

## 確率的弛緩法の高速度化手法

非会員 鈴木 斉<sup>†</sup> 正員 渡辺 孝志<sup>††</sup>  
 非会員 丹波 澄雄<sup>††</sup> 正員 横山 隆三<sup>††</sup>

An Accelerating Method of Probabilistic Relaxation Procedures

Hitoshi SUZUKI<sup>†</sup>, Nonmember, Takashi WATANABE<sup>††</sup>, Member,  
 Sumio TANBA<sup>††</sup>, Nonmember and Ryuuzou YOKOYAMA<sup>††</sup>, Member

<sup>†</sup> 日本電気株式会社コンピュータ事業本部, 府中市  
 Department of Computer Engineering, NEC Corporation, Fuchu-shi, 183  
 Japan

<sup>††</sup> 岩手大学工学部情報工学科, 盛岡市  
 Faculty of Engineering, Iwate University, Morioka-shi, 020 Japan

あらまし 確率的弛緩法は画像処理の分野において有用な手法として広く利用されているが, 一般に処理時間と収束の正当性に問題があることが指摘されている。本論文では, これらの問題を解決する手段として, 画素ごとの収束判定を用いた確率的弛緩法の高速度化手法を提案する。

キーワード 画像処理, 確率的弛緩法, 高速度化, 収束性, 分類

## 1. まえがき

処理対象とする画像の解釈にあいまいさがある場合, 局所的な整合処理を繰り返してあいまいさを除去する手段として, 確率的弛緩法(以下, 弛緩法と言う)は広く利用されている<sup>(1)</sup>。

弛緩法の応用例は多岐にわたるが, リモートセンシングでは多重分光画像の分類処理に適用が試みられている<sup>(2)</sup>。筆者らは, 先に, 空間的文脈情報を利用する分類手法(複数)の評価実験結果を報告したが<sup>(4)</sup>, その中で弛緩法は最も高い識別率を上げ, 分類処理に対する高い有用性を示した。しかし, 同時に, (1)処理時間が膨大にかかる, (2)ある反復回数を超えると識別率が逆に低下する, などの問題が指摘されている。従って, 弛緩法の本格的実用化のためには, これらの問題に対する改決策を見出すことが重要な検討課題となっている。

本論文では, その解決法として, 画素ごとの収束判定を用いた弛緩法の高速度化手法を新たに提案する。

## 2. 弛緩法の原理

以下では弛緩法を多重分光画像の分類処理に用いられる形で簡単に説明するが, 詳細は文献(4)を参照されたい。

今, クラスの集合を  $A = \{1, 2, \dots, m\}$  とする。また,  $i$  番目の画素の特徴ベクトルを  $x_i$  で表し,  $s_i(\lambda)$  で画素

$x_i$  がクラス  $\lambda \in A$  に属する確率を表す。すなわち,

$$\sum_{\lambda \in A} s_i(\lambda) = 1 \quad (1)$$

とし,  $s_i = (s_i(1), \dots, s_i(m))$  とする。

弛緩法は, 初期値  $s_i^0$  を出発点として, 確率ベクトル  $s_i$  を近傍画素とつじつまの合うように反復的に修正する処理からなっている。  $k$  回目の反復で得られる  $s_i$  の値を  $s_i^k$  で表す。適当な回数の反復を行った後で, 画素  $x_i$  は最終確率ベクトル  $s_i^k$  の最大成分  $s_i^k(\lambda)$  を与えるクラス  $\lambda$  に分類される。

初期値  $s_i^0$  は画素単位分類での事後確率

$$s_i^0(\lambda) = p(\lambda/x_i) \quad (\lambda \in A) \quad (2)$$

で与えるものとする。

確率ベクトル  $s_i^k$  の修正方式の違いにより弛緩法にはいくつかのタイプがあるが, 本論文では代表的な次の二つについて検討する。

(1) Rosenfeld らの方法<sup>(1)</sup>

これは  $s_i^k$  の更新を次式により行うものである。

$$s_i^{k+1}(\lambda) = \frac{s_i^k(\lambda)(1 + q_i^k(\lambda))}{\sum_{\lambda' \in A} s_i^k(\lambda')(1 + q_i^k(\lambda'))} \quad (3)$$

$$q_i^k(\lambda) = \sum_{j \in N_i} d_{ij} \sum_{\lambda' \in A} r_{ij}(\lambda, \lambda') s_j^k(\lambda') \quad (4)$$

