

# 化粧フローチャートに基づく 美容系 YouTuber の動画推薦手法の検討

高野沙也香<sup>1</sup> 中村聡史<sup>1</sup>

**概要**：新しい化粧法を取り入れる際には自身と似た化粧工程の方が取り入れやすい。しかし、化粧工程の類似度に基づいて化粧動画を推薦するサービスはなく、自身に類似した動画を探すには視聴によって確認するしかない。我々はこれまでの研究において、化粧工程を表現・共有およびその相違を計算可能とすることを旨とし、化粧工程をフローチャート化するシステム Make-up FLOW を提案してきた。また、他者間の化粧工程の類似度算出手法として 2 手法の検討を行ってきた。そこで本稿では、2 手法の他者の化粧工程推薦への応用可能性を検証することを目的として、美容系 YouTuber 53 名の化粧のチュートリアル動画から化粧フローチャートを計 103 個作成し、類似度分析およびユーザーへの推薦実験を行った。その結果、化粧工程の前半部分のみを使用して算出したレーベンシュタイン距離に基づいて動画を推薦した場合、適切な動画が推薦されることが示唆されたが、精度としては十分ではないため今後改良を行う予定である。

**キーワード**：化粧，メイク，化粧工程，フローチャート，美容系 YouTuber，メイク動画，類似度

## 1. はじめに

Instagram や YouTube などの SNS において美容情報や化粧のチュートリアル動画の popularity が高まっている。株式会社 テスティーが運営する調査メディア TesTee Lab が、10~30 代の女性 4,404 名に対して行ったコスメの EC 利用に関する調査によると、コスメに関する情報入手場所として SNS と回答した人が全世代において 1 位となっている[1]。また、美容プラットフォームアプリ LIPS が運営する LIPS labo が、ユーザー 1,954 名に対して行った美容情報の収集法に関する調査によると、美容系 YouTuber から発信される情報を最も参考にしておりという回答が 10~40 代の全年代において最多であり、その理由として化粧品の具体的な使用方法や実際の使用感が分かることが挙げられている[2]。このように SNS を通じて新しい化粧品や化粧法に関する情報を収集している人は多く存在する。

ここで、化粧は日々繰り返し行う行為であることから、動画などから新しい化粧法を取り入れる場合には、自身と似た化粧工程の方が取り入れやすい。しかし、化粧の類似度などに基づいて化粧動画を推薦するようなサービスはなく、自身と似た化粧工程をもつ動画を探すには、膨大な化粧動画の中からその 1 つ 1 つを視聴することによって確認するしかない。こうした化粧動画推薦サービスを実現するには、自身の化粧工程と化粧動画における化粧工程の類似度を算出する仕組みが必要であり、またそのためには化粧工程を何らかの形で記述可能とする必要がある。

我々はこれまでの研究において、化粧工程を構造化して記述可能とする Make-up FLOW (図 1) を提案し、プロトタイプシステムを実装してきた[3]。Make-up FLOW では、1 つの化粧ノードが施術部位、使用するアイテム、アイテムのテクスチャ (以下、部位、アイテム、テクスチャとす

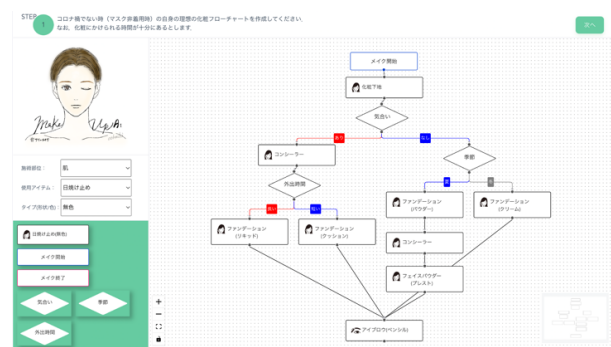


図 1 Make-up FLOW のシステム画面

る) の 3 つの情報を含んでおり、各化粧ノードと気合いの有無や季節の違いなどの化粧状況を採用した 4 つの分岐ノードを組み合わせ並べていくことで、化粧工程をフローチャートとして表現可能である。また我々は、化粧フローチャートに基づく他者間の化粧工程の類似度算出手法として、標準化レーベンシュタイン距離と N-gram 頻度に基づくコサイン類似度の 2 つの手法について検討を行ってきた[4]。

