

# メイクアップの工程に関するジャンル間の比較分析

足立 潤治<sup>1,a)</sup> 河瀬 彰宏<sup>2</sup>

**概要:** 本研究の目的は、メイクアップにおけるジャンル間の工程の差異を明らかにすることである。従来の研究では、ジャンルごとに工程の差異を主観的に判定しており、客観的な差異の基準が明示されてこなかった。本研究では、複数のメイクアップ解説動画から作業工程を記録し、ジャンルごとの工程をデータベースによって管理した。ネットワーク分析を用いて、ナチュラルメイク、ギャルメイク、秋メイク、地雷メイク、韓国メイクの5ジャンルおよび、私的場面と公的場面におけるメイクアップの作業工程を可視化・比較した。その結果、ギャルメイクと地雷メイクでは、それぞれツリ目効果とタレ目効果を最大限に引き出すために、上瞼と下瞼をメイクアップの中心的に実施していることを明らかにした。

## 1. はじめに

メイクアップは、工程や使用化粧品の組み合わせによって、さまざまな場面やイベントに対応した外見を作り上げることができる。しかし、化粧品同士の最適な組み合わせのシミュレーションは、化粧品の購入費や時間といったコストが発生するため困難である。Alashkar et al. (2017) は、メイク前の顔画像に対して最適なメイクの組み合わせを算出し、得た結果を適応したメイク塗布後の顔画像を生成するメイクアップ推奨システムを提案した [1]。利用者は、自身の顔に対し推奨されたメイク塗布後の顔画像を参考にすることで、化粧品同士の最適な組み合わせのシミュレーションに要するコスト削減が見込める。

佐藤ら (2023) は、従来のメイクアップ推奨システムが入力したメイク塗布前の顔画像に対し、1つのメイク塗布後の顔画像しか生成できず、抽象的な要求に対応できないことを問題視し、AI デジタルメイクシステムを提案した。AI デジタルメイクシステムは、メイク前の顔画像に対し5つのメイクジャンル(ナチュラル、ギャル、秋、地雷、韓国) 別に最適なメイクの塗布場所と色彩の組み合わせを算出し、メイク塗布後の顔画像をそれぞれ生成した。例えば、「秋メイク」におけるメイク塗布後の顔画像は、秋っぽさを連想させるオレンジ色が唇やチークに塗られること、「ギャルメイク」では、髪の色が黄色であることから、各メイクジャンルの特徴が反映されていると主観的に結論付けている [4]。平松 (2014) は、生活場面ごとの化粧意識に関する173件の調査データに対して、主成分分析を実施し、メイクの程度が私的場面(学校で授業を受ける、家族と外出、

コンビニで買い物をする)、公的場面(同窓会に出席する、結婚式に出席する、友人と外出する)、レクリエーション場面(ハイキングに行く、クラブ/サークルに行く)によって異なることを明らかにした [2]。

以上のように、従来の研究では、メイクアップのジャンルおよび生活場面ごとに工程の差異を主観的に判定しており、客観的な差異の基準が明示されていない。したがって、本研究の目的は、メイク工程データベースを構築し、ジャンルと生活場面ごとの主要工程を明らかにすることである。

## 2. 分析方法

本研究では、ジャンルと生活場面ごとの主要工程を明らかにするために、次の3点を実施した：(1)メイク解説動画の収集；(2)メイク工程データベースの構築；(3)ネットワーク分析。

(1)メイク解説動画の収集は、2023年11月19日時点のYouTube Data API[5]のsearchコマンドを用いてYouTubeより収集した。収集の際は、動画時間をmedium(4分以上20分以下)、地域コードをJP、取得順序をviewCount、クエリを5ジャンル(「ナチュラルメイク」「ギャルメイク」「秋メイク」「地雷メイク」「韓国メイク」)、私的場面に該当する「学校メイク」、公的場面に該当する「同窓会メイク」「結婚式メイク」に設定した。本研究では、各ジャンルおよび生活場面ごとに10動画、合計70動画を対象に用いた。

(2)収集動画において解説されたメイク工程(塗布場所の遷移)を抽出し、データベースを構築した。ただし、塗布場所と化粧品が変更された場合は、異なる工程として記録した。化粧品の塗布場所は、日本化粧品検定(2022)[3]のベース、ポイント、アイメイクアップ化粧品の項目に基づいて分類した(図1)。

(3)塗布場所をノード、メイク工程をエッジに設定したネットワークをジャンルおよび生活場面ごとに構築した(図2)。このネットワークに対して、4種の中心性指標(次数、媒介、近接、PageRank)を算出した。

<sup>1</sup> 現在、同志社大学文化情報学研究所

Presently with Graduate school of Culture and Information Science, Doshisha University, Kyotanabe-shi, Kyoto 610-0394, Japan

