

SA法を用いた配送計画問題の解法における エネルギー関数中の重み自動調節法

糸山 日出男^{*} 五十嵐 治一^{*} 川嶋 弘尚^{*}

*慶應義塾大学理工学部管理工学科, *株式会社リコー

配送計画問題は多制約かつ多目的な組合せ最適化問題であるが、シミュレーテッド・アニーリング法(SA法)により精度良い解が高速に得られることがわかってきていている。SA法では制約や目的の重要さはエネルギー関数中の重み係数の値により表現することができるが、これらの値の設定は試行錯誤にたよるしか方法がなかった。本研究では、2層確率場モデルの手法を取り入れて、アニーリングの過程で重み係数を自動調節する方式を提案する。この重み係数の調節の指針としては、制約や目的ごとに設定した配送計画者の希求水準を用いた。50店舗を最大10台の車両で配送する配送事例について実験を行い、重み調節法の有効性を示した。

Adjustment of Weights of Terms in an Energy Function Used in a Simulated Annealing Approach to Vehicle Scheduling Problems

Hideo Itoyama^{*}, Harukazu Igarashi^{*}, Hironao Kawashima^{*}

*Faculty of Science and Technology, Keio University,

*RICOH Company, Ltd.

Vehicle scheduling problems are multi-objective combinatorial optimization problems with multiple constraints. A simulated annealing method gives a fast approximate solution to vehicle scheduling problems. The objectives and constraints are represented by terms included in an energy function. Importance of the objectives and constraints can be expressed by the weight values of the terms. However, there has been no way except for trial and error to determine the values of weights. In this paper, we propose a solution based on a "Two-layer Random Field Model" to adjust the values of weights in the annealing process. Aspiration levels required by a planning agent are used as the criterion for adjustment. The proposed solution was applied to a problem using at most 10 trucks to deliver to 50 stores. Experimental results show sufficient efficiency of the proposed solution.

1. まえがき

配送計画問題は、難解な組合せ最適化問題の一つとして古くからORの分野で研究対象となってきた[1]。特に、近年、配送コストの削減という実用面での強い要望と、交通量の減少によりもたらされる環境面での大きなメリットから、配送計画問題の高速かつ高精度の近似解法の開発は、現在では社会的ニーズともなっている[2]。

従来、配送計画問題は、その解法の困難性(NP困難)のゆえに、配送先の車両を割り当てる配車と各車両の配送順序の決定との2つの段階に分けて解く”2段階法”が多く用いられてきた[1]。しかし、2段階法には解法として的一般性や柔軟性がなく、さらに、1段階目で解を過度に絞り込んでしまう恐れもあり、高速ではあるが解の精度が悪いといった欠点もあった[3]。

これに対して、目的と制約を1つのエネルギー関数で表現して、その最小化をニューラルモデル[4]

やシミュレーテッド・アニーリング (Simulated Annealing, 以下, SA) 法で求めるという方式が考案された[5]。特に、1次元のリスト (ストリングモデル) を解の表現に用いてSAを行う方法は、高速に精度良い解を与えてくれる[6]。

しかしながら、SA法を用いた配送計画問題の解法にはまだ未解決な一つの問題点がある。それは、エネルギー関数中の重み係数の値を設定する問題である。SA法では、最小にしたい目的と制約は、エネルギー関数中の項として表現され、その重要度に応じて重み係数の値を設定する必要があるが、値の設定は試行錯誤に頼らざるを得ないのが現状である。また、項の追加や定義の変更に対して、その都度設定する必要が生じる。

本研究では、このようなエネルギー関数中の重み係数の値を、2層確率場モデルの手法[7]を用いてアニーリングの過程で自動調節する方式を考案した。すなわち、本方式では、配送計画者の要求する目的や制約に関する希求水準をアナログ値

できめ細かく表現し、その希求水準を達成する実行可能解の出現確率が最終温度ステップで1となるように重み係数の値を自動調節する。本稿では本手法の詳細と実験結果について報告する。

