

TZBMアプローチを用いた作業の平準化モデル Equalization Model of Operations Based on TZBM Approach

田 雅杰[†] 劉 遠[‡] 下原 勝憲[†] 榎木 哲夫[‡]
Yajie Tian Yuan Liu Katsunori SHIMOHARA Tetsuo SAWARAGI

1. まえがき

近年、多くの企業は在庫削減および生産コスト削減に注目している。このため、サプライチェーンマネジメント、需要予測、要員管理に関する研究が増えている。生産コスト削減の一つのテーマとしては人件費の削減がある。市場の変化、オーダーの到来時間、量および納期などの不確定要素が存在するので、毎日の作業量がそれぞれ異なる。企業では、たいていの場合人員数は固定であるため、作業量により、稼働時間外の残業や作業員の臨時増加などが発生し、その結果人件費が増えてしまう。従って、作業平準化は人件費削減に対しての一つの手段となる。現実の問題では、複数の制約条件および予想できない問題が存在するので、作業平準化は非常に難しい。本研究では、最適な解を探す目的でなく、現実の大規模複雑の問題に対して、短時間でボトルネックを解決できる単純性、実用性および有効性を注目する手法「スリーゾーン・バッファ・マネジメント (Three-zone Buffer Management, TZBM)」アプローチ [1] を紹介する。TZBM を用いて、作業平準化のモデル (Equalization Model of Operations, EMO) を提案する。

TZBM は現場でよく使われる制約緩和の手法と制約理論 (Theory of Constraints, TOC) で提唱されたドラム・バッファ・ロープ (Drum-Buffer-Rope, DBR) のスケジューリング手法 [2] を組合せて提案したアプローチである。TZBM のアイデアを積載スケジューリングの問題 (Loading, Allocating and Scheduling Problem, LASP) に適用した [3, 4]。限られた時間でよい解を得るために、現場の要求に基づいて制約条件をハードとソフトに分け、ハード的な制約条件を満たした上でソフト的な制約条件を考慮しながら初期解 (エージェントの集合) を生成する。TZBM アプローチでは、すべてのエージェントは制約条件を満たす状況により三つのゾーン、**Green-zone**、**Yellow-zone** および **Red-zone** に分けられる。**Green-zone** はすべての制約条件を満たすゾーンであり、**Yellow-zone** は緩和される制約条件を満たすゾーンであり、**Red-zone** は制約違反のゾーンである。TZBM はエージェント同士の交渉をしながら制約条件を緩和させて、制約違反のエージェントを減少させる。

本研究では、積載作業の平準化 (Equalization of Packing and Allocating Operations, EPAO) の問題を取り上げ、作業平準化のモデル EMO を用いて、各作業区分に割り付けた作業の平準化を行う。積載作業はモジュール作成およびコンテナ配車の2つの作業を含んでおり、作業平準化は積載作業が完了したことを前提条件として行う。現実の問題で、On-Line 作業するので、計算時間が限られている。短時間でよい解を得る前提条件で、我々

は改善局所探索法 (ILS) [5] およびヒューリスティクス法 (HS) と比較して、EMO は有効性、実用性を示す。

2. 問題の記述

図1に示すように EPAO は三つのプロセスを分けてられる。第一プロセスは製品からモジュールを作成、第二プロセスは作成されたモジュールをコンテナに配車、第三のプロセスは作成されたモジュールおよびコンテナを作業区分ごとに平準化する。第一と第二のプロセスに対しては、マルチエージェントの協調交渉戦略を用いて研究を行ったので [3, 4]、ここでは省略する。本論文では第三のプロセス、作業平準化のみを検討する。

簡単のために、作業平準化の対象、コンテナとモジュールをジョブとし、コンテナを J_k , $k = 1, 2, \dots, K$, J_k に含まれるモジュールを JM_{ki} , $i = 1, 2, \dots, I_k$ と表す。一日8時間を4作業区分、2時間ずつに分けて、各ジョブは4種類の指定状態 A, B, C および F 中の一つに属することとする。状態 A は指定日作業区分以外が変更不可能であり、状態 B は指定日作業区分以外に午前或いは午後の2つの作業区分内で変更可能であり、状態 C は指定日作業区分以外に前日午後と当日午前の4つの作業区分内で変更可能であり、状態 F は作業区分を指定しないので、納期以内のどの作業区分でも変更可能とする。作業平準化はデータの性質に依存し、すべてのジョブが状態 A であれば作業平準化が行われず、すべてのジョブが状態 F であれば、各作業区分ごとに最適となるよう作業平準化が得られる。

