



Title	障害物密度に応じた迷路探索問題の難易度指標と実時間探索アルゴリズムの性能解析
Author(s)	水澤, 雅高; Mizusawa, Masataka; 栗原, 正仁 他
Citation	人工知能学会論文誌, 21(3), 266-275 https://doi.org/10.1527/tjsai.21.266
Issue Date	2006
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/14559
Type	journal article
File Information	mizusawa2006jsai-final.pdf



障害物密度に応じた迷路探索問題の難易度指標と 実時間探索アルゴリズムの性能解析

Hardness Measures for Maze Problems Parameterized by Obstacle Ratio and Performance Analysis of Real-Time Search Algorithms

水澤 雅高
Masataka Mizusawa

北海道大学 大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University
mizu@main.ist.hokudai.ac.jp

栗原 正仁
Masahito Kurihara

(同上)
kurihara@main.ist.hokudai.ac.jp, <http://aiwww.main.ist.hokudai.ac.jp>

keywords: real-time search, maze problem, state space, heuristics, phase transitions

Summary

Although the maze (or gridworld) is one of the most widely used benchmark problems for real-time search algorithms, it is not sufficiently clear how the difference in the density of randomly positioned obstacles affects the structure of the state spaces and the performance of the algorithms. In particular, recent studies of the so-called phase transition phenomena that could cause dramatic change in their performance in a relatively small parameter range suggest that we should evaluate the performance in a parametric way with the parameter range wide enough to cover potential transition areas.

In this paper, we present two measures for characterizing the hardness of randomly generated mazes parameterized by obstacle ratio and relate them to the performance of real-time search algorithms. The first measure is the entropy calculated from the probability of existence of solutions. The second is a measure based on total initial heuristic error between the actual cost and its heuristic estimation. We show that the maze problems are the most complicated in both measures when the obstacle ratio is around 41%. We then solve the parameterized maze problems with the well-known real-time search algorithms RTA*, LRTA*, and MARTA* to relate their performance to the proposed measures. Evaluating the number of steps required for a single problem solving by the three algorithms and the number of those required for the convergence of the learning process in LRTA*, we show that they all have a peak when the obstacle ratio is around 41%. The results support the relevance of the proposed measures. We also discuss the performance of the algorithms in terms of other statistical measures to get a quantitative, deeper understanding of their behavior.

1. はじめに

人工知能における探索とは、状態空間グラフにおける初期状態から目標状態までの解経路を発見することであり、試行錯誤を伴うような非決定的問題解決のための基本的な解決手法として、これまでにさまざまな探索手法が提案されてきた。実時間探索 [Korf 90] は、A*に代表される古典的のオフライン探索に対する比較的新しい枠組みで、一定量の先読みと移動を交互に行う探索手法である。

実時間探索関連の論文の多くが迷路探索問題をベンチマークとして取り上げ、アルゴリズムの性能評価を行っている。迷路探索問題とは、障害物がランダムに配置された2次元正方形格子状グラフにおいて、スタートからゴールへの経路を求める問題である。迷路探索問題がベンチマークとして有用である理由としては、問題の記述が容

易であること、探索過程を視覚化可能であり直感的な理解が得られやすいこと、現実的な問題の良いモデルを与えていることなどが挙げられる。しかし、配置される障害物の密度の違いが状態空間の構造にどのように反映され、実時間探索アルゴリズムの挙動にいかなる影響を及ぼすかについては十分明らかにされていない。特に近年、特定のパラメータ領域において問題の特性やアルゴリズムの性能が急激に変化するという相転移現象の存在が、制約充足問題をはじめとしてさまざまな問題で確認されており、特定の限られた条件での実験結果だけでは、その妥当性が問題視されかねない。ゆえに、問題の難易度やアルゴリズムの挙動に関するパラメータ特性評価は重要な課題である。

本論文では、迷路探索問題において、配置される障害物の密度が問題の難易度や状態空間の構造、実時間探索

アルゴリズムの挙動に与える影響を解析する。まず、一定割合の障害物をランダムに配置したときに解が存在する確率をモンテカルロ法により求める。次に、解が存在する問題に対し、評価関数による推定コストの誤差の総和とその頻度分布を算出する。これらの値に基づいて、特定のアルゴリズムに依存せずに問題の難易度を表す定量的な評価尺度を導入するとともに、状態空間の特徴付けを行う。また、3つの特定の長時間探索アルゴリズム (RTA*, LRTA*, MARTA*) による問題解決の評価実験を通して、配置される障害物の密度の増減に伴うアルゴリズムの性能の変化を調査する。そこでは、導入した難易度評価尺度の妥当性を検証するとともに、特定の問題領域においてアルゴリズムが特異な挙動を示す可能性を探る。

本論文により得られる知見は、適切な問題設定を行うための指針となるものであり、迷路探索問題が潜在的に有する特性を解明し、長時間探索アルゴリズムの性能差を説明する根拠に妥当性を与える点でも有用である。本論文で示される事実には先行研究において部分的に示されているものも含まれる*1が、本論文はいくつかの新知見を含めて総合的に論じるものである。

本論文の構成は以下の通りである。2章では、古典的探索手法に対する長時間探索の特徴を述べ、代表的な長時間探索アルゴリズムとその性質について概観する。3章では、本論文で対象とする迷路探索問題を具体的に示したあと、障害物密度に応じた問題の難易度評価と状態空間の特徴付けを行う。4章では、長時間探索アルゴリズムによる問題解決を行い、アルゴリズムの性能の変化を調査する。5章では、本論文と先行研究との比較を論じ、本論文の重要性について言及する。最後に6章では、本論文のまとめと今後の課題について述べる。

2. 長時間探索アルゴリズム

2.1 状態空間探索の定式化

状態空間探索は、以下のように定式化できる。問題は状態の集合 N 、初期状態 $s \in N$ 、目標状態の集合 $G \subseteq N$ 、状態遷移を生じさせるオペレータの集合 $O \subseteq N \times N$ の四つ組により与えられる。このとき、組 $\langle N, O \rangle$ は、状態を節点、オペレータを辺とみなすことによりグラフとなり、状態空間グラフと呼ばれる。オペレータの連続的な適用により得られる状態の系列は経路と呼ばれ、求めるべき問題の解は初期状態から目標状態への経路である。状態 $x \in N$ から x' への遷移を生じさせるオペレータ $o = (x, x') \in O$ を適用するコストは $c(x, x') (> 0)$ で表され、解のコストはその経路を構成する辺のコストの総和として与えられる。あるコストの解が存在し、それよりも小さいコストの解が存在しなければ、その解は最適解であるという。