2. 配送計画問題

現実の物流の現場における配送業務にはいろいろな形態があり、千差万別である。ここでは以下の配送計画問題に対象を限定する。ただし、本稿で提案している方式は、以下の配送計画問題だけに限定されるものではなく、制約条件や目的などの変更に対応できるだけの柔軟性や一般性がある。

一般に、配送計画問題には、解が満足しなければならない制約条件と、最小にしたい目的とが存在する。ここでは、次のような制約と目的とを考える。

【制約】

- (a) 各車両に対する積載重量の上限
- (b) 各配送先に設定された配送時刻の制限

【目的】

- (c) 総配送時間の最小化
- (d) 使用車両台数の最小化
- (e) 各車両の配送時間の平準化

ただし、各配送先は、1台の車両によって一度だけ配送を受けるものとする。なお、6.の実験で用いた配送事例に関する具体的な諸条件については6.1で詳しく述べる。

3. ストリングモデル

一次元のリスト（ストリングモデル）を配送計画問題の解表現としてSA法を用いる方法が、高速に精度良い解を与えてくれることが知られている[6]。ここではこのストリングモデルによる解表現について簡単に説明する。例として、図1(a)に示したような4台の車両(A,B,C,D)による配車配送ルートを考える。この例では車両はデポに必ず帰着するものとしている。配送ルートはそれぞれ車両ごとにループをなしているが、これを一次元のリスト（ストリング）で表現したものが図1(b)である。

一般にストリングモデルでは、配送先を表す記号*{i}*(*i*=1,...,N)と、車両ごとの配送先の区切りを表すM-1個の記号0からなる長さN+M-1の一次元リストを考える。ただし、Nは配送先の総数で、Mは使用車両の最大台数である。図1(b)からわかるように、ストリングモデルでは、リストの左から記号0で区切られる番号列を、予め順序付けられた車両

の配送順序に対応させる。図1の例では、対応付ける車両の順序は{A,B,C,D}に固定されている。また、記号0が連続している箇所があるが、これは車両Cは不要であり使用しないことを表している。

ストリングモデルでは各車両ごとに出発地点や帰着地点が異なる場合にも対応できる。また、0と異なる記号を用いて車両の回転使用(配送終了後、再びデポにもどり、荷物を積み込んで配送を行うこと)も表現できる。なお、図1の例では回転は考慮していない。

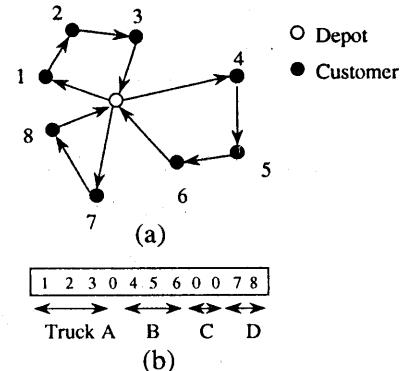


Fig.1 A string model representing a vehicle routing schedule.

4. エネルギー関数

本節では2.で述べた配送計画問題に対して、エネルギー関数を具体的に定義する。3.で述べたストリングモデルで表現された解xに対して、次のエネルギー関数E(x)を定義する。

$$E(x) = \sum_{i=1}^2 a_i E_{\text{cost}}^{(i)}(x) + \sum_{i=1}^3 b_i E_{\text{cost}}^{(i)}(x) \quad (1)$$

$E_{\text{cost}}^{(i)}$ は2.で述べた制約を、 $E_{\text{cost}}^{(i)}$ は目的（コスト）を表している。以下では前者を制約項、後者をコスト項と称する。重み係数 $\{a_i\}, \{b_i\}$ の値が適切であれば、式(1)を最小にする状態が求めたい最適解になると期待される。制約項とコスト項とを、具体的に以下のように定義する。

【制約項】

$E_{\text{cost}}^{(1)}$: 積載重量の上限、超過量の総和、

$$E_{\text{cost}}^{(1)}(x) \equiv \sum_{i=1}^M \max\{0, w_i(x) - w_i^{\max}\} \quad (2)$$

