

平成 28 年 5 月 20 日現在

機関番号：32638

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2013～2015

課題番号：25330267

研究課題名(和文) 解決困難な制約充足問題の系統的生成に関する研究

研究課題名(英文) A Study on Constructive Generation of Very Hard Instances for Constraint Satisfaction Problems

研究代表者

水野 一徳 (Mizuno, Kazunori)

拓殖大学・工学部・准教授

研究者番号：20439524

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,700,000円

研究成果の概要(和文)：本研究の主な成果は、(1)計算機を用いても解決が非常に難しい(時間がかかる)制約充足問題を系統的に生成する方法の開発、(2)制約充足問題を効率よく解決するための群知能型確率的解決アルゴリズムの開発、(3)応用システムとして、複雑なタイリング画像生成のための図形パターン導出、およびテーマパーク問題を対象としたマルチエージェント型の人流シミュレーションシステムの開発である。

研究成果の概要(英文)：The main results of our study are: (1) Proposal of a constructive method for generating exceptionally hard constraint satisfaction problems, (2) Proposal of swarm intelligence based methods for solving constraint satisfaction problems, and (3) Development of a system for finding figure patterns for generating complex tiling images and a simulator of pedestrians flow based on multi-agent systems for theme park problems.

研究分野：情報工学

キーワード：制約充足問題 探索 グラフ彩色問題 相転移 NP完全 群知能

### 1. 研究開始当初の背景

制約充足とは、解くべき問題を制約条件の集合として捉え、それらすべての制約を満足するような解を探索することによって、問題を解決しようとする問題解決方式である。これは、まず解きたい現実の問題をそれと等価な制約充足問題として表現し、その得られた制約充足問題を汎用の解決器(探索アルゴリズム)を用いて解決を試みるものである。したがって、現実問題を制約充足問題に等価表現すること、および制約充足問題の解を見出す高速なアルゴリズムを開発することは、それぞれが重要な研究課題であり、かつ、それぞれが独立に研究開発を行なうことができるという利点を持つ。現在、人工知能などの知識処理やパターン処理などの基盤技術として鋭意研究が進められている。

### 2. 研究の目的

制約充足問題は、一般に計算機を用いて解決するのが困難な問題のクラス(NP 完全)に属しており、なるべく効率よく解決するアルゴリズムが強く望まれている。その一方で、制約充足問題のような組合せの複雑さをもつ問題に対して、「相転移」と呼ばれる興味深い現象が観察されている。これは、(NP 完全という意味で)真に計算時間を要する具体的問題(インスタンス)は、意外に少なく、問題空間のごく一部の領域のみに局所的に存在するというものである。このような現象が存在することは確かであるが、その発生原因やメカニズムは現在のところ完全に明らかにされていない。これを明らかにすることは、アルゴリズムの計算複雑さの理論や組合せアルゴリズムの発展に寄与することはもちろん、有用な問題解決方式である制約充足の実用性の促進につながる。制約充足問題の相転移に関して、これまでその発生原理について理論的な考察がなされてきているが、相転移領域に属するようないわゆる解決困難なインスタンスは生成検査に基づく方法(ランダムにインスタンス生成を行ない、それから難しい問題を選び取る)で生成するものが多い。

以上を踏まえて、本研究の第一の目的は、相転移領域に属するようないわゆる解決困難なインスタンスの構造的な解析を行ない、そのようなインスタンスを系統的かつ安定的に生成する方法を開発することである。本研究課題は、解決困難な制約充足問題を意図的に生成することを通して、相転移現象に関わる諸性質を明らかにする一試みである。

一方、制約充足問題に解決において、反復改良型の確率的探索アルゴリズムに関する研究が目覚ましく、なかでも確率的探索におけるメタヒューリスティクスに関する研究が盛んに行なわれている。一般に、これらの方法は、得られる解品質と計算時間のトレードオフの問題や、種々の制御パラメータのチューニングの困難さなどが課題として指摘

