

ロットまとめ問題の効率的な最適化の実現

An Effective Optimization Method for Lot Grouping Problem.

ロットまとめは、製造業で生産効率を向上させる主要な手段の一つである。ロットまとめ問題は膨大な組み合わせの中から複数の評価指標を考慮して最適な解を探す多目的最適化問題であり、日立東日本ソリューションズではこのような問題を対象とした最適化技術の研究を行ってきた。しかし、最適化に要する処理時間が問題となり、実用に至らないケースがあった。本報告では、ロットまとめ問題を対象に、最適化の効率を向上させるための探索領域の絞り込み方法、問題エンコーディング方法を提案する。また計算機実験を行い、提案手法で最適化の効率が向上できることを示す。問題の特徴を考慮したエンコーディングおよび探索領域絞り込みを行うことで、実問題への最適化手法の適用可能性を広げることができる。

伊藤 俊明 Ito Toshiaki
手塚 大 Tezuka Masaru
山崎 伸晃 Yamazaki Nobuaki
宗形 聡 Munakata Satoshi

1. はじめに

日立東日本ソリューションズでは製造業向けの生産計画、生産管理ソリューションを主力事業の一つとしてビジネスを展開している¹⁾。

製造業では、競争力強化のために製造コストの削減、生産リードタイムの短縮などの生産効率向上が常に求められている。ディスクリート系の製造業で生産効率を向上させる主要な手段の一つとして、類似のロットをまとめて装置で作業を実施する「ロットまとめ」がある。ロットまとめを行う際には、複数のロットと複数の装置の組み合わせの中から、複数の生産指標を考慮して、より良い組み合わせを選択する必要がある。

日立東日本ソリューションズでは、このような多目的最適化問題を解決する技術として、遺伝的アルゴリズム (GA: Genetic Algorithm)²⁾³⁾をはじめとする最適化技術¹⁾の研究を行ってきた⁴⁾⁵⁾⁶⁾⁷⁾。しかし GA および他の最適化技術では、解の算出に多数の繰り返し計算を必要とするため、その処理時間が実運用で許容される運用時間に収まらないケースがあった。

本報告では、最適化技術の適用可能性の拡大を目的とし、ロットまとめ問題を対象とした最適化処理の効率向上、処理時間短縮の施策を述べる。また計算機実験によりその効果を検証する。

2. ロットまとめ問題

ディスクリート系の製造業の多くでは、ロットと呼ばれる単位を対象として、製造ライン内での加工・搬送作業を行う。ロットとは、同じ種類の製品・部品を一定の数量でまとめたものである。また加工作業は製造ライン内の装置で実施される。

装置で作業を実施する際には、加工対象となるロットに合わせて、装置の治具、部品、パラメータなどの設定や交換が必要となる。このような設定作業を段取り作業と呼ぶ。段取り作業は多くの場合、人手による作業が必要であり、その実施には長時間を要する。このため段取り作業の削減は生産効率の向上につながる。

装置で同種または類似のロットを作業している間は、段取り作業は発生しない。段取り作業の削減を目的として、類似のロットをまとめて装置に割り付けるのが「ロットまとめ」である。製造ライン全体の段取り作業を削減するためには、全てのロットをできるだけ少ないグループ数にまとめることが必要である。

また、製造ライン内には、ある加工作業を実施可能な装置が複数台存在することがある。このような装置を代替装置と呼ぶ。ロットの加工作業を実施する際には、複数の代替装置の中から一台の装置を選択する必要がある。ただし、どの装置が互いに代替装置になるかは、ロットの種類により異なる。実際の製造ラインを対象とした問題、例えばロット数が数百、装置数が数十といった問題

では、ロットと装置の組み合わせのパターンは膨大な数にのぼる。

ロットまとめは上記の通り段取り作業の削減、即ちまとまるグループ数の最小化を主な目的として行われるが、実際の問題ではこれ以外の指標も考慮する必要がある。例えば、同じ加工作業を実施可能な代替装置が複数台存在し、装置によって処理性能や作業コストが異なる場合、ロットと装置の組み合わせによって製造ライン全体のトータルの処理時間や作業コストが変わるなどである。このような場合には、まとまるグループ数を最小化しつつ、かつ全体の作業コストも削減するといった多目的の最適化が必要となる。

