感性情報判断用閾値を組み込んだ画像クラスタリングシミュレータ

Simulator which Built in Threshold to Make Similar Image Cluster Using Kansei Information

石井 真人 Masato ISHII

概要

本論文では、感性情報を用いたカラー画像データベース構築において、類似画像クラスターへの分類過程をシミュレートする TCCS について述べる。

TCCS は、人が画像を順次比較しながら類似画像群を主観的に構築する過程をシミュレートする。クラスター化の判断は、設定された閾値との比較により決定される。画像の感性情報値による非類似度と閾値を比較して、閾値が大きいときは指定するクラスターへ、また小さいときは一時クラスターに所属するアルゴリズムである。

TCCS の有効性を証明するため、15人の評価者による21種のカラー画像のクラスター化実験が行われた。そして他の代表的なクラスタリング手法との比較を行った。得られた結果を以下に示す。

- (1) TCCS の処理時間は、c-平均法より短い。
- (2) TCCSと評価者によるクラスタリング結果の一致率は、シミュレーションでは平均56%、予測では51%であった。
- (3) TCCSの一致率について、評価者のクラスタリング手順別に検討した結果、総合処理型よりも順次処理型が高かった。このことから TCCS は、総合処理型より評価者が順次処理する過程をシミュレートしていることを示した。

キーワード：c-平均法／階層的クラスタリング／画像分類／感性情報／TCCS

Abstract

In this paper the simulator TCCS, which simulates a classification process of similar image clusters using kansei information, is described.

TCCS simulates the process by which a person classifies images into similar image clusters one by one. The evaluation criteria of the image classification is decided by a comparison of a threshold set beforehand with non-similarity. The image becomes a member of a specified cluster when the threshold is larger than non-similarity, or becomes a member of a temporary cluster. TCCS has been compared with some clustering techniques through a classification experiment of color images because of the proof of the effectiveness of TCCS. The results are described below.

- (1) The clustering processing time of TCCS has been shorter than that of c-means.
- (2) The agreement rate of the clusters by TCCS and that by persons has been 56% (on the average) in the case of the simulation, and has been 51% in the case of the forecast.
- (3) The agreement rate of the sequential processing type persons has been higher than the synthetic processing type persons from the clustering results by TCCS.

Therefore TCCS is effective to simulate the clustering process of the sequential processing type persons.

Keywords : c-means / hierarchical clustering / image classification / kansei information / TCCS

1. はじめに

感性情報に代表されるあいまい性のある主観的情報を用いて画像検索を行うデータベースは、利便性の高いユーザインタフェースのため多く提案されてきた。それに伴い目的画像のヒット率と検索速度の向上の実現に向けて、主観的情報と画像特徴を関連付ける手法や類似画像のクラスター化手法が検討されてきた。たとえば、検索語とイメージカラーなどの画像特徴量の関係を推定して検索要求とのマッチングを図る方法^[1, 2, 3, 4]や、画像特徴量と主観的評価値との関係を多変量解析などで推定し類似画像（群）を検索する方法^[5, 6, 7, 8]などが発表されてきた。また、クラスター化手法としては、尺度化した感性情報や画像の物理的特徴量に基づいたクラスターの代表データから感性情報を推定する方法^[9, 10]などが提案されている。

ところで主観的評価値によるクラスタリング手法の欠点は、検索時にユーザの観点の変化によりクラスタリングに用いた類似尺度変化が検索効果に影響することである^[11]。クラスター構築は主観的評価値に統計手法がそのまま適用されていることが多いため、ユーザ側からは固定化したクラスターを相手に検索することになる。一方評価者側からは、評価結果以外ほとんどシステムに反映されていないことになり、これらのことが検索結果の低下に影響している。

また、統計手法のクラスタリング結果と評価者が行った結果との関連性もほとんど言及されていない。その理由は、評価者のクラスタリングの視点が変化する^[12]ため、クラスタリング結果が評価環境や評価者間で変動し、データの再現性が低下することにある。この低下に影響を及ぼす評価者のクラスタリングの主な特徴は次の2点である。1つは、評価対象の画像（群）と他の画像（群）との類似性を計る判断基準があげられる。これは評価者の主観的判断に基づく設定値であるため容易に数量化できない場合が多い。2点目は評価手順があげられる。評価対象画像を一枚ずつ比較して順次クラスター化していく手順や、全画像評価後に一括してクラスター化する手順などさまざまである。これら評価手順により、