されている。これまで筆者は、これらの課題に対して、問題解決の途中の状況に応じて動的にパラメータを変更する適応型のメタヒューリスティクスを開発し、その有効性を示した。この方法は「集団」を用いた分散並列型の基本とした解決アルゴリズムであり、同じく集団による協調型探索を基本としている「群知能」と呼ばれるメタヒューリスティクスと組み合わせることによる、より効果的な問題解決が実現できることが期待できる。

そこで、本研究の第二の目的は、群知能モデルの利点を生かした自己適応型のメタヒューリスティクスを開発することである。また、第一の目的で生成した解決困難なインスタンスに対する適用可能性についても考察する。

### 3. 研究の方法

上記の研究目的を達成するために、本研究で実施した主な研究項目は以下の3つである。特に、(1),(2)は上記であげた2つの目的に対する重要課題である。

#### (1) 解決困難なグラフ彩色問題生成のための極小非可解構造の進化的導出

グラフ彩色問題は、制約充足問題の具体的な例題の1つである。制約構造が単純であり、問題の構造もグラフとして明示的であることから、この問題を対象として解決困難なインスタンス生成を試みた。筆者は、先行研究において、グラフの極小非可解構造に注目してこれらを繰り返し埋め込む(組み合わせる)ことで、任意に大きいサイズのインスタンスを生成する方法を開発した。この方法では、極小非可解構造というインスタンス生成の種となる構造が必要であるが、先行研究においては、組合せ的な試行錯誤により導出していたため、その導出には多くの計算時間を要した。そこで、本研究では、この構造を進化計算、具体的には遺伝的アルゴリズムを用いて導出を試みる方法の開発した。

#### (2) 群知能モデルに基づく制約充足問題の解法の解法と実験的評価

これまでの研究成果では、分散並列型の自己適応型のメタヒューリスティクスの開発を行なっている。また、このメタヒューリスティクスの仕組みを、Ant Colony Optimization(ACO: 蟻の採餌行動を模した群知能モデル)に導入し、その有効性を示している。そこで、他の群知能モデルを用いて、制約充足問題に対する有効性を検証した。具体的には、Artificial Bee Colony(ABC: ミツバチの採餌行動を模したモデル)やFirefly Algorithm(FA: ホタルの群れ行動を模したモデル)に注目して、それぞれの解決アルゴリズムの開発を行なった。

### (3) 応用システムの開発

本研究課題の応用課題として、複雑なタイリング画像生成のための図形パターンを導出するシステム、およびテーマパーク問題を対象としたマルチエージェント型の人流シミュレーションシステムの開発を行なった。

### 4. 研究成果

ここでは、3. 研究の方法で記述したもののうち、本研究の主たる実施項目である、(1)、(2)を中心にその成果を述べる。

#### (1) 解決困難なグラフ彩色問題生成のための極小非可解構造の進化的導出の成果

上述の通り、制約充足問題の具体的な例題としてグラフ彩色問題を対象として、解決困難なインスタンスを生成するために必要な構造 ( $n4c$ -free MUG) を、進化計算 (遺伝的アルゴリズム) を用いて導出した。図 1 は結果として導出された構造の例を表わしている。この構造は、先行研究で指摘されている、(1) 極小非可解 (つまり、グラフは 3 色塗り分け不可能であるが、任意の部分グラフは 3 色塗り分け可能)、(2) 準正則グラフ (頂点の次数が 3 または 4)、(3)  $n4c$  構造 (4 頂点クレークから辺を 1 本削除した構造) を部分グラフとして含まない、という性質を保持している。また、図 1 の構造は頂点数 16 のグラフ構造であるが、このサイズのグラフの導出を先行研究のような試行錯誤による方法 (数え上げ) で行なうとすると、一般的な CPU を備えた計算機を用いて、数ヶ月から数年程度以上の膨大な時間がかかってしまう。本研究では、この構造の導出には、数日～数週間程度で発見できている。また、今回導出した構造は、先行研究では導出できていない新たに発見された構造である。