*1 詳細は5章で述べる。

ヒューリスティック探索では、探索効率の向上を図るため、各状態 x から目標状態までの最適経路コスト $h^*(x)$ の推定値 $h(x)$ が評価関数により与えられる。任意の状態 $x \in N$ に関して $h(x) \leq h^*(x)$ が成り立つとき、推定コストは適格 (admissible) であると言う*2。また、2種類の推定コスト h_1 および h_2 が存在し、任意の状態 $x \in N$ に関して $h_1(x) \leq h_2(x) \leq h^*(x)$ が成り立つとき、 h_2 は h_1 より優位であるという。

2.2 長時間探索の概略

現在までに提案されている探索アルゴリズムは、オフライン探索と長時間探索に大きく分類することができる。オフライン探索とは、目標状態に至る経路をあらかじめ完全に決定するもので、深さ優先、幅優先、A*などがこれに相当する。オフライン探索ではプランの作成のみが問題とされ、そのプランに沿った動作の実行についてはあまり考慮されていない。これに対して長時間探索は、定数時間の探索結果をもとに動作を決定し、ただちに実行する。この決定と実行のサイクルを繰り返すことで最終的に目標状態に到達する。

長時間探索には次のような特長がある [水野 95, 石田 96]。

- 問題解決過程で環境が動的に変化する場合にも有効である。オフライン探索のように、目標状態に至る動作系列を実行前にすべて計算する方式では、その間に環境が変化してしまう可能性がある。
- 状態空間全域の地図が必要ではなく、問題解決者の周囲の状況だけがわかればよい。例えば、アルゴリズム開始時には状態空間の一部しか観測できないが、行動とともにその領域が広がるような状況を対象とできる。
- 計算時間や記憶領域に制約のある実世界での問題解決に適しており、オフライン探索に比べて人間に近い問題解決のモデルを与えるものである。

なお、長時間探索アルゴリズムでは、先読み深さを大きくすることにより解の質を改善することができるが、本論文では即応的なエージェントに焦点を当てることとし、先読み深さは1の場合のみを扱う。

2.3 Real-Time A* アルゴリズム

長時間探索の概念を提唱した Korf は、その最も基本的なアルゴリズムとして、Real-Time A*(RTA*) を提案した [Korf 90]。

RTA*は、目標状態に到達するまで以下の処理を繰り返す。ただし、 $secondmin$ は2番目に小さい値 (存在しないときは無限大) を返す関数であるとする。

1. 問題解決器の現在の状態 x の各隣接状態 x' に対して、評価値 $f(x') = c(x, x') + h(x')$ を計算する。

*2 許容的、あるいは楽観的であるとも言う。

2. 状態 x の推定コスト $h(x)$ を以下のように更新する .

$$h(x) \leftarrow \text{secondmin}_{x'} f(x')$$

3. 最小の $f(x')$ を与える状態 x' に移動する . すなわちそのような x' を改めて x とする .

$h(x)$ を 2 番目に小さい $f(x')$ に更新する理由は文献 [横尾 97] で明解に述べられている . すなわち, 最も良いと思われる経路に 1 ステップ進んだあと, その経路の推定コストが当初の予想よりも大きいことが判明した場合, 元の状態に後戻りすることが妥当であるのは, 現在の経路の推定コストが元の状態を経由して 2 番目に良いと思われた経路をたどる場合の推定コストよりも大きい場合である . このような推定コストの更新手法を用いることにより, 以前に訪問した状態への再訪問が抑制される .

RTA* の性質として, 完全性と正当性が知られている [Korf 90] .

RTA* の完全性: 状態空間が有限で, 任意の状態から目標状態への経路が存在し, 非負で有限な初期推定コストが与えられるとき, RTA* は最終的に目標状態に到達する .

RTA* の正当性: 状態空間が木構造であるとき, RTA* は局所最適決定を行う . すなわち, 各ステップでの先読み探索の深さが限定されているにもかかわらず, それまでに得られた知識をすべて利用して最善の動作を決定した場合と同等の決定を行う .

2.4 Learning Real-Time A* アルゴリズム

人工知能における探索では, 初回の問題解決能力のみならず, 問題解決を繰り返し行った場合の学習機能も重要となる . 例えば同一の状態空間および目標状態の集合を持つ問題を繰り返し解く場合, ある一度の問題解決中に獲得した推定コストに関する情報を次回の問題解決に持ち越すことにより, 徐々に性能を向上させることが可能である . このような状況を想定し, 学習機能を付加した実時間探索アルゴリズムとして, Korf は Learning Real-Time A* (LRTA*) を提案した [Korf 90] .

LRTA* は, RTA* の第 2 ステップを次の処理に置き換えたものである .

2. 状態 x の推定コスト $h(x)$ を以下のように更新する .

$$h(x) \leftarrow \min_{x'} f(x')$$

RTA* が $h(x)$ を 2 番目に小さい $f(x')$ で更新するのに対し, LRTA* は最小の $f(x')$ で更新する . このような更新手法を用いることにより, LRTA* では推定コストは初期値が適格であれば決して過大評価とはならず, 移動を繰り返すにつれて正確な値に近づく .

LRTA* の性質として, RTA* と同様な完全性に加えて, 収束性が知られている [Korf 90] *3 .

LRTA* の収束性: 状態空間が有限で, 任意の状態から目標状態への経路が存在し, 非負で適格な初期推定コストが与えられるとき, LRTA* による問題解決を繰り返すことにより, 最適経路上の各状態の推定コストは正確な値に収束し, 問題解決器は最適経路のみをたどるようになる .

2.5 マルチエージェント実時間探索

Knight は, 実時間探索に関わるエージェントの数を増加させることにより探索時間の削減と解の質の向上を図る, マルチエージェント実時間探索 (Multi-Agent Real-Time A* : MARTA*) を提案した [Knight 93] . MARTA* では, 同一の問題に対して複数のエージェントがそれぞれ自律的・並行的に RTA* を実行する . 基本的に各エージェントは独力で問題解決を行う能力を持ち, どれか 1 つのエージェントで解が求めればエージェント全体としての目標が達成される . 推定コストの情報はエージェント間で共有されるものとする .

MARTA* において複数のエージェントを用いることの有効性として, 主に次の 2 点を挙げる事ができる [北村 96] .

- 発見効果: エージェント数を増加させれば, それだけ多くの経路が探索されることになり, 解の質が改善される . また, 一部のエージェントが探索に行き詰まっても, 残りのエージェントが探索を続けることができる .
- 学習効果: エージェント数を増加させれば, それだけ推定コストの更新が活発になり, 解の質が改善される .

エージェントを組織的に動作させることにより MARTA* の性能の向上を図る手法は, 文献 [北村 96, 横尾 97, Cakir 02] で述べられている .