ここで、 w_i^{\max} は車両*i*の積載重量の上限であり、 $w_i(x)$ は車両*i*に積載している荷物の

重量を表す。

$E_{\text{cost}}^{(2)}$: 配送時刻の制限。配送先 k への到着時刻を $t_k(x)$ とし、配送先 k への到着時刻の指定を時間帯 $[t_k^{\text{lower}}, t_k^{\text{upper}}]$ とすると、

$$E_{\text{cost}}^{(2)}(x) \equiv \sum_{k=1}^N \delta_k \quad (3)$$

$$\delta_k \equiv \begin{cases} 0 & \text{if } t_k^{\text{lower}} \leq t_k(x) \leq t_k^{\text{upper}} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

という関数を用いる。

【コスト項】

$E_{\text{cost}}^{(1)}$: 総配送時間。各車両の配送時間 $\{t_D^{(i)}\}$ ($i=1, \dots, M$) の総和。ただし、配送時間の定義は一般的には帰着条件により異なるが、ここでは、デポから出発して与えられた配達をすべて終えてデポに帰着するまでの時間と定義する。

$E_{\text{cost}}^{(2)}$: 使用している車両台数から必要最少台数を減じた値。この必要最少台数は、荷物の総重量と車両の最大積載重量 w_i^{max} とから見積もっておく。6.の実験では、各車両の最大積載重量は同一としたので、荷物の総重量を最大積載重量で割った値を切り上げて整数化した値を用いた。

$E_{\text{cost}}^{(3)}$: 配送時間 $\{t_D^{(i)}\}$ ($i=1, \dots, M$) の標準偏差。

6.の実験には以上で定義されたエネルギー関数を用いた。ここで注意すべきことは、式(1)における項の重み $\{a_i\}, \{b_i\}$ が各項の重要度に相当するが、一般には試行錯誤で適当な値に設定しているのが実状である。しかし、各項の次元や取り得る値の範囲も異なり、各項間でのトレードオフも生じるので、適切な重みを決定することが容易でない場合も多い。そこで、5.で述べるように、2層確率場モデルの手法を導入して、この重みの自動調節を試みる。

5. 重み係数の自動調節

5.1 2層確率場モデルの適用

2層確率場モデル[7]では上層と下層の2つの確率場を考える。下層は、解くべき最適化問題の解を表現した層で、エネルギー関数が定義されている。下層はこのエネルギー関数を含んだボルツマン分布で生成される確率場であり、アニーリングによりエネルギー最小状態を求める。上層は、下層に出現した解の性質を表現しており、下層の状態から上層への状態は、ある写像 R で結ばれてい

る。重み調節の基本的な考え方は、下層のアニーリングの過程で出現する解の性質を上層でチェックして、望ましい性質を持つような解の出現頻度が高くなるように、下層のエネルギー関数中の重みを調節しようというものである。このために必要な重みの更新則が与えられている。2層確率場モデルの基本的な考え方を図2に示す。なお、2層確率場モデルは、これまでに巡回セールスマントラック問題[7][8]、画像修復[9]、エッジ修復[10]などの問題に適用されている。なお、今回は式(1)に含まれる5つの重み係数の内、 b_i の値を1に固定して残り4つの重み係数を自動調節の対象とした。

5.2 下層から上層への写像と制約条件満足度

下層の状態を3.で述べたストリングモデルで表現する。下層の状態を x とし、上層の状態を ω とする。ここで、最適解に課する配達計画者の要求を式(1)の $E_{\text{cost}}^{(1)}$ の項を除く各項ごとに設定し、それらを希望水準と呼ぶ。この希望水準は、次節で述べるように、0から1のアナログ値をとる制約目標値関数を用いてきめ細かく設定することができる。上層の状態 ω は、これらの値を要素とするベクトルである。これは x から ω への写像であり R と

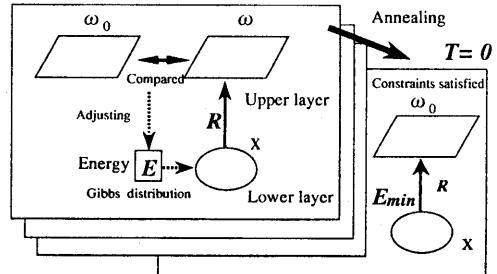


図2 2層確率場モデル
Fig.2 Two-layer random field model.

