

感性データベースと連携したパーソナルモデル構築ツール

Developing Tools for Personal Models constructed from Kansei Database

吉田 香 1) 本村 陽一 2)
Kaori YOSHIDA Yoichi MOTOMURA

- 1) 九州工業大学 情報工学部
(〒820-8502 福岡県飯塚市川津 680-4 E-mail: kaori@cse.kyutech.ac.jp)
2) 独立行政法人 産業技術総合研究所 情報処理研究部門
(〒305-8568 茨城県つくば市梅園 1-1-1 中央第 2 E-mail: y.motomura@aist.go.jp)

ABSTRACT. In this project, we developed a system that can construct personal models in order to make information systems more adaptive users. Personal models are internal model to represent user's subjective interests, preferences, taste, knowledge and such mental depth based on users' individuality. Our system (K-tools) consists of three different modules that are K-model, K-retrieve and K-outline. K-model is a tool for gathering user's subjective response and putting them into database. K-retrieve is for information retrieval according to personal index derived from personal models. K-outline is for visualization of personal models. Finally, we evaluate our system using a questionnaire data.

1. 背景

情報機器の発達やインターネットの普及により、情報機器のユーザ層が飛躍的に広がっている。そこで、目的意識、興味等の感じ方や捉え方の感性が非常に多様で、またどのような分野の知識をどの程度持っているかも非常に多様な、個々のユーザの主観的な特性に適応できる技術の確立が必須である。

2. 目的

システムがユーザの多様性に適応できるよう、パーソナルモデルを構築し、これを用いた実用システムを開発することを目指す。ここで、パーソナルモデルとは、各ユーザの個性、興味、嗜好、傾向などをモデル化したものを指す。パーソナルモデル構築ツールでは、DB に格納されたユーザの回答を確率モデルを用いて解析することにより、確率パラメータとして各ユーザの傾向を得ることができ、実用システムを構築する際の支援ツールとして利用できる。本プロジェクトでは、パーソナルモデル構築部分だけでなく、実用システムを構築する際に有用な周辺ツール(K-tools)についても開発を行う。

3. 開発概要

(1) K-tools システムの概要

K-tools システムは PC-UNIX マシンとその上で動くソフトウェアから構成される。システム内の DB は、Linux 上の PostgreSQL を利用して構築されており、WEB 上に提供されたインタフェースで入力されるユーザからの要求は、CGI (Perl にて記述) によりシステムに渡される。システムは、現在 3 つのツールから構成されている。それぞれのツールについて、以下に簡単に説明する。

a) K-model

K-model は、ユーザの感性データを取得し、データベース化するツールである。ユーザの回答は、ユーザ ID、コンテンツファイル名、回答 (コンテンツに対する印象) を整理し

て DB 化する。ここで収集されたユーザの回答は、ユーザの回答ログとして DB に蓄積され、パーソナルモデル構築に用いられる。確率モデルを用いたパーソナルモデル構築部分は、現在独立したプログラムになっており、WEB 上から操作することはできない。

b) K-retrieve



K-retrieve は、サーバに蓄積された DB を参照し、ユーザの要求するコンテンツを検索するツールである。ツール内には、検索対象画像から画像特徴を抽出するプログラム、検索キーワード選択による画像検索プログラムが含まれる。これまでの印象をキーワードとした画像検索システムでは、明らかにその印象をあらゆる画像を検索するものだったが、本システムでは、明らかにその印象をあらゆる画像の中でも、微妙に異なる感じ方を検索結果として挙げることができる。例えば、夕暮れどきの海と真夏の海では、まったく違うキーワードによる検索結果として予想できるが、同じ夕暮れどきの海でも個人によって感じ方が違う、この違いをパーソナルモデルを用いて検索結果に反映させる、ということである。

c) K-outline

K-outline は、サーバに蓄積されたユーザのパーソナルモデルを可視化するツールである。システムの一部としての利用だけでなく、研究ベースとしても利用価値が高いと考えられる。

(2) 動作原理

ここでは、K-tools システムの一部である K-retrieve (画像検索システム) を例に、動作原理を説明する。

ユーザ (user) が、ある画像 (img) を見たとき、その画像に対してあるキーワード (W) を回答したとする。このとき、このに対する平均的な W らしさ P(W) は、「とてもそう思う」を 100%、「ややそう思う」を 75%、「わからない」を 50%、「そう思わない」を 0% とし、それぞれ a 個、b 個、c 個、d 個のデータが取得できたとすると、 $1.0 \cdot a / (a+b+c+d) + 0.75 \cdot b / (a+b+c+d) + 0.5 \cdot c / (a+b+c+d) + 0 \cdot d / (a+b+c+d)$ で計算できる。次に、 の i 番目の画像特徴を $f_i(\text{img})$ と

する。このとき、「 $f_i(\text{Img})$ が大きければ W らしい」または「 $f_i(\text{Img})$ が小さければ W らしい」という関係があり得る。これらは W らしいさ $P(W)$ を $f_i(\text{Img})$ の値によって条件づけたものなので、W らしいさは $f_i(\text{Img})$ の条件付確率 $P(W|f_i(\text{Img}))$ と書くことができる。ここではすべての画像特徴によって条件づけられると仮定し、これを一般的に $P(W|\text{Img})$ と書くことにする。これを、全ユーザに対してモデル化する場合、以下の手順でモデル化することになる。

