

〔非公開〕

TR-C-0044

顔画像の特徴点抽出に関する研究

金沢 宏
HIROSHI KANAZAWA

阿川 弘
HIROSHI AGAWA

永嶋 美雄
YOSHIO NAGASHIMA

1990. 3. 7

ATR通信システム研究所

[実習報告書]

顔画像の特徴点抽出に関する研究

1990年2月28日

知能処理研究室 学外実習生
豊橋技術科学大学 情報工学課程4年
金沢 宏

テーマ 顔画像の特徴点抽出に関する研究

実習期間 1990年1月8日～2月28日

1. はじめに

臨場感のある通信の研究例として仮想空間会議システムがあげられる [1] [2]。仮想空間会議システムは、各々遠隔地にいる人々をCGによって作り出された仮想空間の場で、あたかも同一の場にいるかのような実在感、立体感等を作り出す事により実現される。仮想空間会議実現のための技術課題の一つとして人物像処理手法、すなわち背景と人物との分離や顔の特徴点（目や鼻等）の抽出等があげられる。顔の特徴抽出のアルゴリズムはすでに提案されている [2] [3] [4]。今回の実務訓練では画像処理手法について学習し、とりわけ顔の特徴抽出のためのエッジ強調（検出）フィルタに関して詳しく検討した。

2. エッジと線の検出法

エッジや線の検出は画像処理アルゴリズムの中でも最も基本的なものであり、あらゆる分野での共通性の高いテーマである。顔画像の特徴点抽出アルゴリズム等の中でも濃淡画像の前処理として必ず用いられているものにエッジ強調（検出）処理がある。エッジ強調（検出）の手法はこれまでに多数研究されており [5] [6]、またその比較もなされてきている [7]、しかし各分野や画像によってその評価はまちまちであり、一般的に評価するのは困難である。これらの手法を以下に簡単に述べるが、くわしくは文献 [5] [6] [8] [9] を参照していただきたい。

(1) 差分型オペレータによるエッジ検出

局所領域内で画素の明るさをとる、いわゆる空間微分の方法で、計算の容易さからも最も広くつかわれている。オペレータ（以後OP）の種類としては1次微分型のRoberts、Prewitt、Sobel、二次微

分型の Laplacian 等がある。又、8個のマスクを用意して、エッジ強度や方向をテンプレートマッチングの結果として得る OP として Prewitt、Kirsch、Robinson (3 level, 5 level)、5×5のサイズで6方向のマスクを用いた Nevatia and Babu らの方法がある。さらに9個の直交基底ベクトルに展開してしきい値処理を行い、エッジ強度と方向を得る Frei and Chen の方法もある。

(1-1) ゼロクロッシングによるエッジ検出

Marr-Hildreth は画像にぼけを与え、そのぼけの程度を変化させることによりエッジの勾配を制御し、エッジ検出を安定化しようとした。ぼけをあたえるものとして Gaussian を用いその標準偏差をパラメータとした。さらに真のエッジを検出するために2次微分を用いそのゼロクロッシングを検出した

(2) モデルフィット型 OP によるエッジ検出

モデルフィット型の OP は局所領域内にエッジあるいは線要素のモデルを仮定して、このパラメータをもとめる方法で代表的なものに Hueckel の方法がある。

(3) 統計・信号処理に基づくエッジ検出

画像中のエッジ抽出をするにはノイズの性質を知る必要がある。統計的手法は統計量テストを行ってノイズの影響をさける手法である。又、画像をフーリエ変換してハイパスフィルターを通し逆変換すれば高周波数成分が強調されてエッジ画像がえられる。このように画像を信号理論的に扱う方法もある。

3. 実験内容

今回の実験は5節のような条件で撮影された顔画像にたいして、よりよいエッジ強調(検出)手法の検討を目的として特に2節(1)(1-1)の手法について実験をおこなった。

3・1 検討課題

2節(1)(2)で述べた各OPはVICOM(デジタル画像処理装置)のコマンドとしてすでに用意されている。しかしこれらのコマンドで用意されている各OPのサイズはほとんどが(3×3)であるため(512×512)の画像には小さく、なだらかなエッジに対する感度が不足でむしろノイズをひろう場合がおおい。従ってこれらのOPを(5×5～9×9)へと拡張する必要がある。また、さまざまな傾斜のエッジの混在した画像からすべてのエッジを1つのOPで検出する事は困難な場合が多い。従ってそれぞれの特徴に着目して最適OPを検討する必要がある。差分型OPの方向性や画像の各成分(R、G、B)に対するエッジ検出の変化も検討しなければならない。以上のような事を考慮して検討課題を以下にまとめる。ただしこれらの検討を行ううえでの比較対象を、これまで顔画像のエッジ検出において最もいい結果を得ている9×9ラプラシアンとする。

- (1) 3節(1)でのべたOPについて各パラメータを変化させる事によりエッジの検出はどのようなになるか。
- (2) Marr-Hildrethの方法ではどのような検出結果がえられるか。
- (3) 各OPにたいして画像の大きさを変化、あるいはOPのサイズを変化させると検出されるエッジはどのようなになるか。
- (4) RGB、それぞれの画像についての検討。
- (5) 検出しにくいエッジ(アゴ等)を検出するための検討。

3. 2 実験経過

実験は付録1の条件で撮影された1人の男性(めがね、ひげなし)の正面顔画像(512×512)を対象としておこなった。各結果と考察を以下にまとめる。ここで、エッジ強調後のオーバーレイ領域の情報は無視した。比較の対象としてラプラシアン(9×9)を用いた。

