

RoboCup Rescue における異種エージェントを考慮した タスク割り当て

上原 淳, 片上 大輔, 新田 克己

東京工業大学 総合理工学研究科 知能システム科学専攻

RoboCup Rescue シミュレーションにおいて, 消防エージェントへの火災タスクの割り当てでは, エージェントがタスクを実行する際のコストを正確に見積もることが要求される. このコストは道路啓開エージェントの影響を受けるため, タスク割り当てではこの依存関係を考慮する必要がある. そこで, 本研究では, 2 段階の契約ネットプロトコルにより, エージェント間の依存関係をとらえたタスク割り当て手法を提案している. この手法では, 火災タスクへの消防エージェントによる入札に対して, 道路啓開エージェントがサポートした際のコストを加味し, その下で消火可能なエージェントの組み合わせを求めている. そして, この組み合わせの中から落札者を決定して割り当てを得ている. 最後に, 本稿では初期消火に対するエージェントの割り当ての実験を通じ, 提案手法の評価を行っている.

Task Allocation for Heterogeneous Agents in RoboCup Rescue Simulation

JUN UEHARA , DAISUKE KATAGAMI , KATSUMI NITTA

Department of Computational Intelligence and Systems Science,
Tokyo Institute of Technology,
{uehara,katagami,nitta}@ntt.dis.titech.ac.jp

In the RoboCup Rescue simulation environment, when fire tasks will be allocated to FireBrigade agents, a exact cost estimation is required. However, this cost is greatly affected by PoliceForce agents, so the dependency between heterogeneous agents have to be considered for task allocation. We propose task allocation approach taking into account the dependency by using two-stage Contract Net protocol. In this approach, if FireBrigade agents need help of PoliceForce agents to perform a fire task, FireBrigade's cost in bids for the task are modified, and search extinguishable combinations of agents. Then, winning bidders who will get a task be decided from those combinations. In this paper, we show result of evaluating our approach performance in the experiment of fire tasks allocation.

1. は じ め に

大規模自然災害の被害を軽減することを目的とした RoboCup Rescue シミュレーションプロジェクト⁽¹⁾⁽²⁾ は, マップ上において, 建物倒壊および道路閉塞, さらに火災が発生した状況のもとで, エージェントが延焼被害の最小化と市民の救助を目指すものであり, マルチエージェントにおける学習, エージェントへのタスク割り当て, 災害シミュレータの開発などの研究課題が存在する. このうち, タスク割り当て問題は, 火災タスクへの消防エージェントの割り当てなどが挙げられ, 複数箇所火災が発生した場合, 消防エージェントへの適切なタスク割り当てが求められる.

しかしながら, 現行の RoboCup Rescue シミュレーションでは, 複雑なタスク割り当ては必ずしも有効で

はない. この背景には, 現実の消防体制と異ったマップの規模でシミュレーションが行われているという環境が考えられる. 例えば, 離れた場所で発生した火災 A と火災 B に対し, 火災 A に必要以上の消防エージェントが集まり, 火災 B については消火に不十分なエージェント数だとしても, 火災 A を消火したエージェントが火災 B に移動することで火災 B についても消火をすることが出来る. しかし, マップの規模が大きくなると火災 B への移動の間に火災が燃え広がるため, 事前に正確な割り当てを求める必要が生じる. そこで, 我々はマップの規模を大きくすることで現実の災害に近い状況を作り出し, 火災現場間の移動コストを考慮したエージェントのタスク割り当てを行う. これにより火災現場間を移動するにはコストを要するの

で、消火戦略には、事前に必要なエージェント数を見積り、複数の火災への対処を同時に行わなければならない、タスク割り当てが必要となる。

RoboCup Rescue シミュレーションにおけるタスク割り当ての従来研究では、強化学習を用いた手法⁽³⁾や組み合わせオークションを用いた手法⁽⁴⁾、動的なチームを生成する手法⁽⁵⁾が提案されているが、いずれも消防エージェントと火災にのみ着目している。しかし、道路が閉塞していれば、消防エージェントが火災ポイントに移動する際、道路啓開エージェントの助けが必要となるため、消防エージェントと火災の関係のみからタスク割り当てを決定するには問題がある。このように、RoboCup Rescue シミュレーションにおけるタスク割り当てとは異なり、タスク実行における依存関係を持つ異種エージェントが存在するという特徴があり、また、火災発生から時間が経過するにつれ消火が困難になるため、タスクを処理するのに必要なエージェント数が変化するという難しさを含んだ問題である。