ここで,  $d_{ij}$  は注目画素  $x_i$  と近傍画素  $x_j$  間の重み係数であり,  $N_i$  は注目画素  $x_i$  の近傍画素の集合を表す。また,  $r_{ij}(\lambda, \lambda')$  は適合係数と呼ばれるが, 本論文では次式で定義される相互形適合係数

$$r_{ij}(\lambda, \lambda') = c \log \frac{p_{ij}(\lambda, \lambda')}{p(\lambda)p(\lambda')} \quad (5)$$

を用いる。但し,  $c$  は正の定数であり,  $p_{ij}(\lambda, \lambda')$  は注目画素  $x_i$  のクラスが  $\lambda$  でその近傍画素  $x_j$  のクラスが  $\lambda'$  となる同時確率であり,  $p(\lambda)$  はクラス  $\lambda$  の発生する事前確率である。  $r_{ij}$  が区間  $[-1, 1]$  をはみ出す場合には, 区間内に収まるようにクリッピングする。

(2) Peleg の方法<sup>(3)</sup>

これは  $s_i^k$  の更新を次式により行うものである。

$$s_i^{k+1}(\lambda) = \sum_{j \in N_i} c_j \frac{s_i^k(\lambda) Q_{ij}^k(\lambda)}{\sum_{\lambda' \in A} s_i^k(\lambda') Q_{ij}^k(\lambda')} \quad (6)$$

$$Q_{ij}^k(\lambda) = \sum_{\lambda' \in A} r_{ij}(\lambda, \lambda') s_j^k(\lambda') \quad (7)$$

$$r_{ij}(\lambda, \lambda') = \frac{p_{ij}(\lambda, \lambda')}{p(\lambda)p(\lambda')} \quad (8)$$

ここで,  $c_j$  は総和が 1 となるような非負の重み係数で

ある。また、この場合の適合係数  $r_{ij}$  の値域は  $[0, \infty)$  である。

### 3. 弛緩法の問題点

弛緩法の第1の問題点は、意味ある結果を得るのに多数の反復が必要であり、膨大な処理時間を要することである。第2の問題点は、反復の効果が初期に限られ、ある回数を超えると逆に結果が劣化していく場合が多いことである(収束の正当性問題)。

後者の原因は次のように説明できる。弛緩法の分類処理において文脈情報は近傍画素の状況と適合係数によって与えられる。適合係数を先験的に決定することは困難であり、通常は適当な訓練領域の分類結果または最ゆう法などの仮分類結果から決定せざるを得ない。よって、適合係数の決定にはある程度の不確実さが伴うことは避けられない。また、用いる近傍の大きさも8近傍程度と小さいため、近傍画素によるつじつま合せの効果にも限界がある。従って、上記弛緩法の更新処理はあくまでも簡易化された局所的なつじつま合せを実現しているに過ぎず、反復が常に識別率を改善することに結び付いているわけではない。すなわち、弛緩処理が収束しても収束点が最適とは限らないので、適当な段階で処理を終了させる規則を見出す必要がある。