図 1 の構造を、先行研究で提案されている生成手続きに適用してインスタンス生成を行ない、その解決困難さを確認する実験を行なった。図 2 は、その実験結果の 1 例を表わしている。図 2 より、今回導出した構造を用いて生成したインスタンスを解く計算量が問題サイズのほぼ指数オーダーであること、およびそのような計算量を持つインスタンスが安定的に生成されていることが分かる。さらに、この実験結果は、先行研究の実験結果とほぼ同様の傾向が現れており、かつランダムに生成したインスタンスよりも難しいインスタンスが生成できていることより、解決困難でかつより多様なインスタンスが生成できることを示している。

今後、本研究で生成したインスタンスが本質的に難しいか (つまりヒューリスティクスの存在可能性) についての重要な考察を行なうことが、アルゴリズムの計算複雑さの理論や組合せ最適化手法に発展させる意味で意義が大きいと考えられる。

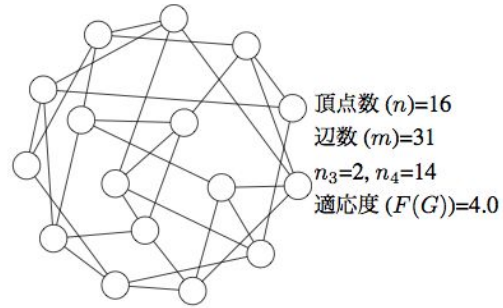


図 1 本研究で導出した極小非可解構造

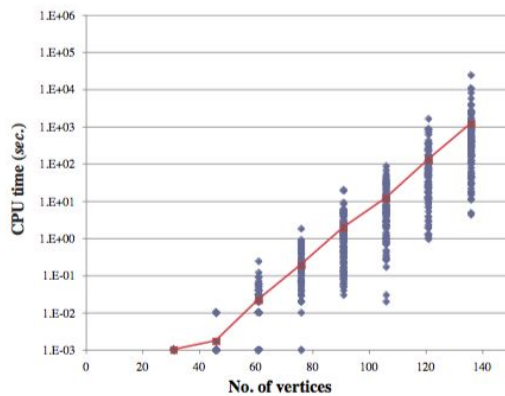
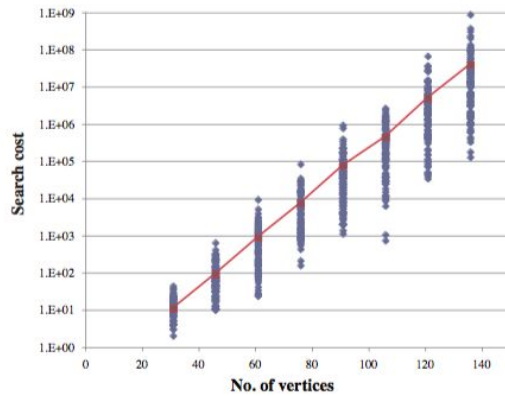


図 2 本研究で導出した構造を用いて生成したインスタンスに対する実験結果

#### (2) 群知能モデルに基づく制約充足問題の解法の解法と実験的評価

ここでは、提案したアルゴリズムのうち、Artificial Bee Colony(ABC)アルゴリズムに基づく Binary CSP の解法、および Firefly Algorithm(FA)に基づくデータクラスタリング手法に関する成果について概説する。