本研究では、このような特徴を持つタスク割り当てに対して、2段階の契約ネットプロトコルを用い、異種エージェントも考慮した上でのタスク割り当てについて取り組んでいる。

以下、2章では本研究で取り扱う問題設定について、3章で提案手法について述べ、4章でそれに関する実験とその考察を行う。

2. タスク割り当てにおける問題設定

2.1 RoboCup Rescue シミュレーション

RoboCup Rescue シミュレーションでは、地震発生直後の市街地についてシミュレーションを行っており、消防エージェント、道路啓開エージェント、救急エージェントがそれぞれ火災の消火、瓦礫による道路閉塞の除去、負傷した市民エージェントを救出するという活動を行うことで市街地の被害の最小化を目指している。また、この他にそれぞれの組織の通信の要となる司令所エージェントが存在し、図1で示すような通信経路で情報の伝達を行うことができる。ただし、例えば、消防エージェントから道路啓開エージェントへと伝達するためには、各司令所を経由しなければならない、伝達まで3ステップを要するため、伝達されるまでに3時刻必要となる。

2.2 使用した設定

消防エージェントや救急エージェントがタスクを実行する場所に移動する場合、経路上に道路閉塞が生じている場合、道路啓開エージェントが閉塞を除去して

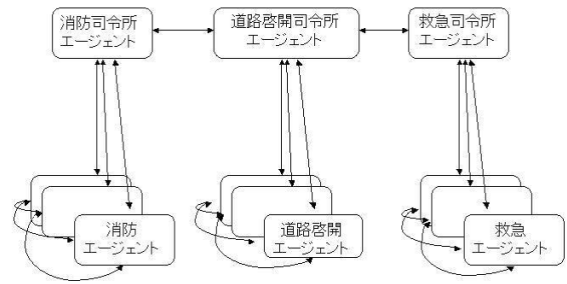


図1 エージェント間通信

くれるまで、目的地へと移動することが出来ず、タスクを実行することが出来ない。異種エージェントへの依存関係のみに着目すると、消防エージェントと救急エージェントは同じ立場にあるといえる。そのため、本研究では、消防エージェントと道路啓開エージェントそして火災タスクについてのみ考え、その他のエージェントは排除した。

表1は、RoboCup Rescue シミュレーションの環境と横浜市青葉区の消防体制を比較したものである。比較をする際に、消防本署または出張所と司令所エージェントを対応させ、消防エージェント数と消防署が配備しているポンプ車数を対応させた。また、RoboCup Rescue における面積は標準的に使われるマップの大きさであり、司令所の数や消防エージェント数は、用いられることの多いおよその数を示した。この比較からわかる様に、現行のRoboCup Rescue シミュレーションの環境では、実際と比べ多くのエージェントが配置されている。そこで、本研究では、現在使われているマップのサイズを擬似的に大きくするためエージェントの移動速度を20km/hから1km/hと変更した。

また、エージェントの視野はRoboCup Rescue シミュレーションでは限られているが、本稿で述べる実験では、おのおののエージェントの視野はマップの全領域とした。これについては、今後、検討が必要である。

表1 シミュレーション環境と消防体制の比較

	RoboCup Rescue	横浜市青葉区
面積	0.13km ²	35.06km ²
司令所	1	本署:1, 出張所:5
部隊	10~15	ポンプ車:9

3. 提案手法

RoboCup Rescue シミュレーションでは、道路閉塞がエージェントの移動の際の大きな障害となっている。その結果、マップ上の道路閉塞の量の違いが、エージェ

ントの戦略に影響を与えている⁽⁶⁾。この道路閉塞がいつなくなるのかは、道路啓開エージェントがいつ除去を行うかに依存しているため、エージェントの戦略には、道路閉塞と道路啓開エージェントを加味した戦略が必要と考えられる。

これを実現するために、消防エージェントと道路啓開エージェントの2種類のエージェントの割り当ての組み合わせを最適化することを目的とした、組み合わせオークションを用いた割り当て手法を提案する。オークションは、商取引に用いられる手段であるが、エージェント間のグループ行動に関して用いたり⁽⁷⁾、エージェントへのタスク割り当て⁽⁸⁾といったマルチエージェント環境における協調手段として使われることも多い。RoboCup Rescueにおけるタスク割り当てでは、消防エージェントのタスクと道路啓開エージェントのタスクは独立しておらず、また、この依存関係がタスクを達成する際に必要なエージェント数に影響を及ぼすという点が特徴的である。この点への対処として、両エージェントへの割り当てを決定するために、まず消防エージェントへのタスクの告示を行い、次にその結果に基づいて、道路啓開エージェントにタスクの告示を行うという2段階の契約ネットプロトコルを用いている。