平準化の目的は制約条件を満たす上に、各作業区分にジョブ J_k , ($k = 1, 2, \dots, K$) および JM_{ki} , ($i = 1, 2, \dots, I_k; k = 1, 2, \dots, K$) を平均的に割り付けることである。各作業区分を O_r , $r = 1, 2, \dots, R$ と設定し、全作業区分の集合を $O = \{O_1, O_2, \dots, O_R\}$ とする。 O を最小にすべき目的関数をそれぞれ次のように表す。

$$SD_u(O) = \sqrt{\frac{\sum_{r=1}^R Z_{ur}^2(O_r)}{R-1}} \quad (1)$$

ここで、 $Z_{ur}(O_r) = |N_{ur} - AV_u|$ は第 r 作業区分 O_r の目的関数であり、 $AV_u = \frac{\sum_{r=1}^R N_{ur}}{R}$, $u = 1, 2$ はそれぞれ作業区分ごとのコンテナおよびモジュールの理想平均値である。 N_{ur} , $u = 1, 2$ はそれぞれ第 r 作業区分にあるコンテナおよびモジュールの数である。交渉の手續きとして、先に $SD_1(O)$ が最小になるコンテナ平準化を行って、次に $SD_1(O)$ の値が増加しないことを前提条件として $SD_2(O)$ が最小になるモジュールの平準化を行う。毎日複数のオーダーが存在するので、各オーダーのジョブは同じ納期と設定し、各オーダーの納期を必ず満たす。作業平準化は稼働時間を満たした上で各作業区分にある

[†]国際電気通信基礎技術研究所, ATR

[‡]京都大学大学院工学研究科

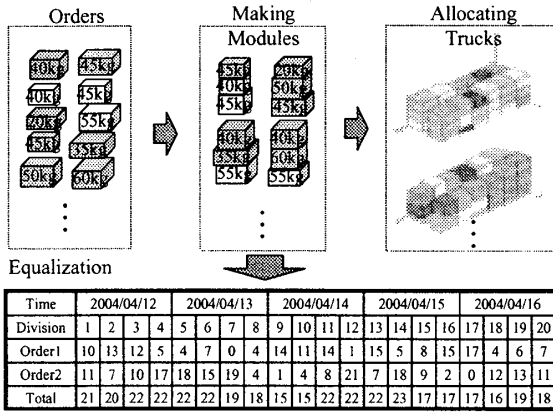


図 1: A sample of equalization of operations

複数のオーダーのジョブ数を総合的に平準化することになる。

制約条件をハードとソフトに分ける。各ジョブの納期および状態区分 A の指定日を満たされなければならないハード条件とする。他の状態区分 B、C および F は緩和可能なソフト条件として、指定日の B、C および F の区分の許す範囲内に交換可能とする。また、各作業の平準化程度をソフト条件とし、緩和パラメータ ε で表す。最小(望ましい)程度をパラメータ ε_{min} で、最大(超えてはならない)程度をパラメータ ε_{max} で設定する。初期値は $\varepsilon = \varepsilon_{min}$ と設定し、制約違反の状況を監視しながら最適なパラメータ ε を定める。

3. 作業平準化のモデル (EMO)

本研究では、制約理論 (TOC) の生産計画設定とコントロールの方法であるドラム・バッファ・ロープ (DBR) スケジューリング法を用いた TZBM に基づく、平準化モデル (EMO) を提案する。DBR はスループットを最大にすることを目的とし、その制約になる工程は先に解決されなければならない。‘ドラム’とはシステムの制約となる工程で設定される問題の解決の歩調 (ペース) である。‘バッファ’とはいくつかの制約条件を同時に違反するとき、不確定性に対する防護のために設けられる時間的な緩衝のことであり、‘ロープ’とは制約工程からシステムの最上流工程への制限である。このロープを使って、制約となる工程の問題を解決のペースに一致するように、システムの計画を調整する。ここで、ロープの長さ、即ちバッファのサイズを決定することが重要であるとともに難しい問題でもある。

