

グループ化を用いた貨物積み付けにおける メタ戦略アルゴリズム†

遠藤 靖典*1・半澤 光希*2・濱砂 幸裕*2

本研究では貨物積み付け自動化のためのアルゴリズムについて扱う。アルゴリズムは容積空間の有効利用や貨物の安定性などを含む積み付けアルゴリズムとメタ戦略から構成されており、さらにメタ戦略の中で、貨物をグループ化して扱う方法論についても考察する。また、その数値シミュレーションの結果も示す。

キーワード：貨物積み付け、メタ戦略、知識融合最適化、グループ化、クラスタリング

1. はじめに

昨今の貨物輸送の肥大化に伴って貨物積み付けの自動化に対する需要はますます大きくなっており、実際、貨物の積み付け問題に対する数理的アプローチ・自動積み付けシステムの開発に関しては、多くの先行研究が行われている[1, 2]。これらの先行研究では、貨物積み付け自動化に関する問題を箱型や様々な形状貨物の配置決定に関する最適化問題として定式化しており[1, 2, 3, 4, 5]、パレットやコンテナの容積空間の効率的な利用・貨物の搬入・搬出の容易さ・貨物の安定性などの数々の要求に基づいて最適な積載状態を実現することが重要となる。これらの問題は箱詰め問題として定式化されるが、箱詰め問題は、スケジューリング問題や巡回セールスマン問題に代表される組み合わせ最適化問題の一種であり、NP困難と呼ばれる実時間では計算が困難なクラスの問題と知られ[6, 7]、厳密な最適解を求めることが非常に難しい。実際、前述のようにこれまで数多くの研究がなされている一方、実用に供することの出来るシステムは数えるほどしかなく、それらとて、とても満足できる結果を提供するものではない。それは、これらの問題が、最適化という側面のみで論じられてきたことが大きな

理由の1つであろうと思われる。

一方、実際の貨物の積み付け現場で見られる、熟練作業員による貨物配置を見れば判るように、熟練作業員は、最適化という立場から作業をしているというよりはそれまで培ってきたノウハウや積み付け知識をもとに行動しており、実際多くの場合、作業員による積み付けのほうが、既存のシステムより良好な結果を得ることができる。つまり、積み付けシステムにおいて、最適化という側面からだけではなく、積み付けにおいて作業員が習得したノウハウ・積み付け知識をシステムに取り入れることはこの問題の1つの解決になり、コンテナ中の効果的な空間利用による最適化問題として定式化するより人間の持つ知識を取り入れた最適化問題として捉えていく方が、これらの組合せ問題には効果的であろうと考えられる。

そこで、本論文では、最適化と知識の融合という立場からこれら貨物の自動積み付け問題を捉え、知識融合最適化という観点からメタ戦略によるアプローチを行う。特に、作業員の持っている知識の中で、貨物のグループ化による積み付けは積み付け効率の観点からも有効であることから、貨物のグループ化に着目し、グループ化をメタ戦略に導入することにより貨物積み付けの問題を考察していく。

2. 貨物積み付けのための知識と最適化システム

貨物積み付け問題とは、一般に、箱形をはじめとする様々な形状の貨物をコンテナと呼ばれる大型の箱の中に収納する手続きに関する問題であり、貨物積み付け問題の多くは、NP困難なクラスの問題[8]として知られるナップザック問題を基本とした最適化問題とし

† Metaheuristic Algorithms for Container Loading Problem by Grouping Objects

Yasunori ENDO, Koki HANZAWA and Yukihiko HAMASUNA

*1 筑波大学 大学院 システム情報工学研究科 リスク工学専攻
Department of Risk Engineering, School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

*2 筑波大学 大学院 システム情報工学研究科 リスク工学専攻修士課程

Master's Program in Risk Engineering, Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

て定式化されている。

しかし、実際の積み付けの現場に携わる作業員は、積み付け問題を最適化問題の枠組みの中では認識しておらず、そのことから、積み付け問題へのアプローチは、最適化問題への定式化のみが唯一の解法ではなく、人間の持つ知識の有効活用もまた積み付け問題への有効なアプローチとなり得ることがわかる。