3. 2. 1 各OPのエッジ検出結果と考察

(1) 1次微分形OP

・一次微分形ではBoxcar、Argil、MacLeod、PyramidのOPがそれぞれ同様なエッジ検出を示した。この4つのOPの特徴は横方向のエッジに関して強く強調し（アゴ、目の下は除く）、縦のエッジ、とくに顔と横髪の部分はまったく検出しなかった。RobertのOPは他の1次微分形と異なり、ラプラシアン（ 3×3 ）をかけた時のようなスポットノイズが多く含まれる検出結果となった。Prewitt、SobelのOPが1次微分形では最もよい検出結果であった。ともに目（下目を除く）、鼻、くちびる（下くちびるを除く）等うまく検出されたがアゴのエッジは全く検出されなかった。ラプラシアンで検出されるエッジが点の集まりのような形になるのと比べて一次微分形では細線の集まりのように検出された。

・RGBの画像それぞれについては大きな変化はなかったが一般的にBの画像では検出されないエッジもあった。

・画像を縮小（ $1/2$ 、 $1/3$ 、 $1/4$ ）して同一OPを作用させる事によってあらたに検出できたエッジはなかった。VICOMの縮小は間引きでおこなわれているようで、縮小された画像で検出されるエッジはでこぼこになり原画像と多少のずれを生じた。

・1次微分形ではアゴ、目の下のエッジ、下くちびるが検出できなかった。

(2) テンプレート形OP

・Sobel、Prewitt、KirschのOPについては、ほぼ同様なエッジ検出となった。検出結果は（1）とあまり変化はなく、処理時間が多少かかった。Nev-BabuのOPでは他のOPと異なったエッジ検出を示した。Nev-BabuのOPで得られたエッジは左下方に強く強調され、右上から光をあてた時の影のようになった。エッジ自体は太く、目の下や下口びるのエッジはでたが、原画像とは大きくずれた。

・画像の縮小、RGBの画像によってあらたに得られたエッジはなかった。

・1次微分形のエッジ検出と変化はなく、処理時間が多少かかった。

(3) その他のOP

・ 3×3 のラプラシアンはスポットノイズが多く、特徴点を見つけるのは困難だった。画像の縮小によりノイズは軽減したが、その分特徴情報も減少した。この

ノイズを防ぐためにMedian（中央値）フィルタを作用させた後にラプラシアンを作用させる方法がある。この方法だと目や鼻の部分の特徴がかなりはっきりするようになった。RGBの画像にたいしてはあまり変化はなかった。

・DOG（Derivative of Gaussian）によるエッジ検出はBoxcar、やArgillのOPと同様なエッジ検出であった。画像の縮小、RGB画像による違いはみられなかった。

・Freichenの方法でのエッジ検出結果はテンプレート形のOPとほとんど変化はなかった。アゴのエッジはやはりうまく検出できなかった。画像の縮小、RGBの画像による変化はみられなかった。

(4) Marr-HildrethのOP

・MarrのOPについてはimpulse（VICOM標準プログラム）を用いてさまざまなOPのサイズとガウシアン標準偏差の値をパラメータにして実験を行ったがゼロクロスにより特徴のエッジを検出できたのはどのOPのサイズでも標準偏差が0.5の時であった。また窓関数をhamming窓にした時は標準偏差が0.6の時にゼロクロスにより特徴のエッジを検出できた。ゼロクロスにより得られたエッジはスポットノイズの集まりのようで、良好な値ではなかった。画像の縮小によってえられた結果はラプラシアンの時同様であった。RGBの画像にたいしてはRの画像がいい値を得て、Bの画像はほとんどノイズだらけになった。Marrの方法については検討が十分でなく今後の課題としてあげられる。

3. 2. 2 検出しにくいエッジを検出するための検討

前述のように各OPをもちいてもアゴのような人が肉眼でみてもはっきり判断できないような（エッジがなだらかな）部分は検出できなかった。そこでこれらを検出するための方法について検討する。

(1) 画像の縮小では情報が間引きされ、あらたに得られるエッジはなかったの
で、つぎにOPのサイズを拡張してみる。またなだらかなエッジを強調す
るために足の長いOPにを作成して試してみる。

(2) 検出されにくい部分にだけの的をしぼって、方向性を考慮して(2)のよう
に試してみる。

(3) RGB系の単一画像だけでなく、より人間の視覚に近い表色系をもちいて

エッジ検出がどのようになるか検討してみる。

3. 2. 3 検出されにくいエッジを検出するための検討結果

- (1) 足の長いOPについて4方向と8方向、さらにはOPのサイズを(5×5～9×9)に拡張して試してみた。OPとしてはPrewitt、Sobelを用いた。結果としてはあまりいいエッジ検出は得られなかった。
- (2) 検出されにくい部分、とくにアゴの部分に的をしぼって方向性を考慮してOPを作用させてみた。結果としては下向きの方角性をもつOP(3×3)がアゴの部分の抽出に適している事がわかった。
- (3) マンセル表色系に近い表色系としてL・a・b・表色系、HSV表色系についてRGBの濃淡画像に比べエッジ検出はどのようになるかを検討してその結果、L、Vの画像についてエッジ検出が良好になった。



(a)



(b)

図1 (a) g成分画像を用いたエッジ検出結果
(b) V成分画像を用いたエッジ検出結果

4. 結論

(1) 顔画像の特徴点抽出の前処理として、エッジ強調手法について検討を行った。

- ・すでに顔画像のエッジ強調としては最もすぐれていると評価されているラプラシアン(9×9)と比較しながら現在までに提案されているエッジ強調手法(とくに差分形OPについて)の検討をおこない、その拡張としてOPのサイズの変化、画像縮小によるエッジの検出の変化等を考察した。