3.1 スリーゾーンの定義

TZBM は初期解、或いは初期プラン (モジュールの集合) を作成した上で実行するアプローチである。作業平準化に対して、生成された初期のエージェントを緩和パラメータの値により次の三つのゾーンに割り付ける。

Green-zone: GZ に帰属するエージェント O_r は次の式を満たす。

$$|N_{ur} - AV_u| \leq \varepsilon_{min} \quad u = 1, 2 \quad (2)$$

Yellow-zone: YZ に帰属するエージェント O_r は次の式を満たす。

$$\varepsilon_{min} < |N_{ur} - AV_u| \leq \varepsilon \quad u = 1, 2 \quad (3)$$

Red-zone: RZ に帰属するエージェント O_r は次の式を満たす。

$$|N_{ur} - AV_u| > \varepsilon \quad u = 1, 2 \quad (4)$$

すべてのエージェントは式 (2) ~ (4) による three-zone に分けられる。各ゾーンのサイズは緩和パラメータ ε ($\varepsilon_{min} \leq \varepsilon \leq \varepsilon_{max}$) の値により変化し、緩和パラメータの値により大きければ、制約違反となり、Red-zone に帰属することとなる。これらの制約違反のエージェントおよびその目的関数値を減少させなければ、残業および人員増加が必要となり、人件コストが増える。従って、人件費を削減するために作業平準化が必要となる。

3.2 作業平準化のモデル (EMO)

EMO は TZBM を用いた一つのバッファ管理モデルである。ここでのバッファは Yellow-zone であり、そのサイズは緩和パラメータにより動的に制御される。最大の目的関数値を持つエージェント O_γ は Constrained agent と呼び (CA と略記)、その他のエージェントは Unconstrained agent と呼ぶ (UCA と略記)。CA $Z_{u\gamma}$ は作業平準化に大きく影響されるので、改善の対象となる。エージェント間の交渉は三つの行為: 排出 (CA から UCA にジョブを渡す)、交換 (CA と UCA 間でジョブを交換する) および吸収 (UCA から CA にジョブを渡す) を考えている。

制約となったエージェント $Z_{u\gamma}$ はドラムを持たせて、システムのペースを設定し、非制約のエージェント Z_{ur} , $r \neq \gamma$ は $Z_{u\gamma}$ により悪くならないとの前提条件下でそのペースに従属する。ここでの「ドラム」は交渉の主導権であり、「ペース」は交渉の条件であり、システム全体を改善するために、 $Z_{u\gamma}$ と Z_{ur} , $r \neq \gamma$ は「競争」・「譲歩」の交渉を行う。作業平準化のためには、譲歩の程度を制限しなければならない。譲歩の程度が小さすぎると、システムはデッドロック状態に陥る可能性が大きくなり、一方譲歩の程度が大きすぎると、制約の根源的な解消をみないまま直ちに制約が他のエージェントに移る可能性が増える。

現実の問題では、制限される時間以内で、良い解を求めなければならない。重複の探索や、システムのデッドロックを回避するために、Check buffer および Job tabu list を次のように定義する。

Check buffer

$C_{list} = \{O_\gamma \mid O_\gamma \text{ は CA でありかつ現在の条件で改善できない}\}$

Job tabu list

$J_{list} = \{J_k \mid J_k \in O_\gamma, \text{交渉の要素として } O_\gamma \text{ を改善できない}\}$

C_{list} は現在の条件で改善できない O_γ の集合であり、 J_{list} は O_γ に従属し、かつ O_γ を改善できないジョブ J_k の集合である。 C_{list} にあるエージェントは交渉の主役にはならないが、交渉の相手にはできる。CA が変わると、 $J_{list} = \Phi$ になる。制約条件が緩和されると、 $C_{list} = \Phi$ とする。CA の選択範囲は制限される時間により変化し、時間的に厳しいのであれば、Red-zone RZ とするが、余裕が出れば選択範囲は拡大する。

初期設定において緩和パラメータは $\varepsilon = \varepsilon_{min}$ とし、 $C_{list} = J_{list} = \Phi$ とする。 $t = 0$ は繰り返し計算回数で

あり, t^* は最大の繰り返し回数である.

