Vol.2009-MPS-76 No.34
Vol.2009-BIO-19 No.34
2009/12/18

スパースコーディングを用いた医療画像の特徴抽出

稲垣　大樹[†1]　　庄野　逸[†2]

コンピュータ支援診断 (computer-aided diagnosis,CAD) において,CT 画像などの画像診断を行うようなシステムを構築する場合, 画像クラス分類は重要な課題である. 一般に, 医師が経験で得た知識をアルゴリズムとして定義することは難しいため, 計算機で実装することは困難を伴う場合が多い. 本研究は, ヒトが画像の判別を行うようなメカニズムを何らかの形で CAD システムに取り入れることで, このクラス分類に対するアプローチを行うことを目的としている. ここでは, クラス分類において重要なウェイトを占める特徴抽出に対して, 生物の視覚の学習モデルとして考案されたスパースコーディングを適用し, 画像データから抽出された特徴が有効なものであるかの評価を試みた.

Feature extraction with Sparse-coding for medical images

Taiju Inagaki[†1] and Hayaru Shouno[†2]

Image classification is a important problem when we build a system preforming the image diagnosis such as CT in Computer-Aided Diagnosis(CAD). In general, it has many cases with the difficulty to implement with a computer, because it is difficult to define the knowledge that a doctor got by experience as algorithm. In this sutdy, there is it for the purpose of performing approach for this class classification taking the mechanism that the human distinguishes the image into CAD. And, we tried the evaluation that feature quantity extracted by sparse coding which devised as a learning model of the sighy of the human from image data was effective .

†1 電気通信大学大学院 電気通信学研究科
The Graduate School of Electro-Communications, University of Electro-Communications
†2 電気通信大学 電気通信学部
Faculty of Electro-Communications, The University of Electro-Communications

1. はじめに

近年の X 線 CT 画像などの医用画像の撮像能力の向上により, ヒトの体内の状態を視覚的にとらえることができるようになった. しかしながら, 画像から病気かどうかを診断することは医師の技倆や経験, 主観によって大きく左右され, 一般的な診断基準が存在しない場合が多い. 医師の診断を手助けするために, 客観的なデータに基づいた推定結果を, 計算機が医師に提供することができれば, 診断時の医師の負担を軽減できることや, 医師の病気診断の補助を行い, 病気の発見における信頼性を向上させることができる. このような, 計算機に医師の診断の補助を行わせることをコンピュータ支援診断 (computer-aided diagnosis,CAD) と呼ぶ.

本研究は, びまん性肺疾患と呼ばれる疾病の CT 画像を用いて, 疾病のクラス分類をおこなうような CAD のシステムを構築することを目的としている. びまん性肺疾患は, 肺において間質とよばれる肺胞間の組織部分に炎症が起きる疾病の総称である. びまん性肺疾患は患部が肺内部のかなりの領域に広がって観察される場合が多く,CT 画像による診断が有効であるとされているが,CT 画像上においては, 陰影パターンが多様かつ複雑であるため診断が困難であり, 疾病の種類によって治療法が異なるために CAD システムによる支援診断が望まれている疾病である.

実際に, 医師の診断のプロセスを CAD システム上で実装するためには, どのような手続きを行っているかをアルゴリズムとして記述する必要がある. しかしながら, 診断において医師は多かれ少なかれ経験に基づいて診断を下すこともあり, このような手続きを記述することは困難であることが予想される. そこで, 医師の行うプロセスをアルゴリズムとして陽に定式化するのではなく, 観測データを用いた学習システムを組み込むことによって, 計算機上で X 線 CT 画像のクラス分類を行うシステム構築を試みる.

計算機上で CT 画像などの画像分類を行うような機能を構築する場合, 特徴抽出と識別機を検討する必要があるが, 本研究は特に特徴抽出に焦点をあて検討を行った.