3. 迷路探索問題の難易度と状態空間の特徴

3.1 迷路探索問題

迷路探索問題とは, 2 次元正方形格子状のグラフからなる迷路において, 初期状態 s から 1 つの目標状態 g への経路を求める問題である . 図 1 は大きさが 30×30 の迷路の例である .

本論文での問題設定は以下の通りである . エージェントには上下左右のみの移動を許し, 斜めには移動できないとする . エージェントの 1 回の移動コストは均一に 1 である . また, 通過することのできない格子点をランダムに発生し, 障害物としている . なお, 状態空間の両端はトーラス状に接続されているものとする . 初期状態と目標状態は, マンハッタン距離を基準として最も離れている点に配置する . 初期推定コストとしては, マンハッタン距離を用いる場合を重点的に取り上げる . マンハッタン距離は, 「現在状態と目標状態だけに依存」し, 他の

3 LRTA の完全性および収束性の厳密な証明は文献 [Ishida 95, 新保 98, 新保 99] に詳しい .

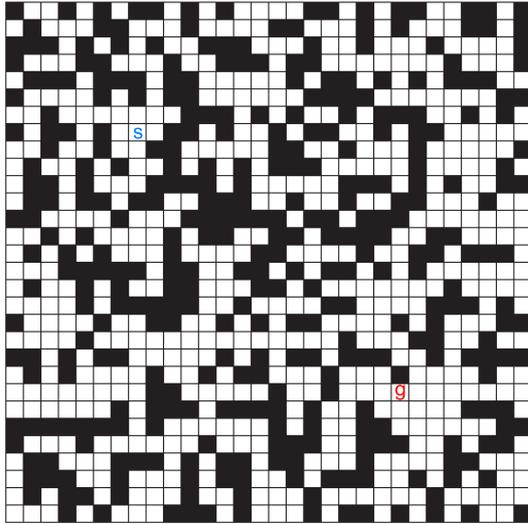


図 1 迷路の例 (30×30, 障害物密度 40%)

情報 (最適解の長さの分布など) を用いずに作る事ができる適格な評価関数のクラスの中で最も優位であると考えられる点と, 多くの関連研究で採用されている点から, 本論文で特別視する合理的な理由があると考えられる。

迷路探索問題の問題事例は, 同一の大きさを持つものに限っても組み合わせ的に多数存在するが, その状態空間の複雑さは配置される障害物の数に大きく依存する。障害物数の増加に伴い迷路は複雑化するが, 障害物の過剰な配置は逆に迷路の単純化を招く。アルゴリズムの挙動に関する理解を深めるためにも, 障害物密度の違いが状態空間の特徴にどのように反映されるかについて把握しておくことは重要である。本章では, 解の存在確率と初期推定誤差の 2 つの観点から, 問題事例の難易度と状態空間の特徴について検証する。

3.2 解の存在確率

障害物がランダムに配置されるとき, その数が少なければ迷路は非常に単純なものとなり, 解となる経路は幾通りも存在する。しかし, 障害物の数が増加するにつれ, 障害物が相互に連結して壁を構成することにより迷路は複雑化し, やがて解そのものが存在しない場合が生じるようになる。

さまざまな大きさの迷路について, 一定割合の障害物を配置したときの解の存在確率をモンテカルロ法によって求めた結果を図 2 に示す。ここで横軸は障害物密度 r であり, 例えば 100×100 の迷路で r が 30% であるとは, 10000 個の格子点のうち 3000 個を障害物で置き換えることを意味する。縦軸は解の存在確率 p であり, それぞれの条件においてランダムに生成した 10000 問をもとに求めた値である。

迷路の大きさによらず, r が 35% のとき p は約 0.9 であるのに対し, r が 45% の場合には p はほぼ 0 となる。特に r が 40% 前後の領域で p は急激に減少しており, こ

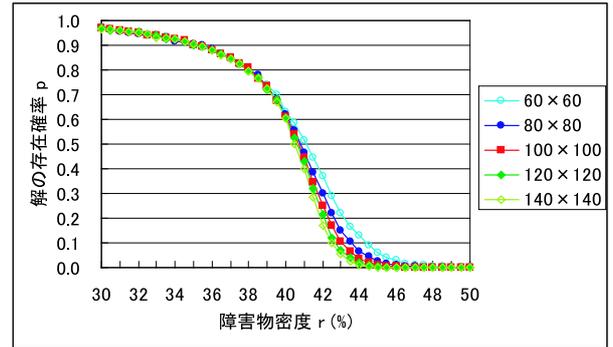


図 2 解の存在確率 p

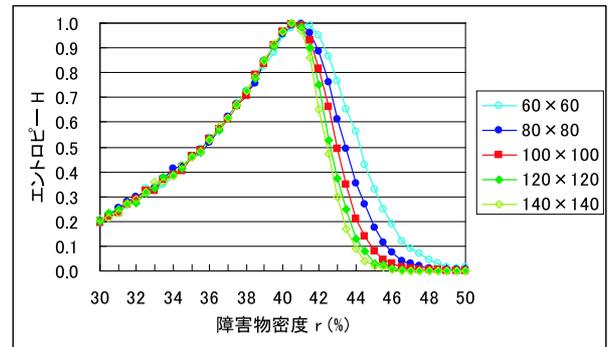


図 3 解の存在確率 p に基づくエントロピー H

の領域で状態空間の構造に大きな変化が表れると考えられる。

p をもとに迷路の複雑さを直感的に評価すると, p が約 0.5 の場合, つまり解の有無を事前に予測することが最も困難となる程度に過不足なく障害物を配置した場合に, 迷路の複雑さが最大になると予想できる。このような直感を取り入れた難易度評価尺度として, p に基づくエントロピー

$$H = -p \log_2 p - (1-p) \log_2 (1-p)$$

を導入する。 H は解の有無の判定における平均情報量であり, 問題の一種の乱雑さを表すと考えることができる。

図 2 の縦軸をエントロピー H とした結果を図 3 に示す。迷路の大きさによらず H が最大となるのは r が約 41% の場合であり, ランダムに作成される迷路の潜在的な特性を示していると言える。

3.3 初期推定誤差

実時間探索アルゴリズムは推定コストを頼りに移動を繰り返すため, その性能は推定コストの正確さに多大な影響を受ける。それが正確であればエージェントは目標状態に向かって無駄なく移動するが, 不正確であればエージェントは誤った経路を選択しやすく, 正しい経路への復帰も妨げられる。ゆえに, 問題解決の開始時点における推定コストの誤差 (以下, 初期推定誤差と呼ぶ) の大