(OPの特徴比較結果は付録2参照)

- ・ラプラシアン(9×9)よりもよいOPは見いだせなかった。

(2) ラプラシアン(9×9)でもアゴ等のなだらかなエッジが検出できない場合がある事に着目して、このようなエッジを検出するための方法を考察した。

- ・アゴの部分だけに着目すると下方向の傾きを持った1次微分形OPが適切であることを見いだした。

- ・RGBの単一濃淡画像ではなく人間の視覚に近い表色系(HSV、Lab)をもちいる事によりエッジ検出が良好になるという結果を得た。この結果を図7に示す。

- ・これらの評価は自分の主観に基づくもので定量的評価の方法はもちいなかった。今後の課題としては顔のサンプル数を増やし、統計的に評価する必要がある。=

謝 辞

今回の実務訓練での研究の機会をあたえて
いただいたATR通信システム知能処理研
究室の方々に感謝いたします。

参考文献

- [1] 岸野、山下： " 臨場感通信のテレコンファレンスへの適用 " 信学技法IE89-35(1989.9)
- [2] 阿川、徐、永嶋、岸野： " 仮想空間会議システムにおける顔画像処理手法 " 信学技法IE89-69(1989.11)
- [3] 坂井、長尾、金出： " 計算機による顔写真の解析 "
- [4] 関、橋本： " 顔画像の特徴点抽出 "
- [5] J.M.S Prewitt: "object enhancement and extraction, in picture processing and psychopictories" Academic press pp75-149
- [6] R.O.Duda and P.E Hart: "Pattern Classification and Scene Analysis" wileypp267-272(1971)
- [7] 尾上： 画像処理ハンドブック (昭晃堂)
- [8] 長谷川、中山： 画像処理の基本技法 (技術評論社)
- [9] 田中： 画像処理応用技術 (工業調査会)

サンプル顔画像の撮影

サンプル顔画像は男15人、女15人を撮影した。中には金髪やひげの人を含み、めがねの人については、めがねをかけた画像とはずした画像を撮影した。

撮影方法としては図3のような1~5 (0° 30° 45° 60° 90°) の方向から図2のような設定で撮影した(ここで点線部分は光源として利用した天井の照明器具の一部である)。また照度計はすべて上向きで計測し図3の5の方向をむいた時の顔付近の照度は500~1000 (lx) 程度であった。

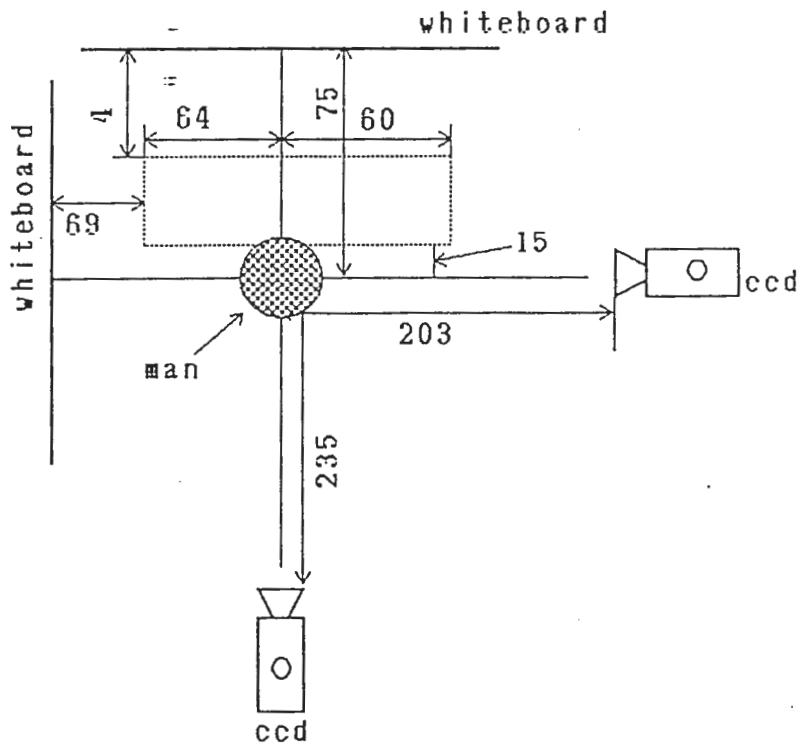


図2 撮影条件

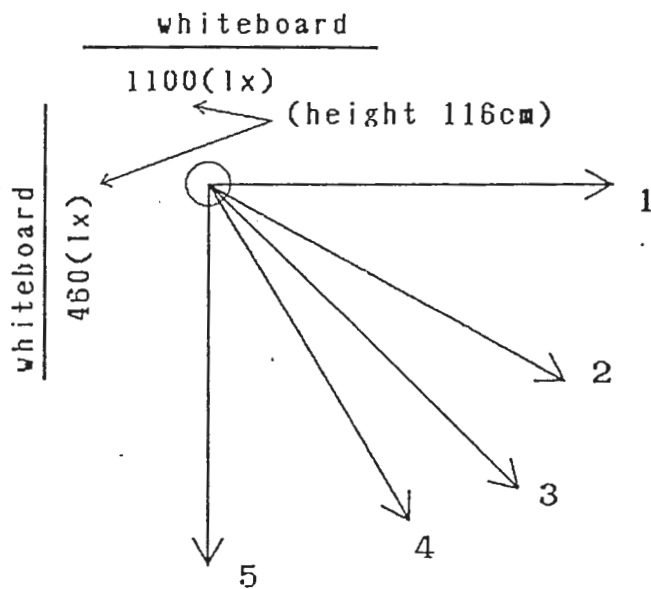


図3 照明条件

使用機器

1. DXC-750 (カメラ) (sony)
2. FMU-2088SP (Graphica)
3. DXC-750 CAMERA CONTROL UNIT (sony)
4. デジタル照度計 T-1M (ミノルタ)
5. 40形白色蛍光灯36[w]×3. (ナショナル)

whiteboardとして、ついでに白紙を張った物を用いた。

コマンド名

MAC (Macleod orthogonal gradient edge detection)

