

Gaussian Machineを用いた画像のピーク検出

4C-7

九州大学総合理工学科

鶴田直之 谷口倫一郎 雨宮真人

1. はじめに

エッジをはじめ多くの特徴の抽出のためには、まず候補点として各特徴量空間におけるピークまたは一次微分の0-crossing点を抽出しなければならない。いずれの場合にも、如何に雑音の影響を軽減するかが鍵となる。そのために、原画像あるいは特徴量空間の正則化^[1]をはじめ、様々な手法が提案されている。本稿では、Gaussian Machine^[2]を用いて雑音の付加された特徴量空間から安定にピーク点を求める手法を提案する。

2. 特徴抽出

特徴抽出のためには、まず予め持ち得る画像中の特徴に関する知識の範囲で“テンプレート”を用意し、このテンプレートと画像との相関から特徴量を抽出しなければならない。この様にして得られた特徴量空間では、特徴は必ず裾野を持った“山”状に現れ、鋭いパルス状にはならない。従って、特徴の候補点を抽出するためには、特徴量空間のピークあるいは一次微分の0-crossing点を抽出しなければならない。その際、得られた特徴量空間は雑音の影響を含んでいるから、隣接画素との単なる大小比較では候補点は抽出できず、如何に雑音の影響を軽減するかが当面の課題となる。

3. 雑音への対処

雑音の影響を除去するためには、その不確定性(ランダム性)ゆえに必ず何等かの統計的手法が必要となる。その手法は、空間的平滑化と時間的平滑化の2つに大別できる。

3-1. 空間的平滑化(平均化)

予め原画像をGauss関数などで平滑化^[3]したり、テンプレートのサイズを大きく採ることで雑音の影響を軽減することができる。しかし、これらの手法は、必然的に広域処理となり次のような問題点を持つ。

(1) 原画像でのコントラストが弱い特徴は平滑化によって消滅する傾向にある。

(2) 接近した特徴間で競争を起こす。例えば、線状物を大きなテンプレートで抽出すると線の交点付近で線が抽出できなくなる^[4]。

3-2. 時間的平滑化

システムが能動的に雑音を発生することにより、時間的に雑音の影響を相殺することができる。この様な手法は、Boltzman Machine や Gaussian Machineなどに見られ、極値探索問題などで大きな

成果を上げている。特徴抽出でも、弛緩法のように繰り返し操作によって解を得るような手法では、これらの原理を応用することができ、テンプレートを十分に小さくできる。従って、本稿では時間的平滑化を用いた手法を提案する。

4. Gaussian Machine

Gaussian Machineは、基本的には連続値を扱うHopfieldモデルと同じである。ただし、各ノードのnet入力値には、動作過程でGauss分布に従う雑音が付加される。即ち、

$$net_i = \sum_{j=1}^N W_{ij} \theta_j + \varepsilon_i \quad (1)$$

ここで、 ε_i は雑音である。このMachineは、連続値を扱えるうえ、統計的处理を考慮したMachineとしては収束速度が速いという利点を持っている。この様な利点から、本稿ではGaussian Machineを用いた手法を提案する。

5. ピークの抽出

ピーク検出の基本的な方法は、濃淡画像の細線化手法(wave propagate method)を用いる。即ち、図1のように一つのピークを持つ滑らかな山が与えられたとき、その裾から“侵食の波”を伝搬させ、ピークだけを抽出する。しかし、山が雑音の影響で滑らかでない場合は、波が途中で停止してしまう。そこで、侵食の過程で(1)式に従い各画素に雑音を付加して波の停止を抑制する。各画素での更新式を以下に示す。

$$\begin{aligned} &\text{if} (I(x) \leq I(x-1) \text{ or } I(x) \leq I(x+1)) \\ &\quad \quad \quad /*もしピークでなければ*/ \\ &\quad \quad \quad I(x) = I(x) - \alpha * |I(x+1) - I(x-1)| \\ &\text{else} \quad \quad \quad /*もしピークならば*/ \\ &\quad \quad \quad I(x) = I(x) \end{aligned} \quad (2)$$

但、上の更新式は、細線化の一般的なアルゴリズムではなく、ここで新しく導入した。また、上記

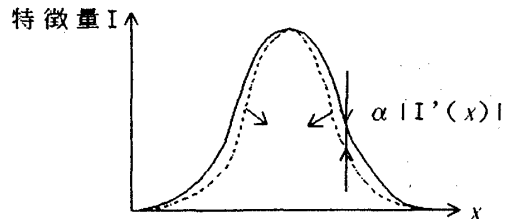


図1. 弛緩法によるピークの抽出

Detecting Peaks in Images using the Gaussian Machine

N. Tsuruta, R. Taniguchi, M. Amamiya

Kyushu University

の条件式は、各画素間に論理的なline-processを設けることによってネットワーク上に実現できる。

6. 実験

実験は、画像の一階微分からgradientの極大点を抽出し、従来の0-crossing点抽出法と比較する。但し、実験は一次元データで行った。0-crossingの手法としては、標準正則化理論に基づき、