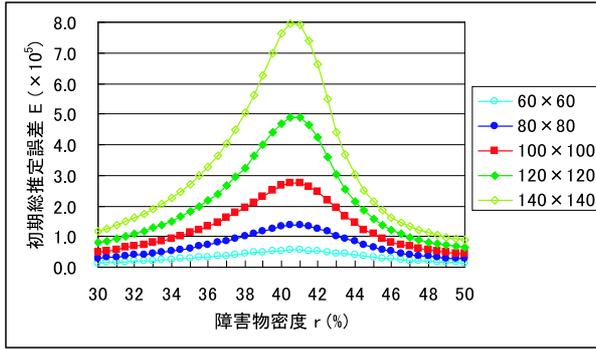


図 4 初期総推定誤差 $E : h^0(x)$ がマンハッタン距離の場合

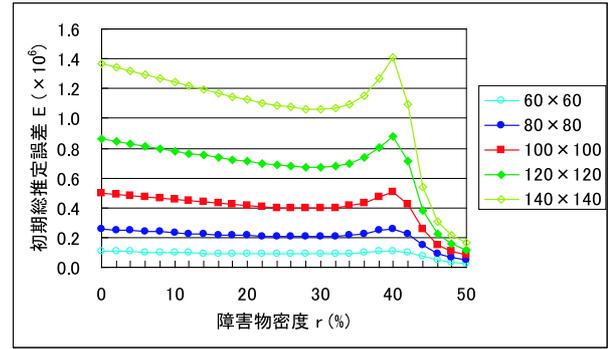


図 5 初期総推定誤差 $E : h^0(x) = 0$ の場合

きさは、実時間探索アルゴリズムでの問題解決の困難さと密接に関連していると考えられる。本節では、初期推定誤差に基づいて、問題事例の難易度の定量的な評価と状態空間の特徴付けを行う。なお、これ以降は解の存在する問題のみを扱う。

§ 1 初期総推定誤差

次の式で表される初期推定誤差の総和を、初期総推定誤差 E と呼ぶ*4*5。

$$E = \sum_{x \in N} |h^*(x) - h^0(x)|$$

ここで、 $h^0(x)$ は状態 x の初期推定コストである。

初期推定コスト $h^0(x)$ としてマンハッタン距離を用いた場合について、さまざまな大きさの迷路における E の値を図 4 に示す。横軸が障害物密度 r 、縦軸が E であり、それぞれの条件における 10000 問の平均値を表している。なお、標準誤差率は 1%未満である。

迷路の大きさによらず、 E が最大となるのは r が約 41%の場合である。 r が比較的小さい領域では、 r の増加に伴ってマンハッタン距離による推定値に誤差が生じるようになり、 E は増加する。一方で r が大きい領域では、状態数の減少による影響がより強く反映され、 r の増加に対して E は減少している。この結果から、ランダムに作成した迷路探索問題の状態空間は、 r が約 41%の問題領域において最大の複雑さが実現され、それ以上の障害物の過剰な配置は迷路の単純化を招くと言える。

また、 E およびエントロピー H が最大となる問題領域はよく一致しており、解の有無を事前に予測することが最も困難となる程度に過不足なく障害物を配置した場合に迷路の複雑さが最大になるという直感の裏付けともなる。

*4 N は状態の集合であるが、障害物に包囲されることにより初期状態や目標状態と非連結になった状態は除外する。そのため、配置される障害物数が一定であっても、到達可能な状態数には若干のばらつきが生じることを注記しておく。

*5 E はある 1 つの評価関数 h を仮定した場合に、障害物密度に応じて変化する迷路の複雑さや実時間探索での問題解決の難易度を推し量る良い指標となり得るということを意図しており、複数の異なる評価関数間での難易度の違いを相対的に比較しようとするものではない。

なお、任意の状態 x について $h^0(x) = 0$ とした(すなわち uninformed な)場合についての E は図 5 の通りである。この場合、 E は各状態から目標状態までの実距離の総和を意味する。 r の増加に対して、状態数の減少に応じて減少傾向にある E はやがて増加傾向に転じ、マンハッタン距離の場合と同様に約 40%の領域で最大値(あるいは 0%の場合と同程度の値)を取っている。このように、適格な評価関数のうち対極をなすと言えるマンハッタン距離と 0 において同様の傾向が見られることから、障害物密度 40%前後の問題領域に難度のピークが存在するとの主張は、距離の概念を用いた適格で合理的な評価関数について普遍的に成り立つものと推測できる。

§ 2 初期推定誤差の頻度分布

次に、初期推定誤差 e を持つ状態の出現個数

$$F(e) = | \{ x \in N \mid e = |h^*(x) - h^0(x)| \} |$$

を測定する。各 e ごとの $F(e)$ 、すなわち初期推定誤差の頻度分布を求めることにより、状態空間の形状をより詳細に特徴付けることができる。なお、これ以降は 100×100 の迷路のみを扱い、特に断りがない限り初期推定コスト $h^0(x)$ としてはマンハッタン距離を用いることとする。

状態空間の形状を特徴付けるものとして、推定凹部と呼ばれるものがある[水野 95, 北村 96]。推定凹部とは、その周囲に隣接するどの状態よりも小さいか等しい推定コストを持つ状態の集合であり、直感的には不正確さにより生じる推定コストの局所的な凹みである。単純に最小の評価値を持つ状態に移動を続ける実時間探索アルゴリズムでは、エージェントは容易に推定凹部の底へ移動してしまう。推定凹部に陥ったエージェントは、推定凹部の各状態の推定コストを繰り返し更新して推定凹部を埋めなければ、そこから脱出して正しい経路へ復帰することができない。それゆえ、大きくて深い推定凹部の存在は、実時間探索アルゴリズムにとって脅威となる。

初期推定誤差の頻度分布を図 6 に示す。横軸が初期推定誤差 e 、縦軸が e を持つ状態数 $F(e)$ であり、それぞれの条件における 10000 問の平均値を表している。

大きな初期総推定誤差 E を持つ障害物密度 r が 40%の場合は、その前後の 35%や 45%の場合と比較すると、50

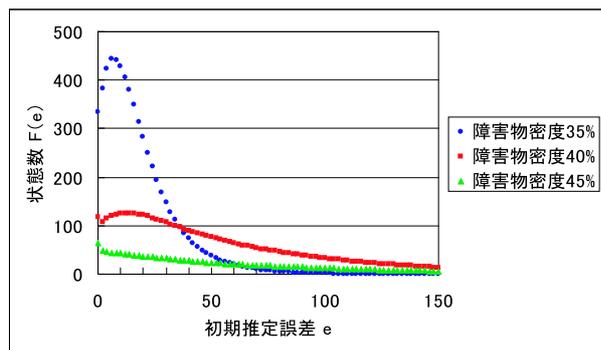


図 6 初期推定誤差の頻度分布

以上の大きな e を持つ状態の数が多く、深い推定凹部が巨大にあるいは複数形成される傾向にあると言える。ここで、 $F(e)$ が 1 以上となるような e の最大値は、 r が 35% の場合は 108, 40% の場合は 248, 45% の場合は 240 であった。これらのことから、 r が 35% から 40% へと増加するにつれて E が増加するのは、深い推定凹部が形成されるためであると考えられる。また、 r が 45% の場合については、40% の場合と比較して e の最大値から推測される推定凹部の最大の深さはほぼ等しいが、推定凹部の数や広さが減ることにより、 E が減少すると考えられる。