積み付け問題に対する人間の知識には様々なタイプが存在する。ここでいう知識とは非常に広いクラスを指す。例えば、「貨物の安定性は最も重要である」という知識は「常識として知られている知識」として分類できる。「危険な貨物は離して置くべきである」という知識は「規則・規定に関わる知識」の1つであり、「エキスパート知識」は明確に表現することが困難である。

よって、貨物積み付け問題に対するアプローチは、これらの知識と最適化のプロセスを融合したものとなり、最適化のプロセスの中にどのようにこれらの知識を組み込んでいくかが最も重要な課題となる。知識の種類として、次の4種類をあげることができる：

1. 枠組みを規定する知識
2. 常識として知られている知識
3. 規則・規定に関わる知識
4. エキスパート知識

また、機能面からの分類としては、次の5種類をあげることができる：

1. 定式化において用いられる知識
2. システムがとる戦略として用いられる知識
3. 最適化における制約として用いられる知識
4. 最適化における目的関数として用いられる知識
5. システムのパラメータとして表される知識

これらの知識に関する分類の詳細については、文献[9, 10]を参照されたい。

本論文で対象としているような問題に対しては、知識と最適化を融合させ得るような手法が有効であり、そのような手法として、メタ最適化の手法を用いることができる。メタ最適化の手法が知識と最適化とを融合させるために適していると思われる理由は、図1に示されるように、解を探索するステージと発見された解の精度を向上するステージ同士が疎結合していることによる。これによって、両ステージを独立に考察することも、あるいは関連しているように見なすことも可能となる。

積み付けシステムの下層のステージでは、貨物の配置を決定するために、ヒューリスティックアルゴリズムが用いられる。積み付け問題を単純な効率の最適化として定式化する場合、ビン・パッキング問題と呼ばれる純粋な最適化問題となるが、本論文のように、多

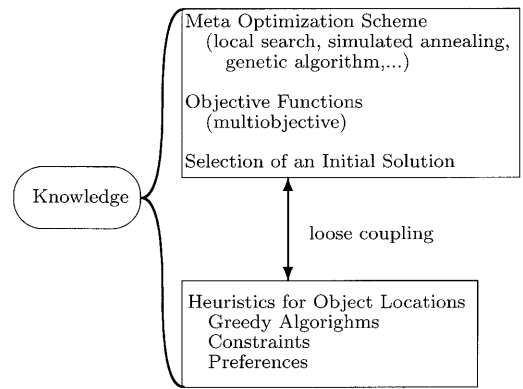


図1 メタ最適化システム

様な積み付けの知識を利用するような場合、最適化の方法は柔軟でなければならず、理論的に高度な最適化アルゴリズムを利用するのは難しい。そこで、アルゴリズムが単純であるが故に知識融合化に適していると思われるグリーディアルゴリズムを用いる。これにより、貨物配置において生じる様々な制約や優先順位を考慮することができる。

上層のステージでは、下層から得られた解を改善するために、ローカルサーチ、シミュレーテッド・アニーリング[11]、遺伝的アルゴリズム[5]等を用いることにより、解の改善が行われる。このステージを、メタヒューリスティック、あるいはメタ戦略と呼ぶ。目的関数の選択は容易ではなく、一般に多目的最適化となることに注意する。本論文では、これら2つのステージを合わせて、メタ戦略最適化、あるいはメタ最適化と呼ぶこととする。

3. 問題の記述

以上で述べてきたように、積み付け問題は、知識を融合したメタ戦略最適化問題として定式化できる[12, 13]。

知識ベースはあらかじめ与えられており、システムのアプローチに適應するように変換される。前述のように、それらは多目的最適化の基準・制約・パラメータの一部として表現される。

