

ニューラルエッジ検出器による ノイズに埋もれた画像からのエッジ検出

鈴木 賢治[†] 堀場 勇夫[†] 杉江 昇^{††}

[†]愛知県立大学 情報科学部

^{††}名城大学 理工学部

1. はじめに

画像からのエッジ検出は、画像処理において最も基本的かつ重要な処理の1つである。現実の画像中の対象物はノイズに埋もれて存在するため、エッジ検出では、ノイズに対して堅固にエッジを検出することが要求される。

この要求に対して数多くのエッジ検出器が提案されている。しかし、従来のエッジ検出器では、ノイズの量が多い場合に、(1)エッジのみでなくノイズも検出される、(2)エッジが途切れた状態で検出されるといった問題があった。

そこで本論文では、ノイズの量が多い画像からも対象物のエッジを明瞭に検出できるエッジ検出器を開発することを目的とし、階層型ニューラルネット(NN)を利用した学習型のエッジ検出器であるニューラルエッジ検出器(Neural Edge Detector; NED)を提案し、その有効性を評価する。

2. ニューラルエッジ検出器

NEDは階層型NNで構成され、これをカーネルとする畳み込み演算により画像全体の処理を行う。エッジのような連続値をNNで扱うため、NNの出力層ユニットの応答関数には非線形関数の代わりに線形関数を用いる。NEDは次式のように、注目画素 $g(x, y)$ 及び近傍画素の正規化濃淡値を入力とし、注目画素に対応するエッジ情報 $e(x, y)$ を出力する。

$$e(x, y) = G_M \cdot NN(\mathbf{I}_{x,y}) \quad (1)$$

$$\mathbf{I}_{x,y} = \{g(x-i, y-j)/G_M | i, j \in R_S\} \quad (2)$$

ただし、 $\mathbf{I}_{x,y}$ は注目画素の座標を (x, y) とする入力ベクトル、 $NN(\mathbf{I}_{x,y})$ は階層型NNの出力、 G_M は正規化係数、 R_S は入力領域である。NEDは、入力画像とそれに対する理想的なエッジ画像である教師画像を与え、各層間の重みが最適になるよう学習する。

3. テスト画像によるエッジ検出性能の比較評価実験

テスト画像:エッジ検出器のノイズに対する性能評価に用いられている同心円画像[1]を評価に用いる。このような同心円を用いることにより、様々な方向のエッジを評価できる。同心円画像にノイズを加え、SN比(SNR_T)を変えた複数枚のテスト画像を作成する。

NEDの学習:NEDへの入力画像には、ノイズを加えたテスト画像を用いた。教師画像は、ノイズを加える前の同心

円画像にエッジ検出器(Sobelフィルタ)を施して作成した。 SNR_T が21dB, 6dBの画像を学習用の入力画像として用いた。3層構造(入力領域:7×7画素, 中間層ユニット数:20)のNEDを20万回学習することにより、平均誤差は8.1%に収束した。

従来手法:エッジ検出器は以下の3種類に大別できる。

- 1) 微分マスクに基づく方法
- 2) 最適フィルタの問題として扱う方法
- 3) エッジモデルに基づく方法

各分類1),2),3)では、それぞれSobelフィルタ, Marr-Hildrethの演算子[2]とCannyのエッジ検出器[3], Hueckelの演算子[4]が代表的である。これらを比較に用いる。

エッジ検出結果:学習型のエッジ検出器であるNEDと従来のエッジ検出器とを平等な条件で比較評価するため、学習に使用した入力画像と教師画像を用い、従来のエッジ検出器の学習(パラメータの最適化)を行った。

各エッジ検出器の性能を定量評価するため、エッジ検出画像と理想画像との平均絶対誤差(MAE)を求めた。その結果を図1に示す。NEDの誤差が最も小さいことから、NEDの性能が高いことが分かる。未学習の画像に対しても誤差が小さいことから、NEDが汎化能力(未学習のパターンに対する性能)をもつことを確認できる。

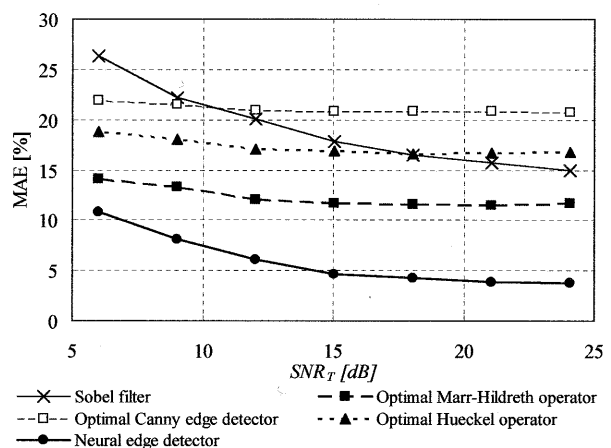


図1 ノイズ量に対するエッジ検出性能の比較評価

4. 自然画像における比較評価実験

NED の学習: ノイズに埋もれた自然画像からのエッジ検出実験を行う。原画像に疑似量子ノイズを加えて入力画像を作成した。教師画像は、原画像にエッジ検出器 (Sobel フィルタ) を施し作成した。学習に用いた画像を図 2 に示す。構造の最適化をともなう学習法[5]を用いて 3 層の NED を学習した。この結果、入力層には 5×5 画素の正方領域内の注目画素を中心とした 17 ユニットが選択され、中間層ユニット数は 17 となり、平均誤差は 1.8% に収束した。

