原著論文

t -normに基づいたヒストグラム交差法の提案と画像検索への応用

岡本 一志*, 董 芳艶*, 吉田 真一**, 廣田 薫*

* 東京工業大学 大学院総合理工学研究科 知能システム科学専攻, ** 高知工科大学 情報学群

Families of t -norm based Histogram Intersections for Content-Based Image Retrieval

Kazushi OKAMOTO*, Fangyan DONG*, Shinichi YOSHIDA** and Kaoru HIROTA*

* Department of Computational Intelligence and Systems Science, Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology G3-49, 4259 Nagatsuta, Midori-ku, Yokohama 226-8502, Japan

** School of Information, Kochi University of Technology, 185 Miyanokuchi, Tosayamada-cho, Kami-city, Kochi 782-8502, Japan

Abstract : Families of t -norm based histogram intersections and a corresponding content-based image retrieval system are proposed. It is shown that the retrieval performance varies depending on the semantic category of the image and the usage of different t -norms results in a performance increase. Computational costs are determined as both the complexity and the average of 10^6 calculation times needed to calculate each similarity on a personal computer. To evaluate retrieval performance, precision and recall on the Corel image databases are determined, and Friedman test and Scheffe's method are used to find difference between similarity measures. The results suggest that the proposals have the best average Friedman ranks in some categories (implying improved precision) having only 125 ms overhead when compared to the basic histogram intersection. Due to observed performance of families of t -norm based histogram intersection, system performing boosting of such norms could increase the overall accuracy in content-based image retrieval.

Keywords : t -norm, Histogram, Image retrieval

1. は じ め に

画像内容に基づいた画像検索システム [1-6] では、ユーザが入力したクエリ画像およびデータベース中の各画像からそれぞれ画像特徴量を算出し、得られた特徴量から画像間の類似度を求め、類似度の順に画像を検索結果として出力する。既存の画像内容に基づいた画像検索システム [5, 6] では、統計量やヒストグラムで表現された色 [7] やテクスチャ [8], エッジ [9]などを画像特徴量として利用している。類似度（または非類似度）の算出には、コサイン類似度や Manhattan 距離, Euclidean 距離, Minkowski 距離, ヒストグラム交差法 [10], Bhattacharyya 距離 [11], Hellinger 距離 [11], Jeffrey divergence [12], χ^2 統計値, 2 次形式距離 [13], Wald-Wolfowitz 統計値 [14]などが用いられている。類似度関数のひとつとして提案されているヒストグラム交差法 [10] は、2つのヒストグラムの各階級の共通部分を $\min$ 演算により求め、その総和をヒストグラム間の類似度としている。一方、 $\min$ 演算は t -norm と呼ばれる論理積を一般化した演算のひとつであり [15, 16], 各階級の共通部分の算出に $\min$ 演算以外の t -norm を用いることでヒストグラムの各階級の一致度評価を t -norm の選択により可変にできる。

本論文では、既存のヒストグラム交差法を拡張し、 $\min$ 演算を t -norm に置き換えるだけでなく、同じヒストグラムの比較時に類似度が最大となるよう拡張した t -norm に基づいたヒストグラム交差法を提案する。そして、提案するヒストグラム交

差法に適用可能な t -norm の条件を明らかにし、パラメータ付き t -norm である Dubois t -norm と Hamacher t -norm が条件を満たす t -norm であることを示す。Dubois t -norm と Hamacher t -norm は $\min$ 演算と代数積の間の値をとる t -norm であり [15], t -norm の順序関係から、提案法はパラメータによりコサイン類似度と既存のヒストグラム交差法の間の類似度をとる。

提案する t -norm に基づいたヒストグラム交差法の処理性能と提案法を類似画像検索システムの類似度関数として適用した際の検索精度を評価する。処理性能は、提案法および既存の9種類の類似度関数に対し、類似度算出に必要な演算数と計算機への実装による処理時間の計測から評価する。処理時間は Intel Core i7 860 2.80GHz, 4GB RAM, FreeBSD 8.0 計算機上へのC言語を用いた実装により、50次元のヒストグラムに対する1,000,000回の類似度の算出に要した時間を計測する。1,000回の計測結果に対し、Bonferroni補正に基づいた t 検定による多重比較を行うことで処理性能に有意差があるかを検証する。検索精度は画像をクエリとして入力する画像検索システムを構築し、1,000回の問い合わせを行う類似画像検索実験から適合率と再現率を求めることで評価する。検索実験では、普及した画像形式である JPEG [17]からの高速な特徴量算出を実現している Okamoto らの離散コサイン変換領域の色特徴とテクスチャ特徴 [18]を用い、既存の7種類の類似度関数と比較する。画像データベースには、画像検索システムの評価に用いられている Corel1000-A データベース [4-6] および Corel1000-B データベース [5] を利用する。適合率と再現率は各データベース中の各画像をクエリとした際

の検索結果から求め、各再現率における各類似度関数の適合率に対してFriedman順位検定を適用し、類似度関数間で有意差があるかを確認する。Friedman順位検定により、類似度関数間に有意差が確認できた場合、有意差のある組み合わせを検証するためScheffe法による多重比較を行う。

2では t -normに基づいたヒストグラム交差法を提案し、適用可能な t -normの条件とDubois t -normとHamacher t -normが条件を満たす t -normであることを示す。3では提案法の算出に必要な演算数と計算機上への実装による処理時間の測定を行い、他の類似度関数と処理性能について比較する。4では画像をクエリとする画像検索システムを用いた類似画像検索実験を行い、得られた検索結果から適合率と再現率の観点で検索精度について評価する。

2. t -normに基づいたヒストグラム交差法

階級数 n のヒストグラム $x, y \in [0, 1]^n$ に対する既存のヒストグラム交差法 $s_{\min}: [0, 1]^n \times [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ は、

$$s_{\min}(x, y) = \sum_{i=1}^n \min\{x_i, y_i\} \quad (1)$$

定義される [10]。このとき、ヒストグラム x, y の各階級の総和は1に正規化されているものとする。また、1に正規化されたヒストグラムであれば、

$$1 - \sum_{i=1}^n \min\{x_i, y_i\} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (2)$$

