基礎講座 CADシリーズ

胸部X線画像の コンピュータ支援診断 (CAD) の基礎技術

広島国際大学保健医療学部診療放射線学科 石田 隆行

はじめに

近年、放射線医学領域におけるモダリティの発展とともに、得られる医用画像の多くがデジタル化され、撮影される画像の数も著しく増加してきた。このような状況において、医師の読影を支援するためのコンピュータ支援診断 (computer-aided diagnosis: CAD) システムに対する期待が高まり、その研究開発が活発に行われている。CADとは、コンピュータを用いてデジタル画像を分析した結果を利用しながら行う医師による診断のことである。医師が画像診断を行う際、CADの結果を“第二の意見”として用いることによって、診断の正確さと再現性を向上させることができる診断法として期待されている。

CADには、世界中の多くの医師、診療放射線技師、理工学者、企業の研究者が興味を持ち、実用化を目指した研究・開発が数多く行われている。CADシステムの開発を行うためには、放射線画像の特性に関する知識、画像処理技術、プログラミング技術、および医学的な知識などが必要とされるので、ほとんどの場合、医師と技術者との共同で研究・開発が行われている。本稿ではCADの研究に興味を持つ会員の方を対象に、CADの手法開発においてよく用いられている画像処理の基礎技術について解説することにする。

1. 画像のフィルタ処理

画像のフィルタ処理にはさまざまな手法があるが、よく用いられている手法としては、空間フィルタ処理と空間周波数フィルタ処理とがある。フィルタ処理によって、目的とする陰影を選択的に強調あるいは減弱させることができるので、CADの手法に広く用いられている。この節では、空間フィルタ処理と空間周波数フィルタ処理の具体的な方法を中心に説明する。

1-1 空間フィルタ処理

空間フィルタ処理は、Fig. 1(a)に示されるように、小さなマトリクスサイズの空間フィルタを画像に畳み込み積分することによって行われる。畳み込み積分

は、空間フィルタの個々の係数値とそれに対応する原画像の局所領域のピクセル値とをそれぞれかけ算し、その合計を局所領域の中心位置におけるピクセル値として処理画像に出力する操作を、空間フィルタを1ピクセルずつずらしながら繰り返すことによって行われる。空間フィルタの係数を変えることで、平滑化や鮮鋭化などのさまざまな効果の画像処理を行うことができる。

Fig. 1(b)に、 3×3 の空間フィルタの係数値を $a \sim i$ とした場合の、原画像左上部における出力値の計算法を示す。図中に示されているような計算で出力値を求めて、その値を出力画像のピクセル値とする。例えば、 3×3 の平均値フィルタの場合は、 $a \sim i$ のすべての係数値が $1/9$ であるので、出力値は 319 (四捨五入)となる。また、空間フィルタのサイズが 3×3 である場合、Fig. 1(a)における処理画像： $g(x, y)$ の外周1ピクセルの領域(太線の外側)においては、出力値を計算することができない。そこで、出力画像のこの部分におけるピクセル値には、原画像のピクセル値をそのまま入れたり、0を代入したり、あるいは、その部分を無視したりするが、処理画像をその後どのように用いるかによって、適切な処理を選ばばよい。

Fig. 2(a), (b)は、画像の平滑化を行うための 7×7 の空間フィルタである。(a)が 7×7 の局所領域のピクセル値の平均を求める平均値フィルタで、(b)がガウス分布状の係数値を持つ 7×7 のガウシアンフィルタである。ここで、Fig. 3(a)の胸部X線画像(日本放射線技術学会標準デジタル画像データベース¹⁾[胸部腫瘍陰影像]の1例)に対して、Fig. 2(a)の平均値フィルタを畳み込み積分し、平滑化処理を行った結果得られた画像がFig. 3(b)である。また、Fig. 2(b)のガウシアンフィルタによって平滑化された画像をFig. 3(c)に示す。いずれも、細かな陰影やエッジなどの高周波成分が減弱され、全体にボケた画像になっているのが分かる。平滑化処理には、画像における高周波のランダムノイズを低減させる効果と、低周波成分である大きな構造の陰影を強調する効果がある。

Fig. 1 空間フィルタ処理
(a) 畳み込み積分の概念図
(b) 畳み込み積分の計算例

a | b

$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$
$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$
$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$
$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$
$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$
$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$
$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$
$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$	$\frac{1}{49}$