以上を定式化すると、一般的な貨物積み付け問題の基本的枠組みは3つの要素の組として考えられる。

$$\langle K, M, T \rangle$$

ここで、それぞれの要素について説明する。

1. K は異なったタイプの知識を持つ知識ベースである。
2. M は前述したメタ戦略最適化システムであ

る。

3. T は知識ベース K の要素を M で用いることのできる知識に変換する機構である。

これら3つの要素の中で、メタ戦略の構成がシステム全体の性能に最も大きな影響を与えるため、メタ戦略最適化システムは特に重要な役割を果たす。

メタ戦略最適化システム M は、以下のような8つの要素からなるシステムとして定式化される。

$$M = (O, SO, U, L, HA, N, C, lc).$$

まず、 $O = \{o_1, \dots, o_N\}$ は配置する貨物の集合、 SO は貨物の列すべての集合

$$SO = \{x = (o_{j_1}, \dots, o_{j_N})\},$$

である。ここで、 (j_1, \dots, j_N) は $(1, \dots, N)$ のすべての順列を意味する。次に、 U と L は図1における上層と下層にそれぞれ対応している。下層では SO 内の与えられた順序 x に従って貨物 o_i を配置するヒューリスティックアルゴリズム HA が用いられ、上層の U ではローカルサーチ、シミュレーテッド・アニーリング[11]、遺伝的アルゴリズムなどのメタ戦略手法によって、貨物積み付けの順序が改良される。

解は、貨物の列 x によって与えられる。貨物の配置は下層の HA によって与えられるが、その解は上層のメタ戦略手法によって逐次改良される。メタ戦略手法においては、解の近傍の概念が使われる。そこで、解 x の近傍を $N(x)$ で定義しよう。 $N(x)$ の典型的な例として、交換があげられる。すなわち、貨物列 x の二つの要素を入れ替えて得られる列の集合である。

一般に、配置アルゴリズムでは、貨物 o_i の配置を決定するためにヒューリスティックな局所的基準 $lc(\cdot)$ を用いる。一方、 U における最適化は、別の大域的基準 C を用いる。これら2つの基準は、用いられるアルゴリズムに大きく依存する。 L における HA に関しても、 U におけるメタ戦略手法に関しても、それぞれ多くのアルゴリズムが存在し、これらは、 U と L とで独立に選ぶことができる。

4. 配置アルゴリズム

本章では、コンテナ内への貨物の配置位置決定のアルゴリズムについて述べる。ここで、すべての貨物とコンテナは直方体と仮定する。本アルゴリズムの目的は、容積率 R を最大化することにある。すなわち、

$$R = \frac{\sum_j v_j}{V_C} \rightarrow \max$$

ここで、 V_C と v_j はそれぞれコンテナと貨物 o_j の容積を意味する。

4.1 積み付け戦略

積み付けの戦略として、コンテナの奥から縦に高く積み上げていく縦積みと、コンテナの底面から平らになるように積み上げていく平積みの2通りが考えられるが、一般には、現場では縦積みが採用されている。実際、平積みによって積み付けを行おうとすると、既に積み付けられている貨物の上を通して積み付けを行わなければならない、作業効率の点からも効果的とは言い難い。そこで、本論文では、積み付け戦略として、縦積みを採用する。

4.2 制約条件

4.2.1 コンテナの制約条件

すべての貨物はコンテナの内部に積み付けられ、コンテナの外部にはみ出す貨物はないものとする。すなわち、積み付けられた貨物すべてを含む直方体のうち、最小のものは、コンテナの内部に含まれる。

4.2.2 貨物の回転

本論文で対象とする貨物およびコンテナは直方体なので、貨物をコンテナ内に配置する際には、貨物の側面がコンテナの側面のいずれかと平行になることは自明である。そのような状況では、貨物の一つの底面に対して、貨物の2種類の側面のどちらをコンテナの2種類の側面のどちらに平行とするかによって、2種類の回転が考えられる。実際に貨物を配置する際には、貨物の回転の可・不可は個々の貨物の制約によって異なるが、本論文ではこれら2種類の回転方向を考慮することとする。

4.2.3 貨物の安定性制約

他の貨物の上に置かれたある貨物の安定性 S を以下の式で定義する。

$$S = \frac{\text{上の貨物と下の貨物の接触面積}}{\text{上に配置された貨物の底面積}} \quad (1)$$

S は上下の貨物の接触割合を意味している。 S の範囲は $0.5 \leq S \leq 1$ であり、 S が1でないとき、貨物はその一部がはみ出した状態で配置されることを意味する。 S の値の範囲を制約条件として定めることにより、積み付けられた貨物の安定性を制御することが可能である。実際の安定性を考慮すると、 S は0.5よりある程度大きい値であることが望ましく、本論文では $S \geq 2/3$ として数値例を示している。