となる [10]。

正規化されたヒストグラムは、各階級をファジィ集合、度数を各ファジィ集合への所属度と見なすことができる。ファジィ集合間の積集合は t -normと呼ばれる論理積を一般化した演算により求めることができる [15, 16]。既存のヒストグラム交差法では、2つのヒストグラムの各階級に対し $\min$ 演算を適用し、演算結果の総和を類似度としている。 $\min$ 演算は最大の t -normであり、 $\min$ 演算以外の t -normを用いることで、ヒストグラムの各階級の一致度評価が t -normの選択により可変となり、 t -normおよび t -normのパラメータ選択により異なる類似度空間を構成することができる。そこで、既存のヒストグラム交差法を拡張し、 t -normに基づいたヒストグラム交差法を提案する。提案する t -normに基づいたヒストグラム交差法 $s_t: [0, 1]^n \times [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ を、 t -norm $t: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ を用いて、

$$s_t(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n t(x_i, y_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n t(x_i, x_i) \sum_{i=1}^n t(y_i, y_i)}} \quad (3)$$

で定義する。 t -normは $a \in [0, 1]$ に対し $t(a, a) \leq a$ という性質を有しており、式 (3) において、 $x=y$ の場合に最大の類似度1をとるようにするため、分母の項が必要となる。提案するヒストグラム交差法では、 t が論理積の場合は式 (1) で定義される既存のヒストグラム交差法に、 t が代数積の場合はコサイン類似度にそれぞれ等しくなる。式 (3) は、定義から x と y が等しいとき $s_t(x, y) = 1$ を、 t -normの対称性から $s_t(x, y) = s_t(y, x)$ をそれぞれ満たす。

2.1 適用可能な t -normの条件

式 (3) では、分母に0が出現した場合、0での除算が生じる。 $a \in (0, 1]$ に対し $t(a, a) \neq 0$ となる t -normであれば、ヒストグラムの各階級における度数の総和が1であるため、分母は0よりも大きな値をとる。したがって、適用可能な t -normは $a \in (0, 1]$ に対し $t(a, a) \neq 0$ である必要がある。そのため、限界積および激烈積は適用可能な t -normではない。また、

$$\sum_{i=1}^n \sqrt{t(x_i, x_i)t(y_i, y_i)} - \sum_{i=1}^n t(x_i, y_i) \geq 0 \quad (4)$$

を満たさなければ、同じヒストグラムを比較した際の類似度が最大の類似度1とならず、異なるヒストグラムでも1以上の類似度をとる場合がある。

2.2 Dubois t -normおよびHamacher t -normの適用

Cauchy-Schwarzの不等式より、

$$\begin{aligned} & \sqrt{\sum_{i=1}^n t(x_i, x_i) \sum_{i=1}^n t(y_i, y_i)} \\ & \geq \sum_{i=1}^n \sqrt{t(x_i, x_i)t(y_i, y_i)} \end{aligned} \quad (5)$$

であることから、式 (4) は、

$$\begin{aligned} & \sqrt{\sum_{i=1}^n t(x_i, x_i) \sum_{i=1}^n t(y_i, y_i)} - \sum_{i=1}^n t(x_i, y_i) \\ & \geq \sum_{i=1}^n \sqrt{t(x_i, x_i)t(y_i, y_i)} - \sum_{i=1}^n t(x_i, y_i) \\ & = \sum_{i=1}^n \left(\sqrt{t(x_i, x_i)t(y_i, y_i)} - t(x_i, y_i) \right) \end{aligned} \quad (6)$$

となる。 t がパラメータ付き t -normであるDubois t -norm (パラメータ $p \in [0, 1]$)

$$t_d^p(a, b) = \frac{ab}{\max\{a, b, p\}} \quad (7)$$

であれば、式 (6) と式 (7) から、

表1 提案するヒストグラム交差法および既存の類似度関数の算出に必要な演算数および処理時間

	演算数					処理時間 (秒)	
	加算	乗算	条件処理	冪乗	対数	平均	標準偏差
Bhattacharyya 距離	$n - 1$	n	-	n	1	0.52683	3.6590×10^{-4}
χ^2 統計値	$3n - 1$	$3n$	-	-	-	0.36420	1.4615×10^{-4}
Hellinger 距離	n	n	-	$n + 1$	-	0.50316	1.8428×10^{-4}
ヒストグラム交差法	$n - 1$	-	n	-	-	0.22733	2.5422×10^{-4}
提案法 (Dubois t -norm)	$n - 1$	$2n + 2$	$2n$	-	-	0.35138	1.3536×10^{-4}
提案法 (Hamacher t -norm)	$4n - 1$	$3n + 2$	-	-	-	0.35236	1.0639×10^{-4}
コサイン類似度	$n - 1$	$n + 2$	-	-	-	0.05419	6.4271×10^{-5}
Jeffrey divergence	$3n - 1$	$5n$	-	-	$2n$	2.73412	8.5733×10^{-4}
Kolmogorov-Smirnov 統計値	$4n - 3$	-	$2n$	-	-	0.09114	9.1620×10^{-5}
Minkowski 距離	$2n - 1$	-	-	$n + 1$	-	6.61134	1.6030×10^{-3}
2 次形式距離	$3n^2 + 2n - 1$	$2n^2 + n$	n^2	1	-	26.23089	4.5333×10^{-3}

$$\begin{aligned}
 & t_d^p(a, a)t_d^p(b, b) - \{t_d^p(a, b)\}^2 \\
 &= \frac{a^2}{\max\{a, p\}} \frac{b^2}{\max\{b, p\}} - \left(\frac{ab}{\max\{a, b, p\}} \right)^2 \\
 &= \frac{(\max\{a, b, p\})^2 - \max\{a, p\} \max\{b, p\}}{\max\{a, p\} \max\{b, p\} (\max\{a, b, p\})^2} a^2 b^2 (8)
 \end{aligned}$$