エッジ検出結果: 前節同様、従来のエッジ検出器の学習を行った。エッジ検出結果を図 3 に示す。従来のエッジ検出器の内、最も性能の良いエッジ検出器として受け入れられている Canny を代表として示している。Canny によるエッジ検出画像では、細かいノイズが残っているだけでなく、検出されたエッジに連続性がなく途切れている。これと比べ NED による結果は、ノイズが少なく、検出されたエッジには連続性が有り、強度も比較的強く明瞭である。

未学習画像への適用: 各エッジ検出器を様々な未学習画像に適用した。エッジ検出画像の比較の一例を図 4 に示す。NED は未学習画像でもエッジを良好に検出できていることが分かる。各エッジ検出器のエッジ検出画像は、学習画像と同様な特徴を有した。NED はいずれの画像においても、理想画像に近いエッジを検出できた。

定量評価: エッジ検出性能の定量評価に、エッジ検出画像と理想画像との平均絶対誤差(MAE)を用いた。結果を表 1 に示す。いずれの画像においても NED の結果が最も良いことから、理想画像に近いエッジを検出するという観点で NED の性能が最も高いことが分かる。

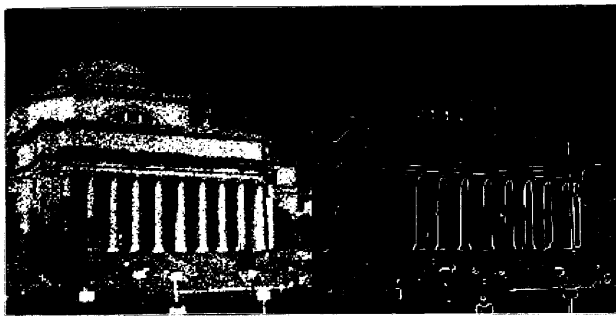


図 2 学習に用いた画像(左:入力画像, 右:教師画像)

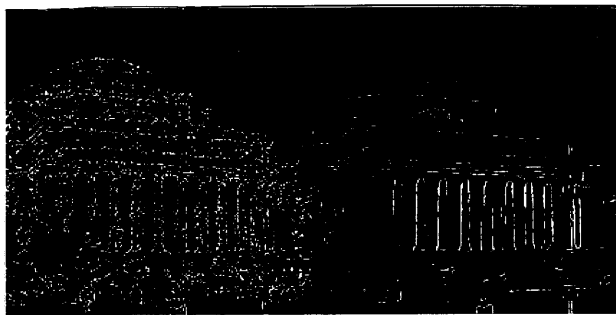


図 3 エッジ検出画像の比較(左:Canny, 右:NED)



図 4 未学習画像におけるエッジ検出画像の比較(左上:入力画像, 右上:理想画像, 左下:Canny, 右下:NED)

表 1 エッジ検出画像と理想画像との誤差の比較

Image	SNR of input image [dB]	MAE [%]				Neural edge detector
		Sobel filter	Optimal Marr-Hildreth operator	Optimal Canny edge detector	Optimal Hueckel operator	
Columbia	3.63	19.0	20.5	22.0	21.0	11.7
Teapot	5.53	18.1	19.1	20.9	20.1	14.6
Airplane	4.36	19.8	17.4	19.9	18.8	13.4
House	4.90	19.6	16.6	19.0	18.0	13.7
Car	3.86	15.1	15.8	16.4	16.2	10.4
Peppers	7.19	13.6	15.2	15.6	15.3	10.0
Lena	4.49	14.5	15.0	15.5	15.2	11.5

5. まとめ

本論文では、階層型 NN を用いた学習型エッジ検出器である NED を提案し、ノイズに埋もれた画像からのエッジ検出に応用し、その性能及び有効性を評価した。次の 2 種類の実験を行った。(1)人工的に作成したテスト画像からのエッジ検出、(2)自然画像からのエッジ検出。従来のエッジ検出器と比べ、NED はノイズに対して堅固であり、強度が強く連続性の良いエッジを検出できることを示した。

参考文献

- [1] Abdou, I.E. and Pratt, W.K.: Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors, *Proceedings of IEEE*, Vol.67, No.5, pp.753-763 (1979).
- [2] Marr, D. and Hildreth, E.: Theory of edge detection, *Proc. Royal Soc. London*, Vol.B207, pp.187-217 (1980).
- [3] Canny, J.F.: A computational approach to edge detection, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.8, No.6, pp.679-698 (1986).
- [4] Hueckel, M.H.: An operator which locates edges in digitized pictures, *J. ACM*, Vol.18, No.1, pp.113-125 (1971).
- [5] 鈴木賢治, 堀場勇夫, 杉江昇: ニューラルフィルタの簡約構造決定手法, *情報処理学会論文誌*, Vol.40, No.12, pp.4226-4238 (Dec. 1999).