3.1 割り当て処理の流れ

提案するタスク割り当ての全体の仕組みは図2のようになっており、具体的には、以下のような流れとなっている。ただし、割り当て過程における道路啓開エージェントと消防司令所エージェントとの通信の際は、実際には、道路啓開司令所エージェントが仲介をし、各エージェント間の通信では図1で示した通信ステップが必要となる。

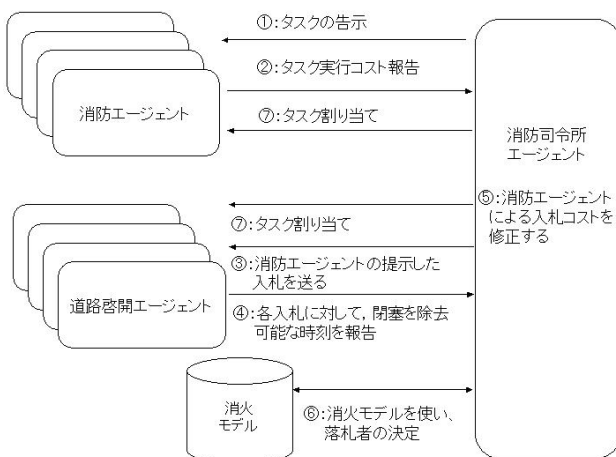


図2 タスク割り当ての流れ

ステップ1: 消防司令所エージェントが、全ての炎上建物のIDを通知することで、火災タスクを各消防エージェントに知らせる(消防エージェントへのタスクの告示)。

ステップ2: これに対して、消防エージェントは、通知されたIDから炎上建物がマップ上のどの建物であるかを特定し、それぞれの建物へ現在地から最短ルートで移動した際にかかる時間を計算し、司令所エージェントに $\langle selfID, pos, water, buildingID, cost \rangle$ というフォームの入札を行う。ここで、 $selfID$ は自分のID、 pos は現在地、 $water$ は放水可能水量、 $buildingID$ は入札対象となる炎上建物、 $cost$ は炎上建物への移動時間に基づいたタスク実行のコストを表す。

このとき、道路啓開エージェントがどれだけ早く閉塞を除去してくれるか不明であるため、道路閉塞の影響を考慮せずに、移動コストを返答せざるを得ない。

ステップ3: 消防エージェントからの入札において、そこで提示されたコストを道路閉塞による遅れを加味したコストに修正するために、司令所エージェントは受け取った各入札を道路啓開エージェントに渡す。道路啓開エージェントは、消防エージェントにより使用される道路のみの閉塞を除去すればよいので、渡された消防エージェントの入札が、道路啓開エージェントへのタスクの告示となっている。

ステップ4: 道路啓開エージェントは、各入札に対して、消防エージェントの現在地と入札対象の建物から消防エージェントが利用するルートを推定し、そのルートの閉塞除去を最優先に取り除く場合の予定除去時刻を司令所エージェントに伝える。

ステップ5: それぞれの道路啓開エージェントによって知らされた閉塞の予定除去時刻に基づいて、司令所エージェントは、消防エージェントによる入札のコストを修正する。その際、図3に示す例のように、どの道路啓開エージェントが除去に当たる場合を仮定しているかによって、消防エージェントと道路啓開エージェントのペアによる入札へと変更する。