なお、これまでも弛緩法の高高速化や収束性に関する議論はあるが、残念ながらこれらは分類処理問題に関しては有効ではない<sup>(4)</sup>。

### 4. 弛緩法の高高速化手法

ここでは、画素ごとに収束判定を適用することで弛緩処理の高高速化と反復処理の停止規則を確立する手段について述べる。

今、 $k$  回目の反復において画素  $x_i$  の第1位の推定クラスが  $\lambda$  であったとする。すなわち、

$$s_i^k(\lambda) = \max_{\lambda'} \{s_i^k(\lambda')\} \quad (9)$$

が成立しているものとする。このとき、次の反復において、

$$s_i^{k+1}(\lambda) = \max_{\lambda'} \{s_i^{k+1}(\lambda')\} > s_i^k(\lambda) \quad (10)$$

$$s_i^{k+1}(\lambda') \leq s_i^k(\lambda') \quad (\lambda' \neq \lambda) \quad (11)$$

という関係が成立するならば、画素  $x_i$  のクラスを  $\lambda$  とすることが近傍により支持されたものと考えられる。一度近傍により支持されたクラスは次の反復以降でも同様に支持され、そのまま収束する可能性が高い。このような画素に対して反復処理の収束を強制的に実現

するために、次の収束判定を導入する。

[収束判定] 画素  $x_i$  において、第1位の推定クラス  $\lambda$  が次の反復で式(10)、(11)を満たした場合には、

$$s_i^{k+1}(\lambda') = \begin{cases} 1 & (\lambda' = \lambda) \\ 0 & (\lambda' \neq \lambda) \end{cases} \quad (12)$$

と強制的に確率ベクトル  $s_i^{k+1}$  を書き換える。この書換えがなされた画素は、それ以降の反復では更新処理の対象としない。

この収束判定の導入により、更新処理を行う画素数が削減されるので、全体の処理時間を短縮できる。更に、収束判定で収束する画素数は単調に増加するので、弛緩法の収束性が改善され、結果として弛緩処理の終了判定が可能となる(具体的な終了判定の方法は次の5.に述べる)。

また、強制的に収束させることで文脈情報の伝搬が抑制されることとなるが、これによって収束の正当性問題も改善できる。なぜなら、前述のように、弛緩法の1回の更新処理は簡易的な局所的なつじつま合せであり、ある程度の不確実さの混入は避けられない。従って、更新処理を反復することは、つじつま合せを伝搬させると共に不確実さも拡散させることとなり、識別率はその結果として変動することになる。反復数が少ない段階で近傍により支持されるクラスは、不確実さの混入が少ない安定な情報であると考えられる。そのような画素のクラスを収束判定により早期に固定化することで、結果としては不確実さの拡散を抑制して、反復による識別率の低下を阻止できるものと考えられる。これらのことは実際に次の検証実験により裏付けされる。

### 5. 実験と検討

評価実験には文献(4)の人工的に作成した盛岡市近郊の疑似MSS画像を用いた。バンド数は2、画像サイズは128×128画素、分類クラス数は8で、各クラスの画素は正規分布に従っている。また、近傍数は8近傍とし、 $d_{ij} = c_j = 1/8$ とした。相互形適合係数の定数  $c$  の値は、試行の結果最も高い識別率を与えた  $c=0.2$  を採用した。

また、事前確率  $p(\lambda)$  と同時確率  $p_{ij}(\lambda, \lambda')$  は、毎回直前の分類画像から推定した(分類は最大成分のクラスに割り当てた)。但し、初期反復  $k=0$  ではベイズ決定法による分類画像を用い、ベイズ決定に使用する事前確率は最ゆう法の分類結果から算出した。

図1に、Rosenfeldらの方法における収束判定の効果全体識別率との関係で示す。収束判定を用いない場

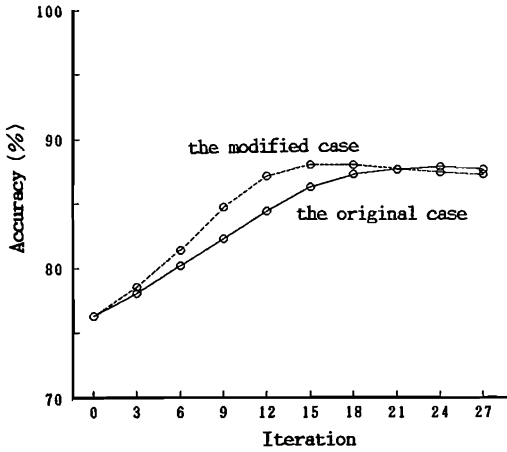


図1 Rosenfeldらの方法による全体識別率  
Fig. 1 Overall accuracies by the Rosenfeld's relaxation.