おく。すなわち、 $\omega = R(x)$ である。制約目標値関数と写像 R の具体的な形は5.3で述べる。

この写像 R を用いて、制約条件満足度 $\Pi(\omega_0; \{\theta_i\}, T)$ を以下のように定義する。

$$\Pi(\omega_0; \{\theta_i\}, T) \equiv \sum_x f(\omega_0, \omega) P(x) \quad (4)$$

ここで、 ω_0 はすべての希望水準が完全に満足された状態で、 $f(\omega_0, \omega)$ は、2つのベクトルの類似度を [0,1] の範囲の実数で表現した関数である。6.の実験では、2つのベクトルの内積 $\langle \omega_0, \omega \rangle$ とベクトル ω_0 のノルム $|\omega_0|$ により定義される関数、 $f(\omega_0, \omega) \equiv \langle \omega_0, \omega \rangle / |\omega_0|^2$ を用いた。また、右辺の $P(x)$ は下層の状態 x の出現確率であり、ボル

ツマン分布 $\exp(-E(x)/T)/\sum_x \exp(-E(x)/T)$ で与えられている。 $E(x)$ は式(1)で定義されたエネルギー関数であり、 T は下層の”温度”と呼ばれているパラメータである。 $\{\theta_r\}$ は $\{a_i\}$ や $\{b_i\}$ などの重み係数である。

式(4)では、下層の状態 x が希求水準を満足している度合いを上層で定義された類似度 $f(\omega_0, \omega)$ を通して評価し、その評価値の統計平均を取った値により重み係数の良し悪しを判定しようとしている。もし、重み係数が適切な値であれば、希求水準を満足する解が下層に出現する確率は高くなり、式(4)の制約条件満足度 Π は1に近い値をとる。なお、熱平衡状態では確率分布 $P(x)$ による平均は時間平均と一致する。6.の実験では、 $f(\omega_0, \omega)$ の値を観測してその時間平均値を制約条件満足度 Π の値としている。

5.3 制約目標値関数による希求水準の表現

式(1)のエネルギー関数の $E_{cost}^{(1)}$ を除く各項に対して、配送計画者の要求する希求水準を、0から1のアナログ値をとる制約目標値関数を用いて表現する。今回は、図3に示すような台形状のアナログ関数を用いた。

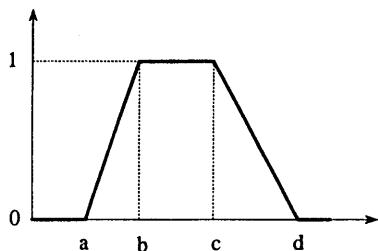


図3 制約目標値関数の形状
Fig. 3 A general shape of the achievement function.

制約目標値関数は、 $\{V_1^{(i)}\}_{i=1,...,M}$, $\{V_2^{(j)}\}_{j=1,...,N}$, V_3 , V_4 の4種類があり、それぞれ式(1)の $E_{cost}^{(1)}$ を除く各項に対応している。この4種類の制約目標値関数に対応する図3のグラフの横軸は、それぞれ重量積載率、到着時刻の配送指定時間帯からのずれ、使用車両台数、配送時間の標準偏差である。たとえば、ある配送先jへの到着が配送指定時間帯の中に入れば $V_2^{(j)}=1$ 、15分以上早いか遅ければ $V_2^{(j)}=0$ 、15分以内の相違ならば相違量に比例した値を $V_2^{(j)}$ とする場合には、図3で $a = -15(\text{分})$, $b=c=0$, $d=15(\text{分})$ と設定すれば良い。配送計画者がエネルギー関数中の各制約や各目的に対して要求している希求水準を、必ず達成して欲しい最低限の水準と十分満足な水準とをそれぞれ0と1で表現し、かつ、その中間の水準を[0,1]のアナログ値