.000	.001	.003	.005	.003	.001	.000
.001	.007	.020	.028	.020	.007	.001
.003	.020	.055	.079	.055	.020	.003
.005	.028	.079	.111	.079	.028	.005
.003	.020	.055	.079	.055	.020	.003
.001	.007	.020	.028	.020	.007	.001
.000	.001	.003	.005	.003	.001	.000

a | b

Fig. 2 平滑化のための空間フィルタ
(a) 平均値フィルタ
(b) ガウシアンフィルタ

Fig. 3 平滑化处理画像
(a) 原画像
(b) 平均値フィルタによる平滑化处理画像
(c) ガウシアンフィルタによる平滑化处理画像

a | b | c

Fig. 4 フィルタ処理の概要
(a)空間領域
(b)空間周波数領域

1-2 空間周波数フィルタ処理

空間フィルタ処理は空間フィルタと画像の畳み込み積分で行われることを前節1-1で説明したが、その空間フィルタ処理と同じ効果を、空間周波数フィルタ処理によって得ることができる。そのためには、空間領域における畳み込み積分が、空間周波数領域では単なるかけ算に置き換わるという、畳み込み積分定理に基づいた処理を行う必要がある。つまり、空間フィルタと画像とをそれぞれフーリエ変換して得られた周波数スペクトル同士をかけ算した後、フーリエ逆変換で画像に変換すればよいことになる。この空間フィルタ処理と空間周波数フィルタ処理の関係をFig. 4(a), (b)に示す。ここで、原画像をフーリエ変換して得られた周波数スペクトルの実部と虚部を、それぞれ $F_r(u, v)$ と $F_i(u, v)$ 、空間フィルタをフーリエ変換して得られた周波数スペクトル(空間周波数フィルタ)の実部と虚部を、それぞれ $H_r(u, v)$ と $H_i(u, v)$ 、それらをかけ算して得られたスペクトルの実部と虚部を、それぞれ $G_r(u, v)$ と $G_i(u, v)$ とする。空間フィルタをフーリエ変換することによって空間周波数フィルタを作成する場合には、空間フィルタを原画像と同じマトリクスサイズにする必要があるが、そのためには、Fig. 4(a)に示されているように、空間フィルタを512×512のマトリクスの中央に配置し、その他のすべての係数値を0.0にすればよい。フーリエ変換を行って得られた周波数スペクトルには実部と虚部が存在するため、スペクトルのかけ算には、式(1)のような複素数のかけ算を行う必要がある。

$$\begin{aligned}
 G_r(u, v) - jG_i(u, v) &= [F_r(u, v) - jF_i(u, v)] \times [H_r(u, v) - jH_i(u, v)] \\
 &= [F_r(u, v)H_r(u, v) - F_i(u, v)H_i(u, v)] - j[F_r(u, v)H_i(u, v) + F_i(u, v)H_r(u, v)] \\
 &\dots\dots\dots(1)
 \end{aligned}$$

ここで、 j は虚数単位である。

次に、実例を用いて、空間周波数フィルタ処理の方法を詳細に説明する。まず、原画像の胸部X線画像をFig. 5(a)に示し、この胸部画像をフーリエ変換して得られた周波数スペクトルの実部と虚部を、それぞれFig. 5(b), Fig. 5(c)に示す。これらのスペクトルにおいては、中心の空間周波数が0cycle/mmであり、中心から離れるほど高い空間周波数となる。また、空間周波数の最大値は画像のサンプリング周波数の1/2で与えられるナイキスト周波数である。フーリエ変換の結果として、パワースペクトルが表示される場合が多いが、パワースペクトルは、それぞれのピクセルにおける実部と虚部の周波数スペクトル値の二乗和を計算したものである。したがって、パワースペクトルを用いて空間周波数フィルタ処理を行うことはできない点に注意する必要がある。

Fig. 6(a)は、0.0で充たした512×512の画像の中心に、7×7の平均値フィルタ(中心にある白い正方形の部分)の係数値を代入した空間フィルタである。Fig. 6(b)は、Fig. 6(a)の空間フィルタをフーリエ変換して得られた周波数スペクトルの実部で、Fig. 6(c)はその