定義:

$$G(j, k) = ([G_h(j, k)]^2 + [G_v(j, k)]^2)^{1/2}$$

$$\text{where } G_h(j, k) = S(j, k) \otimes H_h(j, k); G_v(j, k) = S(j, k) \otimes H_v(j, k)$$

$$H_h = \begin{pmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$H_v = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

特徴点

$$A(j, k) = \tan^{-1}(G_v(j, k)/G_h(j, k)) / \pi \text{ where } -\pi < \tan^{-1}(x) \leq \pi.$$

ARG・BXCと同じように検出特性で横のエッジ(目の下, 下口を
除く)はうまく強調されるが縦のlineはうまく検出されなかった。

輪郭線

顔と髪との輪郭部分(とくに縦のline), 背景と顔の部分等
の検出があまりうまくいかなかった。

付加機能

Rows, coltの値が可変できるが、Rows = Colt = 1.0ぐらい
で最も良い検出が得られた。

考察

- 画像のサイズの縮小によつては、検出されるエッジは増えた。
- R・G・Bの画像ではBの画像のエッジ検出がやや不良であった。
- ARG・BXCのオペレータと同様に検出特性を得た。
- 下目・下口・鼻横・アゴ母と、検出されないエッジが多かった。

コマンド名

PYG (pyramid orthogonal gradient edge detection)

定義:

Definition:

$$G(j, k) = ((G_h(j, k))^2 + (G_v(j, k))^2)^{1/2}$$

where $G_h(j, k) = S(j, k) \otimes H_h(j, k)$; $G_v(j, k) = S(j, k) \otimes H_v(j, k)$ and

$$H_h(j, k) = \min(V_k, V_j) \quad -t \leq k < 0, \quad -s \leq j \leq s \quad H_v(j, k) = -\min(V_k, V_j) \quad -s \leq j < 0, \quad -t \leq k \leq t$$

$$H_h(j, k) = 0 \quad k = 0, \quad -s \leq j \leq s \quad H_v(j, k) = 0 \quad j = 0, \quad -t \leq k \leq t$$

$$H_h(j, k) = -\min(V_k, V_j) \quad 0 < k \leq t, \quad -s \leq j \leq s \quad H_v(j, k) = \min(V_k, V_j) \quad 0 \leq j < s, \quad -t \leq k \leq t$$

with $t = (sz - 1)/2$, $s = (sz - 1)/2$, $V_k = t - |k| + 1$, $V_j = s - |j| + 1$.

The size of $H_h(j, k)$ and $H_v(j, k)$ are automatically chosen to reduce truncation effects.

Both $H_h(j, k)$ and $H_v(j, k)$ are further normalized automatically.

特徴点

$$A(j, k) = \tan^{-1}(G_v(j, k)/G_h(j, k)) / \pi \quad \text{where } -\pi < \tan^{-1}(x) \leq \pi.$$

ARG, BXC のオペレータと同様に検出された。目の下, 下口, 鼻の横等は全く検出できなかった。

輪郭線

縦方向のエッジ(顔と髪との境部分, 背景と顔)は全く検出されなかった。

付加機能

OP のサイズを $3 \times 3 \sim 15 \times 15$ まで変化させるが 5×5 で最も良好な値を得た。OP の変化によりエッジの line は変化したが明らかに検出されるエッジはなかった。

考察

- ・画像を縮小していくと, アゴのどぼりの部分等にエッジらしきものがでてくるが, 正確なエッジとしては, 明らかにいい。
- ・R, G, B の画像に対してはあまり変化はなかった。
- ・ARG, BXC のオペレータと同様にエッジ検出された。

イメージ名

PRE (Prewitt orthogonal gradient edge detection)

定義:

$$G(j, k) = ((G_h(j, k))^2 + (G_v(j, k))^2)^{1/2}$$

$$\text{where } G_h(j, k) = S(j, k) \otimes H_h(j, k); G_v(j, k) = S(j, k) \otimes H_v(j, k)$$

$$H_h = (1/3) \begin{vmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{vmatrix}$$

$$H_v = (1/3) \begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{vmatrix}$$

$$A(j, k) = \tan^{-1}(G_v(j, k)/G_h(j, k)) / \pi \text{ where } -\pi < \tan^{-1}(x) \leq \pi.$$

特徴点

SOBのオペレータ同様、比較的うまくエッジが検出される。

下目a line、下口は検出できなかった。

輪郭線

比較的良く検出されるがアゴの部分のエッジはうまく検出されなかった。

付加機能

特になし

考察

- Sobelのオペレータと同等ぐらいのエッジが検出された。
- 画像の縮小により検出されるエッジは良かった。
- R.G.Bの画像に対してはBの画像がやや不良だった。
- アゴや下口はうまくできなかった。

コマンド名

SOB (Sobel orthogonal gradient edge detection)