できめ細かく表現することができる。

制約目標値関数を用いて写像 $R:x \rightarrow \omega = (\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4)$ を次のように定義する。 $\omega_1 = \sum_i V_1^{(i)}(x)/M'$, $\omega_2 = \sum_j V_2^{(j)}(x)/N'$, $\omega_3 = V_3(x)$, $\omega_4 = V_4(x)$ 。ただし、 M' は状態 x が表している配送計画の中で実際に使用されている車両の台数であり、 N' は配送時間帯の指定がなされている配送先の数である。

5.4 重み係数の更新則

2層確率場モデルのねらいは、式(4)で定義された制約条件満足度 $\Pi(\omega_0; \{\theta_r\}, T)$ を $T \rightarrow 0$ で1にすることである。ところが、 $\Pi(\omega_0; \{\theta_r\}, T)$ は、エネルギー関数中の重み係数 $\{\theta_r\}$ とアニーリング温度 T との関数である。そこで、アニーリングの過程において、温度一定の条件で $\{\theta_r\}$ を少しづつ更新することにより Π を少しづつ1に近づけることにする。

まず、 Π に対して各温度 T での目標値 $\Pi_0(T)$ を定める。この目標値と実際に観測される Π の値との相違量を、

$$U_{err}(\{\theta_r\}, T) \equiv \frac{1}{2} [\Pi(\omega_0; \{\theta_r\}, T) - \Pi_0(T)]^2 \quad (5)$$

で定義する。温度 T における重み係数 θ_r の更新則は、式(5)に対して最急降下法を用いることにより導出できる。このようにして以下の重み係数の更新則を得る。

$$\frac{d\theta_r}{dt} = -\frac{\partial U_{err}}{\partial \theta_r}$$

$$= \frac{1}{T} (\Pi - \Pi_0(T)) \sum_x P(x) \cdot \left\{ f(\omega_0, \omega) - \Pi \right\} \frac{\partial E}{\partial \theta_r} \quad (6)$$

熱平衡状態では、 $\sum_x P(x) \cdot$ による期待値平均操作を時間平均で置き換えることができる。右辺の[]内の量を観測して時間平均値を計算すれば良い。目標値 $\Pi_0(T)$ としては、 $T \rightarrow 0$ で $\Pi_0(T) \rightarrow 1$ となる単調増加関数を用いる。

5.5 全体の処理フロー

全体の処理の流れを以下に記す。

【全体の処理フロー】

step1：アニーリング温度列 $\{T_i\}_{i=0,...,n}$ を設定する。具体的な設定法は6.2で述べる。

step2：重み係数や温度の初期設定を行う。

step3：システムをメトロポリス法を用いて熱平衡状態に到達させる。

step4：式(6)の右辺の[]内の量を観測し、重み係数 $\{\theta_r\}$ の値を更新する。

- step5 : step3とstep4を十分繰り返す.
- step6 : $i \leftarrow i+1$, $T \leftarrow T_i$ とする.
- step7 : もし $i \leq n$ ならばstep3へ戻る.
- step8 : 最終状態を出力して終了.

上記の処理フローにより、制約条件満足度が1の解の中で総配送時間が最も短い解の近似解を得ることができる。なお、step3におけるメトロボリス法とは、試行変形 $x \rightarrow x'$ に対して確率 $\min\{1, \exp(-\Delta E/T)\}$ ($\Delta E \equiv E(x') - E(x)$) の割合で x' に状態を遷移させる方法である。

