

静止画像メディアデータを対象とした メタデータ自動抽出方式の実現とその意味的画像検索への適用

北川 高嗣[†] 中西 崇文^{††} 清木 康^{†††}

本稿では、静止画像メディアデータを対象とした感性作用素を有する色彩の印象によるメタデータ自動抽出方式について示す。メディアデータから抽出されるメタデータを対象として、人間の感性に反映した写像を実現する感性作用素を静止画像メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式に適用する。静止画像メディアデータ群を対象としたメタデータ自動抽出方式において、人間の感性や感覚を解釈する機構が導入されれば、人間の直感に合致した言葉によるメタデータの自動抽出が可能となる。さらに、意味的連想検索方式を用いることにより、静止画像メディアデータ群を対象とした人間の直感に合致する検索が可能となる。本稿では、メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式のための感性作用素を静止画像メディアデータに適用し、静止画像メディアデータを対象とした感性作用素を有するメタデータ自動抽出方式について示す。

An Implementation Method of Automatic Metadata Extraction Method for Image Data and Its Application to a Semantic Associative Search

TAKASHI KITAGAWA,[†] TAKAFUMI NAKANISHI^{††}
and YASUSHI KIYOKI^{†††}

This paper presents an implementation method of Kansei Operator for an automatic metadata extraction from image data. The Kansei Operator performs mapping with interpretation of human sensitivity for metadata extraction using logalismic function based on Fechner's law. The operator and a semantic associative search method enable semantic search according to the human Kansei for multimedia data. In this paper, we show an implementation method of automatic metadata extraction with Kansei Operator for image data. We clarify the effectiveness of our method by showing experimental results.

1. はじめに

現在、コンピュータネットワーク上に多種多様なメディアデータ群が散在している。また、それらを検索対象とするシステムの実現が行われつつある。メディアデータ群を対象とした情報獲得の機会の可能性が増大する一方、適切な情報獲得方式の実現が重要な課題となっている。

メディアデータを対象とした検索方式はメディアデータの特徴量を直接比較することによって検索を行う直接的な方法と、メディアデータに付与された抽象

データ(以下、メタデータ)を用いて検索する間接的な方法に大別できる。

我々は、メディアデータに対応するメタデータを言葉によって表現し、検索者の与える文脈に応じた意味的解釈をとまなう間接的な検索方式として、メディアデータを対象とした意味的連想検索方式^{1)~3)}を提案している。これにより、統計的に意味素を抽出して意味的解釈を実現する従来の研究⁴⁾と比較して、言葉の意味を文脈に応じて解釈する機構より、言葉と言葉、あるいは、言葉とメディアデータ間の意味的な関係を与えられた文脈や状況に応じて動的に計算することが可能となる。現在の実現システムでは、文脈の様相の数は約 2^{2000} であり、ほぼ無限の文脈を表すことが可能である。

さらに我々は、文献⁵⁾において、メディアデータからその分野の専門家による研究や評論、統計などによる人間がそのメディアデータから受ける印象を表す単語を抽出する Media-lexco Transformation Operator

[†] 筑波大学電子・情報工学系

Institute of Information Sciences and Electronics, University of Tsukuba

^{††} 筑波大学大学院システム情報工学研究科

Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

^{†††} 慶應義塾大学環境情報学部

Faculty of Environmental Information, Keio University

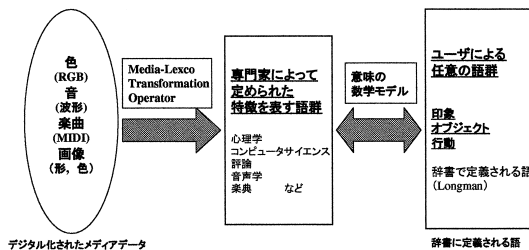


図 1 Media-lexco Transformation Operator の概要

Fig. 1 Media-lexco Transformation Operator.

ML ⁵⁾ を実現している (図 1)。

ML は一般的に次のように表される。

$$ML(Md) : Md \mapsto Ws.$$

(Md : メディアデータ, Ws : (重み付き) 単語群)

(1)

Media-lexco Transformation Operator ML より、抽出された単語をメタデータとして、意味的連想検索を実現することにより、検索者が発行する印象語から、その印象に合致したメディアデータの検索が可能となる。さらに、様々なメディアデータを人間の印象を表す単語で表すことにより、画像メディアデータとその印象に合致した楽曲メディアデータを統合するような異種メディアデータの連結が可能となると考えられる。

メディアデータを対象とした印象を表した単語によるメタデータ抽出において、人間の感性や感覚を解釈する機構が導入されれば、人間の感性や感覚に合致した言葉によるメタデータの自動抽出が可能となる。さらに、メディアデータを対象とした人間の直感に合致する検索が可能となる。これにより、メディアデータが人間に与える印象を抽出するメカニズムの解明の第 1 歩になると考えられる。

我々は、人間の感性や感覚を解釈する機構として、文献 6) でメディアデータから抽出されるメタデータをメディアデータが人間に与える刺激の大きさと位置付け、人間の感覚により近い対数関数を反映することにより、人間の感性に合致した写像をする方式を実現する感性作用素を示している。また、楽曲メディアデータを対象とした自動抽出方式⁵⁾ に感性作用素を適用し、楽曲メディアデータを対象とした感性作用素を有するメタデータ自動抽出方式の実現と有効性を示している。

本稿では、静止画像の印象を決定する要因の 1 つである色彩情報に注目し、静止画像からその画像の色彩からの印象をメタデータとして抽出する静止画像を対象としたメタデータ自動抽出方式を示す。本方式は、

色彩と印象語の関係を表した統計データであるカラーイメージスケール⁷⁾ を用いることにより、静止画像の色彩の印象を印象語としてメタデータを抽出することを可能とする。また、本方式では文献 6) で示す感性作用素を適用することにより、静止画像からより人間の感性に反映したメタデータを抽出することを可能とする。さらに本稿では、本メタデータ自動抽出方式を意味的画像検索に適用し、人間の直感に合致した静止画像検索を実現する。

感性作用素は、メディアデータの中でその印象に影響を与える何らかの物理的な刺激量に対する人間の直感や感性に合致させるための作用素である。一般的に、静止画像に対して持つ印象は、色彩、構図、テーマ、描かれているものなどの要因から受けると考えられる。本稿では、これらの要因の中で本感性作用素を適用するのに適した対象として、色彩情報を対象とした感性作用素の適用を示す。色彩情報については、画像上に表れる色彩が含まれる面積によって、その印象が変化する点に着目し、その面積を物理量として作用素に反映させる方式について提案し、有効性を確認する。

これまでの画像検索方式として、メディアデータの特徴量を直接比較することによって検索を行う直接検索方式の画像メディアデータを対象とした類似検索として、文献 8) で紹介されている。また、印象語による画像検索として、色に対してよく使われる形容詞 30 語からユーザが複数選び、正準相関分析により印象語と画像特徴との主観的な対応を学習を用いて検索を行う方式⁹⁾、カラーイメージスケール⁷⁾ で用いられている印象語 180 語からユーザが選び、その印象語に対応した色パターンに変換し、画像の色彩情報と比較することにより検索を行う方式¹⁰⁾ などが報告されている。これらの研究は、画像検索に特化したものであり、それらの画像検索における有効性が示されている。

それに対し、本方式は、静止画像からカラーイメージスケール⁷⁾ で用いられている印象語がメタデータとして抽出され、意味の数学モデルによる検索方式に適用することにより、任意の印象語を文脈としてそれらの静止画像の検索が可能となる。さらに、本方式、および文献 6) などの、他メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式を用いることで、画像メディアデータからその印象に合致した楽曲メディアデータを検索する、画像メディアデータからその印象にあった顔の表情を表示するような異種メディアデータ間の検索が容易に実現可能となる。さらに、我々が提案する感性作用素⁶⁾ の静止画像メタデータ自動抽出方式への適用により、画像メディアデータの中の物理的な刺