となる。このとき、

$$\begin{aligned}
 & (\max\{a, b, p\})^2 - \max\{a, p\} \max\{b, p\} \\
 &= \begin{cases} 0 & \text{if } \max\{a, b, p\} = p \\ a(a - \max\{b, p\}) & \text{if } \max\{a, b, p\} = a \\ b(b - \max\{a, p\}) & \text{if } \max\{a, b, p\} = b \end{cases} \quad (9)
 \end{aligned}$$

となることから式 (4) が成立する。また、 t がパラメータ付き t -norm である Hamacher t -norm (パラメータ $p \in [0, 1]$)

$$t_h^p(a, b) = \frac{ab}{p + (1-p)(a+b-ab)} \quad (10)$$

であれば、 $p' = 1-p$ としたとき、式 (6) と式 (10) から、

$$\begin{aligned}
 & t_h^p(a, b)t_h^p(a, b) - (t_h^p(a, b))^2 \\
 &= \frac{a^2}{p + p'a(2-a)} \frac{b^2}{p + p'b(2-b)} \\
 &\quad - \left(\frac{ab}{p + p'(a+b-ab)} \right)^2 \quad (11)
 \end{aligned}$$

となる。このとき、Dubois t -norm の場合と同様に、式 (11) は 0 以上となるため、式 (4) が成立する。また、Dubois t -norm と Hamacher t -norm は $a \in (0, 1]$ に対し $t(a, a) \neq 0$ を満たす。したがって、Dubois t -norm と Hamacher t -norm は

提案するヒストグラム交差法に適用可能な t -norm である。パラメータ p が $p \in [0, 1]$ の場合の Dubois t -norm と Hamacher t -norm は論理積と代数積の間の値をとる t -norm であり [15]、 t -norm の順序構造から、Dubois t -norm と Hamacher t -norm に基づいたヒストグラム交差法はコサイン類似度と既存のヒストグラム交差法の間の類似度をとる。

3. 提案するヒストグラム交差法の演算数と計算機での処理時間の測定

提案する t -norm に基づいたヒストグラム交差法の演算数は適用する t -norm に依存する。既存のヒストグラム交差法に対し、各階級における演算数は Dubois t -norm を用いた場合、乗算が 2 回と条件処理が 2 回、Hamacher t -norm を用いた場合、加算が 3 回と乗算が 3 回の演算が必要となる。階級数 n のヒストグラムに対する Bhattacharyya 距離 [11]、 χ^2 統計値、Hellinger 距離 [11]、既存のヒストグラム交差法 [10]、提案するヒストグラム交差法、コサイン類似度、Jeffrey divergence [12]、Kolmogorov-Smirnov 距離、Minkowski 距離、および 2 次形式距離 [13] の処理に必要な演算数を表 1 に示す。表 1 では、式 (3) の分母のようにあらかじめ特微量算出時に算出可能な演算は省略している。また、表 1 に記載した 11 種類の類似度関数を Intel Core i7 860 2.80GHz、4GB RAM、FreeBSD 8.0 の計算機上に C 言語で実装し、50 次元のヒストグラムに対して 1,000,000 回の処理を行った際の処理時間を計測する。C 言語のコンパイラには GNU Compiler Collection 4.2.1 を利用している。1,000 回の計測における平均処理時間と標準偏差を表 1 の右端の 2 列に記載している。

1,000 回の計測結果が正規分布に従うかを Shapiro-Wilk 検定により確認する。Shapiro-Wilk 検定の結果から、有意水準 5% で各類似度関数の処理時間は正規分布に従うことを確認しており、有意差のある類似度関数の組み合わせを検証するため、Bonferroni 補正に基づいた t 検定により多重比較を行う。多重比較の結果、Dubois t -norm に基づいた提案法と Hamacher t -norm に基づいた提案法で p 値が 3.7679×10^{-47} であり、それ以外の類似度関数との比較では p 値が 0 である

図1 Corel1000-A および Corel1000-B データベースにおける各カテゴリの代表画像
(a) Corel1000-Aデータベース, (b) Corel1000-Bデータベース

ことを確認している。有意水準5%で処理時間に有意差があることから、提案するヒストグラム交差法はコサイン類似度、Kolmogorov-Smirnov統計値、既存のヒストグラム交差法に次ぐ処理性能を有している。Dubois t -normに基づいた提案法とHamacher t -normに基づいた提案法との処理時間の差は約1ミリ秒である。既存のヒストグラム交差法に対しては0.125秒程度の処理時間の増加で類似度を算出することができる。また、Dubois t -normを適用した場合、提案するヒストグラム交差法は、Jeffrey divergenceに対し約7.8倍、Minkowski距離に対し約18.8倍、2次形式距離に対し約74.7倍高速な類似度算出を実現している。

4. Corelデータベースを用いた類似画像検索実験

提案する t -normに基づいたヒストグラム交差法を類似度とし、入力画像に対し類似度が高い（距離のような非類似度では低い）順に画像を出力する類似画像検索システムを構築する。そして、Corelデータベースを用いた画像検索実験により提案するヒストグラム交差法の検索精度を評価する。検索精度には情報検索システムの性能評価指標である適合率と再現率を用い、適合画像集合を各カテゴリに含まれる画像、各カテゴリ中の各画像を検索クエリとした際の適合率と再現率を測定する。 $A(q)$ を検索クエリ q に対応する検索結果画像集合、 $D(q)$ を検索クエリ q に対応する適合画像集合、 $\#\{\cdot\}$ を集合中の画像数とした場合、検索クエリ q に対する適合率 $p(q)$ と再現率 $r(q)$ は、