6. 実験

6.1 実験に使用した配送事例

埼玉県上尾市に配送センター(デポ)を持ち、関東以北120km四方(埼玉、茨城、群馬)に点在する50店舗に食品を配送する現実の事例[4]を実験に用いる。計画立案の指針としては、総配送時間を最短にすることが第一の目的であるが、使用する車両台数をなるべく減らし(最大10台)、しかも、各トラックの配送時間がなるべく均等となるようにしたい。また、店舗の中には午前中に配送を希望するところもあり、各トラックは配送終了後はすべて配送センターに戻る必要がある。各トラックの配送先での積み卸し時間は一律に3分とし、車両の回転は行わないものとする。なお、4.でも述べたように荷物の総重量と車両の積載可能重量から見積もった必要最少台数は6台であった。

6.2 目標値 $\Pi_0(T)$ とアニーリング温度列

温度 T における制約条件満足度の目標値 $\Pi_0(T)$ を与える関数として、図4に示した関数(点線で表示)を用いた。図4におけるパラメータ、 Π_{start} 、 T_{start} 、 T_{max} 、 T_{min} の値は以下のように定めた。店舗 i と店舗 j との間の最短移動時間を t_{ij} とおく。 $\{t_{ij}\}$ の最大値を T_{start} に、平均値を T_{max} に、最小値を T_{min} の値に用いることにする。メトロボリス法を用いるときの状態遷移のしやすさが、試行変形時のエネルギー変化量 ΔE と温度 T との大小関係から決められることを考慮したからである[7]。また、 Π_{start} は初期状態での $f(\omega_0, \omega)$ の値付近に設定した。さらに、これらのパラメータからアニーリング温度列 $\{T_i\}$ ($i=0, \dots, n$) を次のように定めた。まず、 $T_0 = T_{start}$ とし、 T_{start} と T_{max} の間を (n_1+1) 等分、 T_{max} と T_{min} の間を (n_2+1) 等分、さらに、 T_{min} と $T=0$ の間を (n_3+1) 等分した。 (n_1, n_2, n_3) の値としては、 $(n_1, n_2, n_3) = (5, 15, 5)$ を用いた。なお、重み係数の初期値は $b_i (=1)$ を除いてすべて0に設定されている。

6.3 実験における条件設定

5.3で定義した $\{V_1^{(i)}\}, \{V_2^{(j)}\}, V_3, V_4$ の4種類の制約目標値関数で用いられている各パラメータ a, b, c, d (図3参照)の値により、配送計画者の要求をきめ細かく表現することができる。本実験の目的は、重み係数 $\{a_i\} (i=1, 2), \{b_j\} (j=2, 3)$ の値を式(6)に従ってアニーリングの過程で調節すれば、はたして配送計画者の望む解を得られるかどうかをチェックすることである。

そこで、次の2つの実験、実験Aと実験Bを行った。実験Aと実験Bとでは、配送計画者の要求が異なる。実験Aでは配送計画者の要求を、使用車両台数が6台以上で配送時間の標準偏差が150分以下であればよいという緩やかな要求を設定する。実験Bではそれよりも厳しく、使用車両台数を6台に、配送時間の標準偏差を75分以下という厳しい要求を設定した。従って、 V_3 と V_4 における (a, b, c, d) の値は2つの実験で異なっており、実験Aでは、 $V_3: (0, 6, 10, 10)$ (台)、 $V_4: (0, 0, 150, 300)$ (分)、実験Bでは、 $V_3: (0, 6, 6, 10)$ 、 $V_4: (0, 0, 75, 150)$ と設定した。なお、 $\{V_1^{(i)}\}, \{V_2^{(j)}\}$ については、2つの実験で共通に、 $\{V_1^{(i)}\}$ では一律に $(0, 0, 100, 200)$ (%)、 $\{V_2^{(j)}\}$ では一律に $(-15, 0, 0, 15)$ (分)と設定した。step3およびstep4における試行変形の回数は1万回とし、各温度でstep5の重み係数の更新回数は20回と固定した。試行変形としては、ストリング内の記号をランダムに2つ選んで交換するという操作を採用した。さらに、重み係数をランダムに0~10.0から選んだ初期値に固定した場合の実験(実験C)も行った。各温度における試行変形の回数は、実験A,Bと同じになるように配慮した。ただし、実験Cでは、実験Bと同一の制約目標値関数を用いて $\{\omega_i\}$ や Π の値を計算している。また、実験に先立って道路ネットワークデータとして、配送範囲内的一般国道、県道、及び有料道路を考慮し、道路交通センサスに記載されているピーク時旅行速度を用いて、あらかじめ各店舗間の最短移動時間 $\{t_{ij}\}$ を算出しておいた。