定義:

$$G(j, k) = ((G_h(j, k))^2 + (G_v(j, k))^2)^{1/2}$$

$$\text{where } G_h(j, k) = S(j, k) \otimes H_h(j, k); G_v(j, k) = S(j, k) \otimes H_v(j, k)$$

$$H_h = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

$$H_v = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

H_h and H_v are normalized by a scale factor of $1/4$.

$$A(j, k) = \tan^{-1}(G_v(j, k)/G_h(j, k)) / \pi \text{ where } -\pi < \tan^{-1}(x) \leq \pi.$$

特徴点

前述の2つに比べて良好なエッジ検出を得た。鼻に関してはほぼ完全に検出される。が目の下a line, 下口はうまく検出できなかった。

輪郭線

アゴの部分のエッジに関しては検出されたいが、その他の部分に関してはうまく検出された。

付加機能

特になし。

考察

- ・縮小によって改めて検出されたエッジはなかった。
- ・R.G.Bの画像に対してほぼ変化なし。
- ・1次微分型OPの中では最も良好であり、他のサンプル画像(女性2人)に対しても同様な結果が得られた。
- ・laplacian(9x9)に比べてエッジが細線集まりのように検出されるが、アゴの部分は検出できなかった。

コマンド名

ARG (Argyle orthogonal gradient edge edge detection)

定義:

$$G(j, k) = [(G_h(j, k))^2 + (G_v(j, k))^2]^{1/2}$$

where $G_h(j, k) = S(j, k) \otimes H_h(j, k)$; $G_v(j, k) = S(j, k) \otimes H_v(j, k)$

$H_h(j, k)$ and $H_v(j, k)$ are sampled versions of:

$$H_h(r, c) = -2g(c, s) g(r, t) \quad c \geq 0$$

$$H_h(r, c) = 2g(c, s) g(r, t) \quad c < 0$$

$$H_v(r, c) = -2g(c, s) g(r, t) \quad r < 0$$

$$H_v(r, c) = 2g(c, s) g(r, t) \quad r \geq 0$$

where $g(r, s) = 1/(2\pi s)^{-1/2} \exp[-r^2/2s^2]$ and $s = \text{Rows}, t = \text{Cols}$

The size of $H_h(j, k)$ and $H_v(j, k)$ are automatically chosen to reduce truncation effects.

特徴点

顔の輪郭(とくに従の輪郭線)のエッジは検出されなかった。
特徴点に関しては、下目のline, 鼻の端, 下口びるが検出できない。

輪郭線

背景との輪郭も縦の部分けとぎれとぎれとなり、うまく検出されなかった。アゴのエッジに関しては全く検出されなかった。

付加機能

定義式に示されるように、 S, t を可変させる事によって $g(r, s)$ を変化させる事ができるが $S = \text{Rows} = 1.0, t = \text{Cols} = 1.0$ でエッジが最もうまく検出された。 S, t の値を変化させても検出されるエッジは同じで、大きさだけが変化した。

考察

- ・画像サイズの変化でも、検出できるエッジは変わらなかった。
- ・R, G, Bの画像に対してはbの画像に対して、うまく検出されないエッジがあった。
- ・検出されたエッジの特徴はBXCと呼ばれる感じだった。

コマンド名

BXC (Box car orthogonal gradient edge detection)

定義:

$$G(j, k) = ((G_h(j, k))^2 + (G_v(j, k))^2)^{1/2}$$

where $G_h(j, k) = S(j, k) \otimes H_h(j, k)$; $G_v(j, k) = S(j, k) \otimes H_v(j, k)$ and

$$H_h(j, k) = 1 \quad -t \leq k < 0, \quad -s \leq j \leq s$$

$$H_h(j, k) = 0 \quad k = 0, \quad -s \leq j \leq s$$

$$H_h(j, k) = -1 \quad 0 < k \leq t, \quad -s \leq j \leq s$$

$$H_v(j, k) = -1 \quad -s \leq j < 0, \quad -t \leq k \leq t$$

$$H_v(j, k) = 0 \quad j = 0, \quad -t \leq k \leq t$$

$$H_v(j, k) = 1 \quad 0 \leq j < s, \quad -t \leq k \leq t$$

with $t = (sz - 1)/2$ and $s = (sz - 1)/2$.

The size of $H_h(j, k)$ and $H_v(j, k)$ are automatically chosen to reduce truncation effects.

Both $H_h(j, k)$ and $H_v(j, k)$ are further normalized automatically.

$$A(j, k) = \tan^{-1} \{ G_v(j, k) / G_h(j, k) \} / \pi \quad \text{where } -\pi < \tan^{-1}(x) \leq \pi.$$

特徴点

顔の輪郭(とくに顔と髪との境目の部分)については全く検出しきれない。横方向のエッジ(口と目の上)はうまく検出できず、下口は、目の下の部分は全く検出されなかった。

輪郭線

背景部分との境界部分でも従のエッジはとどろりと検出されたい。

付加機能

オペレータのサイズは $3 \times 3 \sim 15 \times 15$ まで選択できるが、 5×5 で最もよい値を得た。オペレータのサイズは大きくなるに従ってエッジが太く、ぼけた形で検出される。

考察

- ・画像サイズを $\frac{1}{2} \sim \frac{1}{4}$ に縮小して同一オペレータを作用させても、とりわけ検出可能とされたエッジはなかった。
- ・R・G・B それぞれの顔画像に対しては、bの画像に対してうまく抽出できず、エッジがなかった。

コマンド名

ROB (Roberts Orthogonal gradient edge detection)