4.3 貨物配置アルゴリズム HA

本章では、 L において貨物 o_i の配置位置を決定するため、セル管理[14]と頂点管理[15]の2種類のアルゴリズムについて考える。これらのアルゴリズムはどちらも単純なグリーディアルゴリズムに基づいているが、データ構造の管理法が異なる。詳細は紙面の関係で割愛する。文献[9, 10]を参照されたい。

4.4 メタ戦略手法

U におけるメタ戦略手法として、ローカルサーチ (LS) とシミュレーテッド・アニーリング (SA) を用いる。どちらの方法も、解探索に近傍の概念を用いている。ここで解 x はすべての貨物を順番に並べたものであり、解 x の近傍 $N(x)$ は前述のように2つの貨物を入れ替えることによって得られる。すなわち、

$$x = (o_1, \dots, o_{i-1}, o_i, o_{i+1}, \dots, o_{j-1}, o_j, o_{j+1}, \dots, o_N)$$

に対して、近傍 $N(x)$ を次のように定義する。

$$N(x) = \{x \mid x = (o_1, \dots, o_{i-1}, o_j, o_{i+1}, \dots, o_{j-1}, o_i, o_{j+1}, \dots, o_N), \forall i, j\} \quad (2)$$

5. 貨物のグループ化

この章では、貨物を分類し、グループ化する方法について考察する。グループ化とは、ある基準のもとで、同一もしくはよく似た貨物同士を同じグループにまとめ、コンテナ内で近接した場所に配置することである。このグループ化は、メタ戦略と融合することにより、最適解の探索において効果を発揮すると考えられ、これは、ほとんどの積み付け問題において、常識として知られている知識の範疇に属する知識である。

そこで、最初にグループ化の手法について述べ、その後、メタ戦略との融合について議論する。

まず、貨物のグループ化においては、以下の2つの側面について議論しなければならない：

1. グループ化を行う際に着目する貨物の属性の選択
2. グループ化において着目した属性に関する、同一グループ内における貨物のばらつき許容の度合い

前者に関しては、次のような基準があげられる：

- ・貨物の物理的な属性によって決められる場合。例えば、重量・容積・貨物が長方形の場合は3辺の和等が相当する。
- ・貨物の非物理的な属性によって決められる場合。例えば、貨物の配送地・貨物の金銭的価値等が相当する。

- ・その他の場合、壊れやすい貨物・天地無用の貨物・特別に意味づけられた物理的属性等が相当する。

後者に関しては、次のような基準を考えることができる：

- ・まったく同一の属性を持つ貨物のみ同じグループと見なす方法。これを単純グループ化と呼ぶことにする。
- ・ある程度似た属性の貨物を同じグループと見なす方法。この場合、どの程度似た度合いの貨物を同じグループと見なすかは、グループ化の手法に大きく依存する。どのような貨物セットが与えられるかがあらかじめ判っているわけではないことを考慮すると、グループ化の手法としては、教師なし分類、すなわちクラスタリングが適切である。この方法を、クラスタリングによるグループ化と呼ぶ。

5.1 単純グループ化

この方法では、同一の属性の貨物のみを同じグループとする。よって、グループ数およびどのグループにどの貨物が属するかは、一つの貨物セットに対して一意に決定される。本論文で用いる貨物列の構成の手法を以下に述べる。

1. 貨物列 x に属する貨物 o に対して、与えられた順に番号付ける。これを貨物番号と呼ぶ。
2. 同一の属性を持つ貨物を1つのグループとする。
3. 同一グループに属する貨物番号の平均を求め、それをそのグループの番号とする。これをグループ値と呼ぶ。
4. 各貨物にグループ値を付与する。
5. 各貨物をグループ値、貨物番号の順にソートする。