そこで本稿では、Make-up Flow[3]の仕組みを利用し、推薦対象として美容系 YouTuber の化粧のチュートリアル動画をフローチャート化したうえで、化粧フローチャートの類似度に基づき、ユーザーへの美容系 YouTuber の動画推薦実験を行う。また、実験結果から動画推薦に適した類似度算出や推薦手法について検討を行う。

## 2. 関連研究

### 2.1 化粧工程に関する研究

化粧工程は、使用する化粧品が多く、個人の状況に応じた選択が多いことから複雑である。諸井ら[5]は、女子大学生に通学時の化粧でファンデーションやアイシャドウなどの 39 の工程をそれぞれどの程度行うかについて質問紙調

<sup>1</sup> 明治大学  
Meiji University.

査を行った。その結果、化粧工程が「外見的变化を印象づけるアイメイクを中心とした化粧」、「自分の顔の欠点をカバーしたいという化粧」、「肌の健康状態などを保つためのケアのまとめ」の大きく3つに分類できることを示している。野尻ら[6]は、パーティへの参加を想定した化粧プロセスとその所要時間について、成人女性を対象に調査を行った。その結果、全実験協力者の化粧プロセスが下地、ファンデーション、アイブロウ、チーク、グロスまたは口紅という順番になり、化粧プロセス数が多いほど所要時間が増加することを明らかにしている。また Gueguen[7]は、排卵期の女性の化粧と魅力度について、実験協力者への口頭質問およびプロのメイクアップアーティストによる評価を用いて調査を行った。その結果、排卵期の女性は排卵期でない女性よりも化粧にかかる時間が有意に長く、化粧品使用レベルおよび化粧の魅力度が有意に高いことを示している。このようにある状況での化粧工程に関する研究は行われているが、分岐を含む化粧工程に関する調査はこれまで行われていない。

## 2.2 化粧に関連した推薦に関する研究

化粧品や化粧法に関する推薦の研究は多岐に渡って行われている。奥田ら[8]は、使用感の似たユーザを見つけ出し、各ユーザにとって真に有用なコスメアイテムを推薦するシステムの実現を目指し、クラスタリングを用いたユーザの類似度判定方式を提案している。神武ら[9]は、個人の好みを反映した化粧を支援するために、ユーザの好みの顔画像と自身の顔画像から、好みの顔画像にユーザが近づくメイクアップシミュレーション画像とその実現のための化粧品候補を推薦・提示するシステムを提案している。Alashkarら[10]は、ユーザの顔属性の自動分類を行い、指定された場面と化粧スタイルおよび顔属性に合った化粧を推薦し、その化粧をユーザの素颜画像に合成するシステムを提案している。なおこのシステムでは、推薦に使用している化粧顔データセットを更新・拡張することで流行に合わせたメイクを推薦することが可能である。また Nguyenら[11]は、パーソナライズ化された化粧品推薦を行い、入力された素颜の画像に対して、推薦された化粧品を使用した化粧効果を可視化するシステムを提案している。この研究では顔の特徴・属性、化粧の属性の関係を記述したモデルを学習させることで、最適な化粧品の属性を提案する化粧品推薦モデルを作成しており、このモデルによって入力された顔画像に対する化粧品推薦を実現している。このように所持している化粧品や顔形状から他者の化粧法を検索・推薦する研究は行われているが、個人差の大きい化粧工程にもとづいた他者の化粧法の検索・推薦の研究はこれまで行われていない。

## 2.3 化粧支援に関する研究

高木ら[12]は、化粧の技能向上を目的として、ユーザが自身の顔に行った化粧へのアドバイス機能を有した3次元メ

イクアップアドバイスシステムを提案している。このシステムでは、メイクアップ処理画像とユーザの化粧顔画像を比較することで、改善すべき点を洗い出している。Treepongら[13]は、ユーザのメイクの創造性を向上させることを目的として、インタラクティブなバーチャルメイクアップシステムを提案している。このシステムでは、化粧道具を当てた位置に対するリアルタイムプロジェクションにより化粧が施されるようになっている。これにより、ユーザは実際に化粧品を顔に塗布することなく、様々なメイクを体験することができ、また自身の顔に施されたバーチャルメイクを様々な視点から俯瞰し、自身に合うメイクスタイルを見つけることができる。Nakagawaら[14]は、自身の化粧に関するライフログを手軽に取得・共有できる Smart Makeup System を提案している。このシステムでは、RFID タグとリーダを用いることで使用した化粧品のリストを取得し、自身の化粧顔画像と一緒に化粧品リストを手軽にデータベースに登録でき、また登録した化粧品ベースで他者の化粧ログを検索・閲覧することができる。このように化粧支援に関する研究は多岐に渡って行われている。本研究は化粧フローチャートの活用により化粧支援を目指すものであり、こうした研究にも応用可能であると考えられる。