3. ロットまとめ問題への GA の適用

ロットまとめ問題は、膨大な組み合わせの中から複数の指標を考慮しつつ最適な解を探す、多目的最適化問題⁹⁾である。当社ではこのような多目的最適化問題を解く技術として GA の研究を行ってきた。

GA は生物の進化の様子を模した最適化手法である。GA では遺伝子情報を持った個体と呼ばれる解のパターンを複数個生成し、それら各個体の評価を行い、良い評価値を持つ解を探す。そして良い評価値を持った個体の遺伝子情報を突然変異、交叉と呼ばれる処理で改良し、更に優良な評価値を持つ個体の生成を試みる。この評価と個体改良処理を「世代」と呼び、これを複数世代繰り返すことで最適な解の探索を行う。

上記のように GA では通常、最適解の探索に個体数×世代数分の複数回の評価処理を繰り返す。GA による最適化処理時間は、この評価処理の繰り返しが大部分を占める。

GA の処理時間を短縮するためには大きく 2 つの方法がある。一つは一回の評価処理に要する時間を短縮する、もう一つは優良な解を得るまでの個体数、世代数を削減することである。

優良な解を得るまでの個体数、世代数を削減するためには、解を探す探索領域の絞り込み、および対象となる問題に適した GA の遺伝子情報の構築（問題のエンコーディング）が必要である。以降、本報告では、ロットまとめ問題を対象とした探索領域の絞り込み、およびエンコーディング方法について述べる。

なお、一回の評価処理に要する時間の短縮には、プログラミング技術による処理の高速化、GA を実行するハードウェアの高性能化などの手段があるが、本報告では

扱わない。

3.1 探索領域の絞り込み

ロットまとめ問題でのロットと装置の全ての組み合わせパターンは、仮にロット数を 100、代替装置数を 5 とした場合には 5^{100} (約 10^{70}) のパターン数があり、コンピュータでも現実的な時間内での全解探索は不可能である。

GA はこのような膨大な探索空間の中から効率的により良い解を探すための技術であるが、対象となる探索空間があまりに膨大な場合には、製造現場で許容される実運用時間内に解の探索が進まない可能性がある。短時間でより良い解を算出するためには、GA での最適化を実行する前に不要な探索領域を削除する、探索領域の絞り込みが重要である。

ここでは、ロットまとめ問題の特徴に着目した探索領域の絞り込み施策を述べる。

(1) 同一ロット構成グループの絞り込み

ロットまとめ問題では、ロットごとに割り付け可能な装置が定義される。しかし、一つの製造ライン内では形状・機能などが類似した製品を製造することが多く、この類似製品のロット同士は必要な加工作業も似かよっているため、割り付け可能な装置として同じ装置群が定義される場合がある。この結果、装置側から見て、割り付けられる可能性があるロットの構成が全く同じ装置が存在する場合がある。

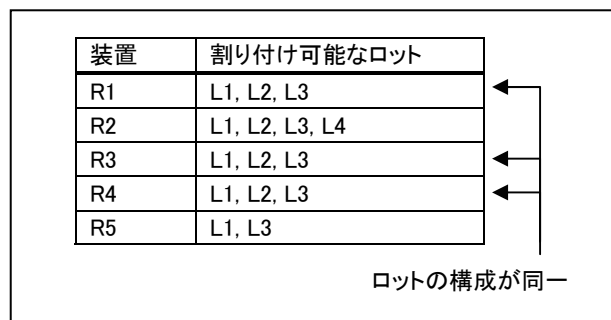


図 1 装置に割り付け可能なロットの構成例

上図は、リソース R1, R3, R4 のロット構成が L1, L2, L3 で同一の場合の例である。R1, R3, R4 のいずれでも同じロットのグループが作成できる。このように複数の装置で全く同じロットのグループが作成できるのであれば、それらを全て GA で探索する必要はない。GA での最適化処理実行前に、1 つの装置を残して他の装置

を最適化対象のデータから除外することで、GA の探索領域の絞り込みが可能である。

ここで、最適化対象のデータから装置を除外する際、作成されるグループ数のみを考慮するのであれば、任意の装置を除外して構わない。最適化の評価指標としてグループ数以外の指標を考慮する場合は、ロットや装置のマスターデータなどからそれらの指標値を算出し、最も良い評価値を持つ装置を残せばよい。