収集したユーザの感性データ (回答ログ)

頻度計算

W と Img , user の共起データから共起頻度を計算。
 $P(W)$ と $P(W, \text{Img})$ を数値化。

正規化

$P(W, \text{Img}) / P(\text{Img}) = P(W|\text{Img})$

確率パラメータの抽出

次に、ユーザカテゴリごとにモデル化する場合には、まずある条件 X を満たす (あるいは条件 X に反応する) というユーザカテゴリを導入し、母集団をわけて同じ処理を行う。このようなモデル化を行った結果、あるユーザカテゴリにとって W らしいという画像は、そのユーザカテゴリにとって $P(W|\text{Img})$ が高い Img を選ぶともっともらしい、ということが確率論的に言える。

また、全データでモデル化した場合は $P(W|\text{Img})$ のばらつきが大きい、これにあるキー X という条件をつけるとばらつきが減少するような場合、そのキー X は条件付き依存度が高い、すなわち W に対する情報量が高いと言える。この情報量を計算することにより、あるキー X という条件に反応するユーザ群とそうでないユーザ群にわけることが可能となる。そこで、ユーザカテゴリをわけるための指標となる情報量を、次の計算式によって得られるエントロピーによって定義する。

$$E(W|\text{Img}) = -(i=1..n) \{ -P_i(W|\text{Img}) \ln P_i(W|\text{Img}) \}$$

このエントロピーが減少するようにカテゴリ化するとよいので、ユーザをカテゴリ化するには、以下の手順でモデル化することになる。

$P(W|\text{Img})$ をもとにエントロピー $E(W|\text{Img})$ を計算。

大きなエントロピーをもつ項目 (利用者が指定) について、回答ごとにユーザをカテゴリ化する。

再度エントロピーを計算し、エントロピーが減少したことを確認する。

同様に $P(f_i|\text{Img})$ についても同様の処理を行うことができる。このように、エントロピーが最小となるようなユーザカテゴリを見つけることにより、各カテゴリのユーザテンプレートを作成することができる。これを、モデルファイルとして出力する。ここで、事前にユーザがどのユーザカテゴリに属するかを調べることにより、モデルを選択することができ、その結果として予測精度は高くなる、といえる。

今後の展望としては、例えば、以下のような手順で実用システムの実現イメージが考えられる。

W について大きなエントロピーを持つ Img (ユーザをカテゴリ化する基準となった項目) をユーザに回答させる。

ユーザがあるカテゴリに属する確率を計算。

その確率で重みをかけて、再度大きなエントロピーを持つ Img に回答させる。

(これを繰り返すことにより、そのユーザがあるカテゴリに属する確率が高くなっていくと予想される。)

あなたは %の確率で カテゴリです。」

「あなたが W らしいと思う画像はこれらの画像ですね。」
 といった検索結果表示が可能になる。

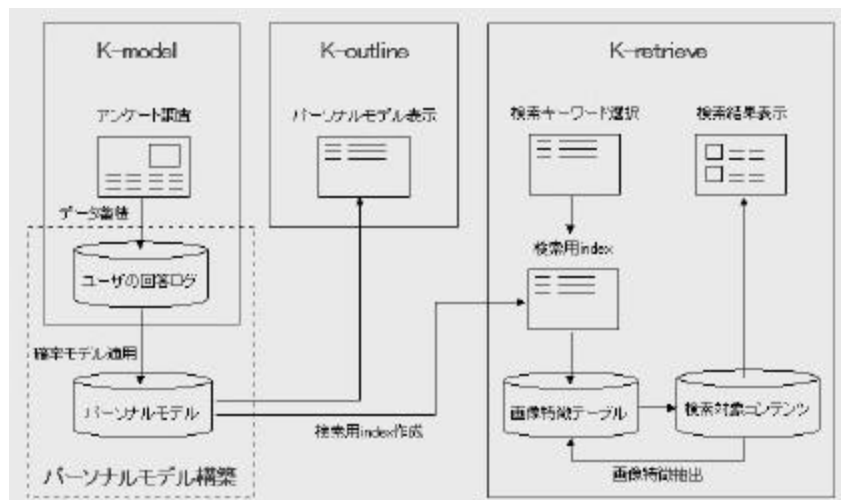


図 1 K-tools システム構成

4. 開発内容

システムがユーザの多様性に適応できるよう、情報検索システムに組み込むことが可能なパーソナルモデルの構築手法を開発し、システムを試作した。開発言語は主に Perl を用いた。本システムが持つ 4 つの機能を以下に示す。

(1) ユーザの感性データ内蔵機能 (K-model)