## 2.4 美容系インフルエンサーの影響に関する研究

美容系インフルエンサーが及ぼす影響に関する研究は様々に行われている。Chenら[15]は、美容系 YouTuber がインドネシアの女性消費者の動向や地元の化粧品に対する購買意欲に与える影響について、美容系 YouTuber および美容系動画の女性視聴者への半構造化面接を通して調査を行った。その結果、美容系 YouTuber は視聴者と同じ消費者の立場であることから、テレビ出演者よりも信頼性・共感性が高いと認識されていたことを明らかにしている。また、美容系 YouTuber への信頼の高さが視聴者の購買意欲に大きな影響を与え、信頼度が高ければ企業からの依頼による宣伝であっても製品の購入に繋がることを示している。Rasmussen[16]は、美容系 YouTuber と視聴者間のパラソーシャルな相互作用の有無について検証するため、美容系動画の主な視聴者層である女子大学生に対して動画視聴実験を行った。その結果、両者の間にはパラソーシャルな相互作用が見られ、実験協力者の88%以上が動画に登場した美容系 YouTuber を知識が豊富であり、信頼できると評価したことを示している。また、美容系 YouTuber のチャンネル登録者数が多いほど、動画内で紹介された商品を視聴者が購入する可能性が高いことを明らかにしている。Dingら[17]は、美容系 Vlogger の口コミおよび広告が Weibo 利用者に与える影響について、Weibo 利用者の女性に対する半構造化面接による調査を行った。その結果、メイクへの関心が高い利用者ほど、Vlogger が提供する情報を有益か否か分類し、フォローする Vlogger を選定していることを明らかにしている。このように美容系インフルエンサーの持つ影

響力に関する研究は多数行われているが、彼らの化粧工程について分析・活用した研究はこれまで行われていない。

### 3. 化粧動画のフローチャート化

#### 3.1 美容系 YouTuber の化粧フローチャート作成概要

化粧フローチャートの類似度に基づき、他者の化粧動画を推薦することが可能かどうかを検証するために、Make-up FLOW[3]を利用して美容系 YouTuber の化粧のチュートリアル動画を化粧フローチャート化する。ここで、化粧動画の推薦サービスとして実現する際には、化粧動画を自動的に分析し、フローチャートを自動生成することを目指す。本稿は推薦に利用可能かを検証するものであるため、手作業でフローチャート化を行う。

まず、一定の人気をもつ美容系 YouTuber の動画をフローチャート化するため、チャンネル登録者数が5万人以上の者を対象とした。なお、多様な化粧工程を収集するため、美容関連の動画を定期的に投稿している YouTuber であれば、本業が別の職業であっても美容系 YouTuber と見なした。

化粧フローチャート作成の協力者は著者を含む大学生・大学院生4名である。協力者は過去の実験において Make-up FLOW を複数回利用したことがあり、化粧動画を視聴しながら PC 上のプロトタイプシステムを用いてフローチャートを作成するように依頼した。なお作成時には、1人の美容系 YouTuber につき2つのジャンル（日常用のメイク・特別なメイク）に当てはまるメイク動画から化粧フローチャートを書き出すように指示をした。各ジャンルの動画のキーワード例は以下の通りである。

- 日常用のメイク：毎日、時短
- 特別なメイク：盛れる、映える、モテる、詐欺、女子会、ディズニー、ライブ、パーティー

ここで、化粧工程は月日の経過と共に変わりやすく、それに伴って個人の化粧顔の雰囲気も変わりやすいため、何年も前の化粧動画を推薦した場合、現在の化粧動画が思っていたものと異なり、参考にならないと考える可能性がある。そのため、全ての動画の投稿時期は過去1年以内のものとした。