$$\iint (\nabla^2 I(x, y))^2 dx dy \quad (3)$$

で原画像を正則化した後、 5×1 のラプラシアンオペレータで0-crossing点を求めた。Gaussina Machineでは、 2×1 の最小の微分オペレータを用いて得られたデータからピークの抽出を行った。実験結果を図2に示す。図から、大きなピークに関してはどちらも安定に抽出しているのが解る。しかし、0-crossingは、鋭いピークをだけ抽出し、平滑化によって滑らかになったものは抽出しにくい傾向がある。一方、Gaussian Machineの方は微分画像のupper envelope (上側外包) のピークを抽出しているのが判る (図中の矢印参照)。これにより、3-1.で述べた空間的平滑化の問題点(1)が解消できた。一般の特徴量空間で、鋭いピークが必ずしも得られるとは限らない点を考慮すれば、その有用性は高いと言える。

7. まとめ

雑音を能動的に負荷することによって特徴量空間のピークを安定に抽出する手法を提案し、実験を通して定性的な評価を行った。

これにより、3-1.で述べた問題点(1)を解消できた。また、(2)については今回の実験からもその有効性は推定できるが、現在詳しい実験を進めており、パラメータの定量的な評価や二次元への拡張のを含めて今後検討して行く。

[参考文献]

[1] T. Poggio, V. Torre and C. Koch, "Computational vision and regularization theory", Nature, vol. 317, 26, pp314-319 (1985.9)

[2] Y. Akiyama, T. Takefuji and H. Aiso, "The Gaussian Machines: a proposal of stochastic and cotinuos neuron model", Proc. of the Spring Conference of IPSJ (1988)

[3] V. Torre and T. Poggio, "On Edge Detection", IEEE Trans. vol. PAMI-8, pp147-163 NO2, (1986.3)

[4] 鶴田, 谷口, 雨宮, "ニューラルネットワークを用いた画像の早期処理", 第39回全国大会講演論文集, pp513-514, 情報処理学会

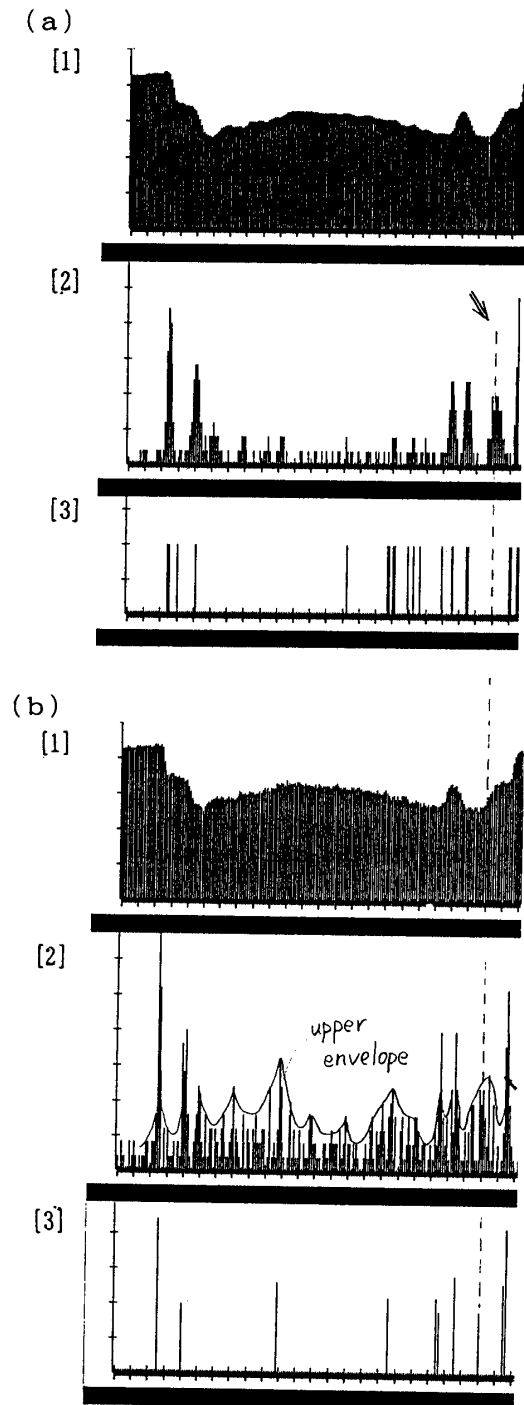


図2. 空間的平滑化と時間的平滑化の比較
 (a) 空間的平滑化 [1]:原画 $J(x)$ の正則化後, [2]:[1]のgradient画像 $|J'(x)|$, [3]: 5×1 ラプラシアンオペレータで[1]から求めた0-crossing点
 (b) 時間的平滑化 [1]:原画 $J(x)$, [2]: $J(x)$ のgradient画像 $|J'(x)|$, [3]:Gaussian Machineで[2]から求めたピーク