

画像データを対象とした特徴量類似度計量系によるメタデータ自動生成拡張方式

An Adaptive Metadata Generation Method for Image Databases using Content Based Image Retrieval

佐々木 秀康^{*} 清木 康[♦]

Hideyasu SASAKI Yasushi KIYOKI

本論文は、画像特徴量を対象とする類似度計量系 (CBIR) を用いて生成したメタデータを再構成することにより、対象画像データに対して適切なメタデータを構成するフィルタ機能を実現するメタデータ自動生成拡張方式を示す。我々は、既に、あらかじめ既知のサンプル索引群を添付したサンプル画像群を CBIR システム上のデータベースに格納し、問合せ画像群を当該システムに投入することにより得た画像間類似度を、類似するサンプル画像に対応するサンプル索引に重み付けとして適用することにより、検索対象領域に最適化したメタデータを自動生成する方式を提案している。今回提案する方式はこれを拡張して、2 つ以上の互いに相反する概念を表現するメタデータが生成された場合に、新たなメタデータを再構成する処理を導入し、適切なメタデータを自動生成する拡張方式を実現した。実装においては、既存の CBIR システムをもとにメタデータ自動生成フィルタ拡張方式を実現し、その検索エンジンへの適用可能性を実験により示した。

In this paper, we present an adaptive filter for metadata indexing that is implemented on content-based image retrieval (CBIR). We have implemented an automatic filter for metadata indexing that is optimized to its domain of retrieval target. A CBIR system returns similarity degrees to respective requested image files against the sample image files given with well-defined sample indexes. The implemented filter applies the returned values to those sample indexes as weights. The sample indexes given with weights forms a newly defined metadata to each requested image file. In the case of ranking conflict, our method generates metadata that are adaptive to selected domains to identify query images within at most two geometric types of visual objects. We report several experimental results on the adaptive metadata generation filter and its feasibility to be applied to the more advanced search engines.

1. はじめに

本論文は、画像特徴量を対象とする類似度計量系

^{*} 正会員 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科
hsasaki@alumni.uchicago.edu
[♦] 正会員 慶應義塾大学環境情報学部
kiyoki@sfc.keio.ac.jp

(Content-Based Image Retrieval, CBIR) を利用して、メタデータを生成するフィルタ機能を実現するメタデータ自動生成方式の拡張方式を示す。カメラ付携帯電話により撮影した膨大な画像データなどにメタデータを付して、効率的に検索するためには、あらかじめ前処理として、対象データに自動的な索引付け (indexing) を行う必要がある [1, 2]。さらに、利用者が求める的確な検索を実現するためには、人間が認識しうる形態のメタデータを簡易に生成しなければならない [3]。そこで、画像データ検索の前処理として、メタデータ自動生成フィルタを構築することが課題となる。我々は、既に、あらかじめ既知のサンプル索引群を添付したサンプル画像群を CBIR システム上のデータベースに格納し、問合せ画像群を当該システムに投入することにより得られる計量結果に、ノイズ情報除去のため閾値処理を適用し、正規化処理、距離表現から百分比表示の類似度への変換を行ったのちに得た画像間類似度を、類似するサンプル画像に対応するサンプル索引に重み付けとして適用することにより、検索対象領域に最適化したメタデータを自動生成する方式を提案している [4, 5]。しかし、CBIR の計量結果を単に処理するだけでは、しばしば2 つ以上の互いに相反する概念を表現するメタデータが生成されることが分かっている。そこで、我々は、既発表の方式を拡張し、互いに相反する概念を表現するメタデータから共通項となる情報を発見することにより、対象画像データに適切な新たなメタデータを再構成する処理を導入し、適切なメタデータを自動生成する拡張方式を実現した [6, 7]。実装においては、既存の CBIR システムをもとにメタデータ自動生成フィルタの拡張方式を実現し、その検索エンジンへの適用可能性を実験により示した。

以下、第2章において、メタデータ自動生成フィルタの拡張方式を定式化しその実現方式を示す。第3章において、実装方式を示す。第4章において、幾何図形画像データを対象にした実験結果と考察を示し、本方式の有効性を検証する。第5章において、結論を示す。