4. 迷路探索問題における実時間探索アルゴリズムの挙動

4.1 実時間探索アルゴリズムの問題解決能力

本節では、障害物密度をパラメータとした迷路探索問題における実時間探索アルゴリズムの問題解決能力を調査する。具体的には、RTA*, LRTA*, MARTA* での問題解決を行い、目標状態に到達するまでの問題解決器の移動回数を測定する。なお、MARTA* におけるエージェント数は 10 とし、エージェントが仮想的に並列に動作するとした場合の合計の移動回数を測定する。

実験結果を図 7 に示す。横軸が障害物密度 r 、縦軸が移動回数であり、それぞれの条件における 10000 問の平均値を表している。なお、標準誤差率は 2% 未満である。

いずれのアルゴリズムを用いた場合についても、移動回数が最大となるのは r が約 41.5~42% の場合である。エントロピー H と初期総推定誤差 E が最大となるのは、ともに r が約 41% の場合であった。これらの問題領域はほぼ一致しており、 H および E による難易度評価尺度の妥当性がおよそ支持される結果となった。

RTA* と LRTA* を比較すると、RTA* の方が概して移動回数が少なく、問題領域によらず初回の問題解決においては RTA* が有利であると言える。特に難しい問題領域で両者の差が著しい。これは、状態の再訪問を抑制する RTA* の推定コストの更新手法が、推定凹部からの脱

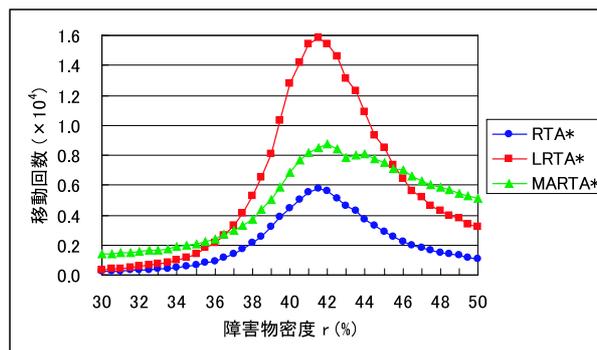


図 7 RTA*, LRTA*, MARTA* の問題解決能力

出という観点でより有利に働くためであると考えられる。また、 r が比較的小さい領域と大きい領域とでは、後者で RTA* の有効性が表れやすい。これは、 r が大きい領域では状態空間に部分的な木構造が多数形成され、RTA* の局所最適性が発揮されやすくなるためであると考えられる。

また、MARTA* では、 r が約 42% のときに移動回数が最大値に達するが、44% 付近にも小さな山が見られる。これは、 r が大きい問題領域において、再訪問を抑制するために推定コストを過大評価することが他のエージェントの探索を妨げるという悪影響が発生しているためであると考えられる*6。

4.2 LRTA* の収束性能

本節では、推定コストの情報を保持したまま同一の問題を繰り返し解く場合の LRTA* の収束性能、つまり最適解を発見する能力を調査する。具体的には、初回の問題解決から最適解への収束が検出されるまでの合計の移動回数を測定する。収束の検出には、一度の問題解決中に推定コストの更新が一度も行われなことを用いる。このとき、ある最適経路上のすべての状態の推定コストは正確な値に収束しており、得られる解は必然的に最適解となる [Furey 00]。

実験結果を図 8 に示す。横軸が障害物密度 r 、縦軸が 1 つの問題において最適解への収束が検出されるまでの総移動回数であり、それぞれの条件における 5000 問の平均値を表している。なお、標準誤差率は 2% 未満である。

初回の問題解決に必要なとされる移動回数と同様に、最適解へ収束するまでの総移動回数についても、それが最大となるのは r が約 41% の場合である。初期推定誤差が大きい状態については、正確な値に収束するまでに必要とされる推定コストの学習量も多くなる。それゆえ、初期総推定誤差 E が大きい問題領域ほど、最適解への収束が困難となる傾向にあると言える。

*6 エージェントの密度が大きい場合のこのような現象は、文献 [北村 96] でも示唆されている (5 章で再び取り上げる)。

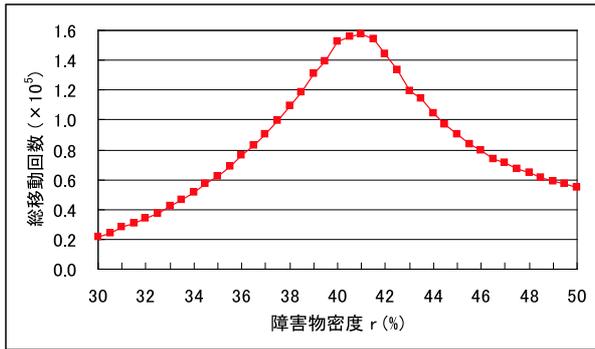


図 8 LRTA*の収束性能

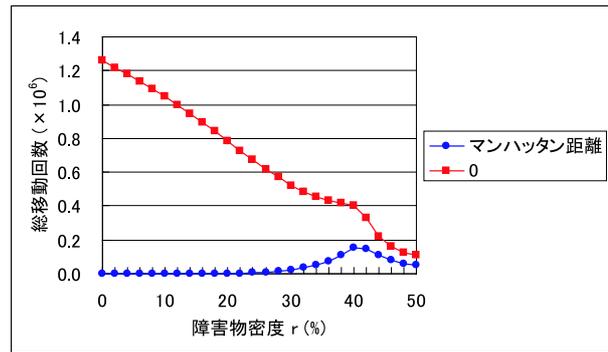


図 10 初期推定コストの有効性 (LRTA*の収束性能)

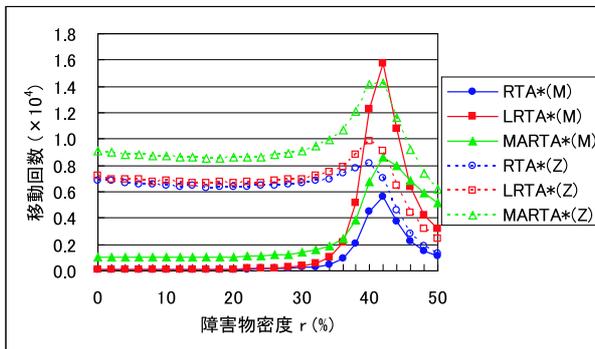


図 9 初期推定コストの有効性 (問題解決能力)