6.4 実験結果

3つの実験をいずれも乱数の種を変えて50回ずつ実行した。得られた最終状態についての内訳を表1, 2, 3に示す。下層の最終状態を $\{E_{cost}^{(i)}\}$ と $\{E_{cns}^{(i)}\}$ の値で、上層の最終状態を $\{\omega_i\}$ の値で表現する。但し、表には、各実験ごとに50回の実行で得られた $\{E_{cns}^{(i)}\}$ と $\{E_{cost}^{(i)}\}$ の、平均値、標準偏差、最小値、最大値と、 $\{\omega_i\}$ の平均値と目標達成率が記されている。目標達成率とは、50回の実行において最終状態で $\{\omega_i\}$ や Π の値が1となった割合である。また、実験Bにおける制約条件満足度 $\Pi(\omega_0)$

$\{\theta_r, T\}$ の値のアニーリング過程における時間推移の一例を図4に示した(実線で表示)。制約条件満足度 Π の値は各温度ステップにおける最後の重み更新時での観測値である。

表1 実験Aの結果

Table 1 Details of the final solutions obtained in the experiment A.						
	平均値	標準偏差	最小値	最大値	平均値	目標達成率
$E_{cost}^{(1)}$	20.92	102.19	0	723.00	ω_1	0.9945
$E_{cost}^{(2)}$	0.18	0.52	0	3.00	ω_2	0.9899
$E_{cost}^{(3)}$	0.12	0.48	0	3.00	ω_3	0.9900
$E_{cost}^{(4)}$	61.83	39.83	1.61	233.77	ω_4	0.9888
$E_{cost}^{(1)}$	1741.40	143.63	1393.77	2114.35	Π	0.9908

表2 実験Bの結果

Table 2 Details of the final solutions obtained in the experiment B.						
	平均値	標準偏差	最小値	最大値	平均値	目標達成率
$E_{cost}^{(1)}$	0.26	0.84	0	4.00	ω_1	0.9999
$E_{cost}^{(2)}$	0.48	1.10	0	6.00	ω_2	0.9727
$E_{cost}^{(3)}$	0.08	0.34	0	2.00	ω_3	0.9800
$E_{cost}^{(4)}$	23.82	21.01	0.31	69.61	ω_4	1.0000
$E_{cost}^{(1)}$	1867.93	148.32	1665.17	2390.91	Π	0.9882

表3 実験Cの結果(重みがランダムで固定)

Table 3 Details of the final solutions obtained in the experiment C.						
	平均値	標準偏差	最小値	最大値	平均値	目標達成率
$E_{cost}^{(1)}$	56.80	170.18	0	1073.00	ω_1	0.9859
$E_{cost}^{(2)}$	0.94	1.08	0	6.00	ω_2	0.9497
$E_{cost}^{(3)}$	0.22	0.67	0	4.00	ω_3	0.9633
$E_{cost}^{(4)}$	92.51	42.20	14.20	272.07	ω_4	0.6979
$E_{cost}^{(1)}$	1613.70	96.54	1291.33	1822.35	Π	0.8992

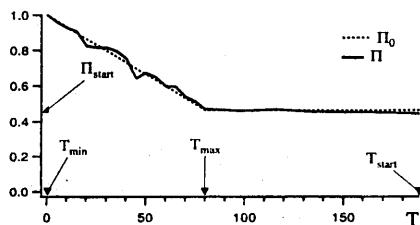


図4 アニーリング過程における制約条件満足度 Π の推移例(実験B)

Fig.4 Example of the degree of satisfaction of constraints, Π , in the experiment B.