激量である色彩情報と人間の受ける感覚の関係を反映させた検索環境を実現するという画像検索における方式を提案している点が特徴である。その他の要因についての感性作用素の有効性については、各要因とそれが与える印象との間の物理量を定量化ができれば、本方式を適用可能である。

本稿では、静止画像メディアデータを対象とした、色彩と印象語の関係の統計データであるカラーイメージスケールによる感性作用素を有するメタデータ自動抽出方式を示す。また、意味的画像検索に適用し、実験により本方式の有効性の検証する。

2. 意味の数学モデルによる意味的連想検索の概要

2.1 意味の数学モデルの基本構成

本節では、人間が様々な印象を表す際に用いられる単語(以下、印象語)によって表現した問合せに対応したメディアデータを検索することを目的とした意味の数学モデルによるメディアデータ検索方式の概要を示す。詳細は、文献1)~3)に述べられている。

(1) メタデータ空間 MDS の設定

検索対象となるメディアデータをベクトルで表現したデータにマッピングするための正規直交空間(以下、メタデータ空間 MDS)を設定する。

(2) メディアデータのメタデータをメタデータ空間 MDS へ写像

設定されたメタデータ空間 MDS へ、メディアデータのメタデータをベクトル化し写像する。これにより、検索対象データのメタデータが同じメタデータ空間上に配置されることになり、検索対象データ間の意味的な関係を空間上での距離として計算することが可能となる。

(3) メタデータ空間 MDS の部分空間(意味空間)の選択

検索者は与える文脈を複数の単語を用いて表現する。検索者が与える単語の集合をコンテキストと呼ぶ。このコンテキストを用いてメタデータ空間 MDS に各コンテキストに対応するベクトルを写像する。これらのベクトルは、メタデータ空間 MDS において合成され、意味重心を表すベクトルが生成される。意味重心から各軸への射影値を相関とし、閾値を超えた相関値(以下、重み)を持つ軸からなる部分空間(以下、意味空間)が選択される。

(4) メタデータ空間 MDS の部分空間(意味空間)

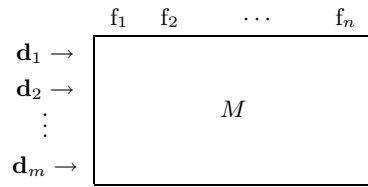


図2 データ行列 M によるメタデータの表現
Fig.2 Metadata represented in data matrix M .

における相関の定量化

選択されたメタデータ空間 MDS の部分空間(意味空間)において、メディアデータベクトルのノルムを検索語列との相関として計量する。これにより、与えられたコンテキストと各メディアデータとの相関の強さを定量化している。この意味空間における検索結果は、各メディアデータを相関の強さについてソートしたリストとして与えられる。

2.2 メタデータ空間 MDS の設定

初めに、 m 個の基本データについて各々 n 個の特徴 (f_1, f_2, \dots, f_n) を列挙した特徴付ベクトル d_i ($i = 1, \dots, m$) が与えられているものとし、そのベクトルを並べて構成する $m \times n$ 行列を M とおく(図2)。このとき、 M は、列ごとに2ノルムで正規化されている。

- (1) データ行列 M の相関行列 $M^T M$ を計算する。
- (2) $M^T M$ を固有値分解する。

$$M^T M = Q \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & \lambda_\nu & \\ & & & 0 \cdots 0 \end{pmatrix} Q^T, \quad (2)$$

$$0 \leq \nu \leq n.$$

ここで行列 Q は、

$$Q = (q_1, q_2, \dots, q_n) \quad (3)$$

である。この q_i ($i = 1, \dots, n$) は、相関行列の正規化された固有ベクトルである。相関行列の対称性から、この固有値はすべて実数であり、その固有ベクトルは互いに直交している。

- (3) メタデータ空間 MDS を以下で定義する。

非ゼロ固有値に対応する固有ベクトルによって形成される正規直交空間をメタデータ空間 MDS と定義する。この空間の次元 ν は、データ行列 M のランクに一致する。この空間は、 ν 次元ユークリッド空間となる。

$$MDS := span(\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_\nu). \quad (4)$$

$\{\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_\nu\}$ は MDS の正規直交基底である.

2.3 メディアデータのメタデータ作成方式

(1) メディアデータの特徴付け

メディアデータ P を t 個の印象語 (あるいは, t 個のオブジェクト) w_1, w_2, \dots, w_t を用いて, 次のように特徴付ける.

$$P = \{w_1, w_2, \dots, w_t\}. \quad (5)$$

ここで, 各印象語 w_i は, データ行列の特徴と同一の特徴を用いて表現される特徴付ベクトルである.

$$w_i = (f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{in}) \quad (6)$$

(2) メディアデータ P のベクトル表現

メディアデータ P を構成する t 個の印象語 w_1, w_2, \dots, w_t が, それぞれ n 次元のベクトルで定義されている. 印象語 w_1, w_2, \dots, w_t は, 合成することで n 次元ベクトル表現され, メディアデータベクトル p を形成し, メタデータ空間 MDS に写像される. これにより, 同じ空間上に言葉とメディアデータが配置されることになり, 言葉とメディアデータの間を空間上の距離として動的に計算することが可能となる.

印象語の合成方法の詳細は, 4.1 節で述べる.

3. 静止画像メタデータ自動抽出方式

静止画像から受ける印象に大きな影響を与える要素の1つとして, 色彩があげられる. 本章では, デジタル化された色彩情報を対象として, 人間が静止画像から受ける印象を抽出して, 言葉によって表現されるメタデータを自動的に抽出する方式について述べる. この方式は, 色彩情報を自動抽出し, それらの色彩情報と印象語の相関量を計算するために 130 の単色と 180 の印象語を関連付けている統計データとして, カラーイメージスケール⁷⁾を用いている.

3.1 カラーイメージスケール

カラーイメージスケール上の色彩は, 色相 (Heu) と色調 (Tone) に基づき, 系統立てて選ばれている. 色相 (Heu) とは, マンセル表色系¹¹⁾ と呼ばれる色彩情報を表現する方法での 3 属性の 1 つである. 3 属性とは色相 (Heu), 明度 (Value), および彩度 (Chroma) を指す. 3 属性の関係を図 3 に示す. 色彩には, 赤や黄のように彩りのある有彩色と, 白, 灰, 黒のように彩りのない無彩色に分けられる. 有彩色を赤 (R), 橙 (YR), 黄 (Y), 黄緑 (GY), 緑 (G), 青緑 (BG), 青 (B), 青紫 (PB), 紫 (P), 赤紫 (RP),

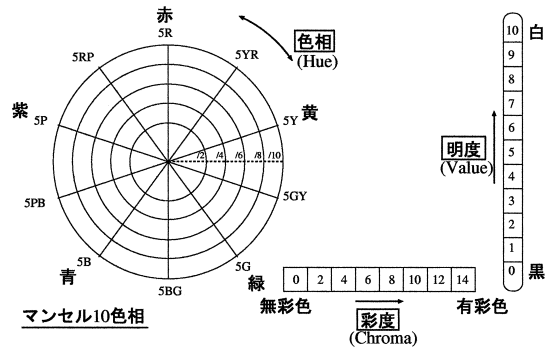


図 3 マンセル表色系 Fig. 3 Munsell color system.

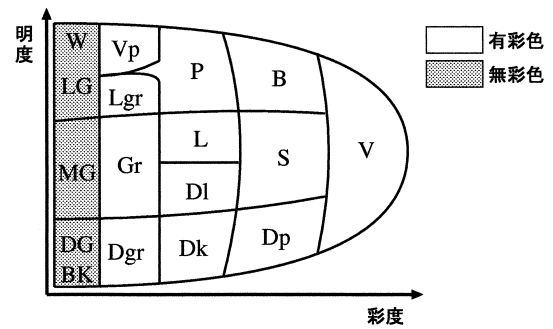


図 4 明度・彩度と色調の関係

Fig. 4 The relation between Value, Chroma and Tone.

とよく似た色相の順に並べると図 3 のような色相環ができる.

また, 色調とは, 明暗, 濃淡, 派手, 地味など, どの色相にも共通した色の状態 (調子) を表す. 色調は, 明暗の違いに関わる明度と, 派手, 地味の違いに関わる彩度との相互の関連をもとに成り立っている. 明度, 彩度と色調の関係を図 4 示す.

カラーイメージスケール⁷⁾ は, 130 色とは 10 色相, 12 色調で表現される有彩色 120 色, および 10 階調で表される無彩色 10 色の計 130 色の基本色と 180 の印象語の関連性を 5 段階で表現している.

3.2 静止画像メタデータ自動抽出方式のメタデータ抽出方法

ここでは, 静止画像メタデータ自動抽出方式による静止画像メディアデータのメタデータ抽出方法を示す. また, メタデータ抽出方法の全体図を図 5 に示す.

(1) 色印象行列 C の作成

基本色 n 個の各々の色彩を, 静止画像の定義に必要な十分な u 個の印象語 w_{kl} ($l = 1, 2, \dots, u$) を特徴とした n 次元ベクトルとして表現する. このベクトルを, 色印象ベクトルとして次のように表す.

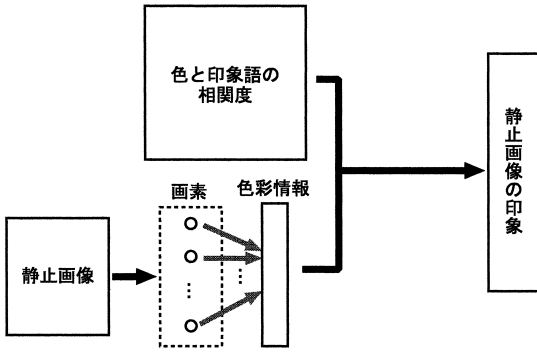


図 5 静止画像メタデータ自動抽出方式の全体図
Fig. 5 A figure of automatic metadata extraction method for image data.

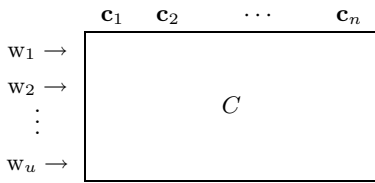


図 6 色印象行列 C
Fig. 6 Image impression matrix C .

$$c_k = (w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{ku})^T. \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

c_k の各要素は、色と印象語の関連の強さを示す数値データである。ここで色印象ベクトル c_k を行ベクトルとし (c_1, c_2, \dots, c_n) より構成される u 行 n 列の行列 C を、色印象行列 C とする(図 6)。色印象行列 C は色と印象語との相関の強さを表す。

この色印象行列をカラーイメージスケールを用いて、有彩色 120 色、および無彩色 10 色の基本色 130 色とその印象を表す 180 語により 180 行 130 列の色印象行列 C とする。

(2) 色彩情報の抽出

静止画像から色彩情報が抽出し、その色彩情報は静止画像全体における基本色 n 色の占める割合で構成される画像色彩ベクトル m によって表現される。画像色彩ベクトルを次に示す。

$$m = (m_1, m_2, \dots, m_n)^T. \quad (8)$$

(3) 静止画像のメタデータ抽出

色印象行列 C 、および画像色彩ベクトル m を用いて、静止画像メタデータ I の抽出を行う。画像メタデータ I は、色印象ベクトル c_k に用いられる u 個の印象語と同一の印象語で特徴付けられるベクトルである。静止画像メタデータ I を次のように表す。

$$I = Cm = \left(\sum_{k=1}^n w_{k1}m_k, \sum_{k=1}^n w_{k2}m_k, \dots, \sum_{k=1}^n w_{ku}m_k \right)^T. \quad (9)$$

4. 静止画像メタデータ自動抽出方式を対象とした感性作用素の適用

文献 6) において、楽曲メディアデータを対象とした感性作用素を有するメタデータ自動抽出方式の実現方法、および有効性を検証してきた。本章では、感性作用素の概要と、3 章で述べた静止画像メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式に感性作用素を適用し、静止画像メディアデータを対象とした感性作用素を有するメタデータ自動抽出方式の実現方法について述べる。

4.1 メディアデータを対象とした感性作用素

本節では、メディアデータから抽出されたメタデータをメタデータ空間 MDS へ人間の感性や直感に反映した写像を実現する感性作用素⁶⁾ について述べる。

メタデータ自動抽出方式などで、メディアデータから抽出されたメタデータは数個の印象語によって表されている。これらの印象語は n 次元ベクトルとして表される。 n 次元で表された印象語を合成することにより、メタデータはメタデータ空間 MDS に写像され、意味的連想検索が可能となる。

次に従来方式^{1)~3)} と提案する人間の感覚を反映した感性作用素として作用する方式(対数関数方式⁶⁾ の 2 種類の印象語方式について示す。

4.1.1 従来方式

従来方式は重みの大きさや特徴をメディアデータのメタデータにそのまま反映させる方式であり、以下のように表される。従来方式の詳細は、文献 1)~3) に述べられている。

メディアデータ P は、 t 個の印象語(あるいは、 t 個のオブジェクト) w_1, w_2, \dots, w_t からなる。ここで、 t はカラーイメージスケール⁷⁾ による印象語群のすべての語($t = 180$)を表している。

$$P = \{w_1, w_2, \dots, w_t\}. \quad (10)$$

各印象語 w_i は、データ行列の特徴と同一の特徴を用いて表現される特徴付きベクトルである。

$$w_i = (f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{in}). \quad (11)$$

従来方式を実現する演算子 \oplus_S は次のように表される。

$$\bigoplus_{i=1}^t S w_i := \left(\sum_{i=1}^t f_{i1}, \sum_{i=1}^t f_{i2}, \dots, \sum_{i=1}^t f_{in} \right) \quad (12)$$

4.1.2 対数関数方式 (感性作用素として作用する方式)

物理的な刺激と人間の感覚の関係を調べた研究で Fechner の法則¹²⁾がある。本方式では、各特徴について印象語の重みを合成するときに、各特徴の総和を刺激の強さと位置付け、その刺激に対応する感覚の大きさを合成後の値として求めるために、Fechner の法則を用いる。

これは、3章で示した静止画像メタデータ自動抽出方式で、色の面積の占める割合がその色が人間に与える印象の大きさ印象語の重みとしている。しかし、直感的に面積の占める割合がある程度大きくなると、その色に関する印象の大きさはあまり変わらなくなってくるのに対し、面積の占める割合が小さいときには、少しでも面積を大きくしただけで、その色に関する印象が非常に大きくなると考えられる。そこで印象語に付与する重みを刺激の強さと位置付け、Fechner の法則に基づいた感性作用素を用いることにより、面積の占める割合に対して印象語を対数関数に反映することができ、面積の占める割合が小さい色についても、反映することが可能になる。

次に示す (1) では Fechner の法則について述べ、(2)~(4) で対数関数方式を定義する。

(1) Fechner の法則

E.H. Weber は重さの弁別の実験を行い、我々は物の間の差異そのものを知覚するのではなく、物の大きさに対するこの差異の比率を知覚するのでであると述べた。

Fechner は Weber が出したこの事実を Weber の法則と名付けた。Weber の法則が一般的に成立すれば、刺激の大きさ (以下、刺激強度) と我々が感じる感覚の大きさについて、

$$d\gamma = k \frac{d\beta}{\beta}, \quad (13)$$

(k : 比例定数, β : 刺激強度, γ : 感覚の大きさ, $d\beta$, $d\gamma$: 刺激強度と感覚の大きさの微小増分)

が成立するとした。上記の式を積分して

$$\gamma = k(\log \beta - \log b). \quad (14)$$

(ただし $\log b$ は積分定数)

よって、

$$\gamma = k \log \frac{\beta}{b}, \quad (15)$$

メディアデータ $P = \{2.4w_1, 3.2w_2, \dots\}$
 ※ w_1, w_2, \dots : メディアデータの印象を表す印象語
 印象語: w_1, w_2
 $w_1: f_1, f_2, f_4, f_6$ $w_1 = (1, 1, 0, 1, 0, 1, \dots)$
 $w_2: f_3, f_4, -f_5$ $w_2 = (0, 0, 1, 1, -1, 0, \dots)$
 ※ f_1, f_2, \dots, f_6 : 特徴

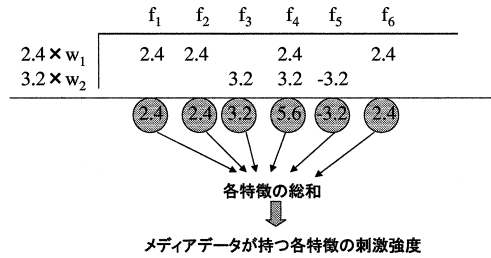


図 7 刺激強度と印象語の特徴の関係
 Fig. 7 The relation between the strength of stimuli and the feature of impression words.

となる。Fechner はこれら式について「感覚の大きさ γ は、刺激の絶対的大きさではなく刺激の大きさの対数で比例する。ここで刺激の大きさは閾値 b 、すなわち、感覚が生じかつ消失する刺激の単位としている。要するに、感覚の大きさは基本的刺激値の対数に比例する」と説明している。これがその後 Fechner の法則と呼ばれている。

(2) 刺激強度と印象語の特徴の関係

本方式における、刺激強度と印象語の特徴の関係は次のように位置付けられる。

印象語 w_i に特徴付けられた 1 つ 1 つの特徴をその特徴における刺激とみることができる。各特徴の総和を求めることにより、メディアデータが持っている各特徴における刺激の強さを求めていると考えられる。したがって、印象語 w_i における各特徴の総和は各特徴の刺激強度として意味付けができる (図 7)。

(3) 対数関数方式の導出

刺激強度 (特徴の総和) が 1 のとき感覚の大きさは 1 であると定義する。これより式 (14) に刺激強度 $\beta = 1$ 、感覚の大きさ $\gamma = 1$ を代入して、

$$1 = k(\log 1 - \log b). \quad (16)$$

$$\log b = -\frac{1}{k} \quad (k \neq 0). \quad (17)$$

これを式 (14) に代入すると、

$$\gamma = k \log \beta + 1, \quad (18)$$

となる。刺激強度が 0 の場合、感覚の大きさは 0 と定義をする。また刺激強度 $\beta < 0$ の場合以下のように定義する。

$$\gamma = -(k \log |\beta| + 1). \tag{19}$$

4.1.2 項 (2) で示した刺激強度と印象語の特徴の関係、式 (18)、および式 (19) より、メディアデータ P に式 (10) のように付与する印象語 w_i が式 (11) のように特徴付けされている場合、対数関数方式を実現する演算子 \oplus_F を次のように定義する。

$$\bigoplus_{i=1}^t w_i := (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n).$$

$$\gamma_j = \begin{cases} k \log_{\alpha} |\beta_j| + 1 & (\beta_j > 0 \text{ のとき}) \\ 0 & (\beta_j = 0 \text{ のとき}) \\ -(k \log_{\alpha} |\beta_j| + 1) & (\beta_j < 0 \text{ のとき}) \end{cases}$$

$$\beta_j = \sum_{i=1}^t f_{ij}.$$

$$\tag{20}$$

ただし、 β が 0 に近い値の特徴はメディアデータの印象を的確に表していないため検索結果を悪化させる恐れがあることから、これらの特徴を排除する必要がある。この排除の方式については、各メタデータ自動抽出方式ごとに設定する。

本方式では、メタデータ自動抽出方式から出力された重み付き印象語について、重みが小さな印象語を排除しているため、本ステップにおいて β が 0 に近い値の検索結果を悪化させる恐れがある特徴が出ないようになっている。

この排除方法の詳細については、4.2 節 Step2 で示す。

(4) 感性パラメータ

式 (20) において k を感覚ボリューム係数とし、メディアデータの違いや検索者個々の感性の違いによって設定するパラメータとする。また、式 (20) の対数の底の値 α についても同様の役割を果たすパラメータとする。これら 2 つのパラメータ (k, α) を感性パラメータとし、感性のボリュームとして設定できるパラメータとする。

4.2 静止画像メディアデータを対象とした感性作用素を有するメタデータ自動抽出方式の実現方法

本方式の全体図を図 8 に示す。静止画像メディアデータを対象とした感性作用素を有するメタデータ自

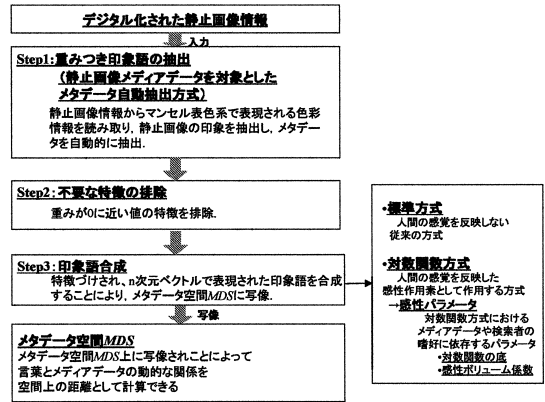


図 8 提案方式の全体図
Fig. 8 A figure of our method.

動抽出方式は次のような手順によって実現される。

- Step1：重み付き印象語の出力
3 章で述べた、デジタル化された静止画像データからメディアデータの印象を抽出し重み（静止画像と印象語の相関）付き印象語が出力される。
- Step2：不要な特徴の排除（前処理）
静止画像メタデータ自動抽出方式により出力される重み付き印象語は特徴付けを行うことにより、 n 次元ベクトルとして表されている。重みが 0 に近い値の特徴は 4.1.2 項 (3) より、メディアデータの印象を的確に表していないため検索結果を悪化させる恐れがある特徴を排除する。
具体的には、Step1 において出力された重み付き印象語において、重みが小さい印象語を排除することによって、重みが 0 に近い値の特徴を排除する。
重み付き印象語を w_k ($k = 1, 2, \dots, n$) として重みの小さい印象語の排除方法を以下のように表される。

$$w_k = \begin{cases} w_k & (w_k > \varepsilon \text{ のとき}) \\ 0 & (w_k \leq \varepsilon \text{ のとき}) \end{cases} \tag{21}$$

本方式では、 $\varepsilon = 0.08$ とした。これは、4 枚の風景静止画像を対象としてメタデータを自動抽出し、排除した結果、印象語の数が 15 個程度になるような ε を設定した。 ε は、パラメータとして自由に変更することができる。適切な ε の設定方法については今後の課題である。