#### 3.2 作成した化粧フローチャート

53名の美容系 YouTuber の化粧のチュートリアル動画から、計103個の化粧フローチャートを作成した。53名の平均チャンネル登録者数は70.6万人であった。なお、その内3名の美容系 YouTuber は過去1年以内に特別なメイクジャンルに該当する動画を投稿していなかったため、各ジャンルの化粧フローチャートの数は日常用のメイクが53個、特別なメイクが50個となっている。

過去の研究[4]において構築した女子大学生・大学院生34名と美容系 YouTuber の化粧フローチャートにおける最大

表1 女子大学生ら34名と美容系 YouTuber53名の最大工程数ルートの統計量

|              | 最小 | 最大 | 平均   | 標準偏差 |
|--------------|----|----|------|------|
| 女子大学生ら       | 5  | 29 | 16.0 | 5.7  |
| 美容系 YouTuber | 9  | 42 | 19.5 | 6.5  |

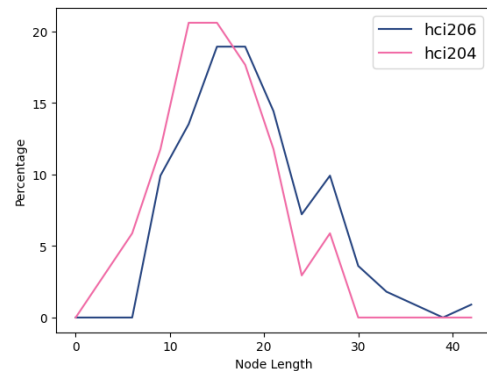


図2 女子大学生ら34名と美容系 YouTuber53名の最大工程数の分布のグラフ

工程数ルートの統計量を表1に、その分布のグラフを図2に示す。表1および図2より、美容系 YouTuberの方が一般女子大学生らよりも工程数が多いことが分かる。また、標準偏差が大きいことから美容系 YouTuber のデータセットの方が多様な化粧工程を収集できていると考えられる。

ここで、協力者2名より「あるアイテムを鼻に塗り、肌を塗り、その後付け足して再度鼻に塗った時にそこまで工程にするべきなのか困った」というコメントがあった。このように付け足して塗布する状況は、過去の研究[4]のフローチャートでは見られず、化粧動画特有のものであると考えられる。しかし、この状況を全てフローチャート化すると、類似度の算出においてノイズとなる可能性がある。そのため、将来的に化粧動画を自動的にフローチャート化する際には、同じアイテムで塗布している箇所を取得し、その塗布している部位をまとめて工程とする必要があると考えられる。

## 4. 美容系 YouTuber の動画推薦実験

### 4.1 実験概要

類似度算出手法の他者に対する化粧工程推薦への応用可能性を検証するため、実験協力者と美容系 YouTuber の化粧フローチャートの類似度を分析し、その類似度にもとづいて美容系 YouTuber の動画を推薦・視聴する実験を行った。実験では、過去の研究[3][4]と同様に、事前に実験協力者に現在の自身の化粧フローチャートを作成するように依頼した。その後、作成された化粧フローチャートと美容系 YouTuber の化粧フローチャート間の類似度を標準化レ

表 2 動画に関するアンケート項目

| 設問番号 | 設問項目  | 回答形式                                 |
|------|---|--------------------------------------|
| Q1   | この動画を過去に見たことがありますか？                           | はい, いいえ                              |
| Q2   | この美容系 YouTuber の他の動画を過去に見たことがありますか？           | はい, いいえ                              |
| Q3   | この動画はどの程度参考になりましたか？                           | 5段階 (1:全く参考にならなかった<br>~5: とても参考になった) |
| Q4   | Q3 の回答の理由を教えてください                             | 自由記述                                 |
| Q5   | この動画で紹介されていたテクニックで自身のメイクに取り入れたいと思ったものはありましたか？ | はい, いいえ                              |
| Q6   | Q5 において「はい」と回答した方は, そのテクニックを教えてください           | 自由記述                                 |
| Q7   | この動画で紹介されていた化粧工程は, 自身の化粧工程と似ていると思いませんか？       | 5段階 (1:全く似ていない<br>~5: とても似ている)       |
| Q8   | Q7 で「1・2」を回答した方は, 自身の化粧工程と似ていないと思った点を教えてください  | 自由記述                                 |
| Q9   | Q7 で「4・5」と回答した方は, 自身の化粧工程と似ていると思った点を教えてください   | 自由記述                                 |
| Q10  | 動画を見た感想を教えてください                               | 自由記述                                 |

ベンシュタイン距離と, N-gram 頻度に基づくコサイン類似度との2手法により算出した. 各手法での類似度の中央値を求めたところ, 標準化レーベンシュタイン距離が 1.20, N-gram 頻度に基づくコサイン類似度が 0.05 であった.