例えば、 $x = \{o_1, \dots, o_9\}$ とし、同一属性でのグループが

$$G_1 = \{o_1, o_5, o_9\}$$

$$G_2 = \{o_2, o_7\}$$

$$G_3 = \{o_3, o_4, o_6, o_8\}$$

であるとすると、各グループのグループ値は

$$\text{value}(G_1) = \frac{1+5+9}{3} = 5$$

$$\text{value}(G_2) = \frac{2+7}{2} = 3.5$$

$$\text{value}(G_3) = \frac{3+4+6+8}{4} = 5.25$$

なので、単純グループ化によって得られた貨物列は、

$$\{o_2, o_7 | o_1, o_5, o_9 | o_3, o_4, o_6, o_8\}$$

となる。

5.2 クラスタリングによるグループ化

この方法では、似た属性の貨物を同じグループとする。どの程度似ているかは、グループ化の手法に依存する。前述のように、与えられる貨物セットはあらかじめ判っていないので、グループ化の手法としてクラスタリングが適切である。グループ化の流れは以下のようなものである。すなわち、まず初めに、グループの数または、グループ数を決定するための閾値を決定し、クラスタリング手法を選択する。選択した手法を使って、貨物があるグループ数に分類する。もっとも簡単なクラスタリングの手法を以下に述べよう。

貨物 o_i の k 番目の属性を a_{ik} とし、 $a_i = (a_{i1}, \dots, a_{iP})$ を貨物 o_i の属性ベクトルとする。 P は貨物の属性の数である。

1. グループの数を決定する。グループ数を M とする。
2. それぞれの貨物の属性を計算する。例えば、重さや体積を貨物の属性とみなす。簡単のために、ここでは属性はベクトルではなくスカラー値とする。
3. 属性の値の降順に貨物を並び替える。貨物の列を $(\hat{o}_1, \dots, \hat{o}_N)$ とし、 a_i を \hat{o}_i の属性とする。
4. $d_{i, i+1} = a_i - a_{i+1}$ を計算する。
5. $d_{i, i+1}$ を大きい順に $M-1$ 個見つける。 i を i_b とする。 i_b の数は $M-1$ 個である。
6. 貨物を以下のようにグループ化する。

$$(|\hat{o}_1, \dots | \dots, \hat{o}_{i_b} | \hat{o}_{i_b+1}, \dots, \hat{o}_{j_b} | \hat{o}_{j_b+1}, \dots | \dots, \hat{o}_N |)$$

$$\Downarrow$$

$$(G_1 | \dots | G_k | \dots | G_M)$$

この他のクラスタリングアルゴリズムとして、ファジィc-平均法や階層的クラスタリングなどを用いることができる。

6. メタ最適化と貨物グループ化の融合

前述のようなグループ化をメタ最適化に反映させるための自然な戦略としては、(2)式を用いることにより、近傍をグループに基づく他のタイプの近傍へと変更することである。

G_k を貨物の列とする：

$$G_k = (o_{i+1}, \dots, o_j).$$

また、 G_k の集合を以下のように記述する：

$$[G_k] = \{o_{i+1}, \dots, o_j\}$$

$|G_k|$ はグループ G_k の貨物の数とする。

この貨物の列の順序自体よりも、集合 $[G_k]$ の方が一般的に重要である。2つの列 G と G' について、もし $G \neq G'$ であり、 $[G] = [G']$ であるならば、この時 G と G' は同じ貨物の集合を持つ。

解 x が部分的な列に分けられていると仮定する：

$$x = (o_1, \dots, o_i | o_{i+1}, \dots, o_j | o_{j+1}, \dots | \dots | \dots, o_N)$$

それぞれの部分列はグループを形成する：

$$x = (o_1, \dots, o_i | o_{i+1}, \dots, o_j | o_{j+1}, \dots | \dots | \dots, o_N)$$

$$\Downarrow$$

$$x = (G_1 | G_2 | \dots | G_k | G_{k+1} | \dots | G_l | G_{l+1} | \dots | G_M)$$

したがって、個々の貨物から構成される元の貨物列の代わりに、グループ化された列を得る。

$$x = (G_1 | G_2 | \dots | G_k | G_{k+1} | \dots | G_l | G_{l+1} | \dots | G_M)$$

について、グループ毎の交換による新しい近傍 $N_G(x)$ を定義する：

$$N_G(x) = \{x | x = (G_1 | G_2 | \dots | G_l | G_{k+1} | \dots | G_k | G_{l+1} | \dots | G_M), \forall k, l\}$$