6.5 考察

アニーリングの最終状態として、配送計画者の要求した解を、要求の緩い実験Aでは68%、要求の厳しい実験Bでは58%の確率で得ることができた。これに対してランダムに重み係数の値を設定して固定した実験Cでは、わずか16%であった。係数を固定した実験Cと比べて、重み係数を更新した実験Bでは、総配送時間 $E_{cost}^{(1)}$ は長いが(ω_i)の平均値や目標達成率は高くなっている。従って、配送計画者の要求した希求水準を満足する解にアニーリングを収束させる確率が、重み係数の更新により高められていると結論できる。

また、実験Aと実験Bの結果を比べると、実験Bでは要求通り車両台数が少なく($E_{cost}^{(2)}$ の値が小さい)、ドライバー間の配送時間のばらつきが少ない($E_{cost}^{(3)}$ の値が小さい)が、総配送時間は長い解が多い。これは、実験Bでは、使用車両台数と配送時間の標準偏差に関する要求がきわめてきびしいために、それらの制約を満足するための代償として総配送時間に関する質が低下してしまったためと考えられる。現実の配送計画の現場では、配送計画者が総配送時間の短縮よりも、使用する車両台数の削減やドライバーの労働時間の平準化の方を重要と考える場合の方が多い。その際には、実験Bのように制約目標値関数の定義を通して制約条件をきびしく設定することになる。しかし、そのように要求が厳しい場合でも、システムがアニーリング中に適切な重み調節を行い、配送計画者の要求を満足させる解に高い確率で収束させることが実験結果からわかる。さらに、図4では、制約条件満足度 Π がその目標値を表している曲線 $\Pi_0(T)$ にほぼ沿って時間変化しており、式(6)の更新則がうまく機能していることがわかる。

謝辞 本研究の遂行にあたりご支援いただいた、(株)リコー情報通信研究所、竜新栄所長に深く感謝の意を表します。

文献 : [1] L. Bodin, B. Golden, A. Assad and B. Ball, "Routing and scheduling of vehicles and crews", Comput. & Ops Res., vol.10, no.2, pp.63-211(1983). [2] 川嶋弘尚, "都市内交通とロジスティックの高度化", 計測と制御, vol.33, no.11, pp.917- 923(1994). [3] L. Bodin, "Twenty years of routing and scheduling," Operations Research, vol.38, no.4, pp.571-579(1990). [4] 川嶋弘尚, 國府方久史, 齋藤公一朗, 佐野方俊, "ロジスティクス高度化のための配車・配送計画", 交通工学, vol.28, no.5, pp.21-28(1993). [5] 五十嵐治一, "シミュレーテッドアニーリング法を用いた配送計画支援システム", 信学論(D-II), J78-D-II, no.5, pp.819-826 (1995). [6] 糸山日出男, 國府方久史, 川嶋弘尚, "VRPのモデリングとSAによる解法", 田辺國士編"最適化: モデリングとアルゴリズム7", 統計数理研究所共同研究リポート77, pp.277-283(1995年9月). [7] 五十嵐治一, "シミュレーテッドアニーリング法におけるエネルギー関数中のパラメータ値の決定法", 信学論(D-II), J75-D-II, no.7, pp.1232-1240(1992). [8] 五十嵐治一, "2層確率場モデルを用いた組合せ最適化問題の解法 - 平均場近似-", 信学論(D-II), J76-D-II, no.9, pp.2093-2101(1993). [9] 五十嵐治一, 川人光男, "2層確率場モデルによる逆問題の解法 - エッジ情報を用いた画像修復への応用 - ", 信学論(D-II), J77-D-II, no.6, pp.1104-1113 (1994). [10] 五十嵐治一, 川人光男, "2層確率場モデルを用いた特徴点からのエッジ修復", 信学論(D-II), J76-D-II, no.9, pp.2066-2074(1993).