画像識別を行う上で重要な前処理としての, 特徴抽出は様々な方法が提案されている. 例えば, 色により識別可能な対象の場合には入力画像から色の特徴量を取り出すことが考えられた[1)]. また, Huang&LeCun は階層型コンボリューショナルネットワークを特徴抽出機構として扱うことで, シフトや歪みに対して頑健な識別を行えること[2)] を示した. 本研究は, 特徴抽出の方法として, ヒトの視覚の学習モデルとして, Olshausen&Field に提唱されたスパースコーディング[3)] を適用し, 特徴抽出における性能評価を試みた.

© 2009 Information Processing Society of Japan

Vol.2009-MPS-76 No.34
Vol.2009-BIO-19 No.34
2009/12/18

2. モデルの定式化

まず, モデルを, 特徴抽出と識別機について説明する.

2.1 スパースコーディング

スパースコーディングは画像 $I(x,y)$ を基底関数の線形和で表現する手法であり, 定式化は Olshausen&Field の提案した手法に則って行うものとした. 以下にその概要を示す.

まず, 入力画像の前処理として白色変換を施すことを考える. ここでは Atick&Redlich らの ZCA フィルタを適用することを考える[4].ZCA フィルタはバンドパスフィルタであり, 高周波帯域を鋭くカットオフし, 低周波帯域に対しては微分型フィルタとして振る舞う. ただし, 適正なカットオフ周波数は未知であるため, 複数のカットオフ周波数を持つようなサブシステムを並列的に構築した. ヒトの視覚でいえば ZCA フィルタは LGN(外側膝状体) に対応するものであり, ここにも複数の周波数チャネルを持つことが確認されている. この ZCA フィルタは次式のように与えられる.

$$Z(f) = f \cdot \exp\left(-\left(\frac{f}{f_0}\right)^4\right). \tag{1}$$

ただし, f_0 はカットオフ周波数 [pixels/cycle] である.

次に, スパースコーディングのアルゴリズムを説明する. スパースコーディングは画像を, いくつかの基底の線形和によって表現するモデルである. ただし, 線形結合の係数がなるべく多く 0 に近い値をとるような基底を採用することを, 拘束条件としている. この結合係数は, 原画像と基底間の類似度のような量, すなわち, どの程度, 結合している基底の成分を画像がもっているかを表すスパースコーディングによるエンコード出力と考えることができる. 従って, できるだけ出力が疎 (sparse) でなおかつ, 原画像を忠実に再現できるような基底を構成することが望ましい.

まず, 画像を $I(x,y)$ で表現する. x,y はそれぞれ横方向, 縦方向の位置を指定し,$I(x,y)$ は x,y で表される位置の画像の輝度を表すものとした. 画像が, 決まった基底 $\phi_i(x,y)$ の重ね合わせにより表現されると仮定すると,

$$I(x,y) \simeq \sum_i a_i \phi_i(x,y) \tag{2}$$

で表現できる. ただし, a_i は各基底の出力値を表すものとした. ここで, 入力画像を表現するために 2 種類の変数を決定する必要がある. できるだけ多くの出力が疎となる出力値 a_i とこれに対応する基底 $\phi_i(x,y)$ である. これらを決定するために, エネルギー関数 $E(\{a_i\},\{\phi_i\})$ の最小化問題として議論する. 今, エネルギー関数を

$$E(\{a_i\},\{\phi_i\}) = \sum_{p=1}^{P}\sum_{x,y}\left(I^p(x,y) - \sum_{i=1}^{n} a_i^p \phi_i(x,y)\right)^2 + \lambda \sum_{p=1}^{P}\sum_{i=1}^{n} \log(1+(a_i^p)^2) \tag{3}$$

と定義する. 1 項目は入力画像と線形和で表せる推定画像との二乗誤差を表し, 0 に近いほど原画像を忠実に再現できることを意味している. 一方, 2 項目は係数の疎性を表している. なお, p は入力画像の番号, λ は原画像の再現性と疎性のバランスを制御する変数である.