貨物列をグループごとの列として扱うことには、次の2つの効果がある：

1. グループ内の貨物は部分列となるので、コンテナの中では、近くに配置される。これは例えば、同じ目的地のグループ内の貨物がまとまって置かれ、積み付け現場での貨物の扱いがより簡単になる。
2. グループを用いることで探索空間が狭くなり、グリーディアルゴリズムがより効果的になる。

6.1 混合探索

$N(x)$ を使った個々の貨物による、標準探索(以下、S)と、 $N_G(x)$ を使ったグループ化探索(以下、G)を組み合わせることを考える。本論文では、S, G, Sの順で探索を行ったS-G-SおよびG, S, Gの順で探索を行ったG-S-Gの2種類の混合探索を対象とする。標準探索を用いる際、 x は一般的に部分列としてのグループを持っておらず、一方、グループ化探索はこれらの部分列を必要とすることに注意する。

$$x = (G_1 | G_2 | \dots | G_k | G_{k+1} | \dots | G_l | G_{l+1} | \dots | G_M)$$

と仮定する。

6.2 再グループ化

ランダム化された x' からグループを復元することが必要である。単純な方法は、 x' の先頭の順序を維持したまま、もとのグループへと貨物を再グループ化することである。簡単な例を以下に示す：

1. 初期集合を

$$x = (o_1, o_2, o_3, o_4, o_5, o_6, o_7, o_8, o_9)$$

とする。これは既に、それぞれの貨物の属性値の降順に並び替えられているものとする。

2. 分類の結果、 x は以下のような3つのグループに分けられる：

$$x = (o_1, o_2, o_3 | o_4, o_5, o_6 | o_7, o_8, o_9)$$

⇕

$$x = (G_1 | G_2 | G_3)$$

3. グループ化探索後の標準探索の結果として、以下のような貨物列を得る：

$$x = (o_4, o_8, o_3, o_7, o_9, o_6, o_1, o_2, o_5)$$

4. この貨物列に、再グループ化を行った結果として、以下の貨物列を得る：

$$x = (o_4, o_6, o_5 | o_8, o_7, o_9 | o_3, o_1, o_2)$$

7. 数値例によるグループ化の効果

表1～3に数値例を示す。テストデータとしてOR library [16] を用いている。各表の値は容積率であり、LSはローカルサーチ、SAはシミュレートッド・アニーリングを意味し、S-G-Sは標準探索、グループ化探索、標準探索の順で探索を行った場合、G-S-Gはグループ化探索、標準探索、グループ化探索の順で探索を行った場合を意味する。また、初期解のランダム、ソートはそれぞれ、初期解として与えた貨物の列をランダムに作成した場合と、貨物の3辺の総和順にソートした場合である。安定性制約は $S \geq 2/3$ とし、頂点管理を用いている。シミュレートッド・アニーリングのパラメータは、凍結温度 $T_0 = 0.5$ 、初期温度 $T = 5$ 、反復回数 $L = 100$ 、温度減少率 $\gamma = 0.85$ とし、グループ化および再グループ化は、貨物の3辺の総和に関して行い、本論文で示した単純な手法を用いた。コンテナサイズは $(W, D, H) = (587, 233, 220)$ としている。

表1～3をはじめとする結果の多くから、混合探索を用いることにより、標準探索を用いるよりも、よりよい容積率を得られるという傾向が確認されるが、その違いは僅かである。また、積み付け結果の視覚的判

表1 60種の貨物セットを用いた容積率の平均

探索法	S	G	S-G-S	G-S-G
LS	77.9	76.1	78.9	78.1
SA	75.5	75.9	76.5	75.9

表2 LSを用いた20種135個の貨物からなるセットに対する容積率

初期解	S	G	S-G-S	G-S-G
ランダム	69.1	65.9	70.1	70.7
ソート	79.8	76.6	79.9	79.2

表3 SAを用いた10種106個の貨物からなるセットに対する容積率

初期解	S	G	S-G-S	G-S-G
ランダム	78.5	73.9	77.9	78.3
ソート	84.7	81.3	83.5	83.6

断では、グループ化による積み付けは、通常の積み付けと比較して、貨物のまとまりが改良されていることが確認されているが、これは、そもそも同じ、もしくはよく似た物理的属性の貨物をまとめて配置するというグループ化の特質上、当然といえよう。

次に、SAを用いたグループ化の効果について考察する。グループ数を5とし、5.2節で示したクラスタリングの手法を用いる。また、20種135個の貨物からなるセットを対象とする。

表4をはじめとする複数の数値例から、容積率という観点から考えると、単純グループ化に比べて、クラスタリングを用いたグループ化の方がよりよい結果を得ることができるといえる。しかし、クラスタ数の設定・クラスタリング手法の選択等の問題が結果に与える影響は少ないとはいえず、今後の課題である。

本数値例では、貨物の3辺の総和に着目したグループ化を行ったが、当然、容積・貨物の最大の辺と最小の辺との差・相似等に着目したグループ化も考えられる。また、グループ化による効果は、容積率という尺度だけではなく、貨物の分散・重心・貨物間の空きス

表4 20種135個の貨物からなるセットを用いたグループ化の効果

1つの温度における探索回数	30	60	90
単純グループ化(容積率)	69.7	69.5	69.5
クラスタリングによるグループ化(容積率)	72.7	72.5	72.5

ペース等、別な尺度から考察する必要があるが、すくなくとも、数値例と併せて、熟練者のみならず多くのユーザがグループ化を行いながら積み付けを行う状況を考慮すると、混合探索および、クラスタリングを用いたグループ化は、積み付けにおける効果的な方法の一つと考えられる。

8. おわりに

本論文では、知識融合の最適化システムについて議論した。特に、効果的な積み付けを行うために、貨物のグループ化とメタ戦略との融合について考察した。グループ化は、常識として知られている知識の一つであり、積み付けの現場においては有効な手段として頻繁に用いられている。具体的には、S-G-S、G-S-Gという2つのタイプの混合探索を提案し、簡単な数値例を通して、それらの有効性について議論した。また、単純グループ化とクラスタリングを用いたグループ化に関して、数値例を用いた比較検討を行った。

謝辞

本研究を遂行するに当たり、適切な助言を頂いた宮本定明教授(筑波大学)、高原茂幸氏(香川県産業技術センター)、浦山国光氏((株)サヌキットジャパン)、小林大介氏((株)MTI)に深謝する。なお、本研究は、独立行政法人鉄道建設・運輸施設整備支援機構の運輸分野における基礎的研究推進制度「貨物輸送における積み付け管理システムの高度化に関する基礎的研究」(課題番号:2004-01)の補助を受けている。

参考文献

- [1] E.E. Bischoff and M.S.W. Ratcliff, Issues in the development of approaches to container loading, *Omega*, vol.23, no.4, 1995, pp.377-390.
- [2] A. Bortfeldt and H. Gehring, A hybrid genetic algorithm for the container loading problem, *European J. Oper. Res.*, vol.131, 2001, pp.143-161.
- [3] 天満正, 明石吉三, 知識工学技術を応用した貨物位置決定方式の提案, 電気学会論文集, Vol.107-C, No.2, 1987, pp.165-172.
- [4] 川上敬, 皆川雅章, 嘉数侑昇, GAによる3次元箱詰め戦略の自動チューニングとルールベースの構築, 情報処理学会論文誌, Vol.33, No.6, 1992, pp.761-768.
- [5] D. Smith, Bin packing with adaptive search, *Proc. 1st*

Int. Conf. Genetic Algorithms and Their Applications, Pittsburgh, 1985, pp.202-207.