Step1 (初期解の生成) 各ジョブ J_k を指定日作業区分に割り付けて, 作業区分“F”のジョブは各作業区分のジョブが平均になるように割り付ける. すべての作業区分 (エージェント) は式 (2) ~ (4) による three-zone に分けられ, $S^t = GZ^t \cup YZ^t \cup RZ^t = \{O_\gamma^t\}$ が得られた. 式 (1) により目的関数 SD_u^t および Z_{ur}^t , $u = 1, 2; r = 1, 2, \dots, R$ を計算する.

Step2 (制約の同定) $RZ^t \neq C_{list}$ ならば, $\max_r \{N_{ur}^t - AV_u\}$ になる $O_\gamma^t (\notin C_{list})$ を CA とし, Step3 へ進む. 否ならば, 制約緩和手続き Step5 へ進む.

Step3 (制約の活用) $O_\gamma^t \notin J_{list}$ ならば, ランダムに一つのジョブ $J_k \notin J_{list}$ を選んで, 交渉条件と共に他のエージェントに提出する. 他のエージェントは交渉要素と交渉条件に従って, 参加できるかどうかを判断する. 参加できるエージェントは O_γ^t の Neighborhood として Step4 へ進む. $O_\gamma^t \in J_{list}$ ならば, 現在の状況では, O_γ^t の更なる改善ができないので, $C_{list} \leftarrow C_{list} \cup \{O_\gamma^t\}$, Step7 へ進む.

Step4. (制約への従属および能力向上) 交渉成功の条件を次に定義する.

- (1) $SD_u^t < SD_u^{t-1}$
- (2) Red-zone の個数が増えない

式 (5) を満たすエージェントの中から O_γ^t の目的関数値が最小となる交渉相手を選択し, 交渉を行う. 目的関数を更新し, 交渉の状況により各 Zone に再配置する. $J_{list} = \Phi$ とし, Step7 進む. 条件 (5) を満たすエージェントが存在しなければ, 今回の交渉は失敗し, $J_{list} \leftarrow J_{list} \cup \{J_k\}$ とし, Step6 へ進む.

Step5. (制約条件の緩和) システムのデッドロック状態を解消するために, 制約条件を一定の割合で漸次的に緩和させる. 本問題では, $\Delta\varepsilon = \varepsilon_{max}/5$ の割合で緩和を行うことにする. 緩和パラメータの最大値は熟練者の要求により定めるが, 最適な値は Red-zone の状況を監視しながら定める. $\varepsilon < \varepsilon_{max}$ ならば, $\varepsilon \leftarrow \varepsilon + \Delta\varepsilon$, $J_{list} = \Phi$ および $C_{list} = \Phi$ とする. 制約緩和により, 状況が変化するので, すべてのエージェントを制約違反の状況により再配分し, Step7 へ進む. $\varepsilon \geq \varepsilon_{max}$ ならば, Step8 へ進む.

Step6. $t < t^*$ ならば, $t \leftarrow t + 1$, 次のジョブを選ぶために Step3 に戻る. 否ならば, Step8 へ進む.

Step7. $t < t^*$ ならば, $t \leftarrow t + 1$, 次の CA を選ぶために Step2 に戻る. 否ならば, Step8 へ進む.

Step8. $t = t^*$ および $u = 2$ ならば, Step4 で得た結果を最終解として, シミュレーションを終了し, 熟練者の意思決定に従う. 否ならば, $t \leftarrow t + 1$ および $u \leftarrow u + 1$, $J_{list} = \Phi$ および $C_{list} = \Phi$ として, 次の CA を選ぶために Step2 に戻る.

4. EMO の適用

EMO では, 各エージェントはいずれも三つの領域 GZ^t , YZ^t , RZ^t の一つに帰属する. $RZ^t = C_{list}$, 或いは,

Table 1 The variation of three zones and overtime work

Data	$OT^0/OT_{ua}^{t^*}$	GZ^0/GZ^{t^*}	YZ^0/YZ^{t^*}	RZ^0/RZ^{t^*}
Data1	30/0	7/17	0/0	24/0
Data2	56/4	5/18	0/6	19/0
Data3	92/4	1/17	0/7	23/0

OT^0 and OT^{t^*} : 残業時間 (unit: hour)

GZ^0 and GZ^{t^*} : Green-zone にあるエージェントの個数

YZ^0 and YZ^{t^*} : Yellow-zone にあるエージェントの個数

RZ^0 and RZ^{t^*} : Red-zone にあるエージェントの個数

$t = 0$ and $t = t^*$ はそれぞれ初期値および最後の結果である.