##### ・ ABC アルゴリズムによる Binary CSP の解法

ABC アルゴリズムは、ミツバチの採餌行動を模した群知能モデルで、主に連続値関数最適化問題を解く方法として用いられている。本研究で提案した方法は、離散値を扱う制約充足問題に適用でき、かつどん欲な探索を行なう Scout Bee を備えたものである。図 3 に

```

begin
  Initialization;
  For  $t = 1$  to  $MaxCycle$  do
    EmployedBeesPhase();
    OnlookerBeesPhase();
    If  $rand < Gp$  then
      GSAT( $X^t$ );
    End if
    ScoutBeesPhase();
    Memorize the best solution achieved so far;
  End for
end

procedure EmployedBeesPhase()
  For  $i = 1$  to  $Ns$  do
    Generate a new assignment  $V_i^t$  from  $X_i^t$  (and based on
 $X_i^t$  ( $k \neq i$ )) via NBSG proposed by 3);
    Evaluate the new solution;
    If  $Conf(V_i^t) < Conf(X_i^t)$  then
       $X_i^t \leftarrow V_i^t$ ;
       $trial_i \leftarrow 0$ ;
    Else
      Remember  $X_i^t$ ;
       $trial_i \leftarrow trial_i + 1$ ;
    End if
  End for
end procedure

procedure OnlookerBeesPhase()
  For  $i = 1$  to  $Ns$  do
    Calculate the probability proportional to the quality of
    food sources  $p_i$ ;
    Produce a new assignment  $V_i^t$  from  $X_i^t$  (and based on
 $X_i^t$  ( $k \neq i$ )) selected depending on  $p_i$  via NBSG
    proposed by 3);
    Evaluate the new solution;
    If  $Conf(V_i^t) < Conf(X_i^t)$  then
       $X_i^t \leftarrow V_i^t$ ;
       $trial_i \leftarrow 0$ ;
    Else
       $X_i^{t+1} \leftarrow X_i^t$ ;
       $trial_i \leftarrow trial_i + 1$ ;
    End if
  End for
end procedure

procedure ScoutBeesPhase()
  If  $\max\{trial_i\} \geq limit$  then
    Replace the abandoned assignment with a new assignment
    by the procedure ConstructAssignmentByGreedyScout();
  End if
end procedure

procedure ConstructAssignmentByGreedyScout()
  Initialize the abandoned assignment,  $X_i$ ;
   $k \leftarrow 0$ ;
  While  $k < (deflection \times n)$  do
    Select the  $j$ -th variable,  $X_{ij}$ , randomly;
    If  $X_{ij}$  is unassigned then
       $X_{ij} \leftarrow best_{ij}$ ;
       $k \leftarrow k + 1$ ;
    End if
  End while
  For  $j = 1$  to  $n$  do
    If  $X_{ij}$  is unassigned then
       $X_{ij} \leftarrow 0$  or  $1$  (randomly);
    End if
  End for
end procedure

```

図3 本研究で提案したアルゴリズム

そのアルゴリズムを示す。本手法の主な特色は、図3においてFAに局所探索能力を補っている点(GSATというアルゴリズムを組み込んでいる)、および手続きConstructAssignmentByGreedyScout()によるScout Beeの改良である。これは、通常ランダム探索を行なうScout Beeに対して、これまで探索した最良解の部分解を利用する

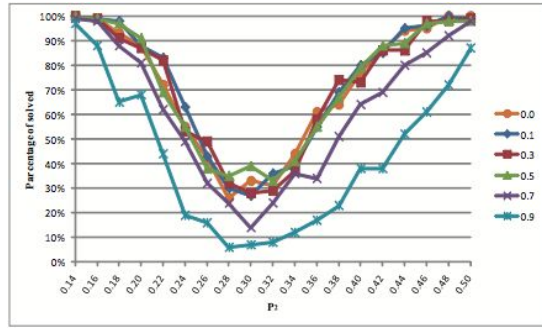


図4 提案アルゴリズムの実験結果

```

 $t = 0, s^* = \phi, \gamma = 1.0;$  //世代カウンタ,
                          最良解, 誘引度の初期化
 $p^{(0)} = InitializeFA();$ 
                          //ホテルの初期集団の生成

while ( $t < T$ ) do
   $\alpha^{(t)} = AlphaNew();$ 
  Evaluate( $p^{(t)}, f(s)$ ); //解の評価
  OrderFA( $p^{(t)}, f(s)$ ); //適応度順に
                          解候補をソート
   $s^* = FindTheBestFA(p^{(t)}, f(s));$ 
                          //最良解の保持
   $p^{(t+1)} = MoveFA(p^{(t)});$ 
                          //ホテルの位置の更新

   $t = t + 1;$ 
end while

ApplyKmeans( $s^*$ ); //最良解  $s^*$  を初期値
                  として  $k$ -means法を実行