ユーザがコンテンツに対して感じた印象を、サーバ上に蓄積する。ここで蓄積されたデータをもとに、パーソナルモデルを構築し、後に情報検索のための index を作成する。

a) K-model 要求分析

- ユーザにできるだけ負担をかけることなく画像に対するキーワードを回答させたい。
- ここでこの回答を情報検索に反映させたい。

b) K-model システム分析

- 回答を手助けするキーワード例等を準備する。
- ユーザの回答をサーバに蓄積し、情報検索 index を作成する際に用いる。

c) K-model システム設計

- キーワード例は、後に情報検索でキーワードとなり得るものが望ましい。今回は、画像検索のキーとして色彩特徴を用いるため、画像特徴量と関連の深いキーワードを設定した。キーワード設定の裏づけとなる技術は、後述する。キーワードは、システム側から提供する 10 語から選ばせることとし、もしユーザが他に表現したい場合は、自由に入力できる欄を設けるものとする。
- 情報検索 index を作成する際に、無理なデータを適用できるよう、ユーザからの回答は変形せずにサーバ上に蓄積する。形式は、「アクセス日時、ユーザ ID、画像に対する印象(キーワード)群、画像ファイル名」とする。

d) K-model システム動作

- システムが準備したサンプル画像のサムネイルを表示し、ユーザは自分が回答したいと思う画像をクリックする。または、ユーザに回答させたい画像をシステムが表示する。
- 印象を回答させる画像とキーワード群、キーワード自由入力欄、コメント入力欄を含むアンケート画面を表示する。
- ユーザから回答が送信された後、回答を上記の形式でサーバに蓄積し、サムネイル表示画面に戻る。

(2) パーソナルモデル構築機能

蓄積されたデータを確率手法を用いて解析し、ユーザごと、もしくはユーザカテゴリごとのモデルを構築する。

a) パーソナルモデル構築における要求分析

- ユーザに意識させることなシステム内にモデルを作成したい。
- さまざまな状況を予測したい。

b) パーソナルモデル構築システム分析

- ユーザに「モデル構築をしている」という負担をかけるために、インタフェース上にはのせない。
- さまざまな状況の予測や解析が可能である確率モデルを用いる。

c) パーソナルモデル構築システム設計

- パーソナルモデルの形式は、「モデル更新日時、ユーザ ID、確率モデルから抽出されるユーザの傾向」とする。

d) パーソナルモデル構築システム動作

- アンケート調査による結果を解析する。
- $W_{user,Img}$ の共起頻度を計算し、 $P(W|Img)$ を計算する。
- DB に格納する。

e) パーソナルモデル構築方法

あるユーザ (user) が、ある画像 (img) を見たとき、その画像に対してあるキーワード (W) を回答したとする。このとき、この img に対する「W らしさ $P(W)$ 」は、「とてもそう思う」を 100%、「ややそう思う」を 75%、「わからない」を 50%、「そう思わない」を 0% とし、それぞれ a 個、b 個、c 個、d 個のデータが取得できたとする。と、 $1.0 \cdot a / (a+b+c+d) + 0.75 \cdot b / (a+b+c+d) + 0.5 \cdot c / (a+b+c+d) + 0 \cdot d / (a+b+c+d)$ で計算できる。次に、img の i 番目の画像特徴を $f_i(Img)$ とする。このとき、「 $f_i(Img)$ が大きければ W らしい」または「 $f_i(Img)$ が小さければ W らしい」という関係が成り立ち、これらは W らしさ $P(W)$ を $f_i(Img)$ の値によって条件づけたものなので、W らしさは $f_i(Img)$ の条件付確率 $P(W|f_i(Img))$ と書くことができる。ここではすべての画像特徴によって条件づけられると仮定し、これを一般的に $P(W|Img)$ と書くことにする。このとき、全データでモデル化すると、ユーザカテゴリごとにモデル化するので、かなり変わる場合には、 $P_{user}(W|Img)$ あるいは user も条件にして $P(W|Img, user)$ という形にする。

このようなモデル化を行った結果、あるユーザにとって W らしいという画像は、そのユーザにとって $P(W|Img, user)$ が高い img を選ぶともっともらしい、ということが確率的に言える。さらに、全データでモデル化した場合は $P_{user}(W|Img)$ のばらつきが多いが、これにあるキー X という条件をつけるとばらつきが減少するような場合、そのキー X は条件付き依存度が高い、すなわち W に対する情報量が多いと言える。このことより、あるキー X という条件に反応するユーザ群とそうでないユーザ群にわけることが可能となる。事前にユーザが X に反応するかどかを調べることにより、ユーザカテゴリを決定しモデルを選択することができ、その結果モデルを用いた予測精度は高くなる。

(3) パーソナルモデルを適用した情報検索機能 (K-retrieve)

パーソナルモデルを適用して作成された index により、ユーザが入力した検索キーワードによりサーバ上の画像を検索して提示する。

a) K-retrieve 要求分析

- キーワードに合う画像を検索したい。
- 他のユーザとの微妙な違いを見つけたい。

b) K-retrieve システム分析

- キーワードに合う画像を検索するためには、キーワードと画像特徴を結びつける index が必要である。従来の画像検索システムのように、ひとつひとつの画像に index をつけるのは効率が悪い上、各ユーザの index を手作業で作成することは不可能に近い。そこで、自動的に index を作成するアルゴリズムが必要である。