ここで, 標準化レーベンシュタイン距離は部位のみと, アイテムとテキストの距離の和を求めていることから, それぞれの距離が半分以下である 1.00 が短いと考えられる. 反対に, 中央値より大きいものは距離がやや長いと見なした. 一方で, N-gram 頻度に基づくコサイン類似度は最大値が 0.50 であるものの, その分布のほとんどは 0.05 以下に偏っていることから, 0.20 以上を類似度が高いとして考え, 0.06 未満を類似度がやや低いとして見なした. 上記の分類に基づいて, 各類似度算出手法において類似度が高いものとやや低い動画をそれぞれ2本ずつ選定し, 計8本の動画を推薦し視聴してもらった.

1本の動画を視聴するごとに動画に関するアンケートに回答してもらい, 全ての動画を視聴した後は実験協力者自身に関するアンケートに回答してもらった. 動画に関するアンケートの内容を表2に示す.

実験協力者は21歳から24歳の大学生および大学院生5名であった.

#### 4.2 結果

2種類の類似度算出手法のどちらがより動画の推薦に適した手法であるかを検証するため, 各手法の類似度と動画に対するアンケートの評価値間の関係性を求める.

実験協力者ごとに美容系 YouTuber の動画 103 本との類

似度を算出し, その類似度の高さ順に順位を定めた. その結果を図3に示す. なお以降の図表において, レーベンシュタイン距離の結果を Leven, N-gram 頻度にもとづくコサイン類似度の結果を N-gram と表す. 図3より, 各実験協力者に推薦した8本の動画の順位の分布にばらつきが生じていることが分かる. そのため, 類似度とアンケートの評価値の関係性についてスピアマンの相関係数を算出することとした.

分析に使用するアンケートの評価値として, 動画が参考になった程度, 紹介されたテクニックを取り入れる意欲の有無, 動画と自身の化粧工程の主観的な類似度の3つが考えられる. 本分析では, 推薦した動画がユーザにとって参考になったかどうか最も重要であり, 次点で学んだテク

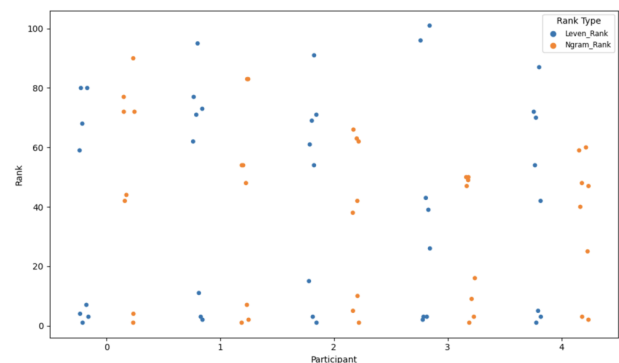


図3 実験協力者ごとの動画の類似度における順位の分布

表3 類似度算出手法ごとのスピアマンの相関係数

| Leven 相関係数 | N-gram 相関係数 |
|------------|-------------|
| 0.23       | 0.01        |

表4 前半・後半におけるスピアマンの相関係数

|    | Leven 相関係数 | N-gram 相関係数 |
|----|------------|-------------|
| 前半 | 0.38       | 0.01        |
| 後半 | 0.18       | 0.01        |

表5 実験協力者ごとのスピアマンの相関係数

| 実験協力者 | Leven 相関係数 | N-gram 相関係数 |
|-------|------------|-------------|
| A     | 0.32       | 0.28        |
| B     | 0.64       | 0.40        |
| C     | -0.07      | -0.37       |
| D     | 0.12       | -0.48       |
| E     | 0.88       | 0.22        |