表 1 LRTA*における状態の訪問状況 (マンハッタン距離 / 0)

障害物	移動回数	訪問状態数	平均訪問回数
30%	360 / 6915	174 / 3618	2.1 / 1.9
35%	1404 / 7627	300 / 3285	4.7 / 2.3
40%	12764 / 9864	850 / 2659	15.0 / 3.7
45%	8466 / 5137	641 / 1182	13.2 / 4.3
50%	3206 / 2464	416 / 626	7.7 / 3.9

4.3 初期推定コストの有効性

2種類の推定コスト h_1 と h_2 が存在し、 h_2 が h_1 より優位であるとする。このとき、代表的なオフライン探索アルゴリズムである A^* では、優位な推定コストを与えることが効果的に作用し、 h_2 を用いたときの展開状態数は h_1 を用いたときのそれ以下となる。しかし実時間探索においては、優位な初期推定コストを与えることが、むしろマイナスに働く例も報告されている [水野 95]。

本節では、迷路探索問題においてマンハッタン距離による初期推定コストを与えることの有効性を検証する。具体的には、4.1節および4.2節で述べた問題解決能力や収束性能に関して、初期推定コストとしてマンハッタン距離を与えた場合と、すべて0と設定した場合との比較を行う。

問題解決能力についての実験結果を図9に示す。図中でアルゴリズム名に併記した (M) および (Z) は、初期推定コストとしてそれぞれマンハッタン距離および0を用いたことを示している。また、LRTA*の収束性能についての実験結果を図10に示す。問題解決能力については10000問、収束性能については1000問の平均値を表している。

まず問題解決能力に関しては、障害物密度 r が小さい領域ではマンハッタン距離を用いた方が圧倒的に有利であるが、 r が35%を越えるとマンハッタン距離を用いた場合の性能の劣化が著しく、その有効性が急速に失われ

る。特にLRTA*については、 r が40%以上の領域において、マンハッタン距離を用いるよりも、むしろ知識を与えずに0と初期化の方が良いという逆転現象が生じている。

マンハッタン距離を与えることがマイナスに働く理由を探るため、マンハッタン距離を用いた場合と0を用いた場合について、LRTA*における状態の訪問状況を比較する。表1は、問題解決までの移動回数、訪問した状態数、一度でも訪問した状態についての訪問回数の平均値を表している。難しい問題領域でマンハッタン距離を用いた場合の性能が劣るのは、訪問状態数が少ないのに対して平均訪問回数が多いことから、一部の状態への訪問を何度も繰り返してしまうことによるものであることがわかる。これは、推定凹部に引き込まれたエージェントが、その推定凹部を埋め尽くすために同じ状態への訪問を繰り返すためであると考えられる。このようにマンハッタン距離を用いると探索領域が偏るのに対して、0を用いた場合については、訪問状態数が多く、状態空間をくまなく探索していることがわかる。結局、難しい問題領域では、マンハッタン距離による推定コストを過信したためにエージェントが状態空間の一部に縛り付けられ、0を用いた場合の網羅的な探索よりも効率が悪くなったと言える。

次にLRTA*の収束性能に関しては、問題領域によらず、マンハッタン距離を用いた方が最適解への収束が早い。マンハッタン距離と0のいずれを用いた場合も、1回の移動における推定コストの学習量はおおむね0か1、高々2であり、学習効率に大差はないと考えられる。した

がって、最適解へ早く収束するためには、必要とされる推定コストの学習量が小さく、最適経路を含む比較的狭い範囲の状態を集中的に訪問するほど有利であり、マンハッタン距離を与えることが効果的に作用したと言える。

4.4 アルゴリズムの挙動のまとめ

迷路探索問題に各アルゴリズムを適用する場合の利点や留意点を以下に簡潔にまとめる。

RTA*は、効果的なヒューリスティクスの有無や障害物密度によらず、初回の問題解決能力ではLRTA*に勝っている。また、与えられた初期推定コストをより有効に活用することができ、特に難しい問題領域ではLRTA*と著しい性能差が生じる。

LRTA*は、初回の問題解決能力ではRTA*に劣るものの、将来的に最適解に収束することが保証されており、多数回の問題解決によって性能の向上を図る場合に有効である。ただし、収束性能の向上に寄与する初期推定コストの与え方が、初回の問題解決能力に関しては逆効果になることもあり、問題や用途に応じた評価関数の設計には注意を払う必要がある。

MARTA*は、1 エージェントで探索を行う RTA*や LRTA*と比較して、ばらつきの小さい安定した質の解が得られやすいという利点がある。ただし、障害物密度が大きい場合や、適切な初期推定コストが与えられない場合には、複数のエージェントを用いることの効用が発揮されにくくなる。最適なエージェント数の発見や協調探索の導入など、工夫の余地は多分に残されている。

5. 本論文の意義と関連研究

5.1 本論文の意義

実時間探索は1990年にKorfによって初めて提案された新しい枠組みの探索手法であった[Korf 90]。RTA*とLRTA*を提案したその論文で用いられている問題例は、標準的な探索問題として知られるnパズル(n=8,15,24)であった。著者の知る限り、実時間探索で初めて迷路探索問題を扱ったのは、1991年にKorfとの共著論文を公表した石田である[Ishida 91]。この論文は目標状態(ターゲット)が変化(移動)するような実時間探索問題 Moving-Target Search (MTS) を初めて扱ったものである。MTSの問題例として目標状態が固定されているnパズルは明らかに不自然であるのに対し、迷路探索問題は迷路内でターゲットが動き回るという自然な設定が可能である点で全く適切な問題であったと言える。石田の論文では障害物密度を0%から35%まで変化させた実験データが示されており、本文において「障害物密度が40%に近づくと、障害物が状態空間を非連結にして、問題解決器とターゲットを分離してしまう傾向となる」という一文だけが挿入されている。その言外の意味として「だから35%までしか実験しなかった」と解釈できる。いずれにせよ、この

石田の論文において、すでに本論文で行った観察が部分的に示されているのは事実である。本論文はMTSではなく基本に立ち返ってRTA*とLRTA*およびMARTA*を対象とし、障害物密度を変動させた場合の様相の変化を解明するという問題意識をさらに包括的に発展させて、次のような事項を明らかにした点で意義があるものと考えている。