定義:

$$G(j, k) = ((G_h(j, k))^2 + (G_v(j, k))^2)^{1/2}$$

$$\text{where } G_h(j, k) = S(j, k) \otimes H_h(j, k), G_v(j, k) = S(j, k) \otimes H_v(j, k)$$

$H_h(j, k)$ and $H_v(j, k)$ are sampled versions of

$$H_h(r, c) = g(r, s) [g(c + 1, t) - g(c - 1, t)]$$

$$H_v(r, c) = [g(r + s, s) - g(r - s, s)] g(c, t)$$

特徴点

目の下のエッジ、下口びるを除いてエッジは検出されたが、他の1次微分型OPと比較して検出されるエッジが莫の密集から得られた。

輪郭線

顔と髪との部分のエッジが検出されない。背景とのエッジは検出された。

付加機能

特になし。

考察

- ∴ 画像の縮小で検出可能となったエッジはなかった。
- R.G.Bの画像に対して、ほぼ変化がなかった。
- 他の1次微分型OPと比較して3×3 Lapをかけた時のようにSpot-NOISEが多く含まれた画像が得られる。

フィルタ名

PRC (Prewitt 3-level template gradient edge detection)

定義:

$$G(j, k) = \max(G_1(j, k), \dots, G_m(j, k), \dots, G_8(j, k))$$

where $G_m(j, k) = S(j, k) \otimes H_m(j, k)$

$$H1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

$$H2 = \begin{pmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$H3 = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$H4 = \begin{pmatrix} -1 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$H5 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$H6 = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$H7 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

$$H8 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

All H_m 's are normalized by a scale factor of $1/3$.

特徴点

CMP, SOC同様で際だって得られる特徴点はなかった。
目や下, フロウの付やはり検出できなかった。

輪郭線

アゴを除いて輪郭部分は検出できるが、髪の毛のバラツキの部分等は細線として検出され、Laplacian 99のように強調されたエッジとしては検出されない。

付加機能

特になし

考察

- ・画像の縮小により得られたエッジはなかった。
- ・R・G・Bの画像に対しては変化はなかった。
- ・際立った特徴は得られなかった。

コソンド名

CMP (Prewitt compass template gradient edge detection)

定義:

$$G(j, k) = \max(G_1(j, k), \dots, G_m(j, k), \dots, G_8(j, k))$$

$$\text{where } G_m(j, k) = S(j, k) \otimes H_m(j, k)$$

$$H1 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{pmatrix}$$

$$H2 = \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$H3 = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$H4 = \begin{pmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$H5 = \begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$H6 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$H7 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

$$H8 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

特徴点

All H_m 's are normalized by a scale factor of 1/5.

SOC 同様はエッジの検出で下のみ、下口はうまく検出できなかった。

輪郭線

- ・輪郭線に関しても SOC と同等で検出できた。
- ・PRE と比較しても、とりわけ検出が良かった、またはなかった。

付加機能

特になし。

考察

- ・画像サイズの縮小により得られたエッジはなかった。
- ・R.G.B の画像に対する変化はなかった。
- ・他のテンプレート型 OP, 4方向のものと比較しても、すぐれた検出されるエッジはなかった。

コマンド名

SOC (Sobel 5-level template gradient edge detection)

定義: $G(j, k) = \max(G_1(j, k), \dots, G_m(j, k), \dots, G_8(j, k))$
 where $G_m(j, k) = S(j, k) \otimes H_m(j, k)$

H1	=	$\begin{matrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{matrix}$	H2	=	$\begin{matrix} 0 & -1 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{matrix}$
H3	=	$\begin{matrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{matrix}$	H4	=	$\begin{matrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{matrix}$
H5	=	$\begin{matrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{matrix}$	H6	=	$\begin{matrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{matrix}$
H7	=	$\begin{matrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{matrix}$	H8	=	$\begin{matrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{matrix}$

: All H_m 's are normalized by a scale factor of 1/4.

特徴点

Sobel の 4 方向の OP と比較して、とりわけ検出されるような角、エッジはなかった。目の下 line や 下口ひく等は検出されなかった。

輪郭線

8 方向のマスクを用いても、アゴの line はやはり検出できてない。他の部分は比較的うまく検出されるが、前髪のような細かい部分は、細線として出てしまっている。9x9 ライプシアンのように強いエッジとして検出されてない。

付加機能

特になし

考察

- 画像サイズの縮小により、アゴの線が検出されるが、エッジの形としては、デコボコであり、原画像とのずれが大きい。
- R, G, B の画像に対しては、ほとんど変化がなかった。
- Sobel の 4 方向の OP と比較して、とくに得られるエッジはなかった。

コマンド名 | KIR (Kirsch compass template gradient edge detection)

定義:

特徴点

目 a Fa line, 下口びる 以外は検出できた。CMP, SOC 等の OP と同様の結果であった。

輪郭線

輪郭線についても CMP, SOC 等と同様の結果だった

付加機能

・ 特になし

考察

- ・ 画像サイズ²の縮小によりあまり変化はなかった。
- ・ R・G・B の画像に対する変化はほとんどなかった。
- ・ CMP, SOC とほとんど同程度のエッジが検出でき、とりわけ検出されたエッジは良かった

コード名

DOG (Derivative of gaussian edge detection)

定義:

