

化粧肌質感の印象評価と評価結果の可視化

猪股真美 (指導教員：伊藤貴之)

1. 概要

メーキャップ化粧品の効果の一つとして、様々な化粧肌質感により肌を美しく演出する効果がある。その化粧肌質感は光学的な変化を形容する感性ワードで表現されるが、抽象的かつ定性的であるため言葉だけでは仕上がりをイメージしにくい。そこで我々はそれらの質感をコンピュータグラフィックスを用いて再現し、感性ワードとイメージのマッチングを行うとともに、質感の定量的な表現法の構築を目指す。本論文ではあらかじめ定義された実際の化粧肌質感写真をもとに各質感のCGによる再現を行った。さらに各画像を用いて質感印象官能評価を行い、各CG質感画像の再現精度を検証し、また感性ワードとの関連性を検討した。結果として、ツヤの強度の違いに着目することで各質感と感性ワードに関係性が得られることがわかった。また感性ワードの主成分分析によって求めた因子ごとに、質感の分布を可視化することができた。

2. 既存研究

化粧や肌の質感に関する研究は既に多く発表されており、多種の化粧条件における印象評価の変化に関する分析を行う研究[1]や、肌の反射特性に焦点をあてた研究[2][3]などがある。前者は、化粧が人にもたらす印象をどのように変化をさせるかを知るのに有益であり、後者は化粧品を塗布することによって肌の反射特性がどのように変化するかを明らかにするために有効である。

しかし、これらは被写体に化粧を施した上での画像作成や、特殊な機械を用いて肌特性を測定されているため、現実には知覚しうる仕上がりの質感を十分に評価できない可能性がある。特にファンデーションの粉体など、特性が明らかな対象との関連のみを扱っており、被塗布対象である肌や顔の形状といった不定な対象との関連性は明らかになっていない。さらに、人による様々な反射の感じ方や嗜好傾向といった、感性的なアプローチを扱った研究はほとんど見られない。

3. 提案手法

3.1 構想

我々は現在、CGを用いて化粧肌の質感を評価できるようなシステムの開発に取り組んでおり、図1のようなデータベース構成の一部という位置づけで本研究を進めている。なお、本研究の前段階である「様々な状態の肌表面形状の生成」は黒川ら[4]により研究が進んでいる。それに対して、現段階の本研究では、図1におけるパラメータPによる肌表面の形状に関しては扱っておらず、画像生成時に用いているCGパラメータFと印象Aを分析の対象とする。

3.2 化粧肌質感画像

本研究ではこれまで、質感評価に用いていた10種類の写真をベースに、CGによって再現した画像(図2)を作成し、評価実験に用いた。顔形状は各質感とも同じものを用いた。

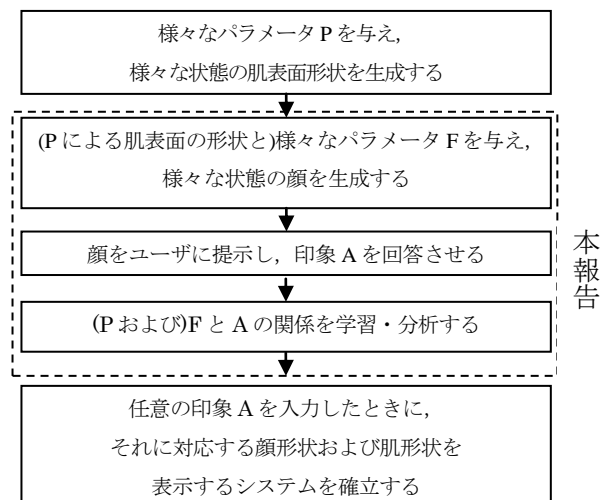


図1: 本プロジェクト全体の処理の流れ

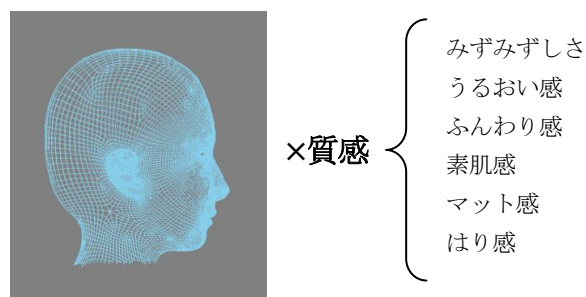


図2: 画像参考例

3.3 感性ワード

本研究では質感を表現する31項目の感性ワードを用いた。各ワードはあらかじめ定めたワード系統分類に基づいて、4つの言語群に類別した(表1)。本研究ではこれらの評価用語に対し「感じる」から「感じない」までを5段階で評価する。

つや強度大	つるつる, うるおい, など8ワード
つや強度中	涼しげ, 透明感, など6ワード
つや強度小	きめ細かい, やわらか, など4ワード
つやなし	粉っぽい, マット感, など7ワード
印象表現	明るさ, くすみ, など9ワード

表1: 分類された感性ワード言語群

3.4 印象評価実験

本研究での評価は、同一の顔形状・肌状態・環境光下において、異なる反射特性を与えたときに感性ワードの該当度の違いの分析を目的としている。

これを、以下のように定式化する。肌の印象を表現するn種類の感性ワードを用意し、ある顔画像に対する印象Aを

$$A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$$

と表現する。ただし a_i は、その画像の*i*番目の感性ワードへ

の適合度とする。また、画像の CG レンダリングを制御する m 種類の CG パラメータを用意し、ある画像を生成するためのパラメータ群 F を

$$F = (f_1, f_2, \dots, f_m)$$

と定義する。ただし f_i は、顔画像を生成するための i 番目の CG パラメータとする。この F により生成される顔画像が、3.2 節で示した 10 種類の画像に相当する。これを被験者に提示して、3.3 節に示した感性ワードへの適合度を回答させることにより、印象 A を得る。