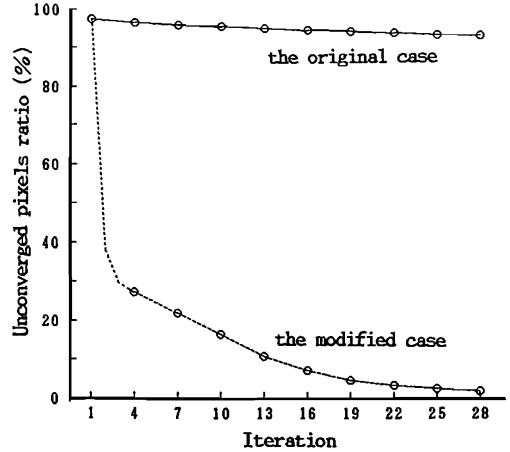


図3 Rosenfeldらの方法による未収束点率  
Fig. 3 Unconverged pixels ratios by the Rosenfeld's relaxation.

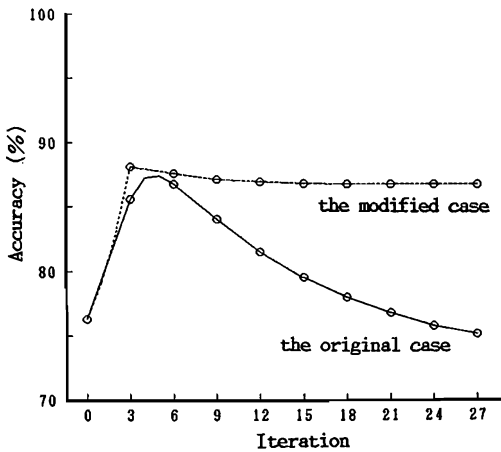


図2 Pelegの方法による全体識別率  
Fig. 2 Overall accuracies by the Peleg's relaxation.

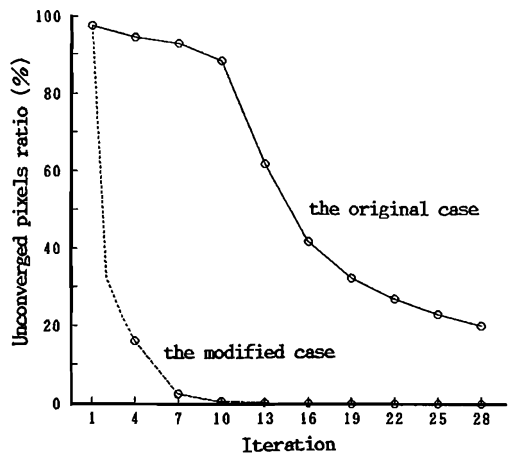


図4 Pelegの方法による未収束点率  
Fig. 4 Unconverged pixels ratios by the Peleg's relaxation.

合を「the original case」で、収束判定を用いる場合を「the modified case」で示す。同じく、図2にPelegの方法における収束判定の効果を示す。これから、収束判定の導入は単に計算量を削減するだけでなく、最高識別率を低下させることなく処理の収束性を高める効果のあることがわかる。特に、これまでの弛緩法ではある回数で最高識別率に達した後は識別率が大きく低下してしまう欠点があったが、この問題はほぼ克服できたといってよい。なお、図1で、収束判定を用いないRosenfeldらの方法は一見すると識別率の低下がなく、収束の正当性問題がないように見えるが、これは

最適な  $c$  を選んだためであり、異なった  $c$  ではやはり山なりに識別率が大きく低下してしまう。この  $c=0.2$  の場合でも、実際には25回目以降で識別率が低下し始めているので、収束判定を用いた場合よりも高い識別率をそのまま維持できる保証はない。