実際に結合係数 a_i^p 及び, 基底 $\phi_i(x,y)$ を求める方法として,Olshausen&Field は以下のような繰り返し算法を用いている. まず,$\phi_i(x,y)$ を固定し, エネルギー関数を a_i^p について最小化するため, 各 a_i^p の勾配

$$\Delta a_i^p = -2\sum_{x,y} I^p(x,y)\phi_i(x,y) + \sum_j a_j^p \sum_{x,y} \phi_i(x,y)\phi_j(x,y) + \lambda \log \frac{2a_i^p}{1+(a_i^p)^2} \tag{4}$$

を考える. このとき微小な正の定数 $\zeta > 0$ を適当にとり, エネルギー関数の極小化を図る. つまり

$$a_i^p \leftarrow a_i^p + \zeta \Delta a_i^p \tag{5}$$

に従い, 出力値 a_i^p の更新を行う. 続いて, 出力値 a_i^p を固定し, エネルギー関数を $\phi_i(x,y)$ について最小化するように各 $\phi_i(x,y)$ の勾配

$$\Delta \phi_i(x,y) = \sum_{p=1}^{P}\left\{(a_i^p)\left(I^p(x,y) - \sum_i a_i^p \phi_i(x,y)\right)\right\} \tag{6}$$

を考える. このとき微小な正の定数 $\eta > 0$ を適当にとり, エネルギー関数の極小化を図る, つまり

$$\phi_i(x,y) \leftarrow \phi_i(x,y) + \eta \Delta \phi_i(x,y) \tag{7}$$

に従い, 基底 $\phi_i(x,y)$ の更新を行う. この更新をそれぞれが変化しなくなるまで交互に繰り返す.

Olshausen&Field は自然画像を入力画像とした場合に, 構成される基底関数 $\phi_i(x,y)$ がヒ

© 2009 Information Processing Society of Japan

Vol.2009-MPS-76 No.34
Vol.2009-BIO-19 No.34
2009/12/18

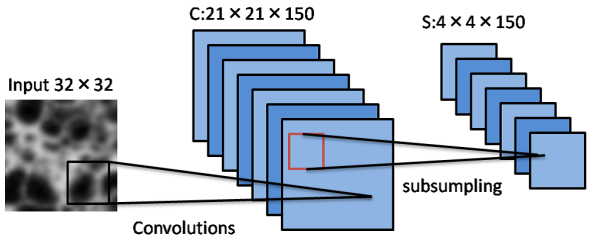


図 1 特徴マップ構成の概図:入力画像 (32 × 32pixels) に対して,12 × 12pixels の基底を畳みこみ処理を行い, 各基底に対して 21 × 21pixels の特徴マップを構成する. 構成された特徴マップにサブサンプリングを行う

Fig. 1 A figure of the feature map constitution: We work to convolution a base of 12 times 12 pixels for input image (32 times 32 pixels) and constitute feature map of 21 times 21 pixels for each base. And we run subsample for the feature map that consisted of it

トの視覚特性のモデルとしてよく使われる, ガボール関数に類似していることを示した. ガボール関数はガウス関数と 2 次元の正弦波を掛け合わせたものであり, 画像に畳みこむことで画像のエッジや線分を抽出することができる.

2.2 識 別 機

一方, 画像の特徴抽出結果からクラス分類をおこなうためには, 識別機を構築する必要がある. ただし基底関数 $\phi_i(x, y)$ の畳み込みによって得られる特徴マップでは, 次元が大きいため, ここでは, LeCunn らや, Fukushima のモデルで用いられているニューラルネットワークモデル[2)5)6)7)8)9)] を用いて特徴マップを圧縮したものを, SVM に入力として与えることを考える. 特徴マップの作成方法の概略を**図 1** に示す. 特徴マップは入力画像に対しフィルタを畳みこむによって得られ, 次式で与えられる.

$$m_i(x, y) = \sum_{u,v} I(x + u, y + v) \cdot \phi_i(u, v) \tag{8}$$

更に識別機に特徴を入力することから, 得られた特徴マップに対し非線形処理を行う. 非線形処理は,

$$\hat{m}_i(x, y) = g(m_i(x, y)) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha(m_i(x, y) - \beta))} \tag{9}$$

で与えられる. $g(\cdot)$ はシグモイド関数と呼ばれる関数であり,α,β は関数の形を決定するパラメータである.