2. メタデータ自動生成フィルタの拡張方式

本章において、検索の前処理としてのメタデータ自動生成フィルタの拡張方式とその実現方式を示す (図1)。

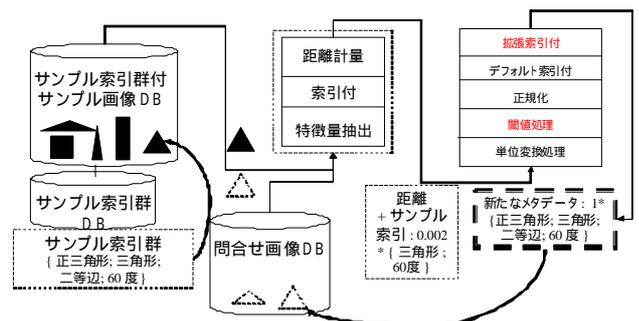


図1 画像データ検索の前処理としての本方式概観

Fig.1 Architecture of the Adaptive Metadata Generation

既に提案したメタデータ自動生成方式では、既知のサンプル索引群 (Sample Indexes) を添付した索引付サンプル画像データ群 (Sample Images with Sample Indexes) を格納した画像データベース (Image Database) を構築する。CBIR の検索エンジンが、新たに投入した問合せ画像データ群 (Query

Images) と、索引付サンプル画像データ群の類似度を計量する。得られた画像間類似度数を、対応する索引付サンプル画像データ群のサンプル索引群に添付することにより、重み付きサンプル索引群を構成する。この重み付きサンプル索引群を、検索対象領域における新たなメタデータ (New Metadata) と定義する。このとき得られた新たなメタデータが、しばしば2つ以上の互いに相反する概念を表現することがある。例えば、直角二等辺三角形の問合せ画像データに対して、鈍角二等辺三角形と直角二等辺三角形の双方を含むメタデータを生成するときである (図2)。

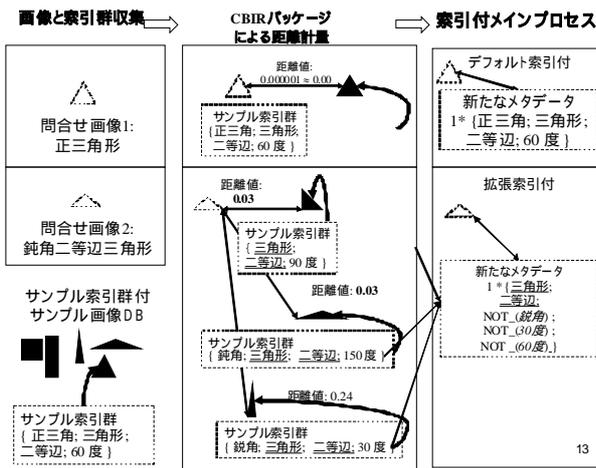


図2 誤りメタデータ生成の例

Fig.2 Conflicting Metadata Generation

この場合、直角と鈍角はひとつの画像に対して同時に生成されてはならないメタデータであり、既存的方式ではこれを誤りとして排除していた。しかし、誤りメタデータの中には、新たなメタデータを再構成できる共通項となる情報 (図2では二等辺三角形) がある。さらに、誤りメタデータを生成するにあたり、類似性が小さいと判断されたサンプル索引群 (図2では鋭角二等辺三角形と正三角形) は、直角と鈍角の二等辺三角形の小グループを、二等辺三角形の大グループから峻別することに利用できる情報である (図3)。

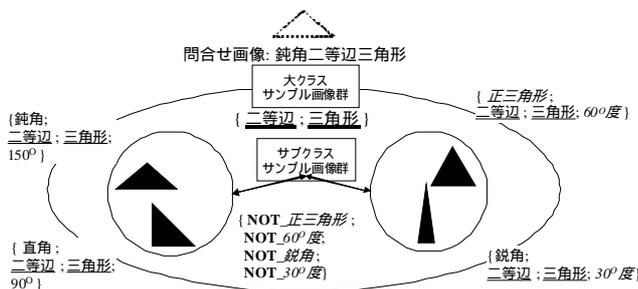


図3 共通項情報と峻別情報による新たなメタデータ再構成の例

Fig.3 Subclass Categorization for Metadata Generation

そこでこれらを利用して検索対象領域に最適化したメタデータ自動生成の拡張方式を、以下のプロセスで構成する。
プロセス1. 画像データ群とサンプル索引群の収集

本プロセスは、画像データ群とサンプル索引群の収集を目的として、以下の4ステップにより構成する。ここでは、簡単のため、サンプル索引群中の個別の索引への重み付けは同一とする。具体的には、前もって画像データベースに格納するいくつかの幾何画像 (例として、正三角形, 正方形) があり、それぞれに、明確な定義を反映したサンプル索引 ({ 正三角形, 正多角形, 角度60度 }, { 正方形, 正多角形, 角度90度 }) を添付するデータ操作を、写像として定義する。

ステップ 1. (問合せ画像群 $\{I_i\}$ の定義) (i は自然数の連続値)

$$\{I_i\} := \{y \mid y = i, i \in N\}.$$

ステップ 2. (サンプル画像群 $\{I_j\}$ の定義) (j は自然数の連続値)

$$\{I_j\} := \{x \mid x = j, j \in N\}.$$

ステップ 3. (サンプル索引群 $\{W_{jk}\}$ の定義) (j と k はそれぞれ自然数の連続値, Π は外積を表す.)

$$\{W_{jk}\} := \{z \mid z = \Pi_{j \in N} \{j \times \{\Pi_{k \in N} k\}\}, j \in N, k \in N\}.$$

ステップ 4. (索引付サンプル画像群 $\{I_j W_j\}$ の定義)

$$\{I_j W_j\} := \{\Pi_{j \in N} \{W_j \times I_j\}\}.$$

プロセス2. 距離計量

問合せ画像データ群をCBIRシステムに投入し、索引付サンプル画像データ群との距離 (structural distance values) を計量する。具体的には、問合せ画像データ群 (アフィン変換した正三角形画像データなど) をCBIRに投入して、索引付サンプル画像データ群である正三角形や正方形の画像データの距離を計量する。

ステップ 5. (距離 $\{D_{ij}\}$ の定義)

$$\{D_{ij}\} := \{d \mid d = d_j \in R : \{i_j\} = \{\Pi_{i \in N} \{i \times \{\Pi_{j \in N} j\}\}\}.$$

ステップ 6. (距離計量系 ϕ の定義) (ここで、 \rightarrow は写像を表す)

$$\phi : \{\Pi_{i \in N} \{I_i \times \{\Pi_{j \in N} \{I_j W_j\}\}\} \rightarrow \{D_{ij}\}.$$

プロセス3. 距離から類似度への変換

計量した距離の逆比をとることにより直感的な類似度に変換する。

ステップ 7. (類似度 S_{ij} の定義) (ここで、 Σ は総和を表す)

$$S_{ij} := \begin{cases} 1 & (\text{when } D_{ij} = 0) \\ (1/D_{ij}) / (\Sigma_{j \in N} (1/D_{ij})) & (\text{otherwise}) \end{cases}.$$

ただし、計算規則として、以下に従う。

$$1/0 := \infty, \infty/\infty := 1, 0/0 := 1.$$

プロセス4. 閾値処理

特定の値 t による閾値処理をすることによりノイズ情報を除去する。

ステップ 8. (閾値処理後の値 S_{ij} の定義)

$$S_{ij} := \begin{cases} 0 & (\text{when } \exists S_{ij} < t; 0 < t \leq 1) \\ 1 & (\text{otherwise}) \end{cases}.$$

メタデータ自動生成フィルタにより計測した、新たなメタデータを構成する正規化重み付け数値が t 以上となる時、当該数値を1に近似する。ここで、正規化重み付け数値のひとつを1に近似するときは、他の重み付け数値を誤差 (外乱) とみなして0とする。正規化重み付け数値のいくつかを1に近

似するときは、的確なメタデータ生成ができないと判定する。

プロセス5. 正規化処理

閾値処理の結果を正規化処理することにより、新たなメタデータを構成するサンプル索引群の含まれる割合を決定する。真に的確なメタデータが生成されたか判定するため、一度正規化した数値を再度正規化する処理を導入した。ここでの的確なメタデータ生成が行われたとは、新たなメタデータを構成する正規化重み付け数値が、1に近似し、かつ、当該数値に対応する索引付サンプル画像データの持つサンプル索引が、投入した問合せ画像のデータ生成の依拠する幾何学上の定義に則したメタデータに合致するときと定義する。

ステップ 9. (正規化後数値 \bar{S}_{ij} の定義)

$$\bar{S}_{ij} := \bar{s}_{ij} / \sum_{j \in N} \bar{s}_{ij}$$

プロセス6. メタデータ自動生成 (拡張前)

拡張前のメタデータ自動生成フィルタにより、最も類似するサンプル画像に対応する正規化後数値を重み付け数値としたサンプル索引群が、新たなメタデータを構成する。

ステップ 10. (正規化後数値を重み付けとしたサンプル索引群 L_{ijk} の定義)

$$L_{ijk} := \{ \Pi_{i \in N} \{ \Pi_{j \in N} \{ \bar{S}_{ij} \} \} \times \{ \Pi_{k \in N} \{ W_{jk} \} \} \}$$

ステップ 11. (拡張前の新たなメタデータ M_i の定義)

$$M_i := \{ L_{ijk} \text{ for } \exists j, \text{ such that } \bar{S}_{ij}=1 \text{ (when } \sum_{j \in N} \bar{S}_{ij}=1) \} \\ \{ 0 \text{ (otherwise) } \}$$

具体的には、アフィン変換した正三角形画像データをCBIRに投入した結果、索引付サンプル画像データ群に対する類似度が、表1のように与えられたとする。

表1 類似度数の具体例 (実験結果より抜粋)

Table 1 Exemplary Structural Similarity Values based-on CBIR Computation

サンプル索引群	類似度	正規化重み付け
正多角形, 三角形, 角度60度	0.00000125	0.999≈1
長方形, 多角形, 角度90度	0.00247	0.000506
円	0.139	0.00000899
鋭角三角形, 三角形, 角度30度	0.168	0.00000744
直角三角形, 三角形, 角度90度	0.780	0.00000744
鈍角三角形, 三角形, 角度150度	0.780	0.000001.6
正方形, 正多角形, 角度90度	0.824	0.00000152

上記の例においては、計算結果及び定義から、新たなメタデータは、 $1 \times \{ \text{正三角形, 三角形, 角度60度} \}$ として生成される。

プロセス7. メタデータ生成の拡張

拡張前のメタデータ生成において、誤りメタデータと評価された中に存在する新たなメタデータを再構成できる共通項となる情報を、共通索引群 (common labels) とする。共通索引群が大グループを構成するとき、類似性が小さいと判断されたサンプル索引群において、問合せ画像データを他の小グループから峻別することができるとき、この小グループを構成する情報を、差異索引群 (distinctive labels) とする。

ステップ 12. (共通索引群 L_i^c の定義) (ここで \cap はキャップ積を表す)

$$L_i^c := \{ \cap_j \{ L_{ijk} \} \text{ for } \forall j, \text{ such that } \bar{S}_{ij}=1$$

$$\{ \text{(when } \sum_{j \in N} \bar{S}_{ij} \geq 2) \text{ (for } \exists i) \} \\ \{ 0 \text{ (otherwise) } \}$$

ステップ 13. (差異索引群 L_i^d の定義) (ここで \cup はカップ積を表す。集合演算における上付線は補集合ではなく否定子を表す)

$$L_i^d := \{ \{ \cup_j \{ L_{ijk} \} \} \setminus \{ L_i^c \} \text{ for } \forall j, \text{ such that} \\ \{ \{ L_{ijk} \} \cap \{ L_i^c \} \neq 0 \text{ (for } \exists i) \} \\ \{ \text{(when } \{ L_i^c \} \neq 0) \} \\ \{ 0 \text{ (otherwise) } \}$$

ステップ 14. (拡張後の新たなメタデータ \hat{M}_i の定義)

$$\hat{M}_i := \{ M_i \cup L_i^c \cup L_i^d \}$$

3. 実現方式

本章において、本メタデータ自動生成フィルタの拡張方式の実装と、実験環境について述べる。実現方式は、既存のCBIRシステム (ここでは、IBM社のQBICを使用 [8, 9, 10]) を利用し、メタデータ自動生成フィルタの拡張方式を実装した。本方式を実現するにあたり、画像の構造と色の特徴量をもとにした類似度計量により画像データを検索するCBIRシステムであるIBM社のDB2搭載のQBICを利用した。画像を、DB2データベースに格納し、この画像に対して画像特徴量を格納するファイルを作成する。本実装に適用した類似度計量システムは、画素 (ピクセル) から得られる特徴量を元に検索を行う機構であり、画像特徴量を構成する平均色、ヒストグラム、位置色、構造 (texture) に対して、ユークリッド距離に基づいた類似度計量をする。本実装では、構造に対する画像特徴量の類似度計量結果のみを利用した。類似度計量により、問合せ画像と検索対象画像データベースに格納されている検索候補画像データ (索引付サンプル画像) 間の類似度が決定し、類似度数および類似順位を明示した検索結果を得られる。類似度数は、クエリとして指定した問合せ画像が持つ特徴量 (ここでは、構造) の数値と、格納された画像特徴量との間の距離として算出され、0に近い数値が、問合せ画像と同一または類似度が最大を表し、数値が大きくなるほど、類似度が小さく (相違度が大きく) なる。

4. 実験と考察

実験は、CBIRシステム (本論文では、QBIC) 上に、メタデータ自動生成フィルタの拡張方式を適用することにより、CBIRの自動索引付け機能を利用した、簡易で効率的な、かつ、CBIRの性能の範囲内で最大限に、人間の認識しうるメタデータを精確に添付する、検索の前処理機能としてのメタデータ自動生成拡張機能の実現可能性を示すことを目的とする。ここで、所与の索引付サンプル画像データ群が、メタデータ自動生成フィルタ適用対象領域 (ドメイン) の典型的なサンプル索引とサンプル画像を全て含んでいることを仮定する。実験対象画像データの生成は、以下のように行った。本実験で用いた画像は、幾何的な定義に従い自動生成した 300×300 ピクセルのビットマップ形式の画像である。各 100×100 ピクセルの 3×3 マスを用意し、基本図形10種類 (円, 楕円, 正三角形, 正方形, 長方形, 鋭角二等辺三角形, 直角二等辺三角形, 鈍角二等辺三角形, 台形, ひし形) をデータ操作 (平行移動, 右90度回転アフィン変換) し配置したBMP形式とJPEG形式の画像データファイル計360個を構成する (図4)。

行った実験は、上記の画像に対する、メタデータ自動生成

フィルタの処理実行時間と処理精度の計測である。処理実行時間とは、データ操作を行った問合せ画像データに対して、メタデータ自動生成フィルタによる新たなメタデータ生成処理を開始した時刻から、当該処理を終了した時刻の差分である（単位秒）。処理精度とは、それぞれのデータ操作において、全体の結果に対して、投入した問合せ画像のデータ生成が、依拠した幾何上の定義に則した的確なメタデータを、正規化重み付け数値1とともに与えられる比率である。実験の結果、360の原画像データ群を利用して作成した900の問合せ画像群に対して、80%の精度で適切なメタデータを生成し、平均としては、1画像の処理に9.866秒（CBIRの距離計量に1.026秒、メタデータ生成に8.840秒）かかった。

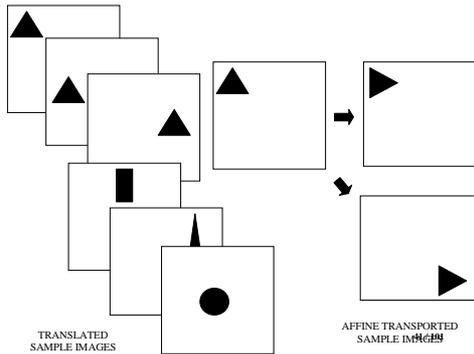


図4 実験画像の例

Fig. 4 Images for Experiment

実験1 閾値処理と拡張方式導入による生成精度改善

本実験は、処理精度を計測することにより、メタデータ生成フィルタの性能評価を目的とする。ここでは、閾値処理による生成精度改善について検討するため、閾値として0.95と0.40の2種類を用意した。また、それぞれについて拡張方式の導入前と後の精度を計測した。BMP形式とJPEG形式の画像ファイルについて、それぞれ平行移動、右90度回転アフィン変換を行った画像に対して実験を行った。閾値処理による改善は、JPEG形式における円と楕円の例に顕著である。方式の拡張による改善は、BMP形式における直角二等辺三角形と鈍角二等辺三角形の例に顕著である。