Fig. 5 胸部X線画像の周波数スペクトル
(a)胸部X線画像
(b)周波数スペクトル(実部)
(c)周波数スペクトル(虚部)

a | b | c

Fig. 6 空間フィルタのフーリエ変換(周波数スペクトル)
(a)空間フィルタ(平均値フィルタ)
(b)周波数スペクトル(実部)
(c)周波数スペクトル(虚部)

a | b | c

虚部を示す。

以上のようにして得られた画像の周波数スペクトル (Fig. 5(b), (c))と空間フィルタの周波数スペクトル (空間周波数フィルタ) (Fig. 6(b), (c))を用いて複素数のかけ算を行う。複素数のかけ算は、Fig. 7に示すように、中括弧でくくられた最初の項が、かけ算後の周波数スペクトルの実部となり、虚数単位: j でくくられた中括弧の項が、かけ算後の周波数スペクトルの虚部になる。このようにして得られた周波数スペクトルの実部と虚部を、それぞれFig. 8(a)とFig. 8(b)に示す。また、Fig. 8(a)と(b)の周波数スペクトルを用いて、フーリエ逆変換を行った空間周波数フィルタ処理

画像をFig. 8(c)に示す。この平滑化処理画像は、 7×7 の平均値フィルタを用いて空間フィルタ処理されたFig. 3(b)の画像と同じものとなる。

2. トレンド補正

画像において、身体の脂肪や筋肉の厚さの違いなどに起因する大局的な濃度変化が存在する場合がある。その大局的な濃度変化と病変による濃度変化とが重なっているために、病変部の検出が困難になることがある。そこで、これらを分離して分析する場合がある。ここで、正常構造に起因する大局的な濃度分布をバックグラウンドトレンド(以後単にトレンドという)

Fig. 7 周波数スペクトルのかけ算

Fig. 8 空間周波数フィルタ処理画像
 (a) フィルタ処理後の周波数スペクトル(実部)
 (b) フィルタ処理後の周波数スペクトル(虚部)
 (c) 平滑化処理画像

a	c
b

Fig. 9 トレンド補正
(a)原画像
(b)トレンド成分
(c)トレンド補正後の画像

a | b
c

といい、それを除去することをバックグラウンドトレンド補正(以後単にトレンド補正という)という。

ここでは、シカゴ大学で開発された、胸部X線写真における間質性肺疾患の検出法²⁾において用いられているトレンド補正法について述べることにする。この手法は、選択された関心領域(ROI)画像： $f(x, y)$ のトレンド： $g(x, y)$ を多項式面近似³⁾によって求めて、それを画像： $f(x, y)$ から引くことによってトレンド補正を行う方法である。多項式面近似には、二次元画像データを用いた最小二乗法による関数近似を行っている。

$$E = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M [f(x, y) - (a_1 x^2 + a_2 y^2 + a_3 xy + a_4 x + a_5 y + a_6)]^2 \quad \dots\dots\dots (2)$$

最小二乗法では、画像と近似面関数(ここでは2次関数とする)の誤差 E を、式(2)のように、画像と近似面関数の二乗誤差の総和で定義する。そして、 E が最小になるような2次関数近似面の係数 $a_1 \sim a_6$ を求めるためには、式(3)に示すように、 E を a_1 から a_6 で偏微分した式を0とする連立方程式を求めて解けばよい。

$$\frac{\partial E}{\partial a_1} = 0, \frac{\partial E}{\partial a_2} = 0, \frac{\partial E}{\partial a_3} = 0, \frac{\partial E}{\partial a_4} = 0, \frac{\partial E}{\partial a_5} = 0, \frac{\partial E}{\partial a_6} = 0 \quad \dots\dots\dots (3)$$

Fig. 9(a)～(c)は、それぞれ、肺野から選択されたROI画像のピクセル値、2次関数に近似されたトレンド成分、原画像からトレンド成分を差し引いたトレンド補正画像の三次元プロファイルである。Fig. 9(c)において、大局的な濃度変化であるトレンド成分が取り除かれ、間質性肺疾患による病変の微細な濃度変動の成分が取り出されているのが分かる。

3. 画像のエッジ検出

デジタル画像においてピクセル値が急に変化しているエッジ部を検出するために、よく用いられる空間フィルタにSobelフィルタがある。このフィルタ処理には、Fig. 10(a), (b)に示されるような x 方向と y 方向の二つの空間フィルタが用いられる。これらのフィルタを、それぞれ画像に畳み込み積分することによって、 x 方向のエッジ： $g_x(i, j)$ と y 方向のエッジ： $g_y(i, j)$ を強調することができる。それぞれのピクセルにおいて得られた $g_x(i, j)$ と $g_y(i, j)$ の二つのエッジ成分の二乗和の平方根を計算して、最終的なエッジの強さを計算する。Sobelフィルタでは、エッジの強さ： $g(i, j)$ に加えて、エッジの方向： θ も、図中に示す計算によって、求めることができる。