<sup>2</sup> 現在、同志社大学文化情報学部

Presently with Faculty of Culture and Information Science, Doshisha University, Kyotanabe-shi, Kyoto 610-0394, Japan

a) adachi.junji@dh.doshisha.ac.jp

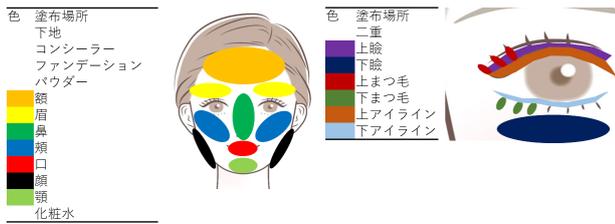


図 1 塗布場所の分類

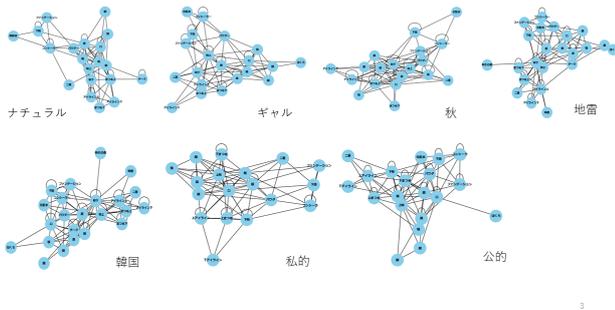


図 2 5 ジャンル, 2 生活場面における工程のネットワーク図

表 1 ネットワーク中心性算出結果 (抜粋)

ジャンル・生活場面	回数	近接	媒介	PageRank
ギャル	眉 0.789	眉 0.760	上瞼 0.169	上瞼 0.169
	上瞼 0.789	上瞼 0.760	眉 0.135	眉 0.135
	下瞼 0.684	下瞼 0.704	頬 0.098	頬 0.098
地雷	下瞼 0.789	下瞼 0.760	下瞼 0.200	下瞼 0.200
	眉 0.684	眉 0.704	口 0.127	口 0.127
	上瞼 0.684	頬 0.679	上瞼 0.114	上瞼 0.114
私的	口 0.833	口 0.783	頬 0.152	頬 0.152
	眉 0.722	頬 0.750	眉 0.124	眉 0.124
	鼻 0.667	眉 0.720	口 0.119	口 0.119
	口 0.789	口 0.760	口 0.200	口 0.200
公的	頬 0.737	頬 0.731	頬 0.130	頬 0.130
	下瞼 0.684	下瞼 0.704	下瞼 0.122	下瞼 0.122

### 3. 結果と考察

ここでは、紙面の都合上、「ギャルメイク」「地雷メイク」「私的場面」「公的場面」について結果を報告する。表 1 は、ネットワーク中心性の算出結果の抜粋である。

「ギャルメイク」における中心性の値は、上瞼の工程が最も高く（回数 0.780；近接 0.760；媒介 0.169；PageRank 0.169）、「地雷メイク」は、下瞼の工程が最も高かった（回数 0.789；近接 0.760；媒介 0.200；PageRank 0.200）。「ギャルメイク」と「地雷メイク」は、ともに上瞼、下瞼、眉の中心性の値が高かったため、両メイクにおける主要な工程は、眉・上瞼・下瞼を共通項として重視していることがわかった。しかしながら、「ギャルメイク」と「地雷メイク」は、それぞれ上瞼と下瞼を重視しているという差異を示すことができた。この結果から、「ギャルメイク」と「地雷メイク」では、それぞれツリ目効果とタレ目効果を最大限に引き出すために、上瞼と下瞼のメイクアップを中心的に実施していることが明らかになった。

「私的場面」における中心性の値は、口の工程が最も高く（回数 0.833；近接 0.783）、頬の工程（媒介 0.152；PageRank 0.152）、眉の工程（媒介 0.124；PageRank 0.124）の順に高いことがわかった。「公的場面」についても、口の工程が最も高く（回数 0.789；近接 0.760；媒介 0.200；PageRank 0.200）、頬の工程（回数 0.737；近接 0.731；媒介 0.130；PageRank 0.130）、下瞼の工程（回数 0.684；近接 0.704；媒介 0.122；PageRank 0.122）の順に高いことがわかった。この結果から、「私的場面」は、口、頬、眉の順に重要な工程として位置づけられていることが明らかになった。その一方で、「公的場面」は、口、頬、下瞼の順に重要な工程として位置づけられていることがわかった。したがって、「公的場面」では、「私的場面」よりも視覚的な効果を演出するために、目元のメイクを重点的に実施する傾向があることが明らかになった。

### 4. 結論

本研究では、複数のメイクアップ解説動画から作業工程を記録し、ジャンルごとの工程をデータベースによって管理した。ネットワーク分析を用いて、ナチュラルメイク、ギャルメイク、秋メイク、地雷メイク、韓国メイクの 5 ジャンルおよび、私的場面と公的場面におけるメイクアップの作業工程を可視化・比較した。その結果、ギャルメイクと地雷メイクでは、それぞれツリ目効果とタレ目効果を最大限に引き出すために、上瞼と下瞼をメイクアップの中心的に実施していることを明らかにした。

### 参考文献

- [1] Alashkar, T., Jiang, S., Wang, S., and Fu, Y.: Examples-rules guided deep neural network for makeup recommendation. *In Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence*, **31**(1), 2017.
- [2] 平松隆円: 化粧規範に関する研究—社会的場面と化粧基準の評定に基づく化粧規範意識の構造化—, *繊維製品消費科学*, **55**(2), pp.140–147, 2014.
- [3] 日本化粧品検定: 日本化粧品検定 1 級対策テキストコスメの教科書第 2 版 2022.
- [4] 佐藤禎美・黒木修隆・沼昌宏: デジタルメイクシステムにおける流行スタイルの学習と推薦に関する研究, *研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM)*, **2023**(22), pp.1-4, 2023.
- [5] YouTube Data API: <https://developers.google.com/youtube/v3> [2024 年 1 月 10 日訪問].