- 先行研究で解析されていなかった障害物密度が40%を超える領域も含めて、障害物密度をパラメータとして包括的に各アルゴリズムの特性を調べ、約41%をピークとして問題の難易度が減少するという「相転移現象」を連想させる問題特性があることを示した。
- 難易度が推定凹部に関連しているという先行研究の定性的な推測を、初期総推定誤差という定量的な評価尺度を用いて、障害物密度をパラメータとして包括的に検討し、その推測の妥当性を裏付けるとともに、この評価尺度のピークも41%にほぼ一致することを示した。
- 迷路探索問題を解の存在の有無を判定する制約充足問題と関連付け、障害物密度41%という値が、解の存在確率 = 0.5 となる、いわゆる”crossover point”とほぼ一致し、その確率分布のエントロピー表現においてやはりピークを形成するパラメータ値であることを示した。

もちろん、これらの知見で実時間探索あるいは迷路探索問題の特性の全容を明らかにしたことにはならないが、先行研究とは視点の異なる新たな軸からこの研究課題を整理し直している点で、この研究分野に貢献するところ大なるものがあると考えている。

上記の相転移現象および crossover point について、次節で説明を加える。

5.2 相転移現象

制約充足問題や最適化問題などさまざまな問題において、特定のパラメータ領域で問題の特性やアルゴリズムの性能が急激に変化するという現象の存在が確認されている。このような限られたパラメータ領域での特殊な状況は、熱力学において観察される類似の現象からの連想により相転移現象と呼ばれている [Cheeseman 91, Hogg 96]。

本論文で述べてきたような、障害物密度が41%前後の問題領域で解の存在確率が急激に減少し、その領域を境に問題の難易度が変化するという現象も、一種の相転移を連想させるものである。ただし、制約充足問題と比較した場合、アルゴリズムの性能の面ではその意味合いは少し弱い。すなわち、制約充足問題では最悪計算量が問題のサイズに対して指数オーダに達するが多いのに対し、実時間探索による迷路探索問題の解決は多項式オーダである [Ishida 95] ので、ピークの高さやその周辺での性能の変化は制約充足問題の場合ほど劇的なものとはな

らない傾向がある．なお，障害物密度 41% という数値の理論的背景は現在のところ不明であり，この点を解明することは今後の大きな研究テーマの一つである．

制約充足問題における解の存在確率と問題の難易度とを対応付ける試みは，ランダム SAT やグラフ彩色問題に対して行われており，やはり解の存在確率が 0.5 前後の問題領域 (crossover point と呼ばれる) で難しい問題事例が生成されやすいことが示されている [Mitchell 92, Crawford 96, Hogg 98]．本論文では，最適化問題の一種である迷路探索問題においても同様の現象が見られることを確認し，制約充足問題との関連性を見出すことができた．

5.3 その他の先行研究との関連

本論文で取り上げた実時間探索アルゴリズムの性能に関しては，5.1 節で述べたこと以外にも，先行研究において部分的に言及されている点がいくつかある．それらの点と本論文で議論した点との関連は次の通りである．

- 初回の問題解決に関しては，一般に RTA*の方が LRTA*よりも有利である．

両アルゴリズムを提案した Korf が初回の問題解決に対する RTA*の適性について触れている [Korf 90] ほか，水野はロボットのモーションプランニング問題における両アルゴリズムの性能の比較を行い，少数回の問題解決における RTA*の優位性を明確に示した [水野 95]．本論文では，迷路探索問題においても障害物密度によらず同様の傾向が見られ，特に難しい問題領域で顕著な性能差が生じることを示した．

- MARTA*では，エージェントが互いに悪影響を及ぼしあう可能性がある．

MARTA*においてエージェントを密集あるいは分散させることで性能の改善を試みた文献 [北村 96] では，エージェントが密集して探索する場合に，問題によっては互いに探索を妨げあってしまう可能性がある」と述べられている．本論文で行った実験との対応を考えると，障害物密度が大きい場合に，必然的にエージェントの密集度合いも大きくなりやすい．その結果，障害物密度に応じた問題の本来の難しさと，エージェントが互いに及ぼしあう悪影響とが相まって，障害物密度が約 44%の問題領域で再び一時的に性能が劣化するという特異な現象を確認することができた．

- 優れた初期推定コストを与えることが，逆にマイナスに働くこともある．

水野はロボットのモーションプランニング問題に LRTA*を適用し，初回の問題解決においては，優れた初期推定コストを与えることで逆に性能が劣化してしまう現象が生じ得ることを示した [水野 95]．本論文では，迷路探索問題においては特に難しい問題領域で同様の逆転現象が発生しやすくなることを示し，そ

の際の LRTA*の挙動について，状態の訪問状況を解析することで考察を行った．迷路探索問題において，異なる評価関数を用いた場合の LRTA*の性能の比較を行った例は過去に存在する [Koenig 04] が，障害物密度が 25%という容易な問題領域のみを対象としていたため，逆転現象の存在を突き止めるには至っていなかった．

また，推定凹部という概念と関連付けてアルゴリズムの性能を議論した例もいくつか存在する [水野 95, Ishida 95, Ishida 96, 北村 96]．その中で北村は唯一，迷路探索問題における推定凹部に関して定量的な評価を行っているが，そこでは迷路探索問題と n パズルの状態空間の特徴の比較に主眼が置かれており，障害物密度が 40%の場合しか扱っていなかった．それに対して本論文では，何通りかの障害物密度を持つ迷路探索問題を対象として，初期推定誤差の頻度分布による状態空間の特徴付けを行い，そこから推測される推定凹部の深さやアルゴリズムの挙動との関連について考察を行った．

以上のように，アルゴリズムの性能や状態空間の構造に関する評価項目や得られた知見は先行研究による部分もあるが，本論文では障害物密度が 40%を超える場合も含む広範な問題領域を議論の対象とすることで新たな側面を明らかにした．

6. おわりに

本論文では，実時間探索の標準的なベンチマークとなっている迷路探索問題に着目し，初期推定コストとして主にマンハッタン距離を用いた場合について，障害物密度に応じた問題の難易度と状態空間の特徴を解析するとともに，実時間探索アルゴリズムの性能の調査を行った．

まず，問題事例の難易度や状態空間の特徴を把握することを目的として，解の存在確率に基づくエントロピー H と初期総推定誤差 E を算出した．その結果，いずれの尺度によっても，障害物密度が約 41%の問題領域において最大の複雑さが実現され，それ以上の障害物の過剰な配置は迷路の単純化を招くことを示した．また，初期推定誤差の頻度分布による状態空間の特徴付けを行い，難しい問題領域では深い推定凹部が巨大にあるいは複数形成される傾向にあることを述べた．

次に，代表的な実時間探索アルゴリズムによる問題解決を行い，その性能の変化を調査した．そこでは，初回の問題解決や最適解への収束が最も困難となる問題領域と， H および E が最大となる問題領域とがほぼ一致することを示した．また，アルゴリズムの性能差が生じる要因について，状態空間の特徴と関連付けて考察を行った．さらに，初期推定コストとしてヒューリスティックな知識を与えることの有効性を検証し，初回の問題解決に関しては特に難しい問題領域においてマンハッタン距離を与えることが逆にマイナスに働く可能性があること，

および, LRTA*の収束性能に関しては問題領域によらずマンハッタン距離を与えることが効果的に作用することを示した.