最終的にクラスター化される画像群が異なることも予想される。

そこで本研究では、評価者のクラスタリング判定基準やその手順が結果におよぼす影響を調べるため、評価者の主観的評価値を基に評価対象画像を順次クラスター化していくシミュレータを検討した。このシミュレータは、評価者が設定したクラスタリング判定基準となる閾値を基にして、これと非類似度を順次比較しながら類似画像群を構築する過程をシミュレートする。そして閾値を変えることによりさまざまな評価者へ対応することで、固定化されたクラスタリングを柔軟化させることが可能になる。本シミュレータ（Threshold Comparison type Clustering Simulator：以下 TCCS）の有用性を確認するため、感性情報を用いた画像クラスター化実験を行い、評価者によるクラスタリング結果との関連について検討した。また、c-平均法などの代表的なクラスタリング手法についても併せて比較を行った。

以下2章では、シミュレータのクラスタリングアルゴリズムを述べる。3章では、カラー画像に適用した実験を通じて代表的な他の手法との比較を行う。そして4章にて、まとめを行う。

2. TCCS

本章では、評価者のクラスタリング手順とクラスタリング手法の関係、および提案する画像クラスタリングシミュレータ（TCCS）のアルゴリズムを述べる。

2.1 評価者のクラスタリング手順に対応するクラスタリング手法

石井の画像クラスター化に関する実験結果 [13] によれば、評価者の主なクラスタリング手順は以下のように分類できる。

総合型*：全画像あるいは複数画像一覧後、類似画像群にクラスター化する総合処理型。

順次型：提示画像順に順次類似画像群をクラスター化する順次処理型。

総合型は、主としてクラスタリングの過程で画像情報を階層的に処理するタイプである。その手順は、多くの画像特徴をさまざまな角度から段階的にクラスター化していき、最後に総合的な判断で多くの画像または画像群をいくつかの類似画像群にまとめる。したがって、統計的な手法としては階層的クラスタリングに近い。なおこの型は、最終的に類似画像群数を自由に決定できる。

順次型は、主として対象画像とそれ以前の画像群と一枚ずつ比較しながらクラスター化していく手順である。

したがって、画像全体を把握した階層的なクラスタリング処理は総合型に較べて少なく、この手順に対応する手法も少ない。提案する TCCS は、順次型に対応したシミュレータである。サンプルごとに既存のクラスターを比較して、非類似度が一定基準以内であれば（閾値以下ならば）サンプルをそのクラスターのメンバにする。つまり、サンプルを1個ずつ比較しながら順次クラスターを構築していくので順次型に対応する。

これらのどちらにも属さない手法としてc-平均法があげられる。この手法は、最初全サンプル（個体）をランダムにクラスターに割り付ける。そして次の過程で、クラスタリング判定基準としてサンプルと最大の類似性をもつ既存のクラスターを選択し、各サンプルを適切なクラスターに再配置していくアルゴリズムである。

表1に、クラスタリング手法とクラスタリング手順の対応を示す。

表1 クラスタリング手法とクラスタリング手順

クラスタリング手法	クラスタリング手順
階層型	総合型に近い
TCCS	順次型に近い
c-平均法	どちらにも属さない

2.2 TCCS のアルゴリズム

STEP-1 サンプル数(n)とクラスター数(l)の設定；

クラスターは、l個の指定クラスターと1個の一時クラスターからなる。指定クラスターは、最終的にサンプルが所属するクラスターを指す。一時クラスターは、サンプルが条件に合わないため指定クラスターに所属できない場合、一時的に所属するクラスターを指す。

STEP-2 サンプルデータの読み込みと最初のクラスターの構築；

1つのサンプルデータは、m個の属性値（感性情報値）から成る。なお最初のサンプルは、最初の指定クラスターのメンバとなる。

STEP-3 指定クラスターの決定；

2番目以降のサンプル (x_i) は、式(1)で計算された非類似度(S)が最小な指定クラスターを選択する。ただし、非類似度が式(2)で設定した閾値(T)以下であることが条件である。これは、評価者がサンプルを比較する場合に主観的に設定する評価基準値に相当する。

*原文（文献 [13]）では、階層型である。

$$S = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (x_{ij} - g_{kj})^2 \quad (1)$$

ただし、
 S ：非類似度
 x_{ij} ：サンプル $x_i (i=1 \sim n)$ の j 番目の属性値 ($j=1 \sim m$)
 g_{kj} ：指定クラスター $g_k (k=1 \sim l)$ の j 番目の重心

$$T = \frac{C}{m(l-1)!} \sum_{i=1}^l \sum_{k=1}^l \sum_{j=1}^m (g_{ij} - g_{kj})^2 \quad (2)$$