特徴マップとして得られた畳み込み画像の画素すべてを識別機に入力することを考えた場合, その入力次元は (基底の数)×(特徴マップのサイズ) と膨大なものになってしまう. そこで, 特徴量の次元を縮小するために LeCun らのネットワークや Fukushima らの Neocognitron と同様にサブサンプリングを行う. 本研究では, サブサンプリングとして非線形処理を行った特徴マップを 4 分割し, それぞれの領域の平均値または最大値を特徴量として扱い,1 つの画像に対し 4×(基底数) 個の特徴量として, 識別機の入力とする.

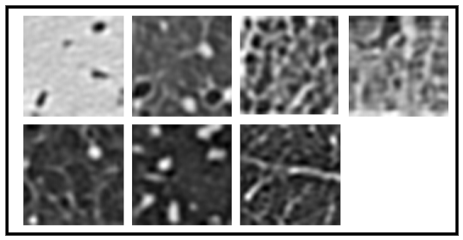


図 2 各クラスの画像例:上段の左から,consolidation,GGO,honeycomb,crazy-paving
下段の左から emphesema,nodular, 正常

Fig. 2 Examples of image of each class: "consolidation", "GGO", "honeycomb" and "crazy-paving" from the left in upper row. "emphesema", "nodular" and "normal" from the left in the lower.

3. 計算機シミュレーション

以下で用いる X 線 CT 画像データは, 山口大学医学部から提供されたものを診断医の指示の下で, クラス分類したものを用いた. 画像クラスはそれぞれ陰影パターンから 7 クラス (consolidation, GGO, honeycomb, crazy-paving, emphysema, nodular, 正常) に分類されている.

まず, スパースコーディングによる基底を作成するために, 入力画像を, びまん性肺疾患の 32 × 32pixels の画像から 12 × 12pixels のサイズの基底を構成するものとし, それぞれ 200 枚ずつランダムな位置からの切り出し処理を行い,1400 枚の画像から 150 個の基底を構成した. 切り出し処理を行う理由は, 大きな画像全体で基底を構成するのは計算コスト上, 現実的では無いからである. 本研究では, 空間周波数と識別率の間の依存性を考察するために,ZCA フィルタ (式 (1)) のカットオフ周波数 f_0 を高くしたもの ($f_0 = 0.8$[pixels/cycle]) と低くしたもの ($f_0 = 0.2$[pixels/cycle]) に関して識別実験を行った. それぞれのクラスの画像例, 及び ZCA フィルタのカットオフ周波数ごとの構成された基底の例を**図 2**, **図 3** に示す.

さらに識別機に入力するための特徴量を計算する. 2.2 節のモデルに基づき,32 × 32pixels のびまん性肺疾患画像 360 枚から特徴マップを作成する. 基底関数を 150 個構成したころ

© 2009 Information Processing Society of Japan

Vol.2009-MPS-76 No.34
Vol.2009-BIO-19 No.34
2009/12/18

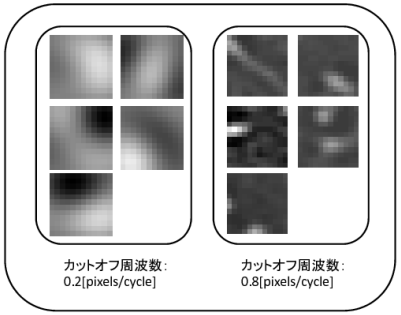


図 3 カットオフ周波数ごとの, 医療画像を入力画像としたときのスパースコーディングによって構成される基底の例
Fig. 3 Examples of base composed by sparse coding when medical treatment image of each Cut-off frequencies is assumed to be input image

から, 各基底に対し 4 個の特徴量を構成するため,1 つの画像に対して 600 個の特徴量をもつとする.

続いて, 識別機として SVM を用いて, 特徴量を入力し識別率を求めた. SVM は LIBSVM[10] を用い,4 分割交差検定法[11] によって識別率を求めた. 各クラスの入力画像の枚数の違いによる, 学習のばらつきを無くすために, 各クラス 38 枚づつで計算機シミュレーションを行った. なお, 識別率は,ZCA フィルタのカットオフ周波数と, サブサンプリング後の操作である領域平均/領域最大値のそれぞれについての組み合わせを求めた. その結果を**表 1**〜**表 4** に示す. 左側の疾病が ZCA に学習させたクラス, 上側の疾病が入力したクラスであり,1 対 1 識別による識別率を各セルに示している.

表 1 カットオフ周波数 0.2[pixels/cycle] 時の特徴量を最大値とした時の各クラス別識別率
Table 1 Even classes of recognition whose feature quantities are "max", when Cut-off freaquency is 0.2[pixels/cycle]

in\out	consolidation	GGO	honeycomb	crazy-paving	emphesema	nodular	正常
consolidation	16/42	26/42	18/42	27/42	26/42	23/42	24/42
GGO	35/42	14/42	24/42	26/42	24/42	27/42	27/42
honeycomb	31/42	33/42	16/42	29/42	30/42	33/42	32/42
crazy-paving	27/42	24/42	17/42	17/42	26/42	24/42	26/42
emphysema	32/42	25/42	19/42	27/42	17/42	24/42	27/42
nodular	30/42	21/42	20/42	25/42	22/42	18/42	24/42
正常	26/42	22/42	22/42	25/42	23/42	27/42	21/42

表 2 カットオフ周波数 0.8[pixels/cycle] 時の特徴量を最大値とした時の各クラス別識別率
Table 2 Even classes of recognition of which feature quantity is "max", when Cut-off freaquency is 0.8[pixels/cycle]

in\out	consolidation	GGO	honeycomb	crazy-paving	emphesema	nodular	正常
consolidation	17/42	36/42	33/42	32/42	27/42	30/42	26/42
GGO	22/42	18/42	18/42	28/42	24/42	17/42	19/42
honeycomb	25/42	27/42	17/42	29/42	27/42	23/42	24/42
crazy-paving	21/42	29/42	25/42	14/42	23/42	21/42	23/42
emphysema	23/42	30/42	23/42	28/42	21/42	25/42	27/42
nodular	28/42	34/42	28/42	35/42	25/42	20/42	24/42
正常	24/42	32/42	24/42	28/42	23/42	22/42	21/42

表 3 カットオフ周波数 0.2[pixels/cycle] 時の特徴量を平均値とした時の各クラス別識別率
Table 3 Even classes of recognition whose feature quantities are "average", when Cut-off freaquency is 0.2[pixels/cycle]

in\out	consolidation	GGO	honeycomb	crazy-paving	emphesema	nodular	正常
consolidation	16/42	35/42	32/42	34/42	40/42	31/42	36/42
GGO	31/42	18/42	19/42	24/42	30/42	24/42	13/42
honeycomb	35/42	29/42	17/42	31/42	36/42	32/42	21/42
crazy-paving	27/42	26/42	16/42	20/42	29/42	22/42	13/42
emphysema	31/42	25/42	11/42	22/42	16/42	24/42	12/42
nodular	31/42	25/42	18/42	26/42	33/42	16/42	14/42
正常	38/42	30/42	30/42	31/42	40/42	36/42	19/42

© 2009 Information Processing Society of Japan

Vol.2009-MPS-76 No.34
Vol.2009-BIO-19 No.34
2009/12/18

表 4 カットオフ周波数 0.8[pixels/cycle] 時の特徴量を平均値とした時の各クラス別識別率
Table 4 Even classes of recognition whose feature quantities are "average", when Cut-off freaquency is 0.8[pixels/cycle]

in\out	consolidation	GGO	honeycomb	crazy-paving	emphesema	nodular	正常
consolidation	18/42	42/42	42/42	41/42	42/42	42/42	42/42
GGO	23/42	18/42	11/42	21/42	27/42	19/42	4/42
honeycomb	33/42	39/42	20/42	32/42	38/42	29/42	9/42
crazy-paving	24/42	27/42	26/42	17/42	37/42	28/42	17/42
emphysema	24/42	27/42	2/42	23/42	18/42	18/42	4/42
nodular	31/42	36/42	19/42	33/42	38/42	17/42	9/42
正常	38/42	40/42	32/42	42/42	40/42	39/42	22/42

