

## 博士論文概要

# Game Tree Search Algorithms based on Threats

Shunsuke SOEDA

## 脅威度に基づく ゲーム木探索アルゴリズム

副田 俊介

知的ゲームを題材としたプログラムに関する研究は人工知能や計算機科学の初期の頃から行われていた。ゲームには勝ち負けがあるため、技術の進歩がはっきりと表われることや、様々な種類のゲームが存在するため、常に適度な難易度のゲームが存在することなど、様々な理由によりゲームは研究の題材として適切なのであろう。

多くのゲームでは、物量的な指標を用いてどちらのプレイヤーがどれだけ有利・不利かを評価することができる。例えば将棋やチェスのようなゲームでは駒の数などをどちらのプレイヤーがどれだけ有利な局面であるかの判断に用いることができる。

しかし、ゲームによってはこのような物量的な指標とは無関係に勝負が決まるゲームも多い。チェスや将棋も、終盤になれば物量的な面では不利な手が良い手となることも少なくない。従来より、計算機はこのような状況では良い手を見つけることを苦手としてきた。

このような局面では「手数」を利用した判断をすることが可能なことがある。将棋などでも、中上級者は終盤になると「何手相手の攻めを気にせず攻められるか」「こちらから攻めた場合、相手は何手こちらを無視することができるか」といった情報を利用して局面の有利不利を判断することがある。

脅威度は、このような手数に関連する概念であり、脅威度の次数とは、その脅威度に対して相手プレイヤーが負けるまでに手抜きをすることのできる回数である。次数の小さい手に対しては、相手は早く対応する必要がある一方で、次数の大きい手は無視することができる。例えば将棋における王手は次数が1の手となる。

脅威度を利用する探索手法には Allis による Dependency based search や Thomsen による  $\lambda$ -探索、Cazenave による Generalized Widening 等がある。

また、将棋における詰探索や必至探索も脅威度を利用した探索の一種であり、詰探索は  $\lambda^1$ -探索 (脅威度一手分の手のみを探索する  $\lambda$ -探索)、必至探索は  $\lambda^2$ -探索 (脅威度二手分の手のみを探索する  $\lambda$ -探索) に対応する。

Allis は Dependency based search と証明数探索を組み合わせることで五目並べが先手勝ちであることを証明した。また Thomsen や Cazenave は碁を題材とした研究をしており、碁の部分ゲーム探索で効率の良い探索を実現している。

脅威度を利用した探索は非常に効率的に探索を行うことができる上に、多くの前向き枝刈りの手法と違い、探索の結果の正しさが保証されている。ただ、ある手に脅威度があるかどうか調べるために探索が必要であり、特に次数の大きい手を含めて探索しようとする場合には計算コストが膨大となる。また、ゲームの部分の探索に特化したアルゴリズムであり、片方のプレイヤーによる脅威度のみ注目して探索を行うため、ゲーム全体を対象とした探索を行う場合の性能は保証されていない。

df-pn 探索アルゴリズムは長井によって提案された AND/OR 木探索のためのアルゴリズムであり、現在知られているものの中で最も優秀なものである。df-pn 探索は証明数と反証数という二つのしきい値を用いて探索する縦型探索であり、未展開ノードを展開する順番が最良優先探索アルゴリズムである証明数探索と同じであることが知られている。長井は df-pn 探索アルゴリズムを用いることで今まで知られている詰将棋の問題を全て解くことに成功し注目を集めた。

本論文では、脅威度を利用した探索手法を二つ提案する。一つは  $\lambda$ -探索を df-pn 探索を組み合わせた df-pn 駆動  $\lambda$ -探索であり、もう一つは双方の脅威度に注目した探索を行う dual  $\lambda$ -探索である。

Df-pn 駆動  $\lambda$ -探索は df-pn 探索と  $\lambda$ -探索を組み合わせることで、深さ打ち切りの  $\lambda$ -探索で解けなかったような長い手順を含む問題を扱えるようにしたものである。 $\lambda$ -探索では注目している脅威度次数の大きさによって探索の対象となる木の範囲が変化するため、証明数や反証数が変化してしまう。そこで、df-pn 駆動  $\lambda$ -探索では各脅威度ごとに証明数・反証数を別に管理することでこれに対応した。また、OR ノードにおいて証明に適した次数での探索をおこなうために、次数に応じた仮想ノードを設定し、仮想ノードの選択を拡張戦略として整理し複数の戦略を適用可能な形で形式化した。

Dual  $\lambda$ -探索は双方のプレイヤーの脅威度を利用した探索アルゴリズムである。これは AND ノードにおいて、より次数の小さいプレイヤーの脅威度に注目して探索ノードを選択する方法である。また df-pn 駆動 dual  $\lambda$ -探索を提案した。これは各プレイヤーの脅威度ごとに証明数と反証数を計算し、それに基づいて探索ノードを選択する方法である。

Df-pn 駆動  $\lambda$ -探索 及び df-pn 駆動 dual  $\lambda$ -探索の性能を評価するために将棋の終盤の局面を解かせる実験を行った。

Df-pn 駆動  $\lambda$ -探索を評価するために、反復深化駆動  $\lambda$ -探索との比較の実験を行った。将棋の片玉必至問題 149 問を対象とした。その結果、反復深化駆動  $\lambda$ -探索は問題を一問も解くことができなかったが、df-pn 駆動  $\lambda$ -探索は 41 問解くことができ、df-pn 駆動  $\lambda$ -探索の性能を示すことができた。また、様々な改良を加えた df-pn 駆動  $\lambda$ -探索で実験したところ 134 問解くことができ、従来の人の手によって調整がなされたプログラムに近い成績を出すことができた。

次に df-pn 駆動 dual  $\lambda$ -探索の性能を評価するために、Df-pn 駆動  $\lambda$ -探索との比較を行なった。計算機の苦手とする将棋の問題を集めた Grimbergen の将棋問題集のうち、終盤の問題 97 問を対象とした。その結果 df-pn 駆動  $\lambda$ -探索では 6 問解けたところが df-pn 駆動 dual  $\lambda$ -探索では 11 問解け、df-pn 駆動 dual  $\lambda$ -探索の性能を示すことができた。