$$p(q) = \frac{\#\{A(q) \cap D(q)\}}{\#\{A(q)\}} \quad (12)$$

$$r(q) = \frac{\#\{A(q) \cap D(q)\}}{\#\{D(q)\}} \quad (13)$$

で定義される [14]。このとき、各再現率では異なる適合率が求まるため、適合率を対応する再現率以上の再現率における最大の適合率を用いて補間する。

4.1 類似画像検索実験における実験環境

類似画像検索実験では、それぞれ10カテゴリ、各カテゴリ384×256ピクセルのJPEG画像100枚で構成されるCorel1000-Aデータベース [4-6] とCorel1000-Bデータベース [5] を利用する。Corel1000-Aデータベースには、Africa, Beach, Buildings, Buses, Dinosaurs, Elephants, Flowers, Foods, Horses, Mountainsのカテゴリが、Corel1000-Bデータベースには、Autumn, Desert, Flowers, Mountains, Night, Perennial, Roses, Seaside, Sunset, Winterのカテゴリが含まれている。図1にCorel1000-AデータベースとCorel1000-Bデータベースの各カテゴリの代表画像を示す。

構築した画像をクエリとする類似画像検索システムでは、普及した画像形式であるJPEG [17] 画像からの高速な特徴量算出を実現しているOkamotoらの離散コサイン変換領域の画像特徴量 [18] を用いる。Okamotoらの画像特徴量は色特徴とテクスチャ特徴で構成されており、色特徴としてHMMD色空間 [19] における11次元の色相ヒストグラム、5次元の彩度ヒストグラム、5次元の明度ヒストグラムを、テクスチャ特徴としてYCrCb色空間 [20] の輝度信号から算出した15次元のパターンヒストグラム、4次元の自由度ヒストグラム、10次元の輝度パターン変化強度ヒストグラムをそれぞれ算出する。

システムでは入力された画像およびデータベース中の各画像から得られた6つのヒストグラムに対して各々の類似度を求め、得られた類似度の総和を画像間の類似度としている。そして、類似度の高い(距離のような非類似度の場合は低い)順に画像を検索結果として出力する。類似度関数には、提案する t -norm に基づいたヒストグラム交差法、および比較対象として Bhattacharyya 距離 [11], χ^2 統計値, Hellinger 距離 [11], コサイン類似度, Jeffrey divergence [12], Kolmogorov-Smirnov 距離, Minkowski 距離, 2次形式距離 [13] の7種類の類似度関数を実装している。

提案するヒストグラム交差法および Minkowski 距離ではパラメータにより類似度が異なる。提案法においては Dubois t -norm を用いた場合でパラメータを0.1から0.9までの0.1ずつ9段階, Hamacher t -norm を用いた場合でパラメータを0から0.9までの0.1ずつ9段階としている。このとき、パラメータが1の場合の Dubois t -norm および Hamacher t -norm に基づいた提案法はコサイン類似度に等しく、パラメータが0の場合の Dubois t -norm に基づいた提案法は(式(2)から検索結果の順位付けを降順か昇順を入れ替えることにより同じ検索結果を得ることができるため)既存のヒストグラム交差法に等しい。そのため、パラメータが0の Dubois t -norm とパラメータが1の Dubois t -norm と Hamacher t -norm は検討するパラメータから除外している。また、Minkowski 距離においてはパラメータを0.1から2.0まで0.1ずつ20段階としている。

4.2 Friedman 順位と検定と Scheffe 法による多重比較

提案する t -norm に基づいたヒストグラム交差法と既存の類似度関数を用いた際の Corel1000-A データベースおよび Corel1000-B データベースにおける適合率と再現率を測定する。実験で用いる Corel データベースはそれぞれ10のカテゴリと各カテゴリ100枚の画像を含んでいることから、各画像を検索クエリ、各カテゴリの画像を検索対象とし、1,000回の問い合わせ処理を行う。そして、得られた検索結果から各クエリに対する適合率と再現率を式(12)と式(13)を用いて求め、補完適合率により適合率を補完する。得られた各再現率における各類似度関数の適合率に対してノンパラメトリック検定である Friedman 順位と検定を適用し、類似度関数間で適合率に有意差があるかを確認する。Friedman 順位と検定により有意差のある類似度関数の組が存在することが認められた場合、有意差のある類似度関数の組み合わせを検証するため Scheffe 法により多重比較する。

4.2.1 Friedman 順位と検定の適用

1,000回の問い合わせ処理から得られた適合率に基づき、データベース全体および各画像カテゴリに対して Friedman 順位と検定を適用する。このとき p 値は全て0であり、データベース全体および各カテゴリで適合率に有意差のある類似度関数の組み合わせが存在する。Friedman 順位と検定では、各類似度関数の適合率に対し順位付けしており、順位に基づき検定

統計量を算出している。図2は、各再現率における適合率の平均順位である。適合率に対し昇順に順位付けしているため、各再現率において適合率が高いほど順位が高く、グラフ上部にプロットされる。図2(a)は Corel1000-A データベース、図2(b)は Corel1000-B データベースに対する適用結果であり、提案法を■、既存の類似度関数を+でプロットしている。図2中の x 軸は、Bhattacharyya 距離 (B), χ^2 統計値 (C), Hellinger 距離 (H), Dubois t -norm に基づいた提案法 (HD), Hamacher t -norm に基づいた提案法 (HH), コサイン類似度 (I), Jeffrey divergence (J), Kolmogorov-Smirnov 統計値 (K), Minkowski 距離 (M), 2次形式距離 (Q) の類似度関数をそれぞれ意味している。また、HD, HH, M 記号の下にある数値は当該類似度関数におけるパラメータである。

図2(a)より、Corel1000-A データベースでは、カテゴリ全体として適合率の平均順位が最も高い類似度関数はパラメータが0.6の Minkowski 距離である。そして、Hellinger 距離, χ^2 統計値, Jeffrey divergence の順に平均順位が高く、パラメータが0の Hamacher t -norm に基づいた提案法はそれらの類似度関数に次ぐ平均順位を有している。また、図2(b)より、Corel1000-B データベースでは、カテゴリ全体として

図2 各データベースにおける適合率の平均順位
(a) Corel1000-A, (b) Corel1000-B

適合率の平均順位が最も高い類似度関数はパラメータが0.7のMinkowski距離である。そして、Hellinger距離、Jeffrey divergence, χ^2 統計値の順に平均順位が高く、パラメータが0.1のDubois t -normに基づいた提案法はそれらの類似度関数に次ぐ平均順位を有している。

一方、各画像カテゴリにおいては平均順位の高い類似度関数は異なり、提案法の平均順位が最大となる場合もある。

図3 Africa, Flowers, Seasideの3カテゴリにおける適合率の平均順位

Corel1000-AデータベースではAfricaカテゴリで、Corel1000-BデータベースではFlowers, Mountains, Seasideのカテゴリでそれぞれ提案するヒストグラム交差法が最大の平均順位を有している。例えばCorel1000-AデータベースのAfricaカテゴリでは、パラメータが0.1のDubois t -normに基づいた提案法が最大の平均順位を有している。図3および図4は、図2と同様に、最大の平均順位を有するAfrica, Flowers (Corel1000-B), Mountains (Corel1000-B), Seasideの4カテゴリにおける適合率の平均順位をプロットしたグラフである。特に、図4に示したMountains (Corel1000-AおよびCorel1000-B) カテゴリは、Hamacher t -normに基づいた提案法が、全てのパラメータにおいて、他の類似度関数に比べ同程度または高い平均順位を有している。

コサイン類似度はパラメータが1のDubois t -normとHamacher t -normに対応しており、既存のヒストグラム交差法はパラメータが0のDubois t -norm (およびパラメータが1のMinkowski距離) に対応している。そのため、画像カテゴリによっては、 t -normおよび t -normのパラメータの適切な選択により、コサイン類似度と既存のヒストグラム交差法の間の類似度をとることで適合率の平均順位が向上する場合がある。

図4 Corel1000-AおよびCorel1000-BデータベースにおけるMountainsカテゴリの適合率の平均順位

表2 Corel1000-Aデータベースに対する多重比較検定

	1 位	2 位	3 位	4 位	5 位
Africa	HD (0.1)	H 1	HD (0.2) 8.350×10^{-4} 0.6854	J 1.873×10^{-10} 1.788×10^{-3} 1	M (0.8) 3.402×10^{-13} 5.005×10^{-5} 1
Beach	M (0.5)	M (0.4) 1	M (0.6) 0.9945 1	H 1.790×10^{-8} 7.261×10^{-2} 0.8594	M (0.3) 3.141×10^{-24} 1.092×10^{-10} 1.924×10^{-5} 1
Buildings	B	J 0.5480	C 3.893×10^{-10} 0.9971	HH (0.1) 4.183×10^{-45} 7.123×10^{-11} 0.4262	HH (0.0) 2.030×10^{-47} 4.671×10^{-12} 0.2577 1
Buses	Q	H 1.318×10^{-3}	M (1.0) 4.163×10^{-253} 1.028×10^{-133}	M (1.1) 1.145×10^{-263} 1.484×10^{-141} 1	M (0.9) 1.674×10^{-270} 1.167×10^{-146} 1
Dinosaurs	H	M (1.0) 4.000×10^{-7}	M (1.1) 1.570×10^{-7} 1	M (0.9) 6.440×10^{-9} 1	M (1.2) 1.098×10^{-9} 1
Elephants	M (0.6)	M (0.7) 1	M (0.8) 1	M (0.5) 0.9049 0.9854 1	M (0.8) 7.779×10^{-9} 3.766×10^{-7} 0.3239 0.9826
Flowers	M (0.5)	M (0.6) 1	M (0.4) 1	M (0.7) 1.610×10^{-6} 0.2436 0.7586	M (0.8) 6.346×10^{-53} 9.162×10^{-33} 3.551×10^{-27} 5.239×10^{-4}
Foods	J	C 1	B 0.8376 0.9255	HH (0.0) 1.315×10^{-5} 6.906×10^{-5} 1	H 2.626×10^{-24} 9.577×10^{-23} 2.373×10^{-3} 0.9957
Horses	M (0.4)	M (0.5) 1	M (0.6) 2.526×10^{-2} 0.6295	M (0.3) 2.454×10^{-2} 0.6245 1	M (0.7) 2.392×10^{-38} 1.799×10^{-28} 5.758×10^{-4} 6.003×10^{-4}
Mountains	HD (1.0)	HH (0.9) 1	HH (0.8) 1	HH (0.7) 0.9827 1	HH (0.6) 0.9024 0.9990 1
All	M (0.6)	M (0.7) 1	M (0.5) 2.916×10^{-14} 5.279×10^{-3}	M (0.8) 1.390×10^{-41} 3.017×10^{-19} 0.9877	H 4.809×10^{-69} 1.662×10^{-39} 1.894×10^{-3} 1

表3 Corel1000-Bデータベースに対する多重比較検定

	1 位	2 位	3 位	4 位	5 位
Autumn	J	B 1	C 0.9904 1	HH (0.1) 7.277×10^{-130} 7.681×10^{-100} 1.305×10^{-78}	HH (0.2) 4.049×10^{-144} 1.730×10^{-112} 5.790×10^{-90} 1
Desert	M (0.5)	M (0.6) 1	M (0.4) 8.663×10^{-2} 1	M (0.7) 1.040×10^{-15} 1.907×10^{-4} 0.9825	B 5.422×10^{-62} 1.196×10^{-36} 1.887×10^{-15} 0.1008
Flowers	HD (0.2)	M (0.5) 1	M (0.6) 1	M (0.7) 0.6992 1	M (0.4) 0.3290 0.9985 1
Mountains	HD (0.9)	HD (0.8) 1	HH (0.3) 0.9972 1	HH (0.2) 0.9968 1	HH (0.4) 0.9977 1
Night	H	J 7.001×10^{-49}	C 4.687×10^{-56} 1	M (0.8) 7.381×10^{-71} 1	M (0.9) 2.002×10^{-81} 1
Perennial	Q	HD (0.2) 7.759×10^{-231}	HH (0.3) 0 0.8215	HH (0.2) 0 0.7963 1	HD (0.3) 0 0.2392 1
Roses	M (0.4)	M (0.5) 1	M (0.3) 1	M (0.6) 2.263×10^{-6} 0.1168 0.7810	H 1.323×10^{-38} 1.175×10^{-23} 4.461×10^{-17} 0.2797
Seaside	HD (0.1)	H 0.6005	M (1.2) 5.456×10^{-13} 0.9165	M (1.1) 3.277×10^{-15} 0.7101 1	M (1.3) 1.695×10^{-16} 0.5448 1
Sunset	M (0.5)	M (0.6) 1	M (0.4) 0.6139 0.9381	M (0.7) 0.2492 0.7007 1	M (0.8) 8.749×10^{-52} 1.029×10^{-45} 7.488×10^{-15} 3.364×10^{-12}
Winter	J	C 1	HH (0.9) 0.2172 0.9916	HH (0.7) 0.1487 0.9820 1	HH (0.8) 0.1317 0.9778 1
All	M (0.7)	M (0.6) 1	H 4.275×10^{-4} 6.638×10^{-2}	M (0.8) 5.209×10^{-14} 4.462×10^{-9} 1	M (0.5) 1.073×10^{-64} 7.563×10^{-34} 4.944×10^{-11} 1.104×10^{-2}

4.2.2 Scheffe 法による多重比較検定の適用

データベース全体および各画像カテゴリに対して Friedman 順位検定を適用した結果、 p 値は全て 0 であり、データベース全体および各カテゴリで適合率に有意差のある類似度関数の組が存在することを確認している。そのため、有意差のある類似度関数の組み合わせを検証するため Scheffe 法を用いた多重比較検定を行う。Friedman 順位検定の際に算出した適合率の平均順位の上位 5 件に対する多重比較結果を表 2 および表 3 に示す。表 2 は Corel1000-A データベース、表 3 は Corel1000-B データベースに対応している。表 2 および表 3 の各カテゴリの最上段は対応する順位の類似度関数名であり、残りの 4 段はそれぞれ 1 位との比較、2 位との比較、3 位との比較および 4 位との比較を行った際の p 値である。

提案するヒストグラム交差法が最大の平均順位を有している Mountains (Corel1000-B) カテゴリでは、提案法とパラメータ 0.8 の Minkowski 距離 (平均順位 16 位) との比較の結果、 p 値は 3.565×10^{-85} であり、有意水準 5% で有意差があることを確認している。一方、Mountains (Corel1000-B)

カテゴリと同様に、提案法が最大の平均順位である Africa や Flowers (Corel1000-B)、Mountains (Corel1000-B)、Seaside のカテゴリでは、提案法と Hellinger 距離または Minkowski 距離のような既存の類似度関数に有意水準 5% で有意差があることは認められない。また、提案法が最大の平均順位を有しているこれらの画像カテゴリに加え、Buildings や Foods、Mountains (Corel1000-A)、Autumn、Perennial、Winter カテゴリにおいて平均順位 5 位以内に提案法が存在している。Buildings と Foods、Autumn カテゴリでは 1 位および 2 位との比較では有意水準 5% で有意差がある。そして、3 位との比較では、Autumn カテゴリで有意水準 5% で有意差があり、Buildings と Foods カテゴリで p 値がそれぞれ 1 と 0.4262 であり、有意水準 5% での有意差が確認できない。Mountains (Corel1000-A) と Perennial カテゴリにおける 1 位との比較では、Mountains (Corel1000-A) カテゴリで p 値が 1 であることから有意水準 5% での有意差が確認できず、Perennial カテゴリでは p 値が 7.759×10^{-231} であるため有意水準 5% での有意差を確認できる。Winter カテゴリでは 1 位との比較で p 値が 0.2172 であり、2 位との比較

図5 Corel1000-AおよびCorel1000-BデータベースにおけるMountainカテゴリの適合率・再現率グラフ

で p 値が0.992でありそれぞれ有意水準5%での有意差が確認できない。

AutumnやMountains (Corel1000-AおよびCorel1000-B), Seaside, Winterカテゴリのような風景画像を含むカテゴリでは適合率の平均順位が5位以内に入る傾向がある。Autumn, Mountains (Corel1000-AおよびCorel1000-B), SeasideおよびWinterカテゴリにおける適合率・再現率グラフを図5と図6に示す。各カテゴリにおいて適合率の平均順位が最も高い提案法および既存の4つの類似度関数を比較対象としており、Dubois t -normに基づいた提案法、Hamacher t -normに基づいた提案法、Minkowski距離では最も平均順位の高いパラメータの場合を記載している。図5と図6中の横軸は再現率、縦軸は適合率を示しており、適合率は各再現率における補間適合率の中央値から求めている。MountainsカテゴリはCorel1000-AおよびCorel1000-Bデータベースに共通しており、図5 (a) および図5 (b) より、再現率が高くなるにつれ適合率が向上する傾向を共通して示している。図6 (a) より、Autumnカテゴリは上位の類似度関数と比較して性能が低下しているもののその差は最大で0.05程度である。Seasideカテゴリは、比較検定の結果からHellinger距離と有意差が確認で

図6 Autumn, Seaside, Winterカテゴリにおける適合率・再現率グラフ

きず、同様の曲線を描いているため同程度の性能を有していると考えられる。Winterカテゴリは再現率0.45付近までは他の類似度関数よりも性能が最大で0.1程度低下しているが、それ以降は同程度の性能を有している。一方、表1より、提案するヒストグラム交差法はDubois t -normとHamacher t -normを利用した場合、冪乗または対数演算を必要としないため、処理系によっては、Hellinger距離またはMinkowski距離のよう

な既存の類似度関数よりも高速である。また、 χ^2 統計値は演算数および処理時間が同程度であると考え、Mountains (Corel1000-AおよびCorel1000-B) や Seaside カテゴリのように提案法が性能向上する場合もある。したがって、検索目的とする画像カテゴリによっては、提案するヒストグラム交差法を適用することにより、適合率の向上または同程度の適合率を有しかつ処理コストの削減が期待できる。

適切な t -norm および t -norm のパラメータは画像カテゴリによって異なっている。データベース全体として考慮するならば、図2より Dubois t -norm および Hamacher t -norm 共にパラメータが0付近で適合率の平均順位が高くなっているため、パラメータを0付近に設定することが望ましいと考える。また、Mountains カテゴリのようにコサイン類似度に近い t -norm の選択およびパラメータ選択が適合率の平均順位が向上に効果的な場合も存在する。そのため、フィードバックが可能であれば、Dubois t -norm または Hamacher t -norm のパラメータが0の場合で検索を行い、検索結果が不十分であった場合にパラメータを大きくする（コサイン類似度に近づける）ことで検索精度が向上する場合がある。また、 t -norm の選択および t -norm のパラメータ選択により特性の異なる複数の類似度を利用することができるため、複数の類似度の組み合わせにより新たな類似度を構成することで検索精度を向上させることができる可能性がある。

5. おわりに

本論文では、既存のヒストグラム交差法を拡張し、min 演算を t -norm に置き換えるだけでなく、同じヒストグラムの比較時に類似度が最大となるよう拡張した t -norm に基づいたヒストグラム交差法を提案している。そして、提案法に適用可能な t -norm の条件を明らかにし、パラメータ付き t -norm である Dubois t -norm と Hamacher t -norm が条件満たす t -norm であることを示しており、 t -norm の順序関係から、提案法はパラメータによりコサイン類似度と既存のヒストグラム交差法の間の類似度をとることができる。提案する t -norm に基づいたヒストグラム交差法の処理性能と提案法を画像検索システムの類似度関数として適用した際の検索精度を評価している。

処理性能は、提案法および既存の9種類の類似度関数に対し、類似度算出に必要な演算数と Intel Core i7 860 2.80GHz, 4GB RAM, FreeBSD 8.0 計算機上へのC言語を用いた実装により、50次元のヒストグラムに対する1,000,000回の類似度の算出に要した時間を計測している。1,000回の処理時間計測結果に対し、Shapiro-Wilk 検定により有意水準5%で各類似度関数の処理時間は正規分布に従う。そして、Bonferroni 補正と t 検定に基づく多重比較から、提案法はコサイン類似度、Kolmogorov-Smirnov 統計値、既存のヒストグラム交差法に次ぐ処理性能を有していることを確認している。

検索精度は画像をクエリとして入力する類似画像検索シス

テムを構築し、1,000回の問い合わせを行う類似画像検索実験から適合率と再現率を求めることで評価している。検索実験では、普及した画像形式である JPEG [17] からの高速な特徴量算出を実現している Okamoto ら [18] の離散コサイン変換領域の21次元の色特徴と29次元のテクスチャ特徴を用い、既存の7種類の類似度関数と比較している。また、画像データベースには、画像検索システムの評価に用いられている Corel1000-A データベース [4-6] および Corel1000-B データベース [5] を利用する。これらは、10画像カテゴリ、各カテゴリ100枚の画像を有しており、適合率と再現率は、各データベース中の各画像をクエリとした際の検索結果から算出する。各再現率における適合率に対して Friedman 順位和検定を適用し、データベース全体および各カテゴリで、有意差のある類似度関数の組が存在することを確認している。そして、有意差のある類似度関数の組を検証するため Scheffe 法に基づき多重比較している。各再現率における適合率の平均順位および多重比較の結果から、各カテゴリでは平均順位の高い類似度関数は異なり、提案するヒストグラム交差法の平均順位が最大の場合もある。加えて、コサイン類似度と既存のヒストグラム交差法の間の類似度をとることでこれら2つの類似度関数に対しても適合率が向上している。Autumn, Mountains, Seaside, Winter カテゴリのような風景画像を含むカテゴリに対しては、提案法の適合率の平均順位が上位5位以内に入っており、特に Mountains および Seaside カテゴリでは適合率・再現率グラフから網羅性を重視した場合、適合率が向上しかつ処理コストの削減が期待できる。

提案するヒストグラム交差法は、ヒストグラムの各階級の一致度合評価を t -norm の選択と t -norm のパラメータ選択によって可変にできることから、ヒストグラムの一致度合を言語表現に対応させることができ、画像検索においてはクエリや特徴量の重要度以外のパラメータとしても用いることができる。また、 t -norm の選択および t -norm のパラメータ選択により複数の類似度を利用することができるため、特性の異なる複数の類似度の組み合わせにより新たな類似度を構成することで検索精度を向上させることができる可能性がある。本論文では、性能評価のため提案したヒストグラム交差法を類似画像検索システムに適用しているが、画像検索以外にも、音楽検索やテキスト検索にも適用可能である。コサイン類似度や既存のヒストグラム交差法は画像認識システムや画像追跡でもヒストグラムで表現された画像特集量の類似度として利用されており、提案したヒストグラム交差法もこのようなアプリケーションにも利用できる。

参考文献

- [1] M. Flickner, H. Sawhney, W. Niblack, J. Ashley, Q. Huang, B. Dom, M. Gorkani, J. Hafner, D. Lee, D. Petkov, D. Steele, and P. Yanker: Query by Image and Video