特徴点

ARG, BXC 等の 1 次差分型 OP と同様なエッジの検出と
はった。目の下, 下口びる等の他に鼻の横も検出でき
た。

輪郭線

縦のエッジが全く検出されない。横のエッジは強く
強調された形で検出された。

付加機能

Rows, Colt の値が可変できるが, Row, Colt は 0.5 ぐらいで
最も良いエッジが得られた。

考察

- 画像サイズの変化によらず検出できるエッジはあった。
- R, G, B の画像に対して変化はなかった。
- ARG, BXC 等の OP と同様なエッジ検出であった。

フィルタ名

FRC (Frei-Chen orthogonal gradient edge detection)

定義

$$G(j, k) = ([G_h(j, k)]^2 + [G_v(j, k)]^2)^{1/2}$$

$$\text{where } G_h(j, k) = S(j, k) \otimes H_h(j, k); G_v(j, k) = S(j, k) \otimes H_v(j, k)$$

$$H_h = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ \sqrt{2} & 0 & -\sqrt{2} \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad H_v = \begin{pmatrix} -1 & -\sqrt{2} & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & \sqrt{2} & 1 \end{pmatrix}$$

H_h and H_v are normalized by a scale factor of $1/(2 + \sqrt{2})$.

$$A(j, k) = \tan^{-1}(G_v(j, k)/G_h(j, k)) / \pi \text{ where } -\pi < \tan^{-1}(x) \leq \pi.$$

特徴点

目の下 line, 下口びるはやはりうまく検出されたい。
テンプレート型の OP の検出特性とほぼ同様であった。

輪郭線

前髪のようなバラツキ部分の輪郭を除いて比較的良好に検出できる。

付加機能

特になし

考察

- テンプレート型 OP とほとんど変化はなかった。
- 画像の縮小に対してほとんど変化はなかった。
- R・G・B の画像に対して変化はなかった。
- アゴのエッジはやはりうまく検出されたい。

マスク名

NEV (Nevatia-Babu template gradient edge detection)

定義: $G(j, k) = \max(G_1(j, k), \dots, G_m(j, k), \dots, G_8(j, k))$

where $G_m(j, k) = S(j, k) \otimes H_m(j, k)$

$$H1 = \begin{pmatrix} 110.2 & 110.2 & 0 & -110.2 & -110.2 \\ 110.2 & 110.2 & 0 & -110.2 & -110.2 \\ 110.2 & 110.2 & 0 & -110.2 & -110.2 \\ 110.2 & 110.2 & 0 & -110.2 & -110.2 \\ 110.2 & 110.2 & 0 & -110.2 & -110.2 \end{pmatrix}$$

$$H2 = \begin{pmatrix} 100 & -32 & -100 & -100 & -100 \\ 100 & 78 & 92 & -100 & -100 \\ 100 & 100 & 0 & -100 & -100 \\ 100 & 100 & 92 & -78 & -100 \\ 100 & 100 & 100 & 32 & -100 \end{pmatrix}$$

$$H3 = \begin{pmatrix} -100 & -100 & -100 & -100 & -100 \\ 32 & -78 & -100 & -100 & -100 \\ 100 & 92 & 0 & -92 & -100 \\ 100 & 100 & 100 & 78 & -32 \\ 100 & 100 & 100 & 100 & 100 \end{pmatrix}$$

$$H4 = \begin{pmatrix} -110.2 & -110.2 & -110.2 & -110.2 & -110.2 \\ -110.2 & -110.2 & -110.2 & -110.2 & -110.2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 110.2 & 110.2 & 110.2 & 110.2 & 110.2 \\ 110.2 & 110.2 & 110.2 & 110.2 & 110.2 \end{pmatrix}$$

$$H5 = \begin{pmatrix} -100 & -100 & -100 & -100 & -100 \\ -100 & -100 & -100 & -78 & 32 \\ -100 & -92 & 0 & 92 & 100 \\ -52 & 78 & 100 & 100 & 100 \\ 100 & 100 & 100 & 100 & 100 \end{pmatrix}$$

$$H6 = \begin{pmatrix} -100 & -100 & -100 & -32 & 100 \\ -100 & -100 & -92 & 78 & 100 \\ -100 & -100 & 0 & 100 & 100 \\ -100 & -78 & 92 & 100 & 100 \\ -100 & 32 & 100 & 100 & 100 \end{pmatrix}$$

$$H7 = \begin{pmatrix} -110.2 & -110.2 & 0 & 110.2 & 110.2 \\ -110.2 & -110.2 & 0 & 110.2 & 110.2 \\ -110.2 & -110.2 & 0 & 110.2 & 110.2 \\ -110.2 & -110.2 & 0 & 110.2 & 110.2 \\ -110.2 & -110.2 & 0 & 110.2 & 110.2 \end{pmatrix}$$

$$H8 = \begin{pmatrix} -100 & 32 & 100 & 100 & 100 \\ -100 & 78 & 92 & 100 & 100 \\ -100 & -100 & 0 & 100 & 100 \\ -100 & -100 & 92 & 78 & 100 \\ -100 & -100 & -100 & 32 & 100 \end{pmatrix}$$

$$H9 = \begin{pmatrix} 100 & 100 & 100 & 100 & 100 \\ 32 & 78 & 100 & 100 & 100 \\ -100 & 92 & 0 & 92 & 100 \\ -100 & -100 & -100 & 78 & 32 \\ -100 & -100 & -100 & -100 & -100 \end{pmatrix}$$

$$H10 = \begin{pmatrix} 110.2 & 110.2 & 110.2 & 110.2 & 110.2 \\ 110.2 & 110.2 & 110.2 & 110.2 & 110.2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -110.2 & -110.2 & -110.2 & -110.2 & -110.2 \\ -110.2 & -110.2 & -110.2 & -110.2 & -110.2 \end{pmatrix}$$

$$H11 = \begin{pmatrix} 100 & 100 & 100 & 100 & 100 \\ 100 & 100 & 100 & 78 & 32 \\ 100 & 92 & 0 & 92 & -100 \\ 32 & 78 & -100 & -100 & -100 \\ -100 & -100 & -100 & -100 & -100 \end{pmatrix}$$

$$H12 = \begin{pmatrix} 100 & 100 & 100 & 32 & -100 \\ 100 & 100 & 92 & 78 & -100 \\ 100 & 100 & 0 & -100 & -100 \\ 100 & 78 & 92 & -100 & -100 \\ 100 & 32 & -100 & -100 & -100 \end{pmatrix}$$

All masks are normalized by a scale factor of 1/1102.