反復により式(12)を満たした画素を収束点と呼び、そうでない画素の割合を未収束点率と呼ぶことにする(収束点は収束判定のほか、計算機における実数表現の有限性(この場合1語32ビット)からも生ずる)。Rosenfeldらの方法での未収束点率の推移を図3に示し、Pelegの方法での推移を図4に示す。これからも収

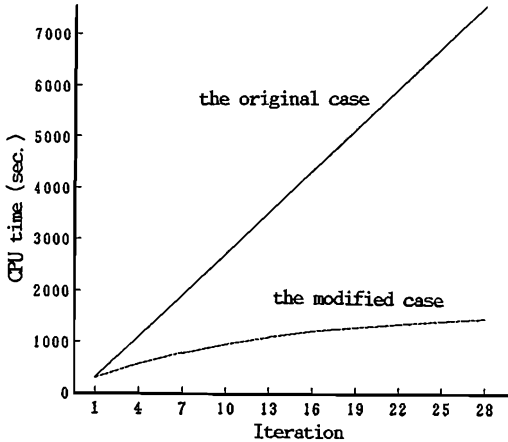


図5 Rosenfeldらの方法によるCPU時間  
Fig. 5 CPU times by the Rosenfeld's relaxation.

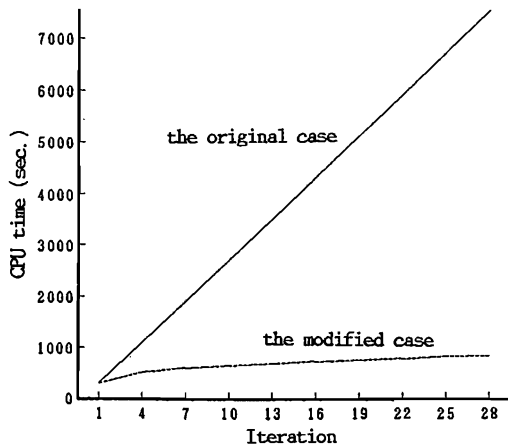


図6 Pelegの方法によるCPU時間  
Fig. 6 CPU times by the Peleg's relaxation.

束判定によって収束性が高められていることがわかる。特に、未収束点率は単調に減少し、0付近に収束する様子がわかる。一方、収束判定を用いると最良の状態をほぼ維持したまま未収束点率は収束するので、未収束点率の変化が十分小さくなった段階で反復処理を打ち切ることができる。従って、未収束点率を終了判定の基準に採用することができる。

また、Rosenfeldらの方法における処理時間の推移を図5に、Pelegの方法における処理時間の推移を図6に示す。これから、収束判定は処理の高速化に極めて有効であることが理解されよう。

## 6. むすび

本論文では、確率的弛緩法の処理速度と収束の正当性問題を大幅に改善するための高速化手法を提案し、その効果を検証実験で確認した。ここで提案した手法は確率的弛緩法を高速化する一般的な手法として利用でき、その適用は分類処理に限定されるものではないことを付言する。

謝辞 計算機実験に御協力頂いた本学工学部情報工学科相馬孝志氏に感謝する。

## 文 献

- (1) Rosenfeld A., Hummel R. A. and Zucker S. W. : "Scene labeling by relaxation operations", IEEE Trans. Syst. Man. & Cybern., SMC-6, 6, pp. 420-433 (1976).
- (2) Eklund J. O., Yamamoto H. and Rosenfeld A. : "A relaxation method for multispectral pixel classification", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., PAMI-2, 1, pp. 72-75 (1980).
- (3) Peleg S. : "A new probabilistic relaxation scheme", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., PAMI-2, 4, pp. 362-369 (1980).
- (4) 渡辺孝志, 鈴木 育 : "空間情報を利用する多重分光画像分類手法の実験的評価", 信学論(D), J70-D, 4, pp. 750-759 (1987-04).

(平成3年10月4日受付, 4年3月30日再受付)