモデル化される。代表的な活性化関数として、S 字型のシグモイド関数や、0 か 1 の 2 値で表現される階段関数。ニューロンネットワークとしては、階層型と相互結合型などがある。

- ニューラルネットワーク

誤り訂正学習法による単純パーセプトロンの学習では、結合荷重と閾値が修正される。この時、「誤り」とは出力値と教師信号が一致しない場合である。線形分離可能な 2 クラス分類課題に対しては、それを実現する単純パーセプトロンが得られる事が知られている。また、連続値をとる A 層と R 層の 2 層からなるネットワークに誤り訂正学習法を拡張して適用したアルゴリズムとしてデルタ則がある。デルタ則は、関数の最小点を探す最急降下法として解釈する事ができる。

- 多層ニューラルネットワーク

シグモイドニューロンの3層ネットワークは、入力層、隠れ層、出力層から構成される。また、多層のニューロンの結合荷重の修正量は、一般化デルタ則というアルゴリズムにより計算される。このアルゴリズムに基づいて出力層から入力層に向かって結合荷重を修正する操作（学習過程）を誤差逆伝搬法と呼ぶ。この学習過程は、合成関数の微分により達成される。このとき、誤差関数 $E(w)$ は、教師信号と出力の誤差の二乗和として定式化される。

- 畳み込みニューラルネットワーク

畳み込みニューラルネットワークは、プーリング層と畳み込み層という特別な2種類の層を含む順伝番のネットワークである。プーリング層は、画像中の物体の位置が変わっても同じものと判断することを可能とし、畳み込み層は、入力として受取った画像から特徴マップを出力する層であり、画像とフィルタの相関演算を行う。畳み込み層の学習では、同じ重みが複数のユニット結合に存在するため、バッチ学習により複数結合をまとめて更新する必要がある。また、局所コントラスト正規化では、平均値から差し引く減算正規化や分散を備える除算正規化がある。ソフトマックス関数は、全ユニットの合計出力が1になるに調整する。

- 計算知能

計算知能とは、人工知能研究の一分野であり、生物にヒントを得たヒューリスティックなモデルやアルゴリズムを扱うのが特徴である。その中でも、生物の進化をモデル化した遺伝的アルゴリズムや生体の神経回路網を模倣したニューラルネットワーク、人の曖昧な理論を模倣したファジィ理論や人の試行錯誤のプロセスをモデル化した強化学習などは、計算知能における主要なアプローチである。

- 進化型計算

遺伝的アルゴリズムは、2つの遺伝子を入れ替える交叉と一部をランダムに操作する突然変異、適応度の高い生命を残す「選択」の三つの操作で構成される。

「選択」の戦略としては、各個体の適応度の統計から計算した確率により生命を

選択する**ルーレット選択**などがある。遺伝的アルゴリズムでは、遺伝子の構成と配列を個体の**遺伝子型**、遺伝情報に基づいて発現する形質を**表現型**と呼ぶ。

遺伝的アルゴリズムにおける**適応度**と個体の**表現型**は、それぞれ最適化問題における**目的関数**と**解**として解釈できる。また、**解空間の探索法**としては、**多点探索**と**確率的な探索**に特徴がある。

- 決定木

決定木は、**構造の学習**に用いられる一般的な学習法である。決定木の目的は、属性とその値の組によって表現されたデータを**クラス**と呼ぶものに分類する事である。システム設計者は、学習アルゴリズムに**訓練例**を与えて決定木を生成する。しかしながら、属性をどのような順番でテストするかによって、生成される決定木は異なる。そこで単純な**ヒューリスティック**による簡素な決定木の取得法として**欲張り法**が提案されている。**欲張り法**は、識別力の**高い順**に属性をテストする事で決定木を取得する。このとき、識別力の計算には**情報ゲイン**が用いられる。学習において細かく**分類し過ぎて意味のない**仮説を生成してしまう状態を**過学習**である。生成された決定木の性能は**検査集合**により評価される。学習の収束は、訓練例の数に応じた学習における**正答率**の推移を示す**学習曲線**により判断する。

- 強化学習

強化学習は、**試行錯誤**を通じて環境に適応する学習制御の枠組みである。強化学習は、**状態観測→行動選択→状態遷移→報酬獲得**を繰り返して、報酬合計が最大となる**行動列**を探索する。**エージェント**は、**利得の最大化**を目的として、状態観測から行動出力を決定する**方策**を獲得する。強化学習のプロセスは**マルコフ決定過程**としてモデル化され、将来に得られる利得は**時系列上の報酬の重み**を変化させた**割引報酬**により評価される。**Q-learning** は、**行動価値関数**に基づいて計算されたQ値により**方策**を学習するアルゴリズムである。

- 最急降下法

最急降下法の利点は実装が容易であり、**解空間が単峰性である**場合は間違った方向への探索がないことである。最急降下法の欠点はパラメータに依存することと、

解空間が多峰性である場合、局所解に陥りやすいことである。大域的に最適化問題のための汎用的な乱択アルゴリズムとして焼きなまし法は、温度を最初は高く設定し、たとえば探索回数に応じて減少させることで、大域的最適解に対して、より近似を取得する手法である。