上式で C はパラメータであり、クラスタリングの状況に応じて変化する。また、(2)において $i \neq k$ 、および重なる組み合わせは除いてある。

STEP-4 一時クラスターへの所属

適切な指定クラスターが無い場合は、サンプルは一時クラスターに所属する。これは、評価者が対象画像について所属すべき適当な類似画像群を判断できない場合、とりあえずクラスタリングの判別条件が明確になるまで別枠に置いておく操作に相当する。一時クラスターから指定クラスターへのメンバの移動は、以下の場合に限る。

ア 指定クラスター数が l 個未満であって、属するメンバ同士の非類似度が T 以下の場合は、一時クラスターは指定クラスターに変更される。

イ 一時クラスターメンバと指定クラスターとの間でSTEP-3を満足する状態になった場合は、そのメンバは一時クラスターから移動する。つまり、評価者が類似クラスターの特徴を明確に捉えて別枠から画像を移動する操作に当たる。

STEP-5 パラメータ C の更新

C は、クラスタリングの閾値を調整する。これは一時クラスターのメンバ数の増加により値を下げ、減少により値を上げる。なお、 C の初期値は自由に設定できる。

STEP-6 クラスタリングの終了

全サンプルが指定クラスターに所属した時点で終了する。一時クラスターに残った場合は、そのサンプルの属性値は、他のサンプルと大きく異なるので、このままの終了も可能である。また、最後に一時クラスターメンバと指定クラスター間の非類似度の計算を行い、クラスタリングして強制的にどれかに所属させることも選択できる。

3. TCCS の特徴

本章では、TCCS によるクラスタリングの特徴を明らかにするため、TCCS および他の代表的なクラスタリング手法によるクラスタリング結果と評価者による画像クラスター化結果の一致性について述べる。

3.1 評価者によるカラー画像のクラスター化実験

21種のカラー画像を、9種類の感性情報（印象語）を用いて印象の類似する3つの画像群にクラスター化する実験を行った。15人の評価者が、1枚ずつディスプレイに提示された各画像について石井らの方法^[14, 15]により印象度を入力しながら類似画像群を構築した。実験に用いた画像は、主に包装紙やインテリアなどで用いられる繰返しのある柄を含む画像である。画像は、柄の大きさ、色使い、柄の種類などを考慮して、印象が偏らないように選択した。評価者は学生または社会人女性であり、年齢は23～29歳である。実験後に評価者より申告されたクラスタリング手順は、総合型が8名、順次型は7名であった。なお、TCCSの予測用 T 値を決定するため、年齢18～22歳の学生5人（予測グループ）で同一の実験を行った。印象語と印象度のレベルを表2に示す。

表2 印象語と印象度のレベル

項目	内容
印象語と語数	“明るい”などの形容詞9語
印象度レベル	4（非常に高い、高い、普通、低い）

以下に実験の概要を示す

- ①評価者は、ディスプレイに表示された画像の印象度を提示された9種の印象語について入力する。
- ②提示画像を評価者の主観により、3つの類似画像群にクラスター化する。

以上の評価とクラスター化を画像枚数分（21回）行う。なお全提示画像は、随時ディスプレイで見ることが可能であり、クラスター化は後から変更が可能である。

3.2 TCCS によるクラスタリング

3.2.1 閾値 T の決定

TCCS の閾値 T は評価者ごとに異なることが予想される。そこで、 T が既知の場合をシミュレーションとして扱い、未知の場合を予測として扱った。シミュレーションでは、3.1の15名の評価者ごとに式(2)により T を計算した。予測では、全評価者に共通の T として予測グループ5人の T の平均値を用いた。

3.2.2 パラメータ C の初期値の決定

TCCS スタート時のパラメータ C は、直接閾値 T に反映するため、最終的なクラスター構成に影響する。そ

ここでスタート時に C を数段階変えてシミュレーションを行い、評価者のクラスター化した画像群と最も一致した値（一致率^[9]）に C を設定した。 C と一致率の関係を図1に示す。図より、 C が0.5以下では、大部分の画像は一時クラスターのメンバとなったため現実的ではない。また2以上では、一時クラスターのメンバはほとんど無くなったのでこれも現実性が薄い。そこで、この2点間で最も一致率が高い2を C の初期値に設定した。