- 他のユーザとの違いが検索結果に反映されるということは、検索システム内の index の違いによる検索結果の違いであると言える。よって、ユーザによってほとんど差の見られない客観的な index と別に、ユーザ（あるいはユーザカテゴリ）ごとの検索 index を作成するものとする。

c) K-retrieve システム設計

- システムは、パーソナルモデルをもとにした検索 index、画像特徴テーブル、検索プログラムから構成される。

d) K-trieve システム動作

- キーワード入力画面を表示する。
- 検索プログラムを起動し、検索 index および画像特徴テーブルを用いて、ユーザの要求する画像を検索する。
- 検索結果を表示する。

e) 画像特徴テーブル作成

画像から受ける印象を左右する画像特徴には、色彩、タッチ、モチーフなどが挙げられる。ART MUSEUM では、カラー局所自己相関特徴、カラー局所コントラスト特徴など、絵画の色彩 (RGB) とタッチに着目した画像特徴を用いていた[1]。しかし、画像のカテゴリを、絵画だけでなく風景写真やテキストに拡張した場合、他の特徴にも注目すべきだと考えた。そこで着目したのが、色彩検定等にも用いられている、色相とトーンで表現される色情報である。本システムでは 10 色相 12 トーン (無彩色 5 トーン、有彩色 12 トーン) の 125 個の画像特徴を用いることとした。よって、本システムにおける情報検索のための画像特徴(色特徴)は、電子データ(画像)から RGB 情報を抽出、RGB から HSV への変換、H より色相、S、V よりトーンを計算し、画像特徴テーブルを作成するものとする。

e-1) RGB から HSV への変換式

RGB を色の 3 属性(色相, 明度, 彩度: HSV)に変換する方法として、以下の方法が一般に用いられている[2,14]。

$$V = \max(R, G, B)$$

$$S = (V - X) / V \quad \text{ただし } X = \min(R, G, B)$$

H は、次の式で表される。

$$R = V \text{ の場合 } H = (\pi/3) * (b - g)$$

$$G = V \text{ の場合 } H = (\pi/3) * (2 + r - b)$$

$$B = V \text{ の場合 } H = (\pi/3) * (4 + g - r)$$

$$\text{ただし, } r = (V - R) / (V - X)$$

$$g = (V - G) / (V - X)$$

$$b = (V - B) / (V - X)$$

上記の HSV 変換を行うと、各パラメータは H[0,360], S[0,1], V[0,1]の値を持つ。

e-2) 色相 (H より算出)

色相は、図 [3]pp.43 図 6-5)に示す色相関にならう、R,YR,Y,GY,G,BG,B,PB,P,RP の 10 色とした。ここでは、マンセル表色系[4]や PCCS 表色系[4]の正確なデータが入手できなかったため、暫定的に上記 H の値を 10 等分した。実際、マンセル表色系においても、等間隔で色をわけているので、問題ないと考えられる。

e-3) トーン (V より算出)

トーンは、図 [3]pp.48 図 6-14)に示す分類にならう、無彩色 5 種類 (BK, dkGy, mGy, ltGy, W), 有彩色 12 種類 (dkg, g, ltg, p, dk, d, sf, lt, dp, s, b, v)とした。まず、S=0,V=0 の場合は BK,S=0,V=1 の場合は W である。0<V<1 において、等間隔で dkGy, mGy, ltGy とする。S>0 の場合は有彩色となり、S および V を等間隔で各トーンに

分類する。ここで、変数は 17 種類となる。これらの変数をもとに、実際に検索システムで用いる画像特徴テーブルをデザインする。無彩色は、全体的にクールな印象を与え、有彩色はそれぞれに与える印象が異なる。

(4) パーソナルモデル表示機能 (K-outline)

サーバ上に蓄積されたデータをもとに、パーソナルモデルを可視化する。

a) K-outline 要求分析

- 自分のモデルを見たい。
- 他人と比べてみたい。

b) K-outline システム分析

- パーソナルモデルをそのまま表示する。
- ユーザカテゴリを表示する。

c) K-outline システム設計

- パーソナルモデルをそのまま表示するには、DB 内からユーザ ID をキーとして検索する。
- 研究用インタフェースと一般用インタフェースは別に設計する必要があるかもしれないが、今回は共通設計とする。

d) K-outline システム動作

- ユーザ ID をキーとして、DB 内より該当データを検索し、検索結果を表示する。

5. パーソナルモデル構築ツール適用例

大量の画像を含むデータベースの中から特定の画像を検索するには、あらかじめ画像ファイル名、符号化形式、キーワード等の画像の属性をデータベース内のテキスト情報として蓄積しておき、その情報を手がかりに画像を検索する方式が多かった。しかし、近年では、画像の属性だけでなく、画像の内容を表すような特徴をテキスト情報として与えているデータベースもある[5]。ところが、この方法では、画像データをデータベースに蓄積する際に、その都度データベース構築者が画像を見て画像の特徴を記述しなければならぬ問題がある。

そこで、テキスト情報に基づかずに、画像の内容、特徴から検索するシステムの実現が望まれている。これまで、主観的な類似度の尺度を構成して検索に利用する類似画像検索[6]、主観的なイメージ語表現からそれに相応しい画像を検索する感性検索 (ART MUSEUM)[7]、索引作成者のイメージ空間[8]を利用した検索等の技術が開発されてきた。実用システムとしては、オブジェクトの色、形、位置、主要エッジ等による画像検索技術[9]が有名である。しかし、画像全体から受ける印象を対象とした検索技術の研究成果はまだ少ない。

また、一方で、インターネットの急速な発展により、情報システム利用者が多様化してきたことにより、利用者の要求も多様化してきている。例えば、興味も価値観も違う利用者が同じキーワードで情報検索した場合、現在の情報システムでは同じ応答、同じ検索結果しか提示できない。より利用者指向の情報システムを提供するためには、利用者の個人的な解釈の相違に適応可能なシステムが必要である[10]。

そこで、本システムは、オブジェクトの形や位置に着目した類似検索ではなく、画像から受ける印象に着目し、さらに、色情報などの画像特徴、画像に付与されているテキスト情報、個人の感じ方の違いを表現するパーソナルモデルを統合した検索を提供することを旨とする。

(1) 検索キーワードの選出

個々の色は種々の感情効果を持つが、その感情は、身体運動や表情などの表出をともなう強い感情（情動もしくは情緒、emotion）や比較的長時間にわたる感情状態である気分（mood）などや、喜び、悲しみ、怒り、恐れ、淋しさ、不安、劣等感といったレベルの、個人の内部の体験としてとらえられるのではなく、感覚に付随する感情調（effective tone）ないしは感覚的感情（sensory feeling）の色彩でとらえられる。しかも色はあらゆる感情調に効果があるわけではなく、効果の大きいものとそうでないものがある。[11] この考え方をもとに、日本色彩研究所は、色が表現しやすい感情とそうでない感情をまとめている[12]。さらに、色相別、トーン別に、連想される語もまとめている。

また、日本カラーデザイン研究所は、180語の形容詞をイメージスケールという2次元（あるいは3次元）空間上に

配置し、語感のまとまりを考慮して、以下の3つのイメージパターン（はなやかな5パターン、おだやかな8パターン、さわやかな3パターン）および16のグループ（「プレイ、カジュアル、ダイナミック、ゴージャス、ワイルド」、ロマンチック、ナチュラル、エレガント、クラシック、シック、ダンディ、クラシック、フォーマル」、ウリア、クール・カジュアル、モダン」）に分類している[13]。また、各グループに属する72語の形容詞は、それぞれのグループの代表となっている。

これらの資料を参考に、検索システムで使用するキーワードを選出した。選出したキーワードは、表1の10語である。以下に、採用した理由を併記してまとめる。例えば、「はなやか」「おだやか」「さわやか」の3語は、日本カラーデザイン研究所イメージスケールの横軸上に（色相の変化がwarmからcoolへ移行する）順に配置されており、色相による差があらわれやすいと考えられる語である。同様に、「ナチュラル」「エレガント」「クラシック」の3語は、イメージスケールの縦軸上に（トーンの変化がsoftからhardへ移行する）順に配置されており、トーンによる差があらわれやすいと考えられる語である。なお、これらのキーワードは、パーソナルモデル構築用大規模アンケート調査用紙とリンクしている。

表1 検索キーワード

| | |
|-------|--|
| はなやか | 日本カラーデザイン研究所イメージスケール横軸左部 日本色彩研究所におけるトーン別イメージ (b) |
| おだやか | 日本カラーデザイン研究所イメージスケール横軸中央部 日本色彩研究所における色が表現しやすいイメージ段階7(最高レベル) |
| さわやか | 日本カラーデザイン研究所イメージスケール横軸右部 日本色彩研究所におけるトーン別イメージ (t) |
| ナチュラル | 日本カラーデザイン研究所イメージスケール縦軸上部 |
| エレガント | 日本カラーデザイン研究所イメージスケール縦軸中央部 |
| クラシック | 日本カラーデザイン研究所イメージスケール縦軸下部 |
| くどい | 日本色彩研究所における色が表現しやすいイメージ段階5 日本色彩研究所におけるトーン別イメージ (e) |
| あたたかい | 日本色彩研究所における色が表現しやすいイメージ段階6 日本色彩研究所における色相別イメージ (R, RP) |
| やわらかい | 日本色彩研究所におけるトーン別イメージ (f) |
| 若々しい | さわやかな3パターン、日本色彩研究所におけるトーン別イメージ (p, v) 日本色彩研究所における色相別イメージ (YG) |

(2) ユーザの感性データ収集

確率モデルを用いたパーソナルモデル構築に必要なデータとして、ユーザの感性データ収集を行った。確率モデルを用いたパーソナルモデルとは、例えば、あるユーザが「A「その画像」(またはB「その画像特徴の場合」)を見たときにC「どのくらいそう思ったか」をキーワードごとに定量化したものである。特に、パーソナルモデルの場合は、ユーザごとの違いがはっきり出る方がよいので、アンケート対象画像は少なくとも、キーワードのバリエーションは広い方が望ましい。一方、パーソナルモデルを応用した画像検索システムでは、検索対象となる画像数は多い方が望ましいが、これらはアンケート対象画像との類似度を画像特徴から計算することができる。よって、アンケート調査では、画

像枚数より、ユーザの違いを取得することが可能だと思われるキーワードの設定を重視した。

まず最初に、今回のアンケート調査シートにおける制限について明記する。本アンケート調査では、「画像に対する印象調査」ということで、サンプル画像を準備し、それぞれのサンプル画像に対して「とてもそう思う」「ややそう思う」「わからない」「そう思わない」と感じられるキーワードを、さまざまな属性を持つ被験者500人に回答させる。(確率モデルを適用するため、「そう思う」「そう思わない」の2値では不十分であるため4段階とした。)キーワードは、適当な語を事前に準備するものとし、可能であれば被験者に自由に入力させる欄を設けることができることが望ましい。予算上の関係で、設問の上限は60問である。設問の数え方は、「とてもそう思う」などの段階が4段階ある表形式 (a)

るいはプルダウン形式)の場合、はじめのキーワード5個が設問にして1問.キーワードの追加は、キーワード2個につき1問である.自由入力欄は、1つにつき1問.さらに、画像の枚数分が乗算される.すなわち、{(キーワード数 - 5) / 2 + 1 + (自由入力欄数×4)} × サンプル画像枚数 < 60 である.

さまざまな場合を検討した結果、最終的には、キーワード数 11 語、自由入力欄なし、サンプル画像 15 枚でアンケート調査を実施することにした.アンケート調査に採用したキーワードは、大局的な語と微妙なゆれが予想される語を含めた.大局的な語により特異な被験者を検出することができ、微妙なゆれが予想される語により被験者の個人差を収集することができるとのねらいがある.実際のアンケート画面を、図 2 に示す.

また、使用したサンプル画像は、著作権・版権フリーの素材集 CD-ROM(風景写真)[15]から、キーワードの代表となる 5 種類(はなやか系、おだやか系、さわやか系、あたたかい系、くどい系)の代表となりそうな画像を選出し、一部加工したものも用いた.それぞれ 3 枚ずつの画像を準備し、それぞれの画像セットでは、トーンを一定にして色相のみを変化させたものや、異なる赤みの種類を集めたものなど、画像特徴の違いによるキーワードの変化を、さまざまな場合で考えられるよう工夫した.

今回のアンケート調査では、他研究にみられるような画像(もしくはその画像特徴)から受けるイメージを客観的に考察するという立場ではなく、他の人とは微妙に違う個人の特性を表現するためのデータを取得することが目的である.典型的な例を用いて説明すると、これまで行われてき

た個人特性のモデル化においては、「夕暮れどき」と「真夏の海」の画像では、まったく違うキーワードが想起される、というように、容易に予想できることをモデル化する傾向が強かった.しかし、われわれが目指しているのは、同じ「夕暮れどき」の画像でも、個人によって感じ方が違う、その違いを確率モデルで表す、というアプローチである.さらに、同じ「夕暮れどき」でも、何かがキーとなり、そのために個人の感じ方が違う、すなわち、単に個人の感じ方が違うのではなく、それぞれのキーが他のキーに対して「どのくらい依存しているか?」「どのくらい作用するか?」をいくつか条件付依存性が個人ごとに違うからである、という説明が可能になる.

さらに、将来的には個別の細かい実験結果と組み合わせ、**「細かくて連続的な実験」と「ラフだがデータ数の多い実験」**の合成により、みかけのデータ数を増加させることで確率モデルを学習させることが考えられる.細かくて連続的な実験」とは、ある画像について、すこしずつ画像特徴をずらしていき、どの地点で別のキーワードに切り替わるか?という実験をさす.例えば、りんごがいちばん美味しそうに見える赤色を調べるために、赤いりんごから青いりんごまで徐々に色が変わる画像を見て回答するような実験である.一方、「ラフだがデータ数の多い実験」とは、ある画像について、多数の被験者が、その画像に何らかの回答を返すような実験をさす.例えば、今回実施しようとしているアンケート調査のように、ある画像に対して、被験者の感じ方の違いを表現させるような実験である.このように、確率の長所を生かしたモデル化は、これまで膨大な実験が必要だったボトルネックに対するひとつのブレイクスルーとしても必要とされる技術である.



図 2 :アンケート調査画面

(3) システムの検証

パーソナルモデル構築ツールの動作例を示す。使用したデータは、風景画像に対する印象における大規模アンケート調査結果(対象画像 15 枚,被験者 551 名)である。まず,全データについてそれぞれの情報量(エントロピー)を表 1 に示す。ここでは,ある画像 Img に対するある印象 W の回答がどのようにばらついているかを検討することが可能である。エントロピーの値が小さいほど回答のばらつきが少ない,つまりほとんどのユーザが同じような傾向の回答を示したと言える。

例えば,今回アンケート調査で収集したデータにおいてエントロピーが最小の値を示しているのは,「 $Img=1-3.jpg$, W =はなやか」であった。すなわち,1-3.jpg に対してははなやかだと感じるかどうか,ユーザの回答にばらつきが少ないため,大まかなパーソナルモデルを準備すればよいと言える。図 3 に,回答のばらつきの様子を示す。一方,エントロピーが最大の値を示しているのは,「 $Img=2-3.jpg$, W =若々しい」であった。これは 2-3.jpg に対して若々しいと感じるかどうか,ユーザの回答にばらつきが大きいため,ユーザカテゴリを導入し,細かいパーソナルモデルが必要であると言える。図 4 に,回答のばらつきの様子を示す。