実験2 処理実行時間の計測

本実験は、メタデータ生成フィルタの拡張方式の処理実行時間を計測し、性能を評価することを目的とする。BMP形式とJPEG形式の画像ファイルについて、それぞれ平行移動、右90度回転アフィン変換を行った画像に対するメタデータ自動生成処理の拡張前と拡張後の結果の比較実験を行った。

メタデータ生成の結果は、閾値処理と方式の拡張により改善されている。閾値処理における適切な閾値の選択により、総平均で5%（60%から65%へ）の精度向上を見ており、方式の拡張により、閾値処理による改善後、総平均で15%（65%から80%へ）の精度向上を見ている。これらの実験結果は、人工物や図面に見られるクリアなアングルをもつ実画像データに対する適用の可能性を示唆している。しかし、本方式は、既存のCBIRシステムにおける類似度計量系の性能に依存する。さらに、上記の提案方式によっても何ら改善が見られない問合せ画像データ群がある。これらのデータに適用可能な方式の改善と実データへの適用実験が今後の課題である。

5. まとめ

本論文では、既に提案した画像特徴量を対象とする類似度

計量系を用いてメタデータを生成するフィルタ機能を実現するメタデータ自動生成方式の拡張を示し、その有効性を実験により確認した。本方式は、サンプル索引群を添付したサンプル画像データ群を格納したデータベースをCBIRシステム上に構築し、新たな検索対象画像を、当該システムに投入することにより得られる画像間類似度を、サンプル索引群に重み付けとして適用することにより、検索対象領域に最適化した新たなメタデータを自動生成するフィルタの拡張方式である。実験は、本方式が、クリアなアングルをもつ幾何図形に対して人間の認識しうる形態のメタデータを自動生成することを実証した。

【文献】

- [1] Rui, Y. et al.: "Image Retrieval: Current Techniques, Promising Directions and Open Issues", J. of Visual Communication and Image Representation, Vol. 10, No. 4, pp. 39-62 (1999).
- [2] Smeulders, A.W.M. et al.: "Content-Based Image Retrieval at the End of the Early Years", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 12, pp. 1349-1380 (2000).
- [3] Rusch-Feja, D.: "Metadata: Standards for Retrieving WWW Documents", Library and Information Services in Astronomy III ASP Conference Series, Vol. 153, pp. 157-165 (1998).
- [4] Sasaki, H. and Kiyoki, Y.: "A Prototype Implementation of Metadata Generation for Image Retrieval", Proc. of the 2004 International Symposium on Applications and the Internet - Workshops (SAINT 2004 Workshops), Tokyo, Japan, pp. 460-466 (2004).
- [5] 加藤絢一郎, 佐々木秀康, 清木康, 水野貴夫: "画像データを対象とした特徴量類似度計量系によるメタデータ自動生成方式の実現", 信学技報 (DEWS2003) (2003).
- [6] Sasaki, H. and Kiyoki, Y.: "A Prototype Implementation of Adaptive Metadata Generation to Digital Images", Information Modeling and Knowledge Bases, IOS Press. (in press)
- [7] 佐々木秀康, 清木康: "画像データを対象とした特徴量類似度計量系によるメタデータ自動生成方式の拡張", 情報研報2004-DBS-134(II) (DBWS2004), pp. 485-491 (2004).
- [8] Ashley, J. et al.: "The Query by Image Content (QBIC) System", ACM SIGMOD Record, Vol. 36, No. 7, p. 475 (1995).
- [9] Flickner, M. et al.: "Query by Image and Video Content: The QBIC System", IEEE Computer, Vol. 28, No. 9, pp. 23-32 (1995).
- [10] Agrawal, et al.: "U. S. Patent 5647058" (1995).

佐々木 秀康 Hideyasu SASAKI

慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科講師。2003慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科後期博士課程修了，博士（政策・メディア）。画像情報検索，マルチメディアデータベースシステムの研究に従事。情報処理学会，日本データベース学会各会員。

清木 康 Yasushi KIYOKI

慶應義塾大学環境情報学部教授。1983 慶應義塾大学大学院工学研究科博士課程修了，工学博士。データベースシステム，知識ベースシステム，マルチメディアシステムの研究に従事。ACM, IEEE, 電子情報通信学会，情報処理学会，日本データベース学会各会員。