図1 C と一致率の関係（全平均値）

3.2.3 クラスタリング終了の条件

クラスタリングの終了は、全てのサンプルが指定クラスターに属した後か、あるいは一時クラスターに残った場合は、そのメンバについてクラスタリングを行い、最終的に一時クラスターメンバ数が0になるまでとした。TCCS の処理中の画面を図2に示す。

図2 TCCS のクラスタリングの画面

3.3 階層的手法によるクラスタリング

15人の評価者が入力した印象度について、3種の代表的な階層的クラスタリング手法により画像をクラスター化した。方法と条件を表3に示す。クラスタリング結果のデンドログラムの例を図3～5に示す。図において、太枠で囲まれた画像は同じクラスターのメンバである。

3.4 c-平均法によるクラスタリング

c-平均法は、最初にサンプルをランダムにクラスター化するため、初期設定の影響が最後まで残る。した

がって、1回のクラスタリングだけで評価結果を判断することは難しい。本実験では3回行った平均値をデータとした。クラスタリングの終了は、全サンプルのクラスター間移動が無くなるまでとした。

表3 階層的クラスタリングの方法と条件

項 目	内 容
手法	最長, 最短, 群間
データ	印象度 (基準化済)
クラスター数	3
距離	ユークリッド平方

図3 デンドログラム（最長距離法）

図4 デンドログラム（最短距離法）

図5 デンドログラム（群間平均法）

3.5 各手法の特徴と評価者によるクラスター化との一致率

3.5.1 コンピュータの処理時間

処理時間は、データベース構築には重要である。本実験ではサンプル規模が小さいため、各手法にかかる実処理時間は300秒以内であった。しかし階層的クラスタリング手法を1とした場合、c-平均法は、20~200、TCCSでは3~10であった。コード処理法の相違などが全手法で一致していないため比較判定は困難であるが、本実験の範囲内では、TCCSはc-平均法より短時間で処理可能である。

3.5.2 評価者のクラスタリング結果との一致率

評価者は、感性的な情報も含めてさまざまな情報により画像をクラスター化している。一方5種の手法に用いた印象度は、評価者がクラスター化に使用した可能性のある情報の一部である。したがって、手法の結果と評価者の結果は一致するとは限らない。しかし、将来より有効な情報をクラスタリング手法に追加することで、両者の一致率を徐々にあげていくことは可能である。この意味で、限定された情報を用いたクラスタリング手法の結果と評価者による結果の一致率の測定は、重要と考える。

表4に手法による結果と15人の評価者による結果との一致率の平均、およびそれらの標準偏差を示す。

表4 手法による結果と評価者による結果との一致率の平均とその標準偏差

クラスタリング手法	一致率の平均(%)	標準偏差(%)
TCCS (予測)	51	8.5
C—平均法 (3回平均)	53	12.0
最長距離	50	15.1
最短距離	51	9.9
群間平均	57	10.6

各手法の一致率の平均は50~57%の範囲であり、最も高い平均は群間平均法であった。また最も低いのは、最長距離法であった。c-平均法は、3回の全平均では53%であったが、評価者間でばらつきがあり、最大29~52%の範囲をとる評価者もあった。最短距離法の一致率の平均は51%であったが、画像が一部のクラスターに集中する傾向が目立った(図4参照)。TCCSのシミュレーションの一致率は33~67%の範囲であり、その平均は56%で2番目に高かった。一方、TCCSの予測の一致率は38~62%の範囲であった。平均では51%であり、手法全体としては中間に位置する一致率であった。しかし評価者間の一致率の標準偏差では、TCCSの予測結果は全

手法で最小であった。図6に、TCCSのクラスタリング開始から一時クラスターのメンバを再クラスタリングするまでの予測全ステップについて、一致率変化の例を示す。

図6 TCCSと評価者のステップごとの一致率

3.5.3 クラスタリング手順別一致率

各手法のクラスタリング手順別に、評価者の一致率の平均を図7に示す。図より、TCCS(予測)の総合型の一致率は平均48%であり、一致率の全平均52%を下回るが、順次型の平均は56%であり全平均を上回っている。また、クラスタリング手順を要因(2水準:総合型,順次型)とする分散分析を行った結果、全手法中TCCSだけが1%水準(p<0.01)で有意であった。これらよりTCCSは他の手法と比較して、評価者のクラスタリング手順間に差が出る手法であり、総合型よりも順次型評価者の特徴をシミュレートしていることを示した。