以上のようにロット、装置の類似性に基づき、予め不要な、もしくは有望で無い探索領域を除外することで、最適化の効率向上が期待できる。

(2) 部分問題への分割

製造ライン内で製造する製品に、形状などが大きく異なる製品ファミリーが混在する場合、または複数の製造ラインのロットまとめ問題を一括して解こうとした場合などに、互いに同じ代替装置を使用することがないロット、または互いに同じロットが割り付くことがない装置が存在する場合がある。

ロット	割付候補装置
L1	R1, R2, R3
L2	R1, R2
L3	R1, R3
L4	R4, R5, R6
L5	R6, R7

} 部分問題
} 部分問題

図 2 部分問題への分割

上図は、ロット L1~L3 が R1~R3 のいずれかに割り付け可能、ロット L4~L5 が装置 R4~R7 のいずれかに割り付け可能な場合の例である。このような場合、L1~L3 のグループ作成と、L4、L5 でのグループ作成は互いに影響がなく、独立に最適化が実行可能である。このように一つの問題の中で独立に最適化可能な問題を部分問題と呼ぶ。

部分問題への分割は探索空間を大きく削減する効果がある。例えばロット数が 100、代替装置数が 5 の場合には、組み合わせとして約 10^{70} のパターン数があったが、これを仮にロット数 50 の 2 つの部分問題に分割できた場合、探索空間を 5^{50} 程度 (約 10^{35}) と大きく削減できる。

なおロットまとめ問題の部分問題への分割は、グラフ

の連結性を求めるアルゴリズム⁹⁾などを用い、各ロット・代替装置の関連の有無を調べることで可能である。

3.2 問題のエンコーディング

GA による最適化では、問題のエンコーディング方法により最適化の性能が大きく変わる¹⁰⁾¹¹⁾¹²⁾ことが知られている。エンコーディングとは、問題に対しどのような GA の遺伝子情報を構築するかを意味する。

ロットまとめ問題では、ロットを代替装置の中のある一台の装置に割り付ける。このため最も直接的なエンコーディング方法として、各ロットを割り付ける装置を遺伝子情報とする方法がある。これを直接エンコーディングと呼ぶ。

3.2.1 直接エンコーディング

GA の個体の遺伝子情報として、1 つの遺伝子に 1 つのロットを対応させる。遺伝子の値はロット i が割り付く装置 (R_i) を示す。各遺伝子がとる値の範囲は、対応するロットが割り付く代替装置数分となる。

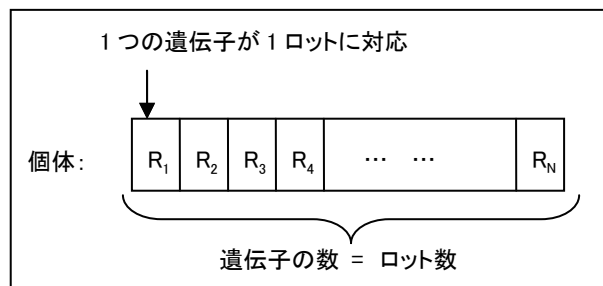


図 3 直接エンコーディングの遺伝子

上記の直接エンコーディングは、ロットまとめ問題を最も忠実に表したエンコーディングと言える。ロットが割り付く装置を遺伝子情報とすることにより、全てのロットを割付可能な全ての装置に割り付けた場合の解を探索可能である。

ただしこの方法で複数のロットを同じリソースに割り付けるためには、それらロットの遺伝子情報が同じ装置を示す必要がある。例えばロットの数を N 、各ロットを割り付け可能な代替装置数を M とした場合、全てのロットが同じ装置に割り付く可能性は $1/M^{(N-1)}$ であり、ロット数、代替装置数が増えるほどグループ作成が困難になることが予想される。

そこで、ロットまとめ問題で効率的なグループ作成を行うため、以下の順列エンコーディングを提案する。

3.2.2 順列エンコーディング

ロットまとめ問題を装置の側から見た場合、装置には割り付けられる可能性のある複数のロットが存在する。そこである装置に着目し、その装置に割り付けられる可能性のあるロットをグループとしてまとめてしまう方法が考えられる。

GA の個体の遺伝子情報として、1 つの遺伝子に 1 装置を対応させる。遺伝子の値はロットまとめを行う装置の順番とする。即ち、全装置数を M とした場合、1 個体の遺伝子の値は、1 から M のいずれかの値を、他の遺伝子と重複することなく取る。

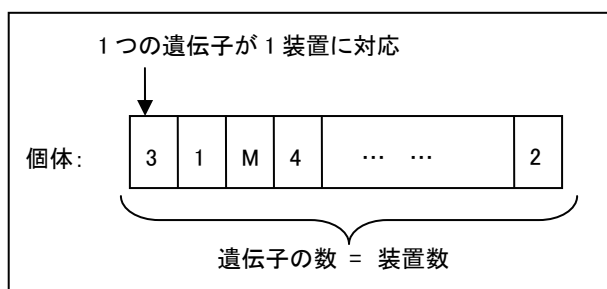


図 4 順列エンコーディングの遺伝子

このエンコーディングでは、遺伝子の値が小さい順に装置を選択し、その装置に割り付けられる可能性のあるロットを全てグループとしてまとめる。ある装置でグループとしてまとめたロットは、他の代替装置の割り付け候補から除外する。これを遺伝子の値 1 から M の装置まで順に繰り返すことで、全てのロットをグループとしてまとめることができる。

ただし、このエンコーディングでは装置に割り付け可能なロットを一括してまとめるため、例えば装置に割り付け可能なロットの中からある 1 ロットだけ除外してグループを作成してみる、と言った解のパターンの探索ができない。このため全ての組み合わせパターンの探索は不可能である。しかしロットのグループ数を最小化が主目的のロットまとめ問題では、効率的に優良な解を探索できることが期待できる。

4. 計算機実験

本報告で説明した 2 つのエンコーディング方法の最適化性能比較、および探索領域絞り込みの効果を検証するため、計算機実験を実施した。

4.1 実験データ

実験データとして以下のデータを用いた。

データ数は、実際の問題規模を考慮しロット数を 500、装置数を 100 とした。

各ロットの割付候補装置は、100 台の装置の中から 1 ~ 20 台を選択し設定した。なお実際の問題で見られるロット・装置の類似性を考慮するため、100 の装置を 10 台ずつの 10 のカテゴリに分類し、ロットの割付候補装置として、その中の 1 または 2 カテゴリ (最大 20 台) から選択するようにした。カテゴリの選択、および 20 台中からの装置の選択はランダムである。

また、ロットまとめを行う際にグループ数以外の評価値も考慮するため、作業時間 (作業効率) に関する項目を設定した。各ロットに 10 から 100 の標準作業時間を、装置に 1.0 ~ 2.0 の作業効率を、乱数を用いて設定した。ロットをまとめた際に、ロットの標準作業時間とロットが割り付いた装置の作業効率の積の総和が製造ライン全体での総作業時間となる。総作業時間は小さい方が望ましい。

表 1 実験データ

項目	値
ロット数	500
装置数	100
ロットの割付候補装置数	1 ~ 20
ロットの標準作業時間	10 ~ 100
装置の作業効率	1.0 ~ 2.0

4.2 実験データの絞り込み

表 1 の実験データに対し、「3.2 探索領域の絞り込み」を実行した。この処理は最適化処理の実行前に、ロット、データの関連情報に基づいて独立に実行可能である。

絞り込みおよび部分問題への分割結果を表 2 に示す。

表 2 絞り込み後のデータ

部分問題	項目	値
部分問題 1	ロット数	240
	装置数	26
部分問題 2	ロット数	260
	装置数	29

互いに関連の無いロット・装置を分割することで、ロット数 240 と 260 の 2 つの部分問題に分割できた。また、ロット構成が同一な装置のデータを除外したことで、対象となる装置の総数は 55 となった。なお装置データの除外時には、同一ロット構成の装置の中で作業時間が最

も小さくなる装置を残し，他を除外した。

4.3 実験結果

実験は，直接エンコーディングおよび順列エンコーディングで，探索領域の絞り込みと部分問題分割を行わなかった場合，行った場合についての比較を行った。

実験に用いた GA のパラメータを表 3 に示す。パラメータは各エンコーディング，絞り込みの有無で共通である。

なお，交叉の方法として直接エンコーディングでは一様交叉を，順列エンコーディングでは C1 交叉を用いた²⁾。突然変異には，直接エンコーディングでは変異対象遺伝子とその値を乱数で決める GA の一般的な突然変異を，順列エンコーディングでは乱数により変異対象遺伝子 2 点を選びその値を入れ替える方法を用いた。

表 3 GA パラメータ

項目	値
個体数	100
世代数	100
交叉率	0.6 (60%)
突然変異率	0.3 (30%)
エリート数	10

各エンコーディング法と絞り込みの効果を見るため，各手法について 20 回の試行を行い，100 世代目の個体中の最良評価値の平均と標準偏差を計測した。なお部分問題に対しては，各部分問題に対して表 3 のパラメータで独立に最適化を実行し，実行後にそれらの和を取った。結果を表 4 に示す。

また各エンコーディングで探索領域の絞り込みを行わなかった場合と行った場合の，GA 世代数ごとの評価値の推移の一例を図 5，図 6 に示す。図 5 は横軸に GA の世代数，縦軸にグループ数を，図 6 は横軸に GA 世代数，縦軸に総作業時間を取ったグラフである。

表 4 より，ロットまとめ問題では，探索領域の絞り込みを行い，かつ順列エンコーディングを採用することにより最も良い解が得られる。

また表 4 の標準偏差値を見た場合，順列エンコーディング・絞り込み無しの総作業時間において，他の手法より大きい値が出ている。これは順列エンコーディングでしばしば総作業時間の値が悪い結果が出ていることを意味する。しかし探索領域の絞り込みを行うことで標準偏差の値を下げる，即ち悪い結果の発生を抑止し，良解を安定して得ることが可能となる。

また図 5，図 6 のグラフより，探索領域の絞り込みを行い，かつ順列エンコーディングを採用した場合，最初の第 10 世代目程度で既に他の手法の 100 世代目よりも良好な解が得られている。探索領域絞り込みと順列エンコーディングにより，他の方法の 10 分の 1 程度の処理時間で良解を得ることが可能である。

表 4 実験結果

エンコーディング	絞り込み・分割	グループ数		総作業時間	
		平均	標準偏差	平均	標準偏差
直接	無し	69.6	1.8	41140.2	358.7
	有り	40.6	0.6	38643.3	363.3
順列	無し	14.5	0.9	37125.6	1534.9
	有り	12.0	0	36760.9	254.6

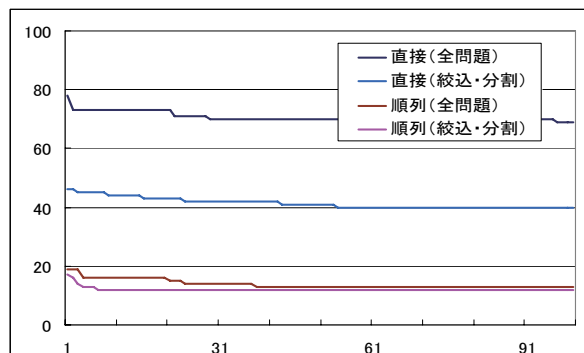


図 5 GA 世代数とグループ数の推移

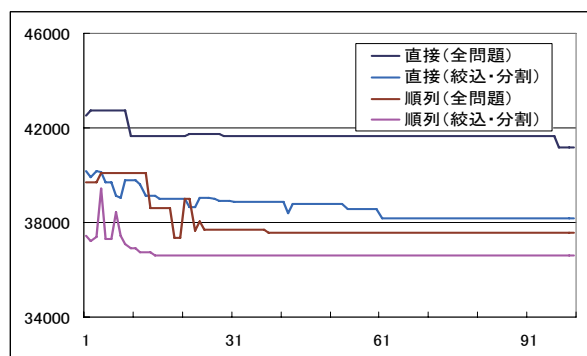


図 6 GA 世代数と総作業時間の推移

以上より，ロットまとめ問題では，探索領域の絞り込みおよび順列エンコーディングの採用により，少ない世代数，個体数で良解を安定して得ることが可能となる。

また実験結果より，500 ロット 100 装置規模の問題では，100 個体 10 世代程度で良解を得ることが可能であ

ることが分かった。これは仮に 1 回の評価処理に 0.5 秒を要する場合には最適化処理全体で 8 分程度、0.1 秒を要する場合は 2 分未満の処理時間であり、製造現場での実運用に十分適応できると考える。

5. おわりに

ロットまとめをはじめとする製造業の生産計画問題は膨大な組み合わせの中から複数の指標を考慮してより良い答えを探す多目的最適化問題である。GA などの最適化手法でこれらの問題を解く場合、多数回の繰り返し処理による処理時間が問題となる。しかし、問題の特徴に着目して探索領域の適正化を行い、適切なエンコーディング方法を選択することで、最適化性能を向上し処理時間を短縮することができる。