ステップ6: 変更された入札を元に、消火モデルを利用して落札者を求め、火災タスクを実行する消防エージェントとそれを補助する道路啓開エージェントを決定する。

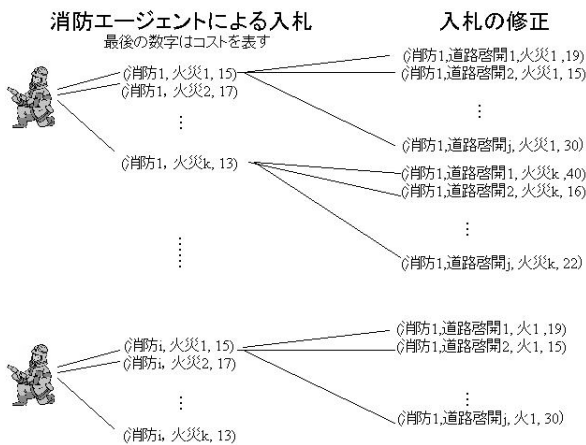


図3 入札コストの修正の組み合わせ

ステップ7: エージェントへ落札者の通知を行い、タスク割り当てを完了する。

3.2 消火モデル

火災は発生から時間が経過するにつれて消火が困難になるため、消火にはより多くの消防エージェントが必要となる。また、建物には木造や鉄筋といった建物の種類や、面積などといったプロパティを持っており、これらが建物の燃え方に影響を及ぼしている。よって、様々な建物の火災について、消防エージェントに消火活動をさせ事前にデータを集めることで、火災の消火に必要なエージェント数の推測ができると考えられる。そこで火災に対する消火モデルとして、決定木学習アルゴリズムC4.5によって作成した決定木を作成し、炎上建物に対する消火可能となる消防エージェント数を推定している。

発火からある時間過ぎた初期火災に対して、消防エージェント n 人で消火活動をした時、火災が近隣建物に燃え広がる前に消火が出来たか否かのデータを収集し、決定木の学習に用いた。よってデータは、< 建物の種類, 延べ床面積, 炎上経過時間, 放水総量, 消防エージェント数 > という属性を持っており、モデルは、入力で与えた消防エージェント数で消火が可能かを出力する。

入力のうち、炎上経過時間は、消火活動が開始される時点での建物発火からの経過時間であり、道路啓開エージェントの情報によって修正された、入札のコストに対応している。

ある火災の消火に必要な消防エージェント数は、どの消防エージェントが割り当てられるかによって異なる。例えば、火災現場へ遠くから駆けつける場合、消

火の開始時刻(コストに相当)が遅くなるため、火災の強さが増す結果となり、より多くのエージェント数が必要となる。よって、消防エージェントと道路啓開エージェントのペア(道路啓開エージェントの協力を必要としない場合、消防エージェントのみ)の入札集合 B のうち、どの組み合わせであれば火災が消火可能かを判別するために、消火モデルに対し、以下の条件を満たす入札集合 B の部分集合 $I \subset B$ を入力とする。

- $f_i \neq f_j$
- $P_i \cap P_j = \emptyset$

ここで、 $b_i, b_j \in I$ であり、入札 b_i, b_j がそれぞれ含む消防エージェントと道路啓開エージェントを $f_i, f_j \in \{\text{消防エージェント}\}$, $P_i, P_j \subset \{\text{道路啓開エージェント}\}$ である。条件を満たす全ての部分集合を入力として与え、各火災を消火することが可能な組み合わせを全て求める。

3.3 落札者の決定

エージェントへのタスク割り当てを、火災タスクへの財(エージェント)の割り当てと考え、消火モデルによって得られた各火災の消火可能な入札集合を新たに火災による入札と考える。すなわち、消火可能な部分集合 $I_{\text{extinguish}} \subset B$ を入札と考える。図4に例を示す。火災による入札では、消火可能な入札の組み合わせから含まれる財を列挙し、各入札のコストの和を新たな入札のコストとする。また、このとき各火災は自分自身も財に含めた形の入札とする。これらの手続きは、消防司令所エージェントが行っている。

このようにして、各火災の消火可能な入札を作成することで、組み合わせオークションにおける財の分配と見ることが可能となる。財の落札者を決定するには、最適解を求める勝者決定アルゴリズムを使用することで、重複した財の落札を許さずコストが最小となる入札を探すことができる。コストが最小となる割り当てを求めることで、エージェントがタスクに取り掛かるまでの時間を短くできるため、より時間経過の少ない火災、すなわち消火がしやすい火災を優先して取りかかることが期待できる。これにより、エージェントがタスクを完了するまでの時間を少なくし、割り当てられたタスクからの開放を早めることができると考えられる。火災による入札では、火災自身についても財に含めて入札を行っているため、ある火災が複数の消火パターンを同時に落札してしまうのを防いでいる。本研究では、*bin* と呼ばれるデータ構造を用いることで探索空間を減少させ、効率的に探索を行う CASS⁽⁹⁾ アルゴリズムを使用した。