- Step3：印象語合成（感性作用素の適用）
特徴付けされた n 次元ベクトルで表された各印

象語を合成することによって言葉とメディアデータの動的な関係を空間上での距離として計算できるメタデータ空間 MDS 上に写像される。

4.1 節より、メタデータ空間 MDS に写像する方式として、次の 2 方式があげられる。

(1) 従来方式

人間の感覚を反映しない従来の方式。

(2) 対数関数方式(感性作用素として作用する方式)

3 章で示した静止画像メタデータ自動抽出方式では、色の面積の占める割合によって、印象語の重みの大きさが決まる。これは、直感的に色の面積の占める割合がその色が人間に与える刺激強度を決める一要因として、人間に与える印象の重みとしている。しかし、色の面積の占める割合が大きくなればなるほど、その色に関する印象の大きくなる割合は鈍くなり、色の面積の占める割合が小さい場合は、その色の占める割合を少し大きくするだけで、その色に関する印象が非常に大きくなると考えられる。人間の感覚としてこれらを反映した方式。

5. 実験

本方式の有効性を検証するため、本方式に基づく実験システムを構築し、検証実験を行った。

実験 1 では感性作用素として作用する対数関数方式の感性パラメータ(4.1.2 項(4))の変化による意味的連想検索の検証を行い、静止画像メディアデータを対象とした色彩情報の印象によるメタデータ自動抽出方式に適切な感性パラメータについて考察した。

実験 2 では感性作用素として作用しない従来方式を用いた場合と、感性作用素として作用する対数関数方式を用いた場合との比較を仮想データを用いて行い、感性作用素の有効性の検証を行った。

実験 3 では実験 2 について行った実験を実際の静止画像メディアデータを用いて行い、静止画像メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式を使った意味的画像検索の有効性の検証を行った。

5.1 実験環境

メタデータ空間 MDS 作成については、“Longman Dictionary of Contemporary English”¹³⁾ という英英辞書を使用した。同辞書は、約 2,000 語の基本語だけを用いて約 56,000 語の見出し語を説明している。ここで基本語を特徴と見なし、各見出し語を説明する基本語が肯定の意味に用いられていた場合“1”、否定の

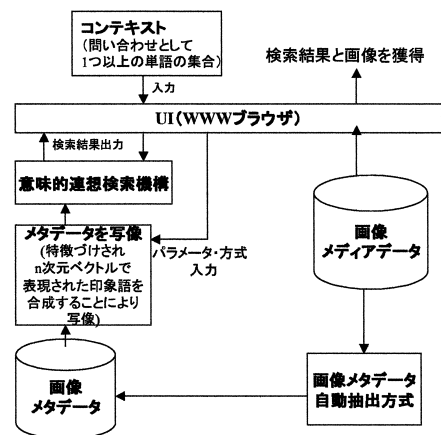


図 9 実験システム図

Fig. 9 A figure of the system structure for experiments.

場合“-1”，使用されていない場合“0”，見出し語自身が基本語である場合その基本語の要素を“1”として、2.1 節(1)のデータ行列 M を作成した。これより、約 2,000 次元の正規直交空間であるメタデータ空間 MDS を生成した。約 2,000 次元のメタデータ空間 MDS では、約 2^{2000} 通りの意味の様相が表現可能である。

5.2 実験システム

実験システムの全体図を図 9 に示す。

この実験システムを C 言語、および Perl 言語を用いて実装した。

5.3 評価方法

本実験では検索結果を再現率、適合率という指標によって評価した。ここで再現率、適合率は以下のように表される。

$$\text{再現率} = \frac{\text{システムの検索結果に含まれる正解数}}{\text{本来の正解数 (正解として出力されるべきデータ数)}} \quad (22)$$

$$\text{適合率} = \frac{\text{システムの検索結果に含まれる正解数}}{\text{システムの検索結果出力数}} \quad (23)$$

5.4 実験 1

5.4.1 実験方法

静止画像メタデータ自動抽出方式から出力されたメタデータを対象として、感性作用素として作用する対数関数方式の感性パラメータ(4.1.2 項(4))の変化による意味的連想検索を行い、検索結果の比較を行った。感覚ボリューム係数 $k=1$ に固定し、底 α の変化による R 適合率の比較を行った。また、先の実験の R 適合率が一番高い値の底 α に固定し、感覚ボリューム

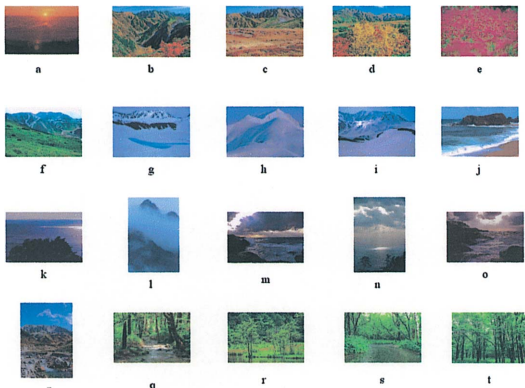


図 10 対象とした静止画像メディアデータセット-A

Fig. 10 Image data set-A for experiments.



図 11 対象とした静止画像メディアデータセット-B

Fig. 11 Image data set-B for experiments.

ム係数 k の変化による R 適合率の比較を行った。さらに、静止画像メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式に適切な感性パラメータについて考察した。

R 適合率とは、式 (22)、式 (23) のシステムの検索結果出力数を本来の正解数と同値にした場合の適合率を指し、再現率と適合率は同値になる。本実験ではシステムの検索結果出力数は正解数と同数とした。

実験対象の静止画像メディアデータとして、図 10 に示す風景写真 20 枚をデータセット-A、および図 11 に示す風景写真 35 枚をデータセット-Bとして使用し、実験、比較を行った。

これらのデータの正解については、対象とするデータの全体の色彩とカラーイメージスケール⁷⁾に掲載されている色とを見比べ、その一番近い色に属している印象語を見て、その語がコンテキストと近い意味であれば正解とした。具体的には、「cheerful」「merry」など、ポジティブな印象語と相関が強い色彩が全体的

表 1 データセット-A のコンテキストと正解

Table 1 Contexts and correct answer of data set-A.

コンテキスト	正解(画像 ID)
warm active	a, b, c, d, e
quiet fresh	f, g, h, i, j
dark heavy	k, l, m, n, o

表 2 データセット-B のコンテキストと正解

Table 2 Contexts and correct answer of data set-B.

コンテキスト	正解(画像 ID)
warm active	1,16,22,29,30,31,35
quiet fresh	3,10,11,20,23,28,31,33,34
dark heavy	13,29,32

に占める画像について、コンテキスト「warm active」の正解とし、「calm」「refreshing」など、静か、爽やかななどの印象語と相関が強い色彩が全体的に占める画像について、コンテキスト「quiet fresh」の正解とし、「solemn」など、荘厳で重いなどの印象語と相関が強い色彩が全体的に占める画像について、コンテキスト「dark, heavy」の正解とした。

このように設定した正解を、データセット-A については表 1、データセット-B については表 2 に示す。

ここで、本実験において風景写真を用いるのは、以下の理由からである。一般的に画像メディアデータの印象は、本方式で扱う色彩のほか、静止画像に対して持つ印象は、色彩、構図、テーマ、描かれているものなど様々な要因が考えられる。これらの要因について、それぞれ個々に実装し、組み合わせることにより、多角的な検索が可能になると考えられる。本実験の場合は、それらの要因の中でも色彩情報に注目した静止画像の印象をメタデータとして抽出する方式について注目している。このことから、絵画などの色彩情報以外の要因が大きいと想定されるデータではなく、比較的印象が色彩に大きく依存する画像データとして考えられる風景写真を使用した。実際、上記の正解設定方法では、必ずしも画像の印象と合致するものではないが、本実験では、風景写真を対象としているため、設定した正解が画像の印象と合致しないものは少ないと思われる。

5.4.2 実験結果

データセット-A および B を対象として、感覚ボリュウム係数 $k = 1$ に固定し、底 α の変化による R 適合率の値の関係を図 12 に示す。ただし、R 適合率の値は、表 1 および表 2 で表す各コンテキストによる検索結果の R 適合率の平均値を表している。

これより、両データセットともに、底 $\alpha = 8$ の前後で R 適合率が高くなっていることが分かる。

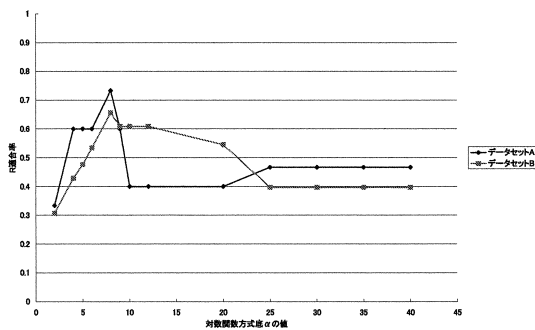


図 12 底 α の値の R 適合率の変化

Fig. 12 An alteration of R-Precision rates by the base α .

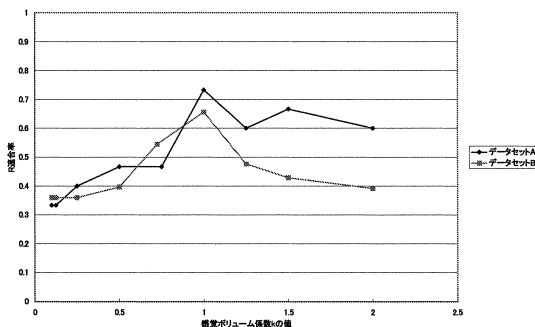


図 13 感覚ボリューム係数 k の R 適合率の変化

Fig. 13 An alteration of R-Precision rates by the sense volume value k .

さらに、データセット-A および B を対象として、底 $\alpha = 8$ に固定し、感覚ボリューム係数 k の変化による R 適合率の値の関係を図 13 に示す。

以上から、両データセットともに、感覚ボリューム係数 $k = 1$ 、底 $\alpha = 8$ 前後で R 適合率が高くなるのが分かる。

5.4.3 考察

静止画像メディアデータの場合、感覚ボリューム係数 $k = 1$ 、底 $\alpha = 8$ 前後で設定するとよいことが分かった。さらに、データセット-A, B について同様の結果が出たことから、感性パラメータはメディアデータの種類に依存したパラメータであると考えられる。これにより、このパラメータはメディアデータの種類によって設定することで、検索結果を検索者の意図に近付けることが可能であることを示している。

5.5 実験 2

5.5.1 実験方法

感性作用素として作用しない従来方式を用いてメタデータをメタデータ空間 MDS に写像した場合と、感性作用素として作用する対数関数方式を用いてメタデータを写像した場合とで、それぞれ意味的連想検

表 3 仮想データ例

Table 3 Example of virtual data.

データ名	重みつき印象語
warm-001	{0.165030}cheerful {0.146398}casual {0.142716}youthful {0.141070}childlike {0.140413}young {0.137020}citrus {0.135009}pretty {0.128144}open3 {0.127471}friendly {0.124818}enjoyable {0.114101}cute {0.107254}free {0.104563}sweet-sour {0.092017}lighthearted {0.091666}healthy {0.085774}joyful {0.085062}merry
quiet-075	{0.184705}quiet {0.154880}light7 {0.151055}plain {0.150765}gentle {0.144803}pristine {0.136982}tranquil {0.130614}amiable {0.127756}agreeable_to {0.125563}Large_hearted {0.118040}familiar {0.111752}restful {0.108383}simple_and_appealing {0.108288}chic {0.106646}sober {0.098806}dry {0.096894}aqueous {0.096175}simple_quiet_elegant {0.087909}metallic {0.086939}pleasant {0.085814}peaceful {0.085766}dreamy {0.083340}mild {0.081367}friendly
dark-027	{0.222853}subtle_and_mysterious {0.215249}chic {0.194159}urbane {0.185305}precise {0.171127}subtle {0.167227}aqueous {0.166695}exact1 {0.154919}quiet {0.152602}polished {0.148432}formal {0.144517}refined {0.125610}sober {0.121579}assiduous {0.121552}serious {0.116761}delicate {0.105912}noble {0.103363}sedate {0.099573}light7 {0.094936}dry {0.094387}metallic {0.084034}genteel {0.081047}majestic
other-173	{0.311162}plain {0.275873}tranquil {0.180646}sweet-sour {0.120928}natural {0.120562}pristine {0.117657}restful {0.116413}pastoral {0.092473}sober {0.089526}light7 {0.080852}soft

索を行い比較した。対数関数方式の感性パラメータについては、実験 1 の結果から、感覚ボリューム係数 $k = 1$ 、底 $\alpha = 8$ に設定する。

実験対象データとして、静止画像メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式から出力されるデータを想定して手動で作成した仮想データ 1,000 データを使用した。仮想データの作成方法としては、実験 1 で用いた実データから自動抽出されたメタデータをもとに、抽出されうる 180 語の印象語の範囲で手動で入れ替えたり、重みの値を手動で変更したりすることによってデータを作成した。これは、なるべく実画像データから抽出されたメタデータに近付けるために、以上のような方法をとっている。実際の仮想データ例を表 3 に示す。

また、正解については、各コンテキストの印象に近い印象語の重みが高いデータとする。具体的にはコンテキスト「warm active」は印象語「active」をはじめとするポジティブな印象語の重みが大きい静止画像データ、コンテキスト「quiet fresh」は印象語「quiet」「fresh」をはじめとする、静かな、爽やかな感じを表す印象語の重みが大きい静止画像データ、「dark heavy」は印象語「solemn」をはじめとする、荘厳な、重厚な感じを表す印象語の重みが大きい静止画像データとする。このように作成された、仮想データ 1,000 データの内訳としては「warm, active」を正解とする 100 データ、「quiet, fresh」を正解とする 100 データ、「dark, heavy」を正解とする 100 データ、残りのデータは以上のいずれのコンテキストにも属さないデータである。

5.5.2 実験結果

感性作用素として作用しない従来方式を用いてメタ

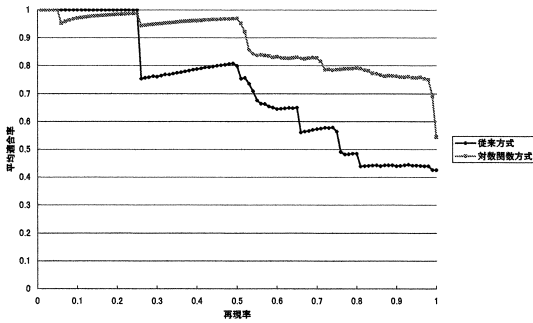


図 14 再現率・平均適合率 (実験 2)

Fig. 14 Recall rates and precision rates (experiment 2).