Fig. 11(a)に胸部X線画像を示し、その画像に対してSobelフィルタ処理を行い、得られたエッジ強調画像をFig. 11(b)に示す。心臓辺縁のエッジや肋骨のエ

Fig. 10 Sobelフィルタ

Fig. 11 Sobelフィルタ処理

(a) 原画像
(b) 処理画像

a | b

ジ部分などにおける出力値が大きくなり、白く強調されているのが分かる。

4. 相互相関法による画像の整合

同一患者の二つの異なる画像のずれを補正するためには、画像の類似度を定量的に評価することが必要となる。画像の類似度は、相互相関係数によって知ることができる。

相互相関法を応用している代表的な手法として、経時的差分法^{4, 5)}がある。経時的差分法において、同一患者の過去画像と現在画像間のひずみを整合させるために、まず、テンプレートROI画像を現在画像の肺野から多数選択し、それに対応する探索ROI画像を過去画像から自動的に選択する。そして、それぞれのROI画像対を用いて、テンプレートROI画像を探索ROI画

像に対して1ピクセルずつずらしながら相互相関係数を計算し、その値が一番大きい場所を探し、その位置への移動量を求める。テンプレートROI画像の移動量をシフトベクトルという。それぞれのROI画像対によって得られたシフトベクトルを用いて、画像の局所的なひずみを整合させることが可能になる。

相互相関係数：Cは、式(4)のような計算で求めることができる。

$$C = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \frac{(f(x, y) - \bar{f})(g(x, y) - \bar{g})}{\sigma_f \sigma_g} \dots\dots\dots (4)$$

ここで、M, N：テンプレートROI画像 $f(x, y)$ の横方向、縦方向のピクセル数、 $\bar{f}$ ： $f(x, y)$ の平均ピクセ

Fig. 12 相互相関法による画像の整合
(a)探索ROI
(b)ひな型ROI
(c)相互相関係数

ル値, $\bar{g}$:探索ROI画像 $g(x, y)$ の平均ピクセル値,
 σ_f, σ_g :それぞれの画像のピクセル値の標準偏差である.

相互相関係数 C は, 二つの画像の類似度が高いほど 1.0 に近い値となり, 類似度が低いほど 0.0 に近い値となる. また, 濃淡は反転しているがパターンの類似度が高い場合の相互相関係数は -1.0 に近い値になる.

Fig. 12 に, 同一患者の過去画像と現在画像の相互相関法による整合例を示す. テンプレートROI画像(Fig. 12(b)) を一回り大きなサイズの探索ROI画像(Fig. 12(a)) に重ね合わせ, その領域における相互相関係数を計算する操作を, 点線で囲まれた領域のすべてのピクセルを重ね合わせの中心として, 順次繰り返す. この例において, その相互相関係数の値が最大となった位置は, テンプレートROI画像を左に 20 ピクセル, 上に 16 ピクセル移動させた位置であり, 白い実線で示して

いる.

Fig. 12(c) に相互相関係数を可視化した画像を示す. Fig. 12(a) の探索ROI画像の点線で囲まれた領域において得られた相互相関係数を 1,000 倍して濃淡表示している. 白く明るい部分は, 相互相関係数値が大きい部分であり, 黒い部分は相互相関係数値が小さい部分である. Fig. 12(a) の白い矢印が, 中心からの最もよく類似した位置への移動量と方向を示すシフトベクトルである.

5. まとめ

この稿では, CAD の手法によく用いられている, いくつかの画像処理の基本技術について述べた. 今後, CAD の開発を行ってみたいと考えている読者の方々の一助となれば幸いである.

参考文献

- 1) 白石順二, 土井邦雄, 桂川茂彦, 他: 標準デジタル画像データベースの構築. 日放技学誌, 54(3), 439-445, (1998).
- 2) Katsuragawa S, Doi K, and MacMahon H: Image feature analysis and computer-aided diagnosis in digital chest radiography: Detection and characterization of interstitial lung disease in digital chest radiographs. Med Phys, 15(3), 311-319, (1988).
- 3) 桂川茂彦: コンピュータ支援診断システムにおける画像処理技術. 日放技学誌, 49(6), 833-839, (1993).
- 4) Kano A, Doi K, MacMahon H, et al.: Digital image subtraction of temporally sequential chest images for detection of interval change. Med Phys, 21(3), 453-461, (1994).
- 5) Ishida T, Katsuragawa S, Nakamura K, et al.: Iterative image warping technique for temporal subtraction of sequential chest radiographs to detect interval change. Med Phys, 26(7), 1320-1329, (1999).