

4K-2

多重降下アルゴリズムの並列処理と画像圧縮

松山泰男 益子忠久 増田芳成
茨城大学 工学部 情報工学科

1. はじめに

多重降下アルゴリズムとは、コスト関数が与えられているときに、それを減少させる写像が、性質の異なる部分アルゴリズムの合成になっているものをいう。このようなアルゴリズムは、パターン情報処理において特に重要であり、本報告においてもこの種の問題(主として画像圧縮)を扱っている。この多重降下アルゴリズムは別の見方をすると、4層以上のレイヤーマシンにおいて、ある種の逆誤差伝播を計算するものとなる。また、この手法によって作成された標準パターン集合とその利用法は、最隣接判定にもとづく連想メモリと解釈される。計算法は並列処理に向き、PDP型計算のパラダイムの一つとなっている。

2. 多重降下アルゴリズム

$\{x_i\}$, ($i=0, 1, \dots, T-1$)は与えられたトレーニングデータとする。そして $x_i = \text{col}(x_i^{(0)}, \dots, x_i^{(s-1)})$ のように直積空間の部分ベクトルに分けて考えられるものとする。その後、 $\{x_i\}$ 自身は、グループ化されて $\{v_j\}$, ($j=0, 1, \dots, J-1$)となる。これは、前段でのコストを減少させるように決定する。この写像を $\phi_{s-1} \circ \dots \circ \phi_0$ とする。ここに、 ϕ_s は前段での $C^{(s)}$ に関してコストを減少させるグループ化写像である。次にこのようにして得られた $\{v_j\}$ に対して、標準パターン集合 $C^{(0)} \times \dots \times C^{(s-1)}$ を得る。この写像が $\psi(C^{(0)}), \dots, \psi(C^{(s-1)})$ である。このときも、前段で得られたコストよりも小さくなるようにする。コストを減少させる写像にはいろいろなものがあり、それらの計算複雑度は多様である。その両極端に位置するものが最小化写像と恒等写像である。その中間段階として準最適写像があり、その形の決定にはデータ依存のヒューリスティクスも許される。以上の性質を有する多重降下アルゴリズムは、次のように表される。

Step 1 ($k=0$) $\{x_i\} = \{\text{col}(x_i^{(0)}, \dots, x_i^{(s-1)})\}$, ($i=0, 1, \dots, T-1$), $C^{(0)}[\text{prev}] \times \dots \times C^{(s-1)}[\text{prev}]$, $D[\text{prev}] = \infty$, $\epsilon > 0$ が与えられている。

Step 2 与えられた $\{x_i\}$, ($i=0, 1, \dots, T-1$)に対して $C^{(0)}[\text{prev}] \times \dots \times C^{(s-1)}[\text{prev}]$ を用いて写像 $\phi_{s-1} \circ \dots \circ \phi_0$ を施すことにより、グループ化されたパターン $\{v_j\}$, ($j=0, 1, \dots, J-1$)を得る。このとき、各 v_j に対して $C^{(0)}[\text{prev}] \times \dots \times C^{(s-1)}[\text{prev}]$ の中の最隣接要素が分かる。これにより、 $\{v_j\}$,

($J=0, 1, \dots, J-1$)の分割が得られる。

Step 3 もし、すべての写像に対して $D[\text{prev}]$ 以後、最小化が少なくとも一回行われたら、現在のコストを $D[\text{current}]$ とする。このとき、

$(D[\text{prev}] - D[\text{current}]) / D[\text{current}] < \epsilon$ の判定を行う。もしyesなら、 $C^{(0)}[\text{prev}] \times \dots \times C^{(s-1)}[\text{prev}]$ を設計された標準パターンとして採用し、また $\{v_j\}$, ($j=0, 1, \dots, J-1$)の分割パターンを最終分割パターンとして採用して終了する。そうでなければ、Step 4へ行く。

Step 4 Step 2で得られた $\{v_j\}$ に対する分割を用いて、 $\psi^{(0)}(C^{(0)}[\text{prev}])$ により $C^{(0)}[\text{current}]$ を得る。これを用いて新しいグループ化パターン $\{v_j\}$, ($j=0, 1, \dots, J-1$)を得る。以後、同じ事を $\psi^{(s-1)}(C^{(s-1)}[\text{prev}])$ まで繰り返す。そして終了後、Step 2へ戻る($\text{current} \leftarrow \text{prev}$)。

3. データ分割による並列計算

前節で与えた多重降下アルゴリズムには、多くのサブステップにおいてデータ分割による並列処理が可能である。例えば、各 v_j に対して最隣接要素を選ぶ過程がそれである。

画像圧縮を例にとると、多重降下アルゴリズムは、最下層にピクセル入力を持ち、最上層にピクセル出力をもつ多層レイヤーマシンともみなせる。このとき、入力パターンと教師パターンは、同一である。文献(1)、(2)においては、この並列性を利用するための仮想マシンを作成し、その上で計算を行った。本報告では、より大きな自然画像に対して、写像 $\phi_{s-1} \circ \dots \circ \phi_0$ によりどのような領域分割が得られるかを計算することを目的とした。従って、文献(1)の仮想マシンの改良版も用いているが、第2節の多重降下アルゴリズムのデータ分割性を直接的に利用して従来型の計算機上においても大規模な計算を行った。その結果、与えられた自然画像のパターンを反映する小領域切り分けが得られた。

(1) 横張, 松山, 画像処理のできるGHC*への試み, 第36回情処, 3V-2(1988)。

(2) Matsuyama, Y., Vector Quantization with Optimized Grouping and Parallel Distributed Processing, Neural Networks, Vol.1, Suppl. 1, p.36 (1988)。