データをメタデータ空間 MDS に写像した場合と、感性作用素として作用する対数関数方式を用いてメタデータを写像した場合の再現率・平均適合率を表したグラフを図 14 に示す。平均適合率とは、各コンテキストにおける適合率の平均である。

全体的に、対数関数方式が従来方式に比べ、平均適合率が高くなっている。

5.5.3 考察

感性作用素として作用する対数関数方式では、従来方式に比べ、全体的に平均適合率高いことが分かった。

これより、人間の感性を反映した関数である、感性作用素を導入することにより、人間の感性に合致した検索が可能となることを示している。

5.6 実験 3

5.6.1 実験方法

静止画像メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式において、感性作用素として作用しない従来方式を用いてメタデータをメタデータ空間 MDS に写像した場合と、感性作用素として作用する対数関数方式を用いてメタデータを写像した場合との比較を実際の静止画像メディアデータを用いて、本メタデータ自動抽出方式を用いた意味的画像検索の有効性の検証を行った。実験対象データとして、データセット-A データセット-B を含む実風景画像データ 100 データを使用した。対数関数方式の感性パラメータについては、実験 1 の結果から、感覚ボリューム係数 $k = 1$ 、底 $\alpha = 8$ に設定する。コンテキストについては、画像のメタデータとして抽出される印象語を含むコンテキスト「warm active」、 「quiet fresh」、 「solemn heavy」で実験を行ったうえ、画像のメタデータとして抽出されない印象語のみで構成した「warm smile」、 「comfort silent」、 「dark heavy」で実験を行う。正解については、「warm active」は抽出されたメタデータの印象語「active」をはじめとするポジティブな印象

語の重みが大きい静止画像データ、「quiet fresh」は抽出されたメタデータの印象語「quiet」「fresh」をはじめとする、静かな、爽やかな感じを表す印象語の重みが大きい静止画像データ、「solemn heavy」は抽出されたメタデータの印象語「solemn」をはじめとする、荘厳な、重厚な感じを表す印象語の重みが大きい静止画像データとする。また、「warm smile」の正解は「warm active」と同様の正解、「comfort silent」の正解は「quiet fresh」と同様の正解、「dark heavy」の正解は「solemn heavy」と同様の正解とし、検索結果の考察を行う。

5.6.2 実験結果

感性作用素として作用しない従来方式を用いてメタデータをメタデータ空間 MDS に写像した場合と、感性作用素として作用する対数関数方式を用いてメタデータを写像した場合の再現率・適合率を表したグラフをコンテキスト「warm active」の場合、コンテキスト「quiet fresh」の場合、コンテキスト「solemn heavy」の場合をそれぞれ、図 15、図 16、図 17 に示す。

コンテキスト「warm active」、 「quiet fresh」、 「solemn heavy」どの場合においても対数関数方式が従来方式に比べ、おおよそ適合率が高くなっている。これにより対数関数方式の有効性が示された。

さらに、画像のメタデータとして抽出されない印象語のみで構成したコンテキストの「warm smile」の場合、「comfort silent」の場合、「dark heavy」の場合をそれぞれ、図 18、図 19、図 20 に示す。

図 18 から、コンテキスト「warm smile」の場合、従来方式と対数関数方式ともに非常に高い適合率である。

図 19 から、コンテキスト「comfort silent」の場合、対数関数方式の方が高い適合率である。しかし、両方式とも他のコンテキストに比べて低い適合率である。これは、カラーイメージスケールにおいて、「静かで爽やか」な印象を表す印象語が多く用いられており(例: calm quiet fresh など)、特に「静かな」という印象については、落ち着きを表したり、荘厳さを表したり、様々な色において用いられている。また、本実験において「静かで爽やか」というコンテキストを画像のメタデータとして抽出されない印象語のみで構成するのが難しく、このコンテキストが曖昧になっていることも原因であると考えられる。しかし、特に対数関数方式では、他のコンテキストに比べると低いが、検索の精度としては高い適合率である。

図 20 から、コンテキスト「dark heavy」の場合、

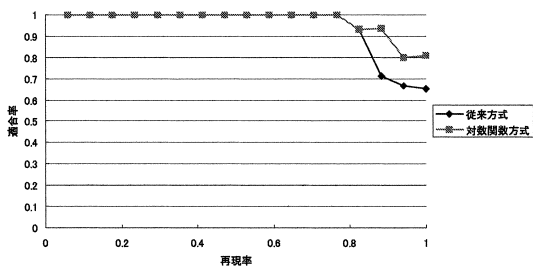


図 15 コンテキスト「warm active」の再現率・適合率(実験 3-1)

Fig. 15 Recall rates and precision rates for the context “warm active” (experiment 3-1).

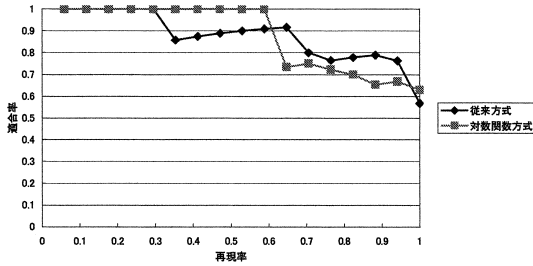


図 18 コンテキスト「warm smile」の再現率・適合率(実験 3-4)

Fig. 18 Recall rates and precision rates for the context “warm smile” (experiment 3-4).

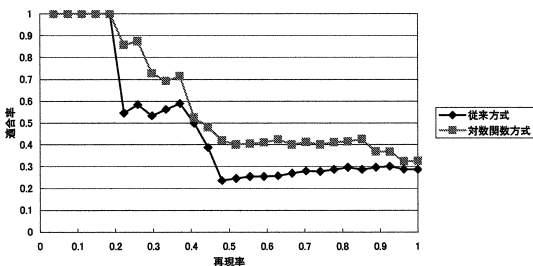


図 16 コンテキスト「quiet fresh」の再現率・適合率(実験 3-2)

Fig. 16 Recall rates and precision rates for the context “quiet fresh” (experiment 3-2).

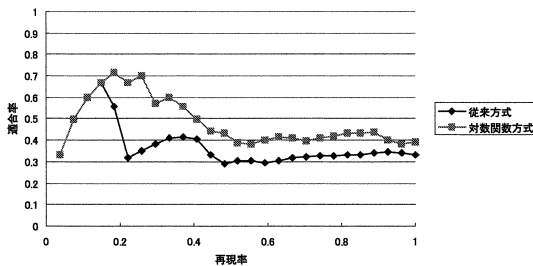


図 19 コンテキスト「comfort silent」の再現率・適合率(実験 3-5)

Fig. 19 Recall rates and precision rates for the context “comfort silent” (experiment 3-5).

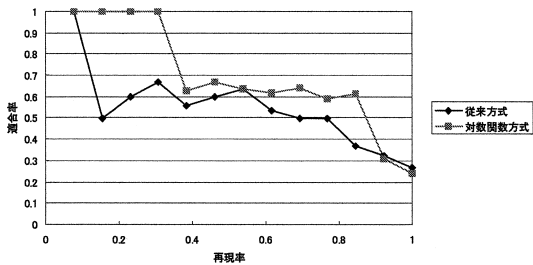


図 17 コンテキスト「solemn heavy」の再現率・適合率(実験 3-3)

Fig. 17 Recall rates and precision rates for the context “solemn heavy” (experiment 3-3).

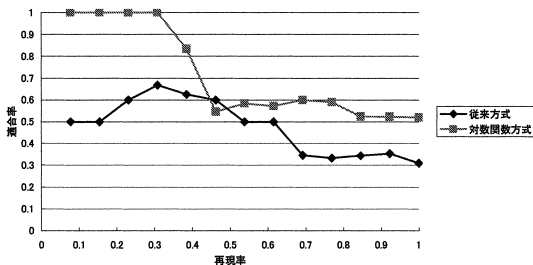


図 20 コンテキスト「dark heavy」の再現率・適合率(実験 3-6)

Fig. 20 Recall rates and precision rates for the context “dark heavy” (experiment 3-6).

従来方式に比べて対数関数方式は、適合率がおおいに改善されており、高い適合率である。

さらに、コンテキスト「warm active」、 「quiet fresh」、 「solemn heavy」、つまり画像のメタデータとして抽出される印象語を含むコンテキストで行った前者 3 つの場合をグループ A、コンテキストの「warm smile」、 「comfort silent」、 「dark heavy」、つまり画像のメタデータとして抽出されない印象語のみで構成したコンテキストで行った後者 3 つの場合をグループ B として、グループ A、グループ B それぞれの R-適合率の平均である平均 R-適合率、および、全体の

表 4 平均 R-適合率

Table 4 R-Precision.

	従来方式	対数関数方式
グループ A の平均 R-適合率	0.589799	0.647394
グループ B の平均 R-適合率	0.544551	0.562929
平均 R-適合率	0.567175	0.605162

平均 R-適合率を示した表を表 4 に示す。

これにより、全体的に画像のメタデータとして抽出されない印象語のみで構成したコンテキストで検索した場合は画像のメタデータとして抽出される印象語を含むコンテキストで行った場合と比較すると、上で示したコンテキストの曖昧性の問題を考慮して、十分な

精度であるといえる。このことから、本意味的画像検索方式の有効性が示される。

5.6.3 考察

適切な感性パラメータを設定した感性作用素として作用する対数関数方式では、従来方式でも検索結果が良い場合は良いままで、従来方式であまり検索結果が良くない場合が改善されることが分かった。

これより、静止画像メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式においても人間の感性を反映した関数である、感性作用素を導入することにより、人間の感性に合致した検索が可能となることを示している。

さらに、本意味的画像検索方式の検索について考察を行い、本検索方式の有効性を示した。

5.7 実験全体の考察

実験1では、感性作用素として作用する対数関数方式の感性パラメータはメディアデータの種類に依存し、静止画像メディアデータの適切な感性パラメータの値として感覚ボリューム係数 $k = 1$ 、底 $\alpha = 8$ 前後で設定するとよいことを示した。

実験2では、感性作用素として作用する対数関数方式を導入することで、より人間の直感に合致した検索が可能になることを示した。

さらに実験3では、感性パラメータを適切な値に設定した感性作用素として作用する対数関数方式が静止画像メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式への適用において有効であることを示した。さらに、本意味的画像検索の有効性を示した。

この実験は、静止画像メディアデータを対象とした人間の感性を反映した関数である感性作用素を有するメタデータ自動抽出方式の有効性を示している。

6. おわりに

本稿では、静止画像メディアデータを対象とした人間の直感に応じた重み付き印象語をメタデータとして自動抽出する感性作用素を有するメタデータ自動抽出方式を示した。本方式により、静止画像メディアデータの自動抽出方式により出力される重み付き単語群を対象として、人間の感性を反映した関数を導入することにより人間の直感に対応するメタデータを抽出可能となった。また、静止画像メディアデータを対象とした検索方式を実現し、実験を行い、本方式の有効性を示した。

本方式により、静止画像メディアデータや楽曲メディアデータだけでなく、任意の種類メディアデータのメタデータ自動抽出方式から抽出されるメタデータを

対象として、同様の方式によりメタデータ空間 *MDS* 上に写像でき、意味的連想検索をメディアデータの性質や検索者個々の嗜好の違いを吸収できると考えられる。さらに、本方式により、画像メディアデータとその印象に合った楽曲メディアデータを統合するような異種メディアデータの連結が可能となると考えられる。

今後の課題として、本方式では静止画像に対して持つ要因として色彩情報を扱ったが、その他の要因についての感性作用素の有効性の検証、本方式の各種メディアデータへの適用、メタデータ自動抽出方式への個人差の計量方式の導入、および、本方式による異種メディア間検索方式の実現があげられる。

謝辞 本研究の一部は、文部科学省、日本学術振興会科学研究費補助金（学術創成研究費）における研究課題“人文社会科学と自然科学を連携するメタレベル知識ベースシステムの開発”（課題番号：13GS0020）によっております。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1) Kitagawa, T. and Kiyoki, Y.: The mathematical model of meaning and its application to multidatabase systems, *Proc. 3rd IEEE International Workshop on Research Issues on Data Engineering: Interoperability in Multidatabase Systems*, pp.130-135 (1993).
- 2) Kiyoki, Y., Kitagawa, T. and Hayama, T.: A Metadatabase System for Semantic Image Search by a Mathematical Model of Meaning, *Multimedia Data Management — using metadata to integrate and apply digital media*, Sheth, A. and Klas, W. (Eds.), Chapter 7, McGrawHill (1998).
- 3) 清木 康, 金子昌史, 北川高嗣: 意味の数学モデルによる画像データベース探索方式とその学習機構, *電子情報通信学会論文誌, D-II, Vol.J79-D-II, No.4*, pp.509-519 (1996).
- 4) Michael, W.B., Susan, T.D. and Gavin, W.O.: Using linear algebra for intelligent information retrieval, *SIAM Review*, Vol.37, No.4, pp.573-595 (1995).
- 5) Kitagawa, T. and Kiyoki, Y.: Fundamental framework for media data retrieval system using media lexco transformation operator, *Information Modeling and Knowledge Bases*, IOS Press (2000).
- 6) 北川高嗣, 中西崇文, 清木 康: 楽曲メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式の実現とその意味的楽曲検索への適用, *電子情報通信学会論文誌, Vol.J85-D-I, No.6*, pp.512-526 (2002).
- 7) 小林重順: カラーイメージスケール, 講談社

(1984).

- 8) 串間和彦, 赤間浩樹, 紺谷精一, 山室雅司: 色や形状等の表層的特徴量にもとづく画像内容検索技術, 情報処理学会論文誌: データベース, Vol.40, No.SIG3 (TOD1), pp.171-184 (1999).
- 9) 栗田多喜夫, 加藤俊一, 福田郁美, 坂倉あゆみ: 印象語による絵画データベースの検索, 情報処理学会論文誌, Vol.33, No.11, pp.1373-1383 (1992).
- 10) 木本晴夫: 感性語による画像検索とその精度評価, 情報処理学会論文誌, Vol.40, No.3, pp.886-898 (1999).
- 11) 千々岩英彰: 色彩学概説, 東京大学出版会 (2001).
- 12) 新編 感覚・知覚心理学ハンドブック, 誠信書房 (1994).
- 13) *Longman Dictionary of Contemporary English*, Longman (1987).

(平成 14 年 6 月 19 日受付)

(平成 14 年 9 月 29 日採録)

(担当編集委員 有澤 博)



北川 高嗣(正会員)

1978 年名古屋大学工学部卒業.
1983 年同大学院工学研究科博士課程修了. 工学博士. スタンフォード大学計算機科学科客員研究員, 愛媛大学理学部数学科講師を経て, 1990

年より筑波大学電子・情報工学系に勤務. 現在同学系教授. 数値解析, 逆問題, マルチメディア情報システムの研究に従事. 日本応用数学会会員.



中西 崇文(学生会員)

1978 年生. 2001 年筑波大学第三学群情報学類卒業. 現在, 同大学院システム情報工学研究科在学. マルチメディアシステムに関する研究に興味を持つ.



清木 康(正会員)

1978 年慶應義塾大学工学部卒業. 1983 年同大学院工学研究科博士課程修了. 工学博士. 同年日本電信電話公社武蔵野電気通信研究所入所. 1984 年~1995 年筑波大学電子・情報工学系講師, 助教授を経て, 1996 年慶應義塾大学環境情報学部助教授, 1998 年同学部教授. 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-CS 会員.