3.5 主成分分析による特徴量抽出

主成分分析(Principal Component Analysis) は、多変量の計測値から変量間の相関を無くし、元の計測値の特性を記述するための多変量データ解析手法であり、画像圧縮等の情報圧縮やパターン認識のための特徴抽出等の多くの応用で利用されている。主成分分析の主な目的は、情報の縮約・新しい尺度の構築・構造の探索である。特に、寄与率が十分なところで新しい尺度(主成分)を枝切りすることによって、高次元のデータを、データの分散が最大になるように低次元のデータに変換することが可能である。感性ワードに対して主成分分析を行うことにより、感性ワードの低次元化が可能であると考えられる。

主成分分析のモデルを式(2)に表す。

$$c_k = \sum_l \beta_{kl} p_l \quad (2)$$

$P = \{p_l \mid l = 1, 2, \dots, t\}$ は観測される変数であり、主成分得点 $c = \{c_k \mid k = 1, 2, \dots, n; n \leq t\}$ は p_l の線形和で表される。 β_{kl} は固有ベクトル行列 $A_c (n \times t)$ の要素を表し、 t と n はそれぞれパラメータの数と主成分の数を表している。主成分分析では、固有ベクトル行列 A_c を求めることを目的としている。

4. 結果と考察

印象評価実験の回答結果に対し主成分分析を行い、評価回答を第二主成分までで可視化した結果が図 3,4 である。横軸が第一主成分得点・縦軸が第二主成分得点をあらわしており、色は各画像・1つのドットが1人の被験者を表している。

図 3 では、言語群による分類を適用せずに、印象評価実験のすべての感性ワードから得られる 31 次元変数を対象に主成分分析を行っている。このとき、同じ色つまり同じ画像に対する回答が点在していることが分かる。これは第一主成分と第二主成分では寄与率が低く、適正な情報の縮約ができていないと解釈できる。

それに対し、図 4 は特定の画像に対する特定の感性ワード群の回答のみを抽出し、主成分分析を行った可視化結果である。図 3 に比べ、回答が固まって表示されており、情報が縮約されているのがわかる。

また、つや強度大ワードに限らず、全ての分類において、第一主成分と第二主成分の寄与率の向上を確認できた。

以上のことから、感性ワードから CG パラメータを求めるという本研究の最終目的においても、感性ワードの分類が有効に働く可能性が示唆される。

5. まとめ

本研究では、CG 画像を用いた印象評価についての妥当性を示し、多変量解析によりこれらの感性ワードと質感 CG 画像との間に関連性があることを見出した。

今後は質感特徴と描画パラメータとの関連から感性ワードに影響する特徴を抽出し、感覚的な表現を入力とした質感生成手法の開発につなげたい。

また本研究では、顔や肌形状は理想的な条件のものとして仮定しているが、今後は、黒川ら[4]の進める肌表面形状シミュレーションとの併用により、肌表面形状の変化における印象評価への影響などを検討していきたい。

6. 謝辞

お茶の水女子大学 吉田裕亮教授、そして共同研究者である資生堂リサーチセンター豊田成人氏には細部にわたるご指導をいただきました。ここに感謝致します。

参考文献

- [1] 野村有加, 伊藤貴之, 山口泰, “画像ブラウザ「CAT」を用いた化粧の印象効果分析結果の可視化”, 可視化情報学会可視化情報シンポジウム, 2009.
- [2] 馬場葉子, 間下以大, 向川康博, 八木康史, “大規模データベースを用いた肌の反射・散乱光の統計的解析”, MIRU 2009.
- [3] 馬場葉子, 向川康博, 八木康史, “化粧と肌の 2 層構造からなる化粧肌反射特性モデル”, MIRU 2010.
- [4] M. Kurokawa, T. Itoh, and N. Toyoda, “A Geometric Simulation for Skin Impression Analysis”, NICOGRAPH International 2010.

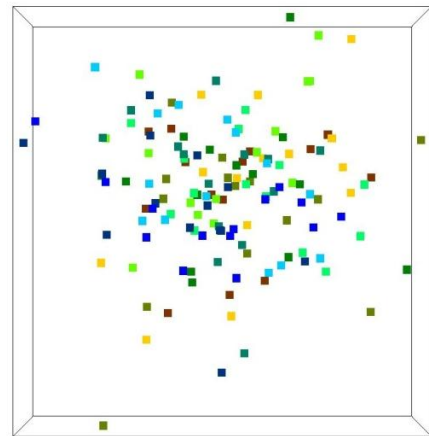


図 3 主成分分析結果 (全画像・分類前)

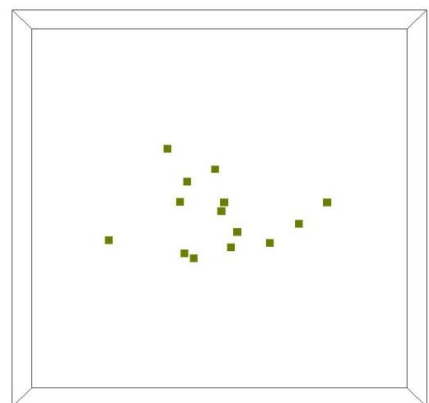


図 4 主成分分析結果 (画像 4・つや強度大ワード)