次に,ユーザカテゴリの導入について動作例を示す。ここで,条件 X として「 $Img=2-1.jpg$ に対する W =好き」かどうかの回答により,ユーザをカテゴリ化したとする。条件 X により母集団をわけてエントロピー計算を行う。ユーザカテゴリ導入前後のエントロピーの変化を表 2 に示す。上から順に,「すべてのユーザ」「 $Img=2-1.jpg$ に対して『とても好き』

と答えたユーザ」「 $Img=2-1.jpg$ に対して『やや好き』と答えたユーザ」「 $Img=2-1.jpg$ に対して『どちらでもない,わからない』と答えたユーザ」「 $Img=2-1.jpg$ に対して『全然好きでない』と答えたユーザ」の全 Img における各 W のエントロピーである。エントロピーが減少した項目をボールド体で表示している。ユーザカテゴリを導入することによって,できるだけ多くの項目についてエントロピーが減少するようなカテゴリ化がよいカテゴリ化であるといえる。

新しくアクセスしたユーザが,どのユーザカテゴリに属するかを調べるためには, W について大きなエントロピーを持つ Img や,ユーザカテゴリに用いた条件 X に対する印象をユーザに回答させることで予測することができる。例えば,条件 X が「ある Img に対するある W の回答」とすると,条件 X で母集団をわけた後,情報量計算プログラムによりエントロピーを計算する。エントロピーが減少していなければ,別の条件で母集団をわけ,同様の処理を行う。また,条件 X が「ある Img に対するすべての W の回答」というように複雑な場合,すべての W についてのエントロピーを参考にすればよい。

このように,ユーザの回答ログをパーソナルモデル構築ツールを用いて解析することにより,検索精度の高いユーザが W らしいと思う Img を予測する精度が高い $Index$ を作成することができる。その結果,「あなたが W らしいと思う画像はこれらの画像ですね。」「この画像は, %の確率で W らしいと思っていますね。」といった検索結果表示が可能になる。

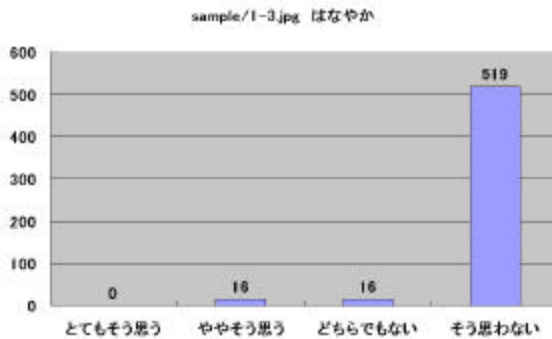


図 3 :回答のばらつきの様子 ($mg=1-3.jpg$, W =はなやか)

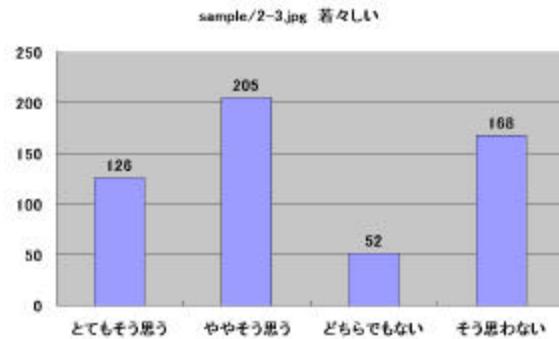


図 4 :回答のばらつきの様子 ($mg=2-3.jpg$, W =若々しい)

表 2 : ユーザカテゴリ導入前後の $E(W/user)$

| | 好き | はなやか | おだやか | さわやか | ナチュラル | エレガント | クラシック | くひい | あたたかい | やわらかい | 若々しい |
|---------------------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| $E(W)$ | 0.34476 | 0.35536 | 0.34913 | 0.36783 | 0.35445 | 0.36066 | 0.36785 | 0.34994 | 0.36669 | 0.36733 | 0.3609 |
| $E(W/user(W_suki=1))$ | 0.28270 | 0.36644 | 0.31810 | 0.35386 | 0.32134 | 0.36626 | 0.36135 | 0.33601 | 0.35726 | 0.35744 | 0.36787 |
| $E(W/user(W_suki=0.75))$ | 0.32730 | 0.35963 | 0.33961 | 0.36743 | 0.34871 | 0.36536 | 0.36767 | 0.34309 | 0.36459 | 0.36536 | 0.36197 |
| $E(W/user(W_suki=0.5))$ | 0.35078 | 0.34879 | 0.34893 | 0.36779 | 0.35291 | 0.35832 | 0.36626 | 0.35405 | 0.36550 | 0.36760 | 0.36333 |
| $E(W/user(W_suki=0))$ | 0.36669 | 0.34160 | 0.36414 | 0.36456 | 0.36613 | 0.34781 | 0.36509 | 0.35889 | 0.36711 | 0.36612 | 0.34988 |

6. 今後の展望

今後の展望としては、個人ごとのモデル化を可能にし、それぞれのユーザの個性、嗜好、傾向などにそれぞれぴったりのサービスを提供する実用システムの開発を目指している。産業的にも、従来の大量生産方式からオーダー生産方式に移行しており、ますます個人の感性にあった一点ものへの需要が高まると考えられる。この中で、今回の開発は、ユーザの嗜好や傾向を分析するためのデータを収集し、モデルを構築するツールを開発する、といふ全体の構想における初期段階であった。今回の開発は、ユーザの感性に適応できる実用システムの開発における基盤技術となるものである。本ツールを用いて構築したモデルを適用できる実用システムとして、以下のようなシステムを考えている。