迷路探索問題は, 大きさや障害物密度を調整することによりきめ細かな難易度設定が容易に行えるという利点を持つ反面, ともすると簡単な問題領域のみでの議論に終始してしまう危険性をもはらんでいる. 先行研究においては, 障害物密度を経験的に 40%とするケースが目立つ[北村 96, 横尾 97, 北村 99, Cakir 02, 越野 04]が, そのように設定した合理的な理由付けはなされてこなかった. 本論文により, 先行研究において多用されている障害物密度 40%という設定は, 難度の観点からも, n パズルと比較した場合の迷路の特徴である深い推定凹部が形成されやすいという観点からも, 理に適ったものであると言える.

今後の課題としては, 状態空間の構造やアルゴリズムの挙動に関する理論的な解析を行い, 本論文で実験的に得られた結果を検証することが挙げられる. また, 障害物密度に応じた問題の難易度という観点からのオフライン探索と実時間探索との比較も興味深い. 本論文の成果を踏まえ, 障害物密度に関する完全な知識や推定値を利用して優れた評価関数(適格なものに限らない)を設計することも課題である. 本論文では, 障害物密度に応じた諸現象の本質をとらえるという意味で基礎的なアルゴリズムのみを用いたが, 今回は取り上げられなかった Moving-Target Search [Ishida 91, Ishida 95], Real-Time Bidirectional Search [Ishida 96] や FALCONS[Furcy 00]なども, 本論文のような観点からの考察がさらなる理解に貢献し得る, 価値のあるアルゴリズムである.

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Cakir 02] A.Cakir, F.Polat: Coordination of Intelligent Agents in Real-Time Search, *Expert Systems*, Blackwell Pub, Vol.19, pp.80-87 (2002).
- [Cheeseman 91] P.Cheeseman, B.Kanefsky, W.M.Taylor: Where the Really Hard Problems Are, *Proceedings of the 12th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp.331-337 (1991).
- [Crawford 96] J.M.Crawford, L.D.Auton: Experimental Results on the Crossover Point in Random 3-SAT, *Artificial Intelligence*, Vol.81, pp.31-57 (1996).
- [Furcy 00] D.Furcy, S.Koenig: Speeding up the Convergence of Real-Time Search, *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, pp.891-897 (2000).
- [Hogg 96] T.Hogg, B.A.Huberman, C.Williams: Phase Transitions and the Search Problem, *Artificial Intelligence*, Vol.81, pp.1-15 (1996).
- [Hogg 98] T.Hogg: Exploiting Problem Structure as a Search Heuristic, *International Journal of Modern Physics C*, Vol.9, pp.13-29 (1998).
- [Ishida 91] T.Ishida, R.E.Korf: Moving-Target Search, *Proceedings of the 12th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp.204-210 (1991).
- [Ishida 95] T.Ishida, R.E.Korf: Moving-Target Search: A Real-Time Search for Changing Goals, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.17, No.6, pp.609-619 (1995).
- [Ishida 96] T.Ishida: Real-Time Bidirectional Search: Coordinated Problem Solving in Uncertain Situations, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.18, No.6, pp.617-628 (1996).
- [石田 96] 石田亨, 新保仁: 実時間探索による経路学習, 人工知能学会誌, Vol.11, No.2, pp.411-419 (1996).
- [北村 96] 北村泰彦, 寺西憲一, 辰巳昭治: マルチエージェント実時間探索における組織化とその評価, 人工知能学会誌, Vol.11, No.3, pp.470-477 (1996).
- [北村 99] 北村泰彦, 横尾真, 宮地智久, 辰巳昭治: 多状態コミットメント探索とその評価, 人工知能学会誌, Vol.14, No.5, pp.860-869 (1999).
- [Knight 93] K.Knight: Are many reactive agents better than a few deliberative ones?, *Proceedings of the 13th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp.432-437 (1993).
- [Koenig 04] S.Koenig: A Comparison of Fast Search Methods for Real-Time Situated Agents, *Proceedings of the International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pp.864-871 (2004).
- [Korf 90] R.E.Korf: Real-Time Heuristic Search, *Artificial Intelligence*, Vol.42, pp.189-211 (1990).
- [越野 04] 越野亮, 村田裕章, 白山政敏, 木村春彦: 多状態実時間両方向探索, 人工知能学会論文誌, Vol.19, No.1, pp.68-72 (2004).
- [Mitchell 92] D.Mitchell, B.Selman, H.Levesque: Hard and Easy Distributions of SAT Problems, *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, pp.459-465 (1992).
- [水野 95] 水野智文, 石田亨: 実時間探索の学習特性の評価, 人工知能学会誌, Vol.10, No.2, pp.306-313 (1995).
- [新保 98] 新保仁, 石田亨: 実時間探索の収束性について, 人工知能学会誌, Vol.13, No.4, pp.631-637 (1998).
- [新保 99] 新保仁, 石田亨: Moving-Target Search の完全性評価関数が一貫性を欠く場合, 人工知能学会誌, Vol.14, No.2, pp.342-348 (1999).
- [横尾 97] 横尾真, 北村泰彦: 淘汰を用いたマルチエージェント実時間探索の高速化: 協調探索への競争の導入, コンピュータソフトウェア, Vol.14, No.4, pp.47-55 (1997).

[担当委員: 桜井 成一郎]

2005 年 7 月 4 日 受理

著 者 紹 介

水澤 雅高(学生会員)

2005 年北海道大学工学部情報工学科卒業. 現在, 同大学大学院情報科学研究科コンピュータサイエンス専攻修士課程在学中. 探索アルゴリズムに興味を持つ. 情報処理学会, 電子情報通信学会各会員.

栗原 正仁(正会員)

1980 年北海道大学大学院工学研究科情報工学専攻修士過程修了. 同年北海道大学工学部助手. 以後, 講師, 助教授を経て, 1996 年北海道工業大学教授. 2002 年北海道大学教授, 現在に至る. 工学博士. 人工知能およびソフトウェア科学の研究に従事. 情報処理学会, 電子情報通信学会, 米人工知能学会各会員.