- Content: The QBIC System, IEEE Computer, vol.28, no.9, pp.23-32, 1995.
- [2] A. Pentland, R. W. Picard, and S. Sclaroff: Photobook: Content-Based Manipulation of Image Databases, International Journal of Computer Vision, vol.18, no.3, pp.233-254, 1996.
- [3] C. Carson, S. Belongie, H. Greenspan, and J. Malik: Blobworld: Image Segmentation using Expectation-Maximization and Its Application to Image Querying, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.24, no.8, pp.1026-1038, 2002.
- [4] J. Z. Wang, J. Li, and G. Wiederhold: SIMPLiCity: Semantics-Sensitive Integrated Matching for Picture Libraries, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.23, no.9, pp.947-963, 2001.
- [5] Z. Stejic, Y. Takama, and K. Hirota: Relevance Feedback-Based Image Retrieval Interface Incorporating Region and Feature Saliency Patterns as Visualizable Image Similarity Criteria, IEEE Trans. on Industrial Electronics, vol.50, no.5, pp.839-852, 2003.
- [6] M. Serata, Y. Hatakeyama, and K. Hirota: Designing Image Retrieval System with the Concept of Visual Keys, J. of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, vol.10, no.2, pp.136-144, 2006.
- [7] M. Stricker and M. Orengo: Similarity of Color Images, Storage and Retrieval for Image and Video Databases III, vol.2420, pp.381-392, 1995.
- [8] J. Laaksonen, E. Oja, M. Koskela, and S. Brandt: Analyzing Low-Level Visual Features using Content-Based Image Retrieval, Int. Conf. on Neural Information Processing, pp.1333-1338, 2000.
- [9] S. Brandt, J. Laaksonen, and E. Oja: Statistical Shape Features for Content-Based Image Retrieval, J. of Mathematical Imaging and Vision, vol.17, no.2, pp.187-198, 2002.
- [10] M. J. Swain and D. H. Ballard: Color Indexing, International Journal of Computer Vision, vol.7, no.1, pp.11-32, 1991.
- [11] T. Kailath: The Divergence and Bhattacharyya Distance Measures in Signal Selection, IEEE Trans. on Communication Technology, vol.com-15, no.1, pp.52-60, 1967.
- [12] J. Puzicha, T. Hofmann, and J. M. Buhmann: Non-parametric Similarity Measures for Unsupervised Texture Segmentation and Image Retrieval, Proceedings of the 1997 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.267-272, 1997.
- [13] J. Hafner, H. S. Sawhney, W. Equitz, M. Flickner, W. Ni-black: Efficient Color Histogram Indexing for Quadratic Form Distance Functions, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.17, no.7, pp.729-736, 1995.
- [14] C. Theoharatos, V. K. Pothos, N. A. Laskaris, G. Economou, and S. Fotopoulos: Multivariate Image Similarity in the Compressed Domain using Statistical Graph Matching, Pattern Recognition, vol.39, no.10, pp.1892-1904, 2006.
- [15] M. Mizumoto: Pictorial Representations of Fuzzy Connectives, Part I: Cases of t-Norms, t-Conorms and Averaging Operators, Fuzzy Sets and Systems, vol.31, no.2, pp.217-242, 1989.
- [16] E. P. Klement, R. Mesiar, and E. Pap: Triangular norms. Position paper I: basic analytical and algebraic properties, Fuzzy Sets and Systems, vol.143, no.1, pp.5-26, 2004.
- [17] ITU-T: Information Technology - Digital Compression and Coding of Continuous-Tone Still Image - Requirements and Guidelines, Recommendation T.81, 1992.
- [18] 岡本一志, 董芳艶, 吉田真一, 廣田薫: 離散コサイン変換領域の特徴に基づいた画像索引作成法, 日本知能情報ファジィ学会誌, vol.21, no.6, pp.1092-1102, 2009.
- [19] B. S. Manjunath, J. R. Ohm, V. V. Vasudevan, and A. Yamada: Color and Texture Descriptors, IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, vol.11, no.6, pp.703-715, 2001.
- [20] ITU-R: Studio Encoding Parameters of Digital Television for Standard 4:3 and Wide-Screen Recommendation, BT.601-6, 2007.

岡本 一志 (学生会員)

東京工業大学 博士後期課程在学中 (大学院総合理工学研究科 知能システム科学専攻)。

2006 年, 高知工科大学工学部情報システム工学科卒業。2008 年, 高知工科大学大学院工学研究科基盤工学専攻修士課程修了。修士

(工学)。現在に至る。画像検索の研究に従事。

董 芳艶

東京工業大学 助教 (大学院総合理工学研究科 知能システム科学専攻)。2003 年, 東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻博士後期課程修了。博士 (工学)。

東京工業大学特別研究員・産学官連携特別研究員 (NEDO) を経て, 2006 年 5 月より同大学助手, 2007 年 4 月より現職。物流関連の組合せ最適化問題, メタ戦略, 音声/画像による個人認証, ロボットなどの研究に従事。

吉田 真一

高知工科大学 講師 (情報システム工学教室)。1996 年, 中央大学理工学部電気・電子工学科卒業。2001 年, 東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻博士課程修了。博士 (工学)。2001 年, 東京工業

大学大学院総合理工学研究科助手。2004 年, 青山学院大学附置情報科学研究センター助手。2007 年より現職。ソフトウェアの検索等への応用に関する研究に従事。

廣田 薫 (正会員)

東京工業大学 教授 (大学院総合理工学研究科
知能システム科学専攻)。1979 年, 東京工業
大学大学院理工学研究科電気工学専攻修了。

工学博士。相模工業大学専任講師, 法政大学
工学部専任講師・助教授・教授を経て, 1995

年より現職。計算知能の研究に従事。日本知能情報ファジィ学会
会長を務め, 現在 IFSA President。Banki Donat Medal, Henri
Coanda Medal, Grigore MOISIL Award, 日本音響学会論文賞
などを受賞。de La Salle University・長春理工大学などの名誉教
授, Bulacan State University 名誉博士 (Honoris Causa)。