図7 各手法のクラスタリング手順別一致率の平均

4. 結言

本論文では、画像のクラスター化をシミュレートするTCCS(Threshold Comparison type Clustering Simulator)について述べた。TCCSは、評価者が類似画像をクラスター化する場合、一枚ずつ以前の画像と比較していく順次型に対応している。TCCSのクラスタリング判定基準は、評価者が暗黙のうちに設定している閾値である。画

像の非類似度が閾値以内では指定クラスターのメンバとなり、それ以外では一時クラスターのメンバとなる。そして、閾値を変えることによりさまざまな評価者に対応できるので、類似画像の柔軟なクラスター化が可能になる。

TCCS の有用性と特徴を明らかにするため、21種類のカラー画像の感性情報によるクラスター化実験を行い、他の代表的なクラスタリング手法との比較を行った。得られた結果を以下に示す。

①TCCS による処理時間は、階層的クラスタリング手法の3～10倍であるが、c-平均法に比較すると短時間で処理できる。

②TCCS による結果と評価者によるクラスタリング結果の一致率の平均は、閾値を評価者に対応させたシミュレーションでは56%であった。また、共通の閾値を全評価者に割り当てた予測では、51%であった。

③評価者の一致率について、クラスタリング手順を要因（2水準：総合型、順次型）とする分散分析を行った結果、全手法中TCCSだけが1%水準で有意であり、順次型のほうが総合型よりも一致率が高いことから、TCCSは総合型よりも順次型評価者のクラスタリング特徴をうまくシミュレートしている。

今後の課題は、閾値Tと評価者のクラスタリングの関係を一層明確化することにより、画像クラスタリング手順の詳しい解析を行うこと、そして予測分野の一致率を高めることである。

参考文献

- 1) 杉浦博, 原田将治, 中谷広正, 伊東幸宏 “自然言語による画像データベース検索”, 信学技報, 日本電子情報通信学会 94-13 (1994), 55-62
- 2) H.Nakatani and Y.Itoh, “An image retrieval system that accepts natural language”, AAAI-94 Workshop on Integration of Natural Language and Vision Processing (1994), 7-13
- 3) 諸原雄大, 近藤邦雄, 島田静雄, 佐藤尚 “デザイン画の色彩と形容詞対スケールの関係”, テレビジョン学会技術報告 Vol.17, No28 (1993), 5-10
- 4) 近藤邦雄他 “画像特徴を用いた個人対応型感性データベースの検索”, 埼玉大学紀要工学部 29 (1996), 9-27
- 5) M.Ishii, “The retrieval system of the apparel material database—Retrieval technique by composite impression degree—”, 5-th ATC, Vol. 1 (1999), 510-513
- 6) 栗田多喜夫, 下垣弘行, 加藤俊一 “主観的類似度に適応した画像検索”, 情報処理学会論文誌 Vol. 31, No. 2 (1990), 227-237
- 7) 柴田滝也, 加藤俊一 “街路の景観画像データベースのイ

メージ語による検索”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J82-D-I, No1 (1999), 174-182

- 8) 大坪英昭, 亀井且有 “感性情報による画像検索システムの構築”, システム制御情報学会論文誌, Vol. 10, No. 9 (1997), 456-462
- 9) 石井真人 “感性情報による類似画像群の分類”, 図学研究 Vol. 37, No. 4 (2003), 9-14
- 10) 井上光平, 浦浜喜一 “混合密度回帰に基づく感性検索”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J83-D-II, No4 (2000), 1192-1194
- 11) 北本朝展, 高木幹雄 “進化的計算論に基づく対話的な画像散策法”, 第4回知能情報メディアシンポジウム, (1998), 173-180
- 12) 曾我真人, 新田祐介, 今中武, 豊田順一, 柳田益造 “群化に基づく図形パターンの階層表現の生成手法”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J75-D-II, No 2 (1992), 275-287
- 13) 石井真人 “類似画像群の構築—分類ワードと分類手順—”, 2003年度日本図学会大会〈関東〉学術講演論文集 (2003), 19-22
- 14) M.Ishii, K.Kondo “The retrieval system for apparel material database by query using impression-word”, Jpn. Res. Asn. Text. End-Uses, Vol. 41 (2000), 433-441
- 15) 石井真人, 近藤邦雄, 佐藤尚, 島田静雄 “印象語によるチェック柄分類の試み”, 図学研究 Vol. 29, No. 4 (1995), 3-10

●2005年9月12日受付

いしい まさと

相模女子大学, メディア情報学研究室
プログラミング, 感性情報論などを担当
連絡先: