

## 劣化の影響を受けにくい画像間相違度に関する研究

岡藍子<sup>†</sup> 和田俊和<sup>††</sup>

本論文では、劣化画像を対象とした検索・照合の問題に適した画像間の相違性尺度を提案する。これまで、陰影の変化、遮蔽、ボケやブレ、解像度低下などの劣化に左右され難い検索・照合を実現するために、劣化の影響を受け難い特徴を使用することが研究されてきた。しかし、全ての劣化に対する不変特徴は存在せず、使用する特徴だけで劣化の影響を除去することはできない。本研究では、特徴ではなく相違性尺度を変更することによって、この問題を解決する方法を示す。劣化の多くは「画像を直交展開した際の項の欠落」によってモデル化することができる。このモデルの下では、欠落の起きていない部分の展開係数が一致すれば、劣化画像は比較した画像に近いと言える。この考えに基づき、まず、任意の直交展開に対して2枚の画像の展開係数の一致数ができるだけ多くなるように劣化画像の輝度値を調整する。次に、一致する要素が多いベクトル対に対してより小さい評価値が与えられる尺度を、上記の輝度調整された画像の展開係数ベクトルの組に適用する。このようにして得られた画像間相違度を用いた実験を通じて、提案する相違度により照合精度が、正規化相互相関を用いる場合よりも大幅に向上する事を確認した。

### A Study on Degradation Tolerant Dissimilarity Measures

AIKO OKA<sup>†</sup> TOSHIKAZU WADA<sup>††</sup>

This paper presents a set of dissimilarity measures suitable for image retrieval and matching tasks with degraded query images. For those applications, many works employ degradation invariant features. However, no feature can be invariant to all possible image degradations. In this paper, we focus on image dissimilarity measures rather than image features. A dissimilarity measure can be defined by answering two questions: “where to be measured between two image vectors” and “what metric to be used”. Most image degradations can be modeled by partial masking of orthogonal image expansion coefficients. Under this model, the number of mismatching coefficient pairs can be a dissimilarity measure. Then, we first propose a method for adjusting coefficient vector magnitude so as to maximize the number of matching coefficient pairs. Next, by applying those measures proportional to the number of mismatching coefficients to the

magnitude adjusted image pairs, we can define a degradation tolerant dissimilarity. Through extensive experiments, we confirmed that the matching rates by our measures are much higher than that of normalized correlation for image retrieval.

#### 1. はじめに

本論文では、劣化画像と原画像との照合問題を取り扱う。例えば、図1に示すクエリが劣化した場合の画像検索タスクでは、様々な画像の劣化に影響され難い画像間照合法が必要になる。

劣化の影響を受け難い画像間照合を実現するためには次の2つを用いることができる。

- ・ 劣化の影響を受けにくい画像特徴
- ・ 劣化の影響を受けにくい類似性・相違性尺度

これまでの、劣化の影響を受けにくい画像間照合の研究は、ほとんどの場合、前者の特徴を工夫するというアプローチが採られている。統計的に普遍特徴を学習とする Eigenfaces や, Fisherfaces, Independent Component Analysis (ICA), Fisher Discriminant Analysis (FDA) [1,2,3]等に関する研究や、平行移動などの加法変換群や拡大・縮小などの乗法変換群に対する特徴を、Fourier 変換や Mellin 変換後のパターンの対数から不変特徴を導出する手法は、古くから知られている[4]。最近では、SIFT や SURF などの局所特徴量[5,6]が提案され、これらを用いた Bag of Features(BoF)記述は、元の画像に対する部分的な遮蔽や幾何学的変換の影響を受けにくいことから良く用いられるようになってきている。また、画像全体のレイアウトにのみ依存し細かいテクスチャの変化に影響されにくい GIST 特徴[7]、陰影の影響を受けにくい Quotient Image[8]、Self-Quotient Image(SQI)[9]や Total Variation Quotient Image (TVQI) [10]、などもよく研究されている。結論から言えば、これらの中で全ての劣化の影響を受けない不変特徴は存在しない。例えば、Fourier 変換や Mellin 変換を用いる不変特徴抽出は非線形な伸縮や陰影変化には対応できない。また、遮蔽が起きる状況下での画像の対応付けには SIFT や SURF の局所特徴量が良く用いられるが、スケールの小さな特徴はボケやブレ、解像度低下

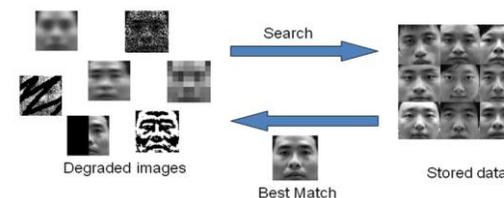


図1 劣化画像をクエリとした画像検索

Figure 1 Image retrieval using a degraded image as a query. The task is to find the original image stored in a database according to a single degraded query images.

の影響を受けやすい。したがって、類似画像検索や一般物体認識によく用いられる BoF も、同様の劣化に対して脆弱である。GIST 特徴は、画像全体のレイアウトを表現するため、もともと細部の影響は捨象するため、細かい対象の違いは表現しにくく、レイアウトが変化するような撮影方向の変化や、遮蔽の影響は大きく受ける。カラーヒストグラムでは、照明光の強度や色観測方向などの影響を受ける。照明変化の影響を軽減する方法[8,11]は、いずれも各個人につき異なる照明条件下で撮影された複数枚の画像が必要であるため、「任意の照明下で撮影された 2 枚の画像が同一人物であるか否かを判定する」という最もニーズのあるタスクに適用することはできない。QI[8]を 1 枚の画像から求める SQI[9]やその変種[10]は、各個人につき 1 枚の画像からモデルを生成する事が可能であり、陰影の影響も受けにくい、Halo Effect と呼ばれる明るい画素が照明の当たっている部分と当たっていない部分に生じるため、多数のフィルタを適用し、非線形変換を行うなど大量の計算を行うことで、これを抑制しなければならない。また、これらでは遮蔽やぶれ、ぼけ等、陰影の変化以外の劣化の影響を回避することはできない。このように、画像の劣化を、使用する特徴によって吸収しようとする戦略は、ある特定の劣化に対しては効果的でも、全ての劣化の影響を緩和することはできない。

一方、2 枚の画像間の比較に用いられる類似性・相違性尺度についても幾つかの研究例がある。これらの手法では、画像  $\mathbf{x}, \mathbf{y}$  を明度変化に対応させるために、正規化した後、それらの相違度あるいは類似度を  $L_1$  ノルムや  $L_2$  ノルム, Canberra distance, Czekanowski's coefficient, 正規化相互相関等を用いて測る方法が一般的である。類似画像検索タスクでのベンチマーク [12,13]によると、これらの中でも正規化相互相関が最も高精度に探索が行えることが報告されている。その一方で、ヒストグラム間のマッチング尺度としてはビン間の度数移動が起こるため、Earth Movers Distance (EMD)[14]によって、ビン間で度数移動を許容したマッチングの尺度も提案されている。しかし、この手法では線形計画問題を解くため、ビン数の少ないヒストグラム特徴しか扱うことができない。これら以外にも、同一クラスの画像を部分空間で表現し、各部分空間とクエリとの  $L_0$  ノルムを最小化する問題を、 $L_1$  最小化問題として解く方法[15]が提案されている。しかし、この研究では、1 対 1 の画像の比較が行えないため、本研究で取り扱う問題には適用できない。

本研究では、上に述べた 2 つの立場のうち、後者の立場から、画像の劣化の影響を受けにくい画像間相違度について検討する。基本的な考え方は次のとおりである。

本研究では、「劣化画像とは、無規則に乱れた画像ではなく、原画像と一致する成分を含む画像である」と仮定する。例えば、画素の欠落の場合、原画像と比べて値が一致する画素もあり、ボケの場合は高周波数成分の欠落であるため、低周波数成分は原画像と一致する。また物体による遮蔽やノイズが混入している場合でも、それ以外

に原画像と一致する画素も存在する。以上のように、上記の仮定と合致する画像の劣化は数多く存在する。この考えに基づき、次に示す 2 つの劣化モデルを導入する。

【劣化モデル 1】

画像の劣化を、「直交展開した際の項の欠落」、すなわち原画像の直交関数展開係数の一部が 0 になった状態ととらえる。明るさの変化も考慮すると、原画像  $\mathbf{x}$  と劣化画像  $\mathbf{y}$  は、以下のように表わされる。

$$\begin{cases} \mathbf{x} = \sum_{i=1}^m c_i \phi_i & (\text{OriginalImage}) \\ \mathbf{y} = \alpha \sum_{i=1}^r c_i \phi_i & (\text{DegradedImage}) \end{cases} \quad (1)$$

但し、 $\phi_i (i=1 \dots m)$  は正規直交基底、 $c_i$  は展開係数、 $\alpha$  は明度変化を表しており、 $r < m$  である。

例えば、Fourier 級数展開では、高周波数成分の欠落はボケとなり、 $\delta$  関数による展開では、画素値の欠落が表現できる。

【劣化モデル 2】

画像の劣化を、直交展開した際の項の一部にノイズが混入している状態ととらえる。このとき、原画像  $\mathbf{x}$  と劣化画像  $\mathbf{y}$  は、ノイズを表わす係数  $n_i$  が付加されて以下のように表わされる。

$$\begin{cases} \mathbf{x} = \sum_{i=1}^m c_i \phi_i \\ \mathbf{y} = \alpha \left( \sum_{i=1}^m c_i \phi_i + \sum_{i=r+1}^m n_i \phi_i \right) = \sum_{i=1}^m c_i' \phi_i \end{cases} \quad (2)$$

この劣化モデルは、輝度値が 0 でない物体による遮蔽や、Halo effect, ノイズの混入などを表現することができる。

前述の仮定、および、上記の劣化モデルの下では、 $\mathbf{x}$  と  $\mathbf{y}$  の間で「一致しない成分の差が大きくても、一致する成分が多い時に値が小さくなる」という性質が、劣化に対して頑健な相違性尺度の条件となる。このような相違性尺度は、1) 比較する画像ベクトル間のどこを測るかという問題と、2) どんな尺度で測るのかという問題の 2 つに答えることで、定義することができる。これらに対する適切な答えは、劣化モデル 1 および 2 で異なるため、詳細な議論は後述するが、概要は以下の通りである。

上記 2 つの劣化モデルでは、原画像を直交展開した際の一部の基底 ( $i=r+1 \sim m$ )

のみが劣化しているケースを仮定しており，うまく画像間の明るさを合わせれば，「原画像  $\mathbf{x}$  と劣化画像  $\mathbf{y}$  の  $i=1 \sim r$  の展開係数が非常に近い値を取る」と言える．換言すると，「明るさを合わせたベクトル間の差分を  $\boldsymbol{\phi}_i$  で展開すると係数の多くは 0 またはそれに近い値を取る」，すなわち

$$\mathbf{x} - \mathbf{y} / \alpha = \mathbf{x} - \gamma \mathbf{y} = \sum_{i=r+1}^m C_i \boldsymbol{\phi}_i \quad (3)$$

が成り立つ．但し， $C_i$  は適当な係数である．このように，差分ベクトルの展開係数になるべくスパースになるように係数  $\gamma$  を決定することは，1) のベクトル間のどこを測るかという問題に帰着する．この差分ベクトルと，2) ベクトルがスパースであるほど小さな値をとる尺度，を組み合わせると，劣化に対して頑健な相違性尺度を求めらる．

以下 2 章では提案手法である劣化画像を用いた相違性尺度について，3 章で画像をクエリとした検索実験の結果，4 章で考察，5 章でまとめについて述べる．

## 2. 劣化画像を用いた相違性尺度

画像間相違度を計算するにはデータベース内の各画像の明るさを揃えるために正規化を行う必要がある．通常良く用いられる正規化は，劣化画像に対して  $L_2$  ノルムを 1 に合わせる正規化法である．この方法はベクトル間の角度の大小比較と等価であり，正規化相互相関による類似性評価と一致する．しかし，この方法では図 2(a) のように画像の劣化を拡大してしまうという問題点がある．そこで，原画像  $\mathbf{x}$ ，劣化画像  $\mathbf{y}$  をまず  $\mathbf{x} / \|\mathbf{x}\|$ ， $\mathbf{y} / \|\mathbf{y}\|$  と正規化した後に， $\mathbf{x} / \|\mathbf{x}\| - \gamma \mathbf{y} / \|\mathbf{y}\|$  を直交展開したときの展開係数  $c_i$  の 0 要素ができるだけ多くなるように係数  $\gamma$  を決定する．次に， $\mathbf{x} / \|\mathbf{x}\|$  と  $\gamma \mathbf{y} / \|\mathbf{y}\|$  の展開係数の不一致の数が多いほど大きな値をとる尺度  $d(\cdot, \cdot)$  を適用し，相違度  $d(\mathbf{x} / \|\mathbf{x}\|, \gamma \mathbf{y} / \|\mathbf{y}\|)$  を導出する．

### 2.1 劣化モデル 1 に対する $\gamma$ の決定法

劣化モデル 1 に対しては，欠落の起きていない  $i=1 \sim r$  の展開係数を出来るだけ一致させるように距離を測る方法が必要となる．これは，図 2(b) に示すように，原画像  $\mathbf{x}$  を劣化画像  $\mathbf{y}$  に射影し，その射影残差を測ればよい．このとき  $\gamma = (\mathbf{x} / \|\mathbf{x}\|) \cdot (\mathbf{y} / \|\mathbf{y}\|)$  であるので，差分は，次式のように展開係数  $i=1 \sim r$  が全て 0 になる．

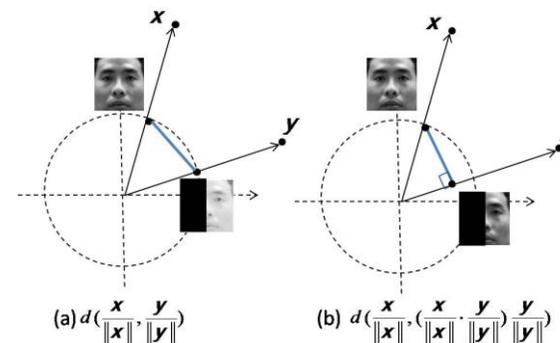


図 2 画像ベクトル間の距離の測り方

(a) ノルム正規化後の距離，(b)  $\mathbf{y}$  に対する射影残差

Figure 2 Illustration of two measurements.

$$\frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|} - \left( \frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|} \cdot \frac{\mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \right) \frac{\mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} = \frac{1}{\left( \sum_{j=1}^m c_j \boldsymbol{\phi}_j \right)^T \left( \sum_{j=1}^m c_j \boldsymbol{\phi}_j \right)} \sum_{i=r+1}^m c_i \boldsymbol{\phi}_i \quad (4)$$

尚，この性質は，正規直交基底の種類に依存しない．

このときの，相違性尺度は以下のように表される．

$$d\left(\frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|}, \left(\frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|} \cdot \frac{\mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|}\right) \frac{\mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|}\right) \quad (5)$$

### 2.2 尺度 $d(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ の検討

式(4)の差分ベクトルの「長さ」を測る場合，「差分がスパースになるベクトル対ほど画像間の一致性が高い」という基準で考えると，要素間の不一致数が多いベクトル対に対してより大きな値をとる尺度が必要になる．

$L_2$  ノルム，

$$d_{L_2}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - y_i)^2} \quad (6)$$

や正規化相互相関と等価な角度差評価，

$$d_{ang}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 1 - \frac{\mathbf{x} \cdot \mathbf{y}}{\|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\|} \quad (7)$$

は、座標系の回転に対して不変であり、 $\mathbf{x} - \mathbf{y}$  のスパースさとは無関係である。これに対して、 $L_1$  ノルム、

$$d_{L1}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^m |x_i - y_i| \quad (8)$$

は座標系の回転の影響を受け、差分がスパースになるベクトルに対して小さい値を取る。このことは、図3に示すように  $L_2$  ノルムが一定の条件下で 0 要素の個数を変化させた場合の  $L_1$  ノルムの変化からも確認出来る。

$L_1$  ノルムを一般化した Canberra distance

$$d_{can}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^m \frac{|x_i - y_i|}{|x_i + y_i|} \quad (9)$$

や、Czekanowski's coefficient,

$$d_{cz}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 1 - \frac{2 \sum_{i=1}^m \min(x_i, y_i)}{\sum_{i=1}^m (x_i + y_i)} \quad (10)$$

も特徴ベクトル間の比較尺度として良く用いられる。但し、Czekanowski's coefficient は正の値しか扱えない。

これらの性質を明らかにするために、図4に、2次元平面上の基準点から一定値以内に存在する点集合（勢力圏）を示す。 $L_2$  ノルムは座標系に依存しないため勢力圏は

円になるが、 $L_1$  ノルムは座標系に依存するため菱形になる。但し、これらの距離は共に、基準点の位置の影響は受けず、勢力圏はどの位置でも同じ形状である。これに対して、Canberra distance や Czekanowski's coefficient も座標系に依存する事から、勢

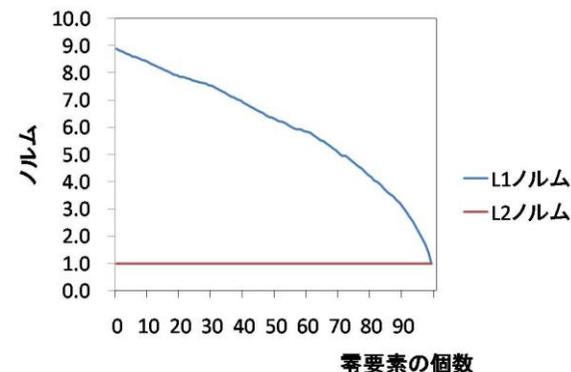


図3 零要素の個数とノルムの関係

Figure 3 L1 and L2 norms when changing the number of support (non-zero pixels).

力圏は共に菱形に近い形状となるが、基準点の位置によって勢力圏の大きさが変わるという性質がある。具体的には、 $\mathbf{x}$  や  $\mathbf{y}$  が短ければ大きな尺度を与える。さらに Canberra distance は基準点が各軸に近くなると勢力圏の形状が大きく変化する。これは  $\mathbf{x} - \mathbf{y}$  の 0 要素だけでなく、 $\mathbf{x}$  や  $\mathbf{y}$  そのものの要素に 0 に近いものがある場合、その要素の不一致に敏感になるという性質である。また、比較する一方のベクトルの要素が 0 であれば、もう一方がどんな値でも一定値になる。このため、画像検索では、クエリ画像ベクトルの要素が 0 になる劣化部分の影響を全く受けないという性質を持つ。

スパースな差分ベクトルは 0 要素を多く含むことから、 $L_0$  ノルムを用いる方法も考えられる。 $L_0$  ノルムの値は非 0 要素の個数であり、この値が小さい程 0 要素が多いスパースなベクトルであると言える。

$$d_{L0}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^m (x_i - y_i)^0 \quad (11)$$

$L_0$  ノルムの勢力圏は図を省略するが、場所に依存しない '+' の形状になる。ただし、 $L_0$  ノルムは要素間の差が 0 に近い微小な値であったとしても、他の要素間の差と同じように非 0 要素としてカウントしてしまう。そこで、 $L_0$  ノルムに許容誤差を導入し尺度を拡張する。これらベクトルの要素間に一致するものが多いほど小さな値とな

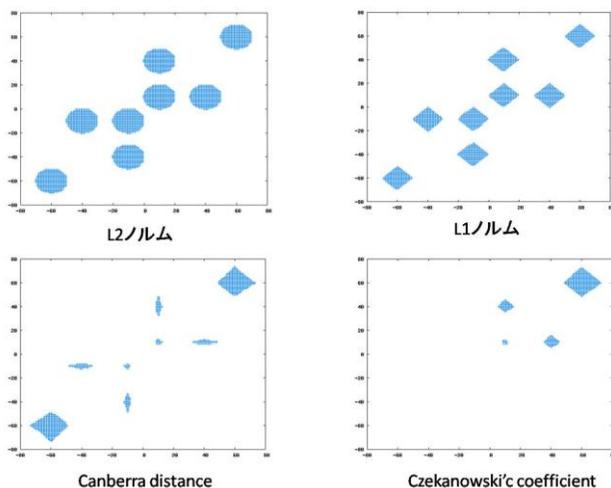


図 4 基準点から一定の尺度内にある点集合

Figure 4 The equidistance points from a center point with a same distance using L2 norm, L1 norm, Canberra distance, and Czekanowski's coefficient.

る 4 つの尺度を, 2.1 で求めたベクトル対,  $d(\frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|}, (\frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|} \cdot \frac{\mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|}) \frac{\mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|})$  に適用して得られる画像間相違度を, R-L1, R-Canberra, R-Czekanowski, exR-L0 と表わし, 劣化モデル 1 に対して本研究で提案する尺度とする.

### 2.3 劣化モデル 2 に対する $\gamma$ の決定法

次に, 明るい物体による遮蔽やノイズの混入がある劣化モデル 2 を考える. このモデルでも, 原画像  $\mathbf{x}$ , 劣化画像  $\mathbf{y}$  を正規化したのち, 画像間の差分ベクトル

$\frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|} - \gamma \frac{\mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|}$  を  $\phi_i$  で展開したときの展開係数の 0 要素ができるだけ多くなるように倍率  $\gamma$  を決めればよい. 画像間の差は次のように表わされる.

$$\frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|} - \gamma \frac{\mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} = \sum_{i=1}^m (\frac{c_i}{\|\mathbf{x}\|} - \gamma \frac{c_i}{\|\mathbf{y}\|}) \phi_i \quad (13)$$

$\phi_i$  で展開したときの展開係数の 0 要素ができるだけ多くなる倍率  $\gamma$  は, 式(13)の  $\phi_i$  の

係数ができるだけ 0 近くなる回数が増えるように選ぶ必要がある. すなわち,

$$\gamma_i = \frac{\|\mathbf{y}\| c_i}{\|\mathbf{x}\| c_i} \quad (14)$$

を計算した時に, 最も頻度が高くなる  $\gamma_i$  を最適な倍率  $\gamma^*$  とすれば良い. これは, 投票度数を  $h(\gamma)$  とすると,  $\gamma^* = \arg \max_{\gamma} h(\gamma)$  と表わされ, Hough 変換と同様に投票型アルゴリズムによって求めることができる. 最適な倍率に対する投票度数  $h(\gamma^*)$  は一致する要素の個数であり, 正規化後のベクトル間の差分の  $L_0$  ノルムは  $m - h(\gamma^*)$  となる. すなわち, ここで述べた  $\gamma^*$  の求め方は,  $L_0$  ノルムを最小化する手法であると言える. この  $\gamma^*$  は,  $L_0$  および  $L_1$  ノルムを最小化する効果はある[15]が, 他の尺度にとっての効果は不明である. これを確認するために, 2.2 で検討した尺度

を, ベクトル対,  $d(\frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|}, \gamma^* \frac{\mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|})$  に適用させて得られる画像間相違度を V-L1,

V-Canberra, V-Czekanowski, exV-L0 と表し, 実験 3 で特性を調べる.

### 3. 実験

この章では, 提案する相違性尺度と, 以下に示す従来手法であるベクトル対,

$d(\frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|}, \frac{\mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|})$  に 5 つの尺度を適用させた画像間相違度, N-L2, N-L1, N-Canberra,

N-Czekanowski, exN-L0, との比較実験の結果を示す. 実験では, 1)様々な劣化を伴う画像, 2)照明変化を伴う画像, 劣化モデル 2 を前提とした 3)白画素を含む画像, を対象とした検索実験を行った.

#### 3.1 (実験 1)劣化モデル 1 に対する検索実験

実験 1 では劣化モデル 1 に対応する画像間相違度を用いて劣化画像をクエリとした画像検索の実験を行った. CAS-PEAL face database から 1021 枚の原画像を抽出してデータベースを構成し, クエリはデータベース内からランダムに 100 枚選び, 様々な劣化を手動で与えた. 顔画像はそれぞれ目の位置を合わせ  $64 \times 64$  のサイズにクリッピングしてある. まず, 図 5 に様々な欠損を劣化として与えた場合の認識率を示す. この結果から, N-L2 (正規相互相関と等価) と exN-L0 は欠損に弱いことが分かる. これは, 不適切な正規化によって対応する画素の輝度値にずれが生じている為である. 一

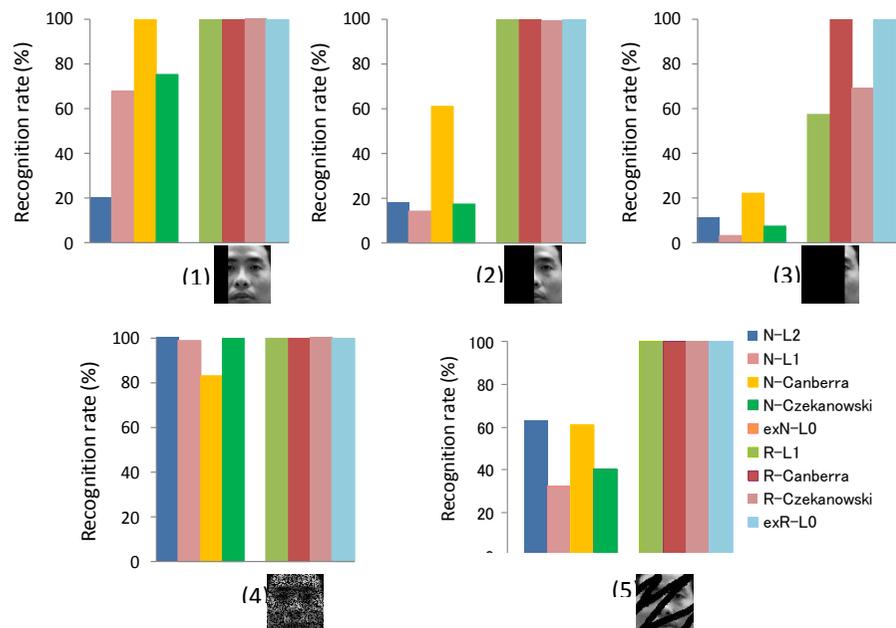


図 5 劣化を伴う画像をクエリとした検索実験の認識率(%). 劣化の種類:(1)1/4 欠損, (2)1/2 欠損, (3)3/4 欠損, (4)ランダム欠損(70%), (5)手書き欠損  
Figure 5 Recognition rate (%) on CAS-PEAL face database. Degraded images are (1)occlusion 1/4, (2) occlusion 1/2, (3) occlusion 3/4, (4) random occlusion (70%), and (5)hand-written occlusion, manually.

方, 提案手法は式(1)に示す正規直交基底  $\phi_i$  は  $\delta$  関数で展開できるため, 画像間の差分ベクトルはスパースになり, 0 要素が多いほど距離を小さく評価する R-L1, R-Canberra, R-Czekanowski, exR-L0 は従来手法に比べ高い認識率を達成している. このような画素の欠落による劣化では, 劣化画像の展開係数の一部は 0 となる. このため, クエリの 0 要素に対して一定値を返す, Canberra distance は欠落の起きていない展開係数  $i=1 \sim r$  の比較のみを行っていることになり, よい結果が得られている. また, 差分ベクトルの展開係数の一部は 0 となるため, exR-L0 は全てのケースにおいて 100% の認識率となっている. 次に, 図 6 にブレやボケなどの一様劣化に対する認識率を示す. 図中(8)のようなブレ画像は正規直交基底を  $\delta$  関数とした場合は, これらの劣化は劣化モデル 1 には当てはまらず, 画像ベクトル間で一致する要素の個数が少なくなり, 明

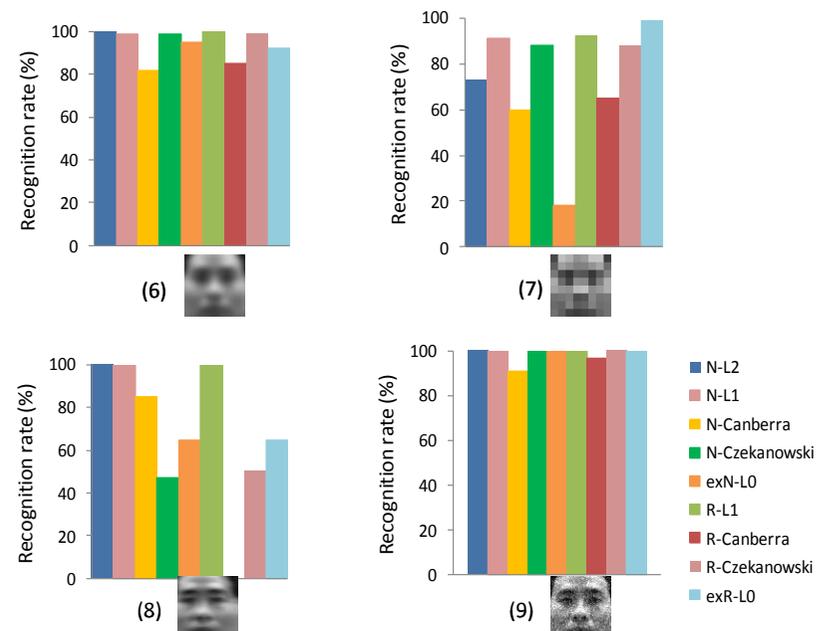


図 6 劣化を伴う画像をクエリとした検索実験の認識率(%). 劣化の種類:(6)ガウシアンによるブレ(カーネルサイズ  $11 \times 11$ ), (7)低解像度画像( $8 \times 8$ ), (8)ブレ(カーネルサイズ  $1 \times 21$ ), (9)ガウシアンノイズ(平均 0, 標準偏差  $\sigma=80.0$ )  
Figure 6 Recognition rate (%) on CAS-PEAL face database. Degraded images are (6) Gaussian blurring, (7) down sampling, (8) blurring, and (9) Gussian noise, manually.

るい画素と暗い画素が対応することになる. このため, クエリ画像の要素が大きく原画像の要素が小さい場合や, 弱い信号の不一致に対して大きな値をとる R-Czekanowski や, R-Canberra は, 精度が下がる. これに対して R-L1 や, 0 付近の微小な差を 0 に吸収する exR-L0 は一様劣化の場合でも比較的安定に認識が行えている. 一方で, 一様劣化の場合は原画像と劣化画像の角度差が小さいため N-L2 (正規化相互相関と等価), N-L1, exN-L0 など従来手法でも提案手法と同程度の認識率を達成していることが分かる.

### 3.2 (実験 2)劣化モデル 2 に対する検索実験

ここでは, 画素値 255 のノイズ混入が起きた画像をクエリとし, 劣化モデル 2 の相違

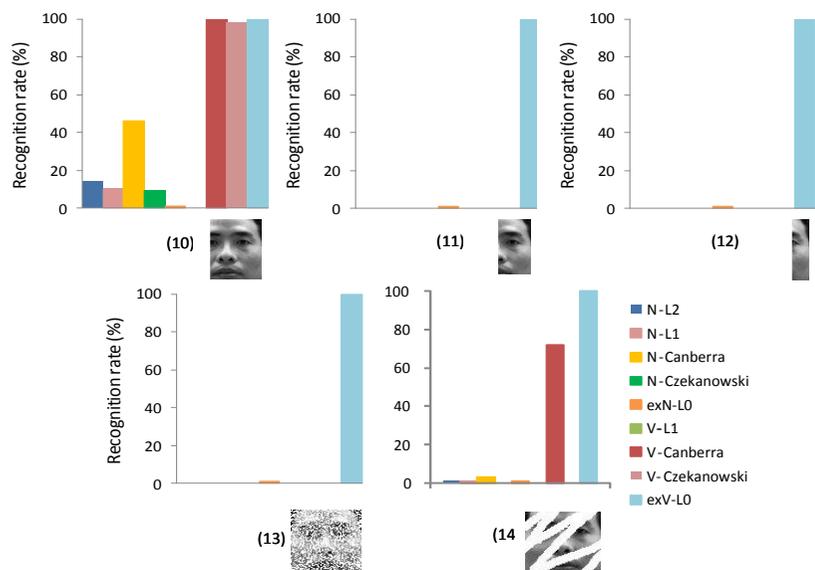


図 7 白欠損を含む画像をクエリとした画像検索結果(%). 劣化の種類: (10)白欠損 1/4(11)白欠損 1/2(12)白欠損 3/4(13)ランダム白欠損(70%)(14)手書き白欠損  
Figure 7 Recognition rate (%) on CAS-PEAL face database. Degraded images are white mask (7) 1/4, (8) 1/2, (9) 3/4, (10) hand-written, and (11) random (70%), manually.

度で実験 1 と同じ条件下で実験を行った. 図 7(10)-(14)の場合, 適切な  $\gamma$  を用いると, 図 5(1)-(5)の欠損による劣化と同様に差分ベクトルの展開係数が 0 と一致するはずである. この結果から, exV-L0 は白画素の混入を含む場合でも, 投票により求めた倍率  $\gamma^*$  を用いることで, 0 要素が多い差分ベクトルが求められ, 正規化相互相関と比べてはるかに高い認識率を達成している事が分かる.

### 3.3 (実験 3)照明変化を伴う画像をクエリとした検索実験

次に, 異なる照明条件下で撮影された正面顔画像をクエリとし, Extended Yale B Face database の中から 38 人の正面顔画像のうち正面光があたっているもののみをデータベースとした検索の認識結果を示す. Extended Yale B Face database に含まれる 64 種類の照明条件は, 光源方向により 5 つのサブセットに分類されており, 本実験ではそのうちの 4 つのサブセットに含まれる 43 照明条件化で撮影された 10 人の画像をクエリと

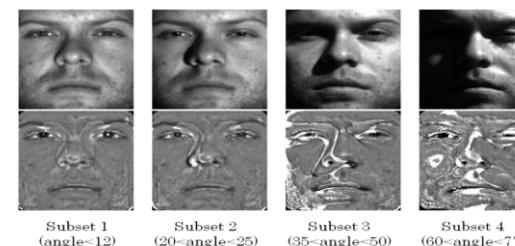


図 8 Extended Yale B Face database の簡易 SQI の例

Figure 8 Examples of the Extended Yale B Face database. This dataset contains frontal images of 39 individuals under 64 different lighting conditions, which are divided into 5 subsets corresponding to the light-source directions. In the experiments, only subset 1, 2, 3, and 4 were employed for evaluating the recognition rate.

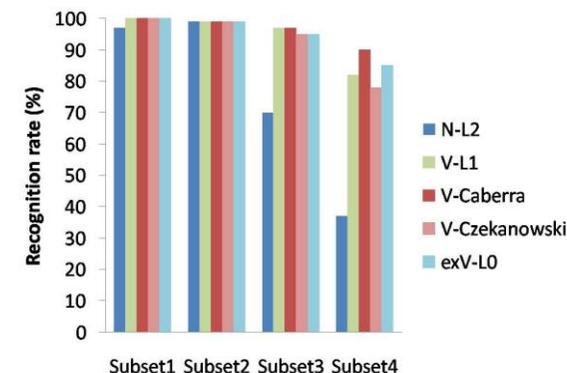


図 9 照明変化を伴う画像をクエリとした検索実験の認識率(%)  
Figure 9 Recognition rate (%) on the Extended Yale B Face database.

し用いた (図 8). 各画像はそれぞれ目の位置を合わせてクリッピングしてあり, データベース内の画像とクエリ画像はそれぞれ簡易 Self-Quotient Image (簡易 SQI) に変換してから検索を行うものとする. 今回の実験では, 高速化のために, 異なるスケールのガウシアンカーネルによる畳みこみ計算や, 非線形化など計算時間のかかる処理は行っておらず, 敢えて Halo Effect が残った状態で実験を行った. すなわち, 本実験で用いた SQI は従来法とは全く異なるものである. 図 8 に示す照明変化による劣化を伴った SQI はノイズが混入した状況と考え, 劣化モデル 2 を適用した. 図 9 に, それぞれのサブセット毎の認識率を示す. この結果からも, 提案手法では光源方向により Halo

Effectが顕著に現れるサブセット4に対しても、N-L2（正規化相互相関と等価）に比べて高い認識率を達成していることが分かる。

#### 4 考察

実験から、劣化モデル1のように劣化画像を直交展開した際の基底の欠落として表現したとき、画素の欠落による劣化の場合には、欠落の起きていない成分間の比較のみを行う R-Canberra や、差分ベクトルの展開係数の0要素の多さで評価をする exR-L0 が有効であることが分かった。一方で、一様劣化の場合には、差分ベクトルの展開係数が完全に0と一致しないため、弱い信号の不一致に敏感な R-Canberra や R-Czekanowski は適さないことが分かった。このことから、劣化モデル1に対しては射影残差を拡張  $L_0$  ノルムで評価する方法が最も有効であると判断出来る。また、拡張  $L_0$  ノルムは劣化モデル2に適用した場合にも有効であることが実験2により確認できた。照明変化による劣化画像の場合においては、V-Canberra で最も高い認識率となっているが、実験2の(8)のようなブレ画像には適さないなど劣化の種類に大きく影響を受けてしまう。これに対して、 $L_0$  ノルムは要素間がどれだけ一致しているかを評価基準としており、本研究の目的である「一致しない成分の差が大きくても、一致する成分が多い時に値が小さくなる相違度」という基準に適合していることが実験からも確認できる。

#### 5 まとめ

本論文では、劣化に対して頑健な画像間相違度を提案した。まず、「劣化モデル1：画像を直交展開した際の基底が欠落している場合」と、「劣化モデル2：ノイズが混入している場合」の2つの劣化モデルを対象として、画像間の差分ベクトルが出来るだけスパースになるような差分ベクトルの求め方を提案した。次に、差分がスパースとなるベクトル対に対して小さな値を取る尺度を選択し、これらを組み合わせることによって、画像間相違度を導出した。劣化画像をクエリとした画像検索実験を通じて、提案する相違性尺度により、従来よりも認識率が大幅に向上することを確認した。また、異なる照明条件下で撮影された画像から求めた簡易 SQI をクエリとする検索実験においても、提案する相違性尺度は Halo Effect の影響を受けにくく、正規化相互相関よりもはるかに高い認識率をもたらすことを確認した。これは、計算量の多い SQI の計算を高速化するために簡易化しても、認識率が向上できることを示している。本提案手法は、画像のみならず、一般的な特徴ベクトルに対しても有効であり、特に遮蔽等によって要素の欠落が起きる BoF 特徴量同士の比較にも適しており、画素情報ではなく SIFT や SURF などの局所特徴量を用いることで、位置やスケールの変化にも対応できる。また、本研究で提案した相違性尺度は比較するベクトル対毎に相違度の計算方法が変化するという特性があるため、このような場合の最小相違度に基づく高速な画像

検索アルゴリズムの開発も必要である。今後は、これらの課題に取り組んでいく予定である。

#### 文 献

- [1] W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, and A. Rosenfeld, "Face Recognition: A Literature Survey. ACM Computing Surveys," vol.35, no.4, pp.399-458, 2003.
  - [2] A. Samal, and P. Iyengar, "Automatic Recognition and Analysis of Human Faces and Facial Expressions: A Survey," PAMI, vol.25, no.1, pp.65-77, 1992.
  - [3] R. Chellappa, C. L. Wilson, and S. Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey," Proc. IEEE, vol.83, no.5, pp.705-740, 1995.
  - [4] 大津展之, "パターン認識における特徴抽出に関する数理的研究," 電子技術総合研究所研究報告, 818, 1975-07.
  - [5] D.Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," Springer Netherlands, IJCV, pp. 91-110, 2004.
  - [6] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features," Proc. of ECCV, pp. 404-417 (1), 2006.
  - [7] A. Torralba, "Contextual priming for object detection," IJCV, vol. 53, no.2, 169-191, 2003.
  - [8] H.Wang, S. Z. Li, and Y.Wang, "Generalized Quotient Image," CVPR, vol.2, pp.498-505, 2004.
  - [9] H. Wang, S. Z. Li, Y. Wang, and J. Zhang, "Self Quotient Image for Face Recognition," ICIIP, vol.2, pp.1397- 1400, 2004.
  - [10] T. Chen, W. Yin, X. S. Zhou, D. Domaniciu, and T. Huang, "Illumination normalization for face recognition and uneven background correction using total variation based image models," in Proc. of CVPR'05, vol. 2, San Diego, pp. 532-539, 2005.
  - [11] A. S. Georghiadis, P. N. Belhumeur, and D. J. Kriegman, "From Few to Many: Illuminaion Cone Models for Face Recognition under Variable Lighting and Pose," PAMI, vol.23, no.6, pp.643-660, 2001.
  - [12] R. A. Fisher, "The statistical utilization of multiple measurements," Ann. Eugen, vol.8, pp.376-386, 1938.
  - [13] D. Androustos, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsanopoulos, "Distance Measures for color image retrieval," ICIIP, vol.2, pp.770-774, 1998.
  - [14] Y. Rubner, C. Tomasi, and L. Guibas. The Earth Mover's Distance as a Metric for Image Retrieval. *International Journal of Computer Vision*, 40(2):99-121, 2000.
- J, Wright, A. Ganesh, A. Yang, and Y. Mat, "Robust Face Recognition via Sparse Representation," PAMI, vol.31, no.2, pp.210-227