$\varepsilon = \varepsilon_{max}$ の場合, 制約違反のエージェントが存在しない ($C_{list} = \Phi$) か, または与えられた制約緩和条件下で改善できない場合 ($C_{list} \neq \Phi$), 指定された最大繰り返し回数に達しなくても, プログラムは自動的に終了する. 即ち, 無駄な探索を回避し, その状況を熟練者に伝える. 従って, EMO はデッドロックを回避でき, 無駄な探索を認識できるアクティブ・モデルと言える.

TZBM はこれまで現実の多くの問題に実用した. 事例として, その中の制約条件が少ない3つの問題を取り上げて, シミュレーションし, その結果を Table 1 に示す. エージェント同士の交渉および制約緩和により, 各作業区分の残業時間が減少しており, 各 Zone のエージェント数, 特に Red-zone のエージェント数は大きく変化していることが分かる. 各エージェントは始めに与えられたジョブ量が平準化されていないので残業時間が大幅に増えた. エージェント同士の「競争」および「譲歩」の交渉および制約緩和によって, 作業区分ごとに平準化が進み, 残業時間が大きく減少した.

図2は Data 3 における各ゾーンのエージェント数の変化を表している. 横軸は繰り返し回数で, 縦軸は各 Zone に配置されたエージェントの数である. 図2より, エージェント同士の「競争」と「譲歩」の交渉および制約緩和により制約違反の領域 Red-zone にあるエージェント数は徐々に減少しており, その代わりに標準領域 Green-zone および制約緩和の領域 Yellow-zone にあるエージェント数は徐々に増加していることが分かる. 従って, 制約緩和の手法は単に制約違反を緩和するだけでなく, 緩和により探索の環境を変化させ, デッドロック状態を回避或いは脱出する機会を増やすことになる. また, エージェント間の「競争」と「譲歩」行為は各曲線の振動状況からも分かる.

図3は Data 3 における各エージェントの作業平準化前後の結果を表している. 横軸は作業区分で, 縦軸は各作業区分に配車されたコンテナ数である. 水平線は各作業区分の最大作業できるコンテナ数である. 初期状態では, 残業が必要なエージェント数は7つで, 最大の残業時間9コンテナ分, 18時間である (一本のコンテナの配車は1人で2時間かかると考えている). エージェント同士の「競争」と「譲歩」の交渉および制約緩和により, 徐々に平準化され, 残業必要のエージェント数は2つで, 最大の残業時間は1コンテナ分, 4時間となった. 他の事例も同じような結果が得られた. 従って, 作業平準化は現実的な人件費削減の重要な手段であることが分かる.

Table2 は 3 種類データに対して, 同じ初期解, 計算機, 近傍サイズを設定しており, 十分の繰り返し回数で,

Table 2 Comparison of three approaches

Data Approach	Data1			Data2			Data3		
	TZBM	ILS	HS	TZBM	ILS	HS	TZBM	ILS	HS
Max Z_{u1}	0.8	1.2	1.2	1.8	1.8	1.8	1.8	1.8	1.8
Max Z_{u2}	32.2	35.5	35.6	34.2	37.2	35.2	90.3	98.3	98.3
Time (s)	3.1	3.0	10.3	2.4	4.1	5.7	3.6	4.0	9.3
$N_{violate}$	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Relaxed ϵ	0.1	0.3	0.3	0.2	0.3	0.3	0.2	0.3	0.3

Max Z_{u1} and Max Z_{u2} はそれぞれコンテナおよびモジュールとその平均値の最大偏差で、 $N_{violate}$ は制約違反のエージェントの数で、Relaxed ϵ は緩和パラメータの最大緩和値である。

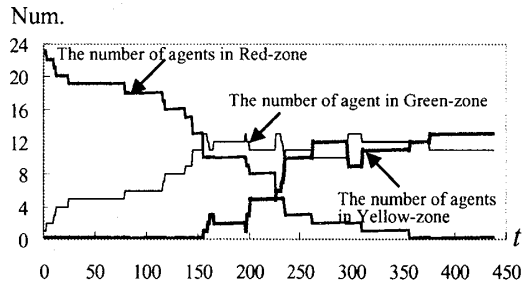


図 2: Equalization result of each agent for Data 3

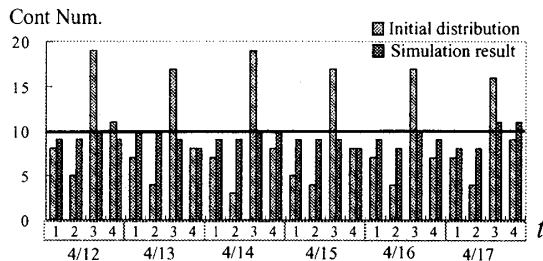


図 3: Variations of the numbers of agents in three zones for Data 3

TZBM、改善局所探索法 (ILS) [5] およびヒューリスティック (HS) のシミュレーション結果を比較した。重複探索を回避し、探索効率をアップするために、3つのアプローチに先頭に述べた TZBM のような Check buffer および Job Tabu List を追加した。Table2 により、コンテナおよびモジュール作業平準化の最大偏差は TZBM は一番小さいことが分かった。また、制約条件の緩和範囲は TZBM は一番小さいことも分かった。その理由について、TZBM では、Three-zone に従って、制約になったエージェント (CA) の改善を注目し、CA の「競争行為」と非制約のエージェント (UCA) の「譲歩行為」両方は働く。現場の問題では、複数の制約条件で、大規模である。指定された時間内に最適な解が選ばなくてもよいが、ボトルネック工程を解決しなければならない。この場合、TZBM は効果である。

5. 結論

本論文では、TOC の理論のドラム・バッファ・ロープ (DBR) および現場の熟練者がよく使う制約緩和の知識を用いて、作業平準化モデル (Equalization Model of Operations, EMO) を提案した。EMO は、制約条件をハードとソフトに分類し、ソフト的な制約条件の制約緩和の割合をパラメータで管理し、制約違反の状況により緩和パラメータの値を定める。初期条件に基づく生成されたエージェントは三つの Zone に分けられ、制約違反

の状況を適宜に追跡管理し、制約条件の緩和およびその割合を動的に変化させる。エージェント同士の「競争」と「譲歩」の交渉および制約緩和により、制約違反の状況およびシステムボトルネックの状況が改善され、作業平準化が図られた。各エージェントは利己的・利他的両方の個性を持つマルチエージェントシステム (MAS) として設計した。MAS 中の各エージェントは自律的であるだけでなく、協調しなければならない。

提案した EMO を現実の積載作業の平準化 (Equalization of Packing and Allocating Operations, EPAO) の問題に適用し、様々な事例に関してシミュレーションを行った。事例として、3種類の現実の問題のシミュレーション結果を示した。このモデルでは、エージェント同士が交渉しながら制約条件を緩和していく戦略によって、エージェントは自らの環境をアクティブに変容させながら、これにより求解機会を能動的に探索することのできるシステムと位置づけることができる。作業平準化は人件コストならびに生産コストを削減する重要な手段と考えられる。必要のない残業や人員増加を削減でき、結果として人件コストを減少させることができる。今後は作業員の能力を考慮した最適な要員管理の研究を行う。

本研究は通信・放送機構の研究委託「人間情報コミュニケーションの研究開発」により実施したものである。

参考文献

- [1] 田, 下原, 劉, 榎木: スリーゾーンのバッファ・マネジメント・アプローチ, 第14回自律分散システム・シンポジウム資料, pp. 171-176 (2004).
- [2] D.Smith: The Measurement Nightmare: How the Theory of Constraints Can Resolve Conflicting Strategies, Policies and Measures, *St. Lucie Press* (2000).
- [3] Y.Tian, Y.Liu, K.Shimohara and T.Sawaragi: Cooperative Negotiation Strategy in Multi-agent System, *Proc. of the 42nd IEEE CDC*, pp.2549-2556 (2003).
- [4] Y.Tian, K.Shimohara, T.Sawaragi and Y.Liu: An Autonomous and Cooperative Multi-agent Model for Solving Real World Problems, *Proc. of the 7th World Multi-conference on SCI*, pp.272-277 (2003).
- [5] 中野, 田, 三宮: 改善された局所探索方によるジョブショップスケジューリング問題の解法, 電気学会論文集 C, Vol.121-C, No.10, pp.1627-1633 (2001).