```

図5 本研究で提案したアルゴリズム

という点にその特徴がある。

図3のアルゴリズムを実装して、難しい問題が集中している領域(相転移)のBinary CSP(2項制約のみからなる制約充足問題)の問題群に適用した。図4はその実験結果を示している。図4より、Greedy Scoutがこれまでの最良解の部分解を利用する際に、どの程度のサイズの部分解を利用するかによってその効率が影響していることが分かる。

これまでの探索の過程を利用することは解探索にとっては重要である。ここで提案した方法によって、部分解の利用についての有効性に対する初期的な実験を行なうことができた。今後の展開として、これを改良していくことでより効率的なアルゴリズムを開発していくことが重要である。

#### ・ FAによるデータクラスタリング

FAは、ホテルの点滅光に伴う行動を模した群知能モデルである。ここで提案した方法は、

表 1 実験結果

(a) k-means 法の実験結果				
	Iris	Glass	Cancer-Int	Haberman
正答率 (%)	85.1	21.7	51.0	50.7
time(sec.)	0.069	0.024	0.058	0.023

(b) 本手法の実験結果				
	Iris	Glass	Cancer-Int	Haberman
正答率 (%)	88.3	38.9	96.0	52.3
time(sec.)	0.22	0.38	0.64	0.26

データクラスタリング(各データを特徴ごとに分類するという意味で, 制約充足問題と同種の割当て問題とみなすことができる)を対象として, まず FA を用いて大域的に探索した後, 山登り法に基づく方法(具体的には, k-means 法)によって収束させる方法を提案した 図 5 はそのアルゴリズムを示している. このアルゴリズムをクラスタリングの代表的なベンチマークデータセットとして知られている UCI Repository に収録されているいくつかのデータセットに適用して, その有効性を示した(表 1 参照). この成果により, 群知能(ここでは FA)に局所探索能力を補うことでより効率的な問題解決につながる可能性を示して, 今後より多くの群知能モデルに対しての適用可能性を拡げることにつながると考えられる.

#### 5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

〔雑誌論文〕(計 14 件)

- Mizuno, K., Takamatsu, S., Shimoyama, T., Nishihara, S.: Fireflies Can Find Groups for Data Clustering, Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Industrial Technology, pp. 746-751, 2016, 査読あり.
- Simoyama, T., Mizuno, K., Ohuchi, K., and Sasaki, H.: Pedestrians Flow Simulation for Theme Park Problems, International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering, Vol. 4, pp. 1-6, 2015, 査読あり.
- Ono, S., Kisanuki, M., Machii, H., and Mizuno, K.: Creation Support for Escher-Like Tiling Patterns by Interactive Genetic Algorithms, SIGGRAPH Asia 2014, Posters, Article No. 9, DOI: 10.1145/2668975.2669005, 2014, 査読あり.
- Ono, S., Kisanuki, M., Machii, H., and Mizuno, K.: Figure Pattern Creation Support for Escher-Like Tiling by Interactive Genetic Algorithm, Proceedings of Adaptation, Learning and Optimization, Vol. 1, pp. 421-432,

DOI: 10.1007/978-3-319-13359-1\_33, 2014, 査読あり.

水野一徳, 西原清一, 佐々木整: グラフ彩色インスタンスの組織的生成のための極小非可解構造の導出, 人工知能学会論文誌, Vol. 28, No. 3, SP-G, pp. 279-284, DOI: 10.1527/tjsai.28.279, 2013, 査読あり.

Aratsu Y., Mizuno, K., Sasaki, H., and Nishihara, S.: Experimental Evaluation of Artificial Bee Colony with Greedy Scouts for Constraint Satisfaction Problems, Proceedings of The 2013 Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence, pp. 134-139, DOI: 10.1109/TAAI.2013.37, 2013, 査読あり.

Aratsu, Y., Mizuno, K., Sasaki, H., and Nishihara, S.: Solving Constraint Satisfaction Problems by Artificial Bee Colony with Greedy Scouts, Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science 2013, Vol. I, pp. 560-565, 2013, 査読あり.