表 5 基底数 250 個, カットオフ周波数 0.8[pixels/cycle] 時の特徴量を平均値とした時の各クラス別識別率
Table 5 Even classes of recognition whose feature quantities are "max", when the number of bases is 250 and Cut-off freaquency is 0.8[pixels/cycle]

in\out	consolidation	GGO	honeycomb	crazy-paving	emphesema	nodular	正常
consolidation	20/42	41/42	32/42	41/42	25/42	38/42	32/42
GGO	16/42	20/42	9/42	28/42	18/42	13/42	11/42
honeycomb	20/42	39/42	20/42	37/42	24/42	23/42	25/42
crazy-paving	18/42	21/42	8/42	18/42	18/42	8/42	10/42
emphysema	20/42	38/42	19/42	39/42	19/42	24/42	21/42
nodular	21/42	40/42	26/42	39/42	25/42	18/42	26/42
正常	20/42	39/42	25/42	37/42	21/42	21/42	17/42

4. 考　　察

ZCA のピーク周波数帯域によって, 識別率に差が出ることから, クラスによって特徴的な周波数帯域があるように思われる. また, 特徴量を平均値か最大値をとるかによっても, 識別率に差が表れている. だが,CAD システムを構成することを考えたときに, 全体的に信用に足る結果とは言えない. そこで, 識別率が悪くなってしまった原因を, 問題点を仮定し, 検討していく.

4.1 仮　定　1

基底が各クラスを表現できるほど十分にはそろっておらず, 基底の数が識別を行うには足りない.

4.1.1 シミュレーション及び考察 1

ZCA フィルタのカットオフ周波数 0.8[pixels/cycle] に設定し, 基底の数を 250 個構成しシミュレーションを行った. 基底の数の増加により各画像における特徴量は $4 \times 250 = 1000$ 個となった. なお, 特徴量には平均値を用い, このときの識別率を**表 5** に示す.

識別率に, 多少の変動はあるものの, 基底の数と識別率の向上はあまり相関がみられない.

4.2 仮　定　2

入力画像が特定の周波数と方向に偏ってしまい, 基底の使われ方がクラス間であまり差がなくなってしまった.

4.2.1 シミュレーション及び考察 2

入力画像の周波数空間上における, 最大値の点を求める. カットオフ周波数別の各クラスの最大値の点の近似度を**表 6**, **表 7** に示す. 近似度は

$$N(a,b) = \frac{\sum_{u,v} a(u,v) \cdot b(u,v)}{\sqrt{\sum_{u,v} a(u,v)^2} \sqrt{\sum_{u,v} b(u,v)^2}} \tag{10}$$

で定義する. u,v は周波数空間における最大点の座標をであり, $a(u,v)$, $b(u,v)$ は各クラスの最大点の使用回数を意味する. また, スパースコーディングによる基底を構成するための入力画像と構成された基底の周波数成分の関係を調べるため, カットオフ周波数 0.8[pixels/cycle] 時のそれぞれの最大周波数の位置を重ね合わせたものを**図 4** に示す. この図は, 白に近ければ近いほど, その周波数成分がよく使われていることを意味している.

カットオフ周波数 0.8[pixels/cycle] 時の consolidation 以外の多くは入力画像の周波数上でほぼ同じ周波数成分が使われていることがわかる. また, 図 4 より, 同じ周波数領域の情報を基底により分解することによって画像を構成していると考えれることから, 周波数成分が似た分布となってしまったクラスは, 特徴量として差が現れにくくなり, 識別率が悪くな

表 6 カットオフ周波数 0.2[pixels/cycle] 時の各クラスごとの最大点の近似度
Table 6 Even classes of degree of approximation of max-point, when Cut-off freaquency is 0.2[pixels/cycle]

a\b	GGO	honeycomb	crazy-paving	emphesema	nodular	正常
consolidation	0.997	0.998	0.999	0.956	0.984	0.996
GGO		0.999	0.992	0.970	0.967	0.985
honeycomb			0.994	0.972	0.972	0.990
crazy-paving				0.946	0.987	0.996
emphysema					0.895	0.936
nodular						0.995

© 2009 Information Processing Society of Japan

Vol.2009-MPS-76 No.34
Vol.2009-BIO-19 No.34
2009/12/18

表 7 カットオフ周波数 0.8[pixels/cycle] 時の各クラスごとの最大点の近似度
Table 7 Even class of degree of approximation of max-point, when Cut-off freaquency is 0.8[pixels/cycle]

a\b	GGO	honeycomb	crazy-paving	emphesema	nodular	正常
consolidation	0.718	0.644	0.658	0.690	0.689	0.80
GGO		0.972	0.942	0.955	0.952	0.841
honeycomb			0.940	0.953	0.949	0.776
crazy-paving				0.944	0.955	0.848
emphysema					0.923	0.821
nodular						0.909

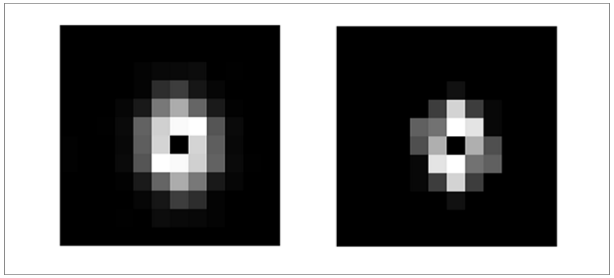


図 4 入力画像の最大点の重ね合わせの画像化, 及び基底の最大点を重ね合わせ画像化:左が入力画像, 右が基底
Fig. 4 Imaging of superimposed max point of input images and bases: left is input images, right is bases

ると考えられる. 実際に表 1〜表 4 を見ると, カットオフ周波数が 0.8[pixels/cycle] 時の周波数成分の重なりが比較的小さかった consolidation は識別率が他に比べると悪くないことからも, 同じ周波数成分に重なってしまうと識別率が悪くなることがいえる. よって, カットオフ周波数 f_0 は, 小さすぎてしまうと, 周波数帯域の重なりが強くなってしまうため, 十分なカットオフ周波数 f_0 を設定する必要がある.

5. ま と め

同じ周波数, 方向成分に偏ってしまっている画像からスパースコーディングを用いて, クラス識別を行い, 画像分類システムを構成することはあまり良くない. 対策として, あらゆる方向成分が現れるように回転画像を特徴抽出及び識別機の入力画像とすることが考えられる.

また, 前処理としての ZCA フィルタのカットオフ周波数を検討していくことで, 認識率の向上ができそうである.

参 考 文 献

1) 奥富正敏：ディジタル画像処理,2 版，財団法人 画像情報教育振興協会 (2004).
2) Huang, F.J. and LeCun, Y.: Large-scale Learning with SVM and Convolutional Nets for Generic Object Categorization, *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2006).
3) Olshausen, B.A. and Field, D.J.: Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images, *Nature*, Vol.381, pp.607–609 (1996).
4) Atick.J.J and Redlich, A.: Convergent algorithm for sensory receptive field development, *Newral Computation*, Vol.5, pp.45–60 (1993).
5) Fukushima, K., Miyake, S. and Ito, T.: Neocognitron: a neural network model for a mechanism of visual pattern recognition, *IEEE Trans Syst Man Cybern*, Vol.13, pp.826–834 (1983).
6) D.H.Hubel, T.: Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex, *J.Physiol*, Vol.106, pp.106–154 (1962).
7) D.H.Hubel, T.: Receptive fields of single neurones in the cat's striate cortex, *J.Physiol*, Vol.148, pp.574–591 (1959).
8) D.H.Hubel, T.: Receptive fields and functional architecture in two non-striate visual areas (18 and 19) of the cat, *J.Newrophysiol*, Vol.28, pp.229–289 (1965).
9) D.H.Hubel, T.: Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex, *J.Physiol*, Vol.195, pp.215–243 (1968).
10) Chang, C.-C. and Lin, C.-J.: LIBSVM (2009). http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/.
11) C.M.Bishop: *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer (2006).

© 2009 Information Processing Society of Japan