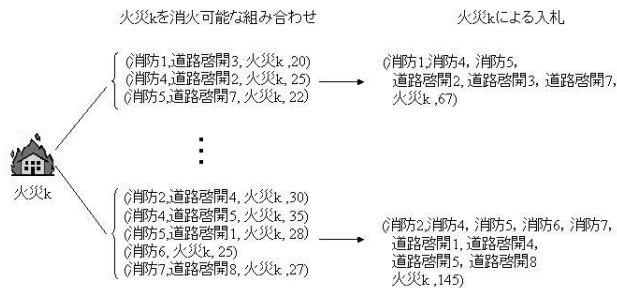


図4 火災による入札

4. 評価実験

提案したタスク割り当て手法が消防エージェントの効率的なタスクの実行をもたらすか、また、どのようなマップ条件の場合に、依存関係にある道路啓開エージェントを考慮することが必要とされるのかを確認することを目的として実験を行った。

4.1 実験条件

本来、RoboCup Rescue シミュレーションでは、シミュレーション内での時刻が変わるまでにエージェントは次の行動を決定するための計算処理を終えて、カーネルに行動を伝えなければならないが、本研究では、エージェントのタスク割り当てにおいて、消防エージェントと道路啓開エージェントの組み合わせについて3.2節で述べたように全て計算し、最適な組み合わせを求めた場合の結果への影響を評価するため、計算時間についての制限を無視している。その下で、提案したタスク割り当て手法と既存のチームとの比較実験を行った。

実験において比較対象として用いたチームであるDAMAS-Rescueは、消火目標とする火災ゾーン(近接した炎上建物のグループ)の選択とそのゾーン内においてどの火災について消火をするかという2段階で消防エージェントへのタスク割り当てを行っており、RoboCup 2004 世界大会においてトップレベルの成績を収めている。具体的には、消防エージェントの経験を基に、U-tree⁽¹⁰⁾という木構造により表現された状態空間を用いて、属性により分類された火災建物に対して消火を行った消防エージェント数に応じた期待報酬を学習し、割り当てではこの期待報酬が定められた閾値を超えるように消防エージェント数を決めている⁽³⁾。

実験では、Kobe マップを使用し、消防エージェント数および道路啓開エージェント数をそれぞれ10、火災数を2として、次のような条件で行った。

実験条件1 火災および各エージェントの初期位置

をランダムに配置。また、全道路のうち10%が閉塞。

実験条件2 図5のように、消防エージェントの初期位置を集合させ、消防エージェントと各火災を離れた場所に配置。道路啓開エージェントについては、ランダムな配置。また、実験条件1と同様に全道路のうち10%が閉塞。

実験条件3 火災とエージェントの配置は実験条件1と同様であるが、全道路のうち30%が閉塞。

タスク割り当てについて評価するために、初期消火成功率を比較する。ここで初期消火とは、火災が隣接する建物に延焼する前に消火した状態とし、全マップを通じて発生した火災のうち初期消火に成功した割合を初期消火成功率と定義する。

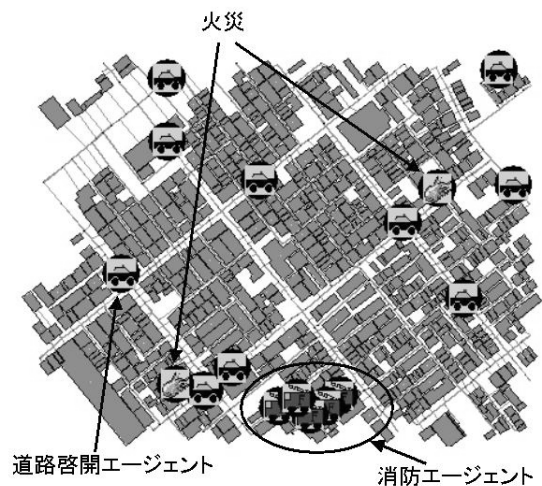


図5 実験条件2における火災とエージェントの配置の例

4.2 実験結果と考察

各実験条件に基いた異なる10個マップについて、それぞれ1回ずつ実験を行った。それにより得られた各条件における初期消火成功率の結果を表2に示す。

表2 初期消火成功率による比較

	提案手法	比較手法
実験条件1	0.60	0.50
実験条件2	0.50	0.45
実験条件3	0.25	0.05

実験条件1による結果から、平均的に提案手法による割り当ての方が、初期消火に成功していることが分かる。また、各マップごとにおいての初期消火の成功数は、実験条件1から3を通じて、おおむね提案手法が比較手法と比べて同じかそれ以上となっていたが、比