Kisanuki, M., Ono, S., Machii, H., Mizuno, K., and Nakayama, S.: Escher-Like Tiling Pattern Design by Interactive Genetic Algorithm, NICOGRAPH International 2013, CD-ROM, 2013, 査読あり.

〔学会発表〕(計 20 件)

- 本田優甫, 水野一徳: 対話型遺伝的アルゴリズムによる鉛筆画風画像生成の初期的検討, 進化計算学会第 10 回研究会, 富士通株式会社川崎工場(神奈川県・川崎市), 2016 年 3 月 17 日~18 日.
- 新井溪司, 水野一徳: フェロモンマップを用いた遺伝的アルゴリズムによるグラフ彩色問題の解法, 情報処理学会第 78 回全国大会, 慶應義塾大学矢上キャンパス(神奈川県・横浜市), 2016 年 3 月 10 日~12 日.
- Simoyama, T., Mizuno, K., Ohuchi, K., and Sasaki, H.: Pedestrians Flow Simulation for Theme Park Problems, International Conference on Advanced in Electrical Electronics, Computing and Communications Engineering, シンガポール, 2015 年 11 月 16 日~17 日.
- 水野一徳, 下山敏嗣, 大内一輝, 佐々木整: テーマパーク問題における人流シミュレーション, 情報処理学会第 103 回数理解モデル化と問題解決研究会, 沖縄科学技術大学院大学(沖縄県・恩納村), 2015 年 6 月 23 日~25 日.
- 木場仁美, 水野一徳, 小野智司: 進化計算を用いたエッシャー風タイリング

アートデザインに関する研究, 人工知能学会第 29 回全国大会, 公立ほこだて未来大学(北海道), 2015 年 5 月 30 日~6 月 2 日.

高松志帆, 水野一徳, 西原清一: ホタルのアルゴリズムを用いたデータクラスタリングの基礎的検討, 進化計算学会第 8 回研究会, 拓殖大学(東京都・八王子市), 2015 年 3 月 5 日~6 日.

木場仁美, 水野一徳, 小野智司: Memetic Algorithm を用いたエッシャー風タイリングアートデザインに関する研究, 進化計算シンポジウム 2014, 安芸グランドホテル(広島県・廿日市市), 2014 年 12 月 20 日~21 日.

坪山宰, 水野一徳, 佐々木整, 西原清一: 仮想都市におけるデマンドバスのシミュレーション, 情報処理学会第 98 回数理解モデル化と問題解決研究会, 沖縄科学技術大学院大学(沖縄県・恩納村), 2014 年 6 月 25 日~27 日.

青木慶人, 水野一徳, 坪山宰, 西原清一: 仮想都市交通流におけるデマンドバスの評価, 映像表現・芸術科学フォーラム, 早稲田大学国際会議場(東京都・新宿区), 2014 年 3 月 17 日.

荒津裕子, 水野一徳, 佐々木整, 西原清一: 制約充足型 Artificial Bee Colony の実験的評価, 進化計算シンポジウム 2013, 霧島ホテル(鹿児島県・霧島市), 2013 年 12 月 14 日~15 日.

木佐貴恵, 待井寛史, 崎元健公, 小野智司, 水野一徳, 中山茂: エッシャー風タイリング画像作成支援システム, 情報処理学会第 95 回数理解モデル化と問題解決研究会, 熊本県立大学(熊本県・熊本市), 2013 年 9 月 26 日~27 日.

荒津裕子, 水野一徳, 佐々木整, 西原清一: 制約充足型 Artificial Bee Colony における Scout Bee の改良, 進化計算学会第 5 回研究会, 室蘭工業大学(北海道・室蘭市), 2013 年 9 月 12 日~13 日.

坪山宰, 水野一徳, 佐々木整, 西原清一: Swarm を用いたデマンドバスのシミュレーション環境の構築, 人工知能学会第 27 回全国大会, 富山国際会議場(富山県富山市), 2013 年 6 月 4 日~7 日.

## 6. 研究組織

### (1) 研究代表者

水野 一徳 (MIZUNO KAZUNORI)

拓殖大学・工学部・准教授

研究者番号: 20439524