(1) ホームページ作成支援システムへの応用

ユーザのイメージにあったホームページ作成のデザイン支援が可能となる。例えば、企業のホームページを作成する際に、ターゲットにしたい顧客層のモデルを導入することにより、その企業ホームページを見る人の嗜好や傾向を事前に推測することができ、顧客にとってより魅力的なホームページを提供することができるようになる。

(2) パーソナライズ化したブラウザ表示への応用

ユーザの好みにあわせて、サーバ側でブラウザ表示を動的に変化させることが可能となる。例えば、ユーザの嗜好データをもとに、サーバ側で各ユーザに提供するページの配色や構成を動的に変化させることができ、同じ内容のページでも、それを見るユーザによって異なる表示が可能となる。

(3) デスクトップテーマ検索・作成システムへの応用

Windows、KDE、GNOMEなどのデスクトップテーマ検索や作成の支援が可能となる。現在、WEB上には大規模なデスクトップテーマのリンク集やアップロード可能なサイトが存在し、ユーザによっては短いサイクルでデスクトップテーマを変更する傾向が見られるため、サービス産業として成立する可能性が高いと考えられる。

(4) 既存ソフトウェアプラグインへの応用

画像編集ソフトやプレゼンテーションソフト等にプラグインとして応用することにより、より個性的な作品製作が可能となる。例えば、プレゼンテーションにおける聴衆のモデルを導入することにより、聴衆の立場に立ったプレゼンテーション資料を作成することが可能になる。

7. まとめ

これまでの情報システムでは、大多数のユーザが客観的に納得するシステムが実用的と呼ばれてきたが、「個人の時代」と言われる近年では、各個人の要求に対応できるシステムでないと実用的であるとは言えなくなってきている。本プロジェクトの成果により、従来のシステムでは扱えなかったユーザの主観的な基準であるユーザの嗜好や傾向などを扱えるようになった。

今後、試作したシステムを用いて、一般のユーザを対象に実験を行う予定である。これは、構築されたパーソナルモ

デルの検証を行うためだけでなく、WWW上などのサイバースペースを用いた実験を行うことによる情報機器を通じた人と人とのコミュニケーションを観察することもねらいとしている。また、情報機器を通じた人と人とのコミュニケーションを観察することにより、情報社会での新しいコミュニケーションの形態を知ることができると期待できる。

また、様々なシステムで利用できるパーソナルモデルの構築方法を確立し、さらにパーソナルモデルのデータベース化を行う予定である。データベース化されたパーソナルモデルは、実用システム開発支援だけでなく、知識発見や感性情報処理分野の研究としても利用価値の高いものになると考えられる。

8. 参加企業および機関

アイサークル株式会社

9. 参考文献

- [1] Kaori YOSHIDA, Toshikazu KATO and Torao YANARU, Image Retrieval System based on Subjective Interpretation, Biomedical Soft Computing and Human Sciences, Vol. 4 pp. 65-74, 1998
- [2] 画像処理ハンドブック編集委員会編 画像処理ハンドブック, 昭晃堂 (62)
- [3] 色彩士検定委員会:Color Master, 全国美術デザイン教育振興会 ADEC (2000)
- [4] 日本規格協会編 JIS ハンドブック 33 色彩, 日本規格協会 (1999)
- [5] 清木, 北川: マルチメディアデータベースを対象とした感性情報検索システム, 感性評価構造モデル構築特プロ研資 pp.1--11, Nov.1997
- [6] 加藤, 下垣, 藤村: 画像対話型商標・意匠データベース TRADEMARK, 信学論, Vol.J-72-D-II, No.4, pp.535--544, 1989
- [7] +<http://www.hm.indsys.chuo-u.ac.jp/ArtMuseum/>
- [8] 平林, 的場, 笠原: 感覚的・情緒的情報の蓄積と検索, 信学技報 DE88-34 pp.33--39, Jan.1989
- [9] Christos Faloutsos, Ron Barber, Myron Flickner, Jim Hafner, Wayne Niblack, Dragutin Petkovic, William Equitz, "Efficient and Effective Querying by Image Content," Journal of Intelligent Information Systems 3(3/4), pp.231--262 1994
- [10] Yoichi Motomura, Kaori YOSHIDA, Kazunori Fujimoto, Generative user models for Adaptive Information Retrieval, Proc. of 2000 IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics, pp. 665-670, 2000
- [11] 川上・児玉・富家・大田編 色彩の辞典, 朝倉書店 (1987)
- [12] 柳瀬徹夫: 色彩計画 (阿部公正他編工業デザイン全集) 第4巻3章, 日本出版サービス (1982)
- [13] 小林重順著, 日本カラーデザイン研究所編: カラーシステム, 講談社 (1999)
- [14] 高木, 下田監修: 画像解析ハンドブック, 東京大学出版会 (1991)
- [15] 素材辞典 400 4 大地・自然, データクラフト(2000)