較手法が上回った結果もあった。これは、消防エージェントの初期配置の近くで生じた火災に対しての消火開始時刻の差であると考えられる。提案手法では、エージェント間で通信を繰り返して行うため、エージェントのタスクを決定するまでに、7時刻を要してしまう。

実験条件2では、提案手法のような各火災の消火に必要な人数について正確な見積もりがなされなかった場合、一方の火災を消火し終えたエージェントが他方の火災現場に到達する前に火災が燃え広がり両方の火災を消火できない状況を想定したが、期待するほどの結果は得られていない。これは、大きい建物において火災が生じた場合、周囲への燃え広がりが遅いという特徴を持っているため、消防エージェントが火災現場へ駆けつけるまでに時間の猶予があるためと考えられる。

実験条件3の結果から、道路閉塞の量が戦略に与える影響を見ることが出来る。閉塞が実験条件1および2より増すことにより、火災現場への到達が困難になるため、初期消火成功率は提案手法も比較手法も落ち込んでいる。しかしながら、提案手法では、道路閉塞を除去する役目である道路啓開エージェントを消防エージェントのタスク割り当てにおいて考慮しているため、比較手法よりも落ち込みが少ない結果となっている。この結果から、提案手法は、道路閉塞が多い状況ほどより有効であることが示唆される。

5. お わ り に

本研究では、RoboCup Rescue シミュレーションにおいて、消防エージェントのタスクを決定する際に、依存関係にある道路啓開エージェントも考慮するタスク割り当て手法の提案を行った。そして、別のタスク割り当て手法を用いたチームとの比較により提案手法の有効性を確認した。また、特に道路閉塞が多い状況では道路啓開エージェントを考慮することが重要である可能性を示した。

今後は、提案手法がどのようなマップ状況でより有効であるかを様々な条件のもとで検討を行う。また、実験ではエージェントの視覚範囲をマップ全域としたが、視覚範囲に限られた状況でどのように適切なコストを見積もるかという点が主要な課題となっている。

参 考 文 献

- (1) 田所 諭, 北野弘明, 高橋友一, 松野文俊, 竹内郁雄: RoboCup-Rescue: 情報科学の緊急災害対応への挑戦, 情報処理, Vol.41, No.4, pp.412-418, 2000.

- (2) H. Kitano : "Robocup rescue : A grand challenge for multi-agent system", In Proceedings of the Third International Conference on Multi-Agent Systems, 2000.
- (3) Sebastien Paquet, Nicolas Bernier and Brahim Chaib-draa : "Selective Perception Learning for Tasks Allocation", AAMAS-04 Workshop on Learning and Evolution in Agent Based Systems, 2004.
- (4) Ranjit Nair, Takayuki Ito, Miliind Tambe, and Stacy Marsella : "Task allocation in the RoboCup Rescue simulation domain: A short note", Lecture Notes in Artificial Intelligence, 2002.
- (5) 浅井義樹, 伊藤暢浩, 江崎哲也, 犬塚信博, 和田幸一 : レスキューエージェントの協調行動に対するグループ形成アプローチ, 情報処理学会 研究報告「ゲーム情報学」, 2002-GI-009, Vol.2003, No.035, 2002.
- (6) Sebastien Paquet, Nicolas Bernier and Brahim Chaib-draa : "Comparison of Different Coordination Strategies for the RoboCupRescue Simulation", Proceedings of The 17th International Conference on Industrial & Engineering Applications of Artificial Intelligence & Expert Systems ,pp. 987-996, 2004.
- (7) William Walsh and Michael Wellman : "A market protocol for decentralized task allocation", In Proceedings of the International conference on multi-agent systems, pp. 325-332, 1998.
- (8) Luke Hunsberger, Barbara J. Grosz: "A Combinatorial Auction for Collaborative Planning", In Proceedings of the Fourth International Conference on Multiagent Systems, pp.151-158, 2000.
- (9) Fujishima, Y., Leyton-Brown K., and Shoham, Y. : "Taming the computational complexity of combinatorial auctions : Optimal and approximate approach", Proceedings of the Sixteenth International Joint Conference on Artificial intelligence, 1999.
- (10) McCallum, A.K.: "Reinforcement Learning with Selective Perception and Hidden State", PhD thesis, University of Rochester, 1996.