- [6] E. Horowitz, S. Sahni, *Fundamentals of Computer Algorithms*, Computer Science Press, Rockville, Maryland, 1978.
- [7] M.R. Garey, D.S. Johnson, *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness*, W.H. Freeman and Company, San Francisco, 1979.
- [8] M.R. Garey and D.S. Johnson, *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness*, San Francisco: Freeman, 1979.
- [9] Sadaaki Miyamoto, Yasunori Endo, Koki Hanzawa, Yukihiro Hamasuna, Metaheuristic Algorithms for Container Loading Problem: Framework and Knowledge Utilization, *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics (JACIII)* (to be published).
- [10] 宮本定明, 遠藤靖典, 半澤光希, 濱砂幸裕, 貨物積み付け自動化のための知識融合最適化とシステム開発, 筑波大学リスク工学紀要, Vol.2, pp.16-24 (2006.3).
- [11] S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt, and M.P. Vecchi, Optimization by simulated annealing, *Science*, vol.220, 1983, pp.671-680.
- [12] S. Takahara and S. Miyamoto, Adaptive algorithms of metaheuristics with application to optimal allocation problems, *Proc. 1999 IEEE Int. Conf. Systems, Man, and Cybernetics*, Tokyo, 1999, pp.III-545-III-550.
- [13] S. Takahara, Y. Kusumoto and S. Miyamoto, An adaptive meta-heuristic approach using partial optimization to non-convex polygons allocation problem, *Proc. 10th IEEE Int. Conf. Fuzzy Systems*, Melbourne, 2001.
- [14] Patent, No.11-208604, Japan, 1999.
- [15] S. Miyamoto, Y. Endo, S. Takahara, K. Urayama, K. Terada, Metaheuristic methods and system development for automatization in freight systems, *Proc. 14th Intelligent System Symposium (FAN2004)*, 2004, pp.331-334.
- [16] OR library (<http://mscmga.ms.ic.ac.uk>)

(2006年9月4日 受付)

(2006年9月20日 採録)

[問い合わせ先]

〒305-8573 茨城県つくば市天王台1-1-1

筑波大学大学院 システム情報工学研究科 リスク工学専攻
遠藤 靖典

TEL : 029-853-5135

FAX : 029-853-5135

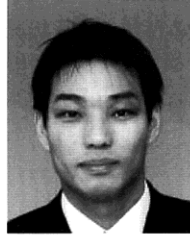
E-mail : endo@risk.tsukuba.ac.jp

著者紹介



えんどう やすのり
遠藤 靖典 [正会員]

平成2年早稲田大学理工学部電子通信学科卒、平成7年同大学院理工学研究科博士後期課程了、博士(工学)、平成6年早稲田大学理工学部助手、平成9年東海大学工学部講師、平成13年筑波大学機能工学系講師を経て、平成16年筑波大学大学院システム情報工学研究科助教授となり、現在に至る。鉄道車両のファジィABS制御に関する研究、クラスタリングに関する研究、ファジィ理論を用いたシステムの変動解析に関する研究に従事。電子情報通信学会平成5年度論文賞、同学会同年度米澤ファウンダーズ・メダル受賞記念特別賞、同学会平成6年度学術奨励賞、日本ファジィ学会平成8年度奨励賞各受賞。日本知能情報ファジィ学会、電子情報通信学会各会員。



はんざわ こうき
半澤 光希 [非会員]

2005年3月筑波大学第三学群工学システム学類卒業。現在、筑波大学大学院システム情報工学研究科修士課程在学中。貨物積み付け自動化アルゴリズムの研究に従事。



はますな ゆきひろ
濱砂 幸裕 [非会員]

2005年3月筑波大学第三学群工学システム学類卒業。現在、筑波大学大学院システム情報工学研究科修士課程在学中。貨物積み付け自動化アルゴリズムの研究に従事。

Metaheuristic Algorithms for Container Loading Problem by Grouping Objects

by

Yasunori ENDO, Koki HANZAWA and Yukihiro HAMASUNA

Abstract :

A family of automatic container loading problems is studied and algorithms are proposed. The algorithms are constructed with metaheuristics and include flat and/or vertical loading schemes, loading efficiency, stability of loaded objects, and computational requirement. Handling groups of objects in a metaheuristic scheme is moreover considered. Numerical examples are given.

Keywords : container loading, metaheuristic optimization, knowledge system, grouping, clustering algorithm

Contact Address : **Yasunori ENDO**

*Department of Risk Engineering, School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba
1-1-1, Tennodai, Tsukuba, Ibaraki 305-8573, JAPAN*

TEL : 029-853-5135

FAX : 029-853-5135

E-mail : endo@risk.tsukuba.ac.jp