コマンド名

NEV (Nevatia-Babu template gradient edge detection)

特徴卓

右上から光をあてた時にできる影のよう月形でエッジが検出されるが、エッジ自体が太く画像があらう。目の上のライン, 下口びりが検出されるが、下目, や下口びりの個所が分かる程度のエッジが検出される。

輪郭線

特徴卓同様に輪郭線も右上から光をあてた時にできる影のようになる。背景との輪郭はエッジは太いが検出できる。アゴのエッジは検出されない

付加機能

特になし

考察

- ・画像の縮小により さらにエッジが雑になる。
- ・R.G.Bの画像に対してはあまり変化はみられない。
- ・他のテンプレート型のOPと比較して 違ったエッジの検出特性があった。
- ・目の下, 下口びりのエッジがでるが、正確な位置, エッジではない。

注) 使用するOPが大きくなり方向性が大きいため、このコマンドを2回以上続けて実行すると、Too many files openでCimを抜けてしまう事がある。

フィルタ名

LAP (3x3 Laplacian of Gaussian edge detection)

定義: $G(j, k) = S(j, k) \otimes H_1(j, k)$

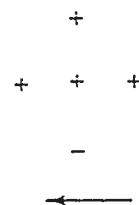
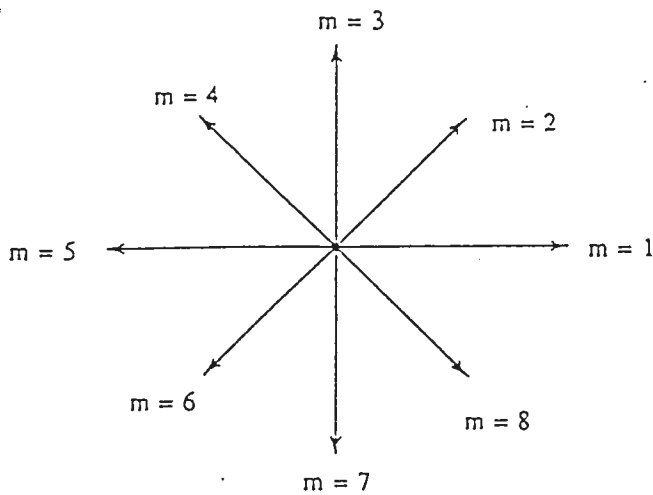
$$H_1 = (1/4) \begin{vmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ -1 & 4 & -1 \end{vmatrix}$$

$$H_2 = (1/8) \begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \end{vmatrix}$$

$$H_3 = (1/8) \begin{vmatrix} -2 & 1 & -2 \\ 1 & 4 & 1 \\ 1 & 4 & 1 \end{vmatrix}$$

$E(j, k) = 1$ if $G(j, k)$ has a zero crossing in 3x3 window; otherwise $E(j, k) = 0$. Zero crossing detection provides edge angle quantized to 45 degree increments as shown below

Example of zero crossing pattern (m = 5):



特徴点

ノイズが少く、特徴点も Spot Noise の集まりのようにならない。

輪郭線

背景との輪郭は細部まできれいにできているがノイズによりときどききれいに壊れてしまう。下凸びる。アゴのような輪郭の壊れやすい部分はとくにノイズが多い

考察

- 画像の縮小により NOISE も減少するが特徴情報も減少する。
- R・G・B の画像に対しては変化がなかった。
- 3種類のアプラインオペレータで差はなかった。
- 零クロスで得られる画像も同様にノイズが多かった。

アルゴリズム名

MAR (Marr-Hildreth Laplacian of Gaussian edge detection)

定義:

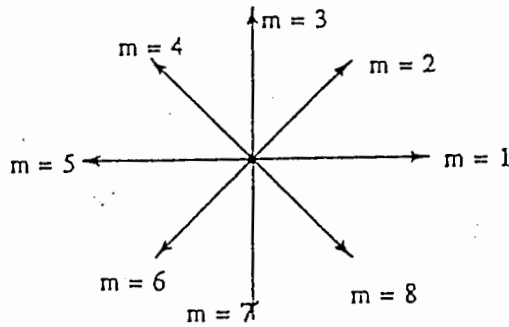
$$G(j, k) = S(j, k) \otimes H(j, k)$$

$H(j, k)$ is a sampled version of $H(r, c) = 1/(s^4) [1 - (r^2 + c^2)/2s^2] \exp[-(r^2 + c^2)/2s^2]$.

The size of $H(j, k)$ is automatically chosen to reduce truncation effects, then further normalized automatically.

$E(j, k) = 1$ if $G(j, k)$ has a zero crossing in 3×3 window; otherwise $E(j, k) = 0$.

Zero crossing detection provides edge angle quantized to 45 degree increments as shown below.



Example for zero crossing

pattern ($m = 5$):