本報告では、ロットまとめ問題の特徴に合致した探索領域の絞り込み方法、および順列エンコーディング方法を提案し、計算機実験を通してその有効性を確認した。提案手法により、製造現場の実運用時間内で良好なロットまとめ結果を得ることが可能である。

ただし現在、各種の実問題を対象に適切なエンコーディング方法の選択および探索領域絞り込みを行うためには、対象領域の知識を有する人間が問題の特徴を分析し、個別に検討を行う必要がある。各種問題に最適化手法を広く適用し実用的な技術とするため、今後、製造業の生産計画問題を初めとした実問題のエンコーディング法、探索領域絞り込みのノウハウを蓄積し、適用方法のルール作成や、問題を自動的に分割するアルゴリズム¹³⁾¹⁴⁾の導入を検討したい。

NFL 定理¹⁵⁾によって全ての問題を効率的に解ける万能アルゴリズムが存在しないことが示されている。これと同時に、ある特定の問題に特化した高性能アルゴリズムを開発できることも示唆されている。当社の生産計画分野で蓄積されたノウハウを活用し、生産計画に特化した高性能最適化アルゴリズムの開発を進めていきたい。

参考文献

- 1) 宮林他, “CIMWare によるソリューション事業とその展望”, 日立 TO 技報第 4 号, pp.8-13, 1998
- 2) C.R.Reeves 編, 横山隆一他訳, “モダンヒューリスティックー組合せ最適化の先端技法”, 日刊工業新聞社, 1997
- 3) Mitchell, “遺伝的アルゴリズムの方法” 東京電機大学出版, 1997

- 4) 岡崎他, “多品種製造ライン向け無段取り運転化技術の研究”, 日立TO技報第3号, pp.10-14, 1997
- 5) 手塚大, “GA による生産計画の複数指標最適化”, 日立 TO 技報第 5 号, pp.5-10, 1999
- 6) 手塚他, “生産計画に適した遺伝的アルゴリズム手法”, 日立 TO 技報第 6 号, pp.10-15, 2000
- 7) 手塚他, “競合する複数指標の最適化”, 日立 TO 技報第 7 号, pp.5-10, 2001
- 8) Deb, “Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms”, John Wiley & Sons, Ltd., 2001
- 9) R.Sedgewick, “アルゴリズム第 3 巻”, 近代科学社, 1993
- 10) Starkweather他, “A Comparison of Genetic Sequencing Operators”, Proceedings of the Fourth Intl. Conference on Genetic Algorithms, pp. 69–76, 1991
- 11) Bagchi他, “Exploring Problem-Specific Recombination Operators for Job Shop Scheduling”, Proceedings of the Fourth Intl. Conference on Genetic Algorithms, pp. 10–17, 1991
- 12) Bruns, “Direct Chromosome Representation and Advanced Genetic Operators for Production Scheduling”, Proceedings of the Fifth Intl. Conference on Genetic Algorithms, pp. 352–359, 1993
- 13) Munetomo他, Linkage Identification by Non-monotonicity Detection for Overlapping functions, Evolutionary Computation, vol. 7, no. 4, pp. 377–398, 1999
- 14) Tsuji他, “Modeling Dependencies of Loci with String Classification According to Fitness Differences”, Genetic and Evolutionary Computation - GECCO2004 Part 2, Lecture Notes in Computer Science 3103, Springer-Verlag, pp. 246–257, 2004
- 15) Wolpert他, “No Free Lunch Theorems for Optimization”, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 1, no. 1, pp. 67–82, 1997



伊藤 俊明 1993 年入社
研究開発部
生産管理・生産計画システムの研究・
開発
ito@hitachi-to.co.jp



手塚 大 1994 年入社
研究開発部
意思決定, リスク分析, 最適化技術の
研究・開発
tezuka@hitachi-to.co.jp



山崎 伸晃 2002 年入社
研究開発部
事業継続管理・リスク管理技術の研
究・開発
nobuaki@hitachi-to.co.jp



宗形 聡 2003 年入社
研究開発部
最適化技術の研究・開発, ネットワー
ク技術の研究
munakata@hitachi-to.co.jp