表6 部位のみ・アイテムのみにおける相関係数

|        | Leven 相関係数 | N-gram 相関係数 |
|--------|------------|-------------|
| 部位のみ   | 0.22       | -0.10       |
| アイテムのみ | 0.19       | 0.14        |

ニックを取り入れたいと思ったかを重大な要素として捉え、参考度を 0.5, 取り入れ意欲を 0.3, 主観類似度を 0.2 として加重平均により算出した値から、1~8 位までの順位をつけた。

実験協力者・類似度算出手法ごとに、アンケートの評価値との相関係数を求めた結果を表3に示す。表3より、レーベンシュタイン距離の方が N-gram よりも値が大きいことが読み取れるが、どちらも値が小さく、相関としては不十分である。

ここで、実験協力者より似ていないと判断した理由として、「ハイライトの順番が早い、フェイスパウダーのタイミングが遅い」や「パウダーやシャドウのタイミングが違うと思った。」などが挙げられていた。そのため、化粧ルート全体ではなく、前半と後半に分けて類似度を算出し、スピアマンの相関係数を算出することとした。その結果を表4に示す。表4より、標準化レーベンシュタイン距離且つ前半のみにおいて弱い相関があるのに対して、N-gram 頻度では一貫して相関がないことが分かる。

次に、実験協力者ごとの結果を表5に示す。表5より、レーベンシュタイン距離において 0.88 と強い相関を示す実験協力者がいる一方で、N-gram 頻度に基づくコサイン類似度では無相関または負の相関があることが分かる。また、標準化レーベンシュタイン距離において強い相関を示した実験協力者 E と、美容系 YouTuber1 名の化粧フローチャートを図4、両手法において負の相関を示した実験協力者 C

と美容系 YouTuber1 名の化粧フローチャートを図5に示す。なお、図4・5ともに両手法において類似度が高いものであり、図4はアンケート評価も高いが、図5は評価が低くなっている。図4より、ベースメイクから眉、鼻・目という流れが概ね一致しており、使用しているアイテムの種類も類似していることが分かる。また図5より、前半の工程が特に一致しており、使用しているアイテムも概ね同じであることが分かる。ここで、実験参加者 C から図5の動画に対する評価の理由として、「特に新しい知識がなかった。この人の元が良すぎる」が述べられていた。

これまでの分析において全体的に類似度が低い理由として、全情報を組み合わせて算出していることが考えられる。そのため、部位のみ・アイテムのみにおいて相関係数を算出することとした。なお、テキストはアイテムによって選択肢の数および内容が異なることから、単体では意味のない情報であると考え、今回の分析からは除外した。部位のみ・アイテムのみにおいて相関係数を算出した結果を表6に示す。表6より、部位のみの標準化レーベンシュタイン距離において、全情報よりも相関係数の値が高くなったものの、大きな変化はないことが分かる。また、その他の条件では全情報よりも相関が弱まっていることが分かる。

## 5. 考察

4.2 節より、両類似度算出手法ともに評価値との相関が弱く、特に N-gram 頻度に基づくコサイン類似度は類似度算出手法として適切ではないことが分かる。また、化粧工程のルートを前半・後半に分けて相関を算出した結果、レーベンシュタイン距離は相関係数の値が高くなったものの、N-gram 頻度に基づくコサイン類似度は一貫して相関がないままであった。このことから、ユーザへの動画推薦に用いる類似度算出手法としては標準化レーベンシュタイン距離の方が適切であると考えられる。

分析の結果、前半のルートのみを用いた類似度において評価値との相関が高くなる傾向があった。この理由として2点が考えられる。1点目は、化粧工程の前半がベースメイクなどの基本的な化粧工程になっている点である。前半の工程はベースメイクや眉メイクなどであり、色んな人に共通して参考になる点が多くなっている。一方で、後半はアイメイクやリップメイクなど、多様な色味を使って様々な雰囲気を出せる工程であり、視聴者によって好みが分かちやすい。実際に、実験協力者より参考にならなかったと評価した理由として、「顔の色味が全体的に強くてあんまり好きではなかったです、、、」や「私の理想とこの動画の完成形のイメージが違っていたため。」などが挙げられていた。2点目は、動画の前半でその動画に対する評価が決まりやすい点である。美容系 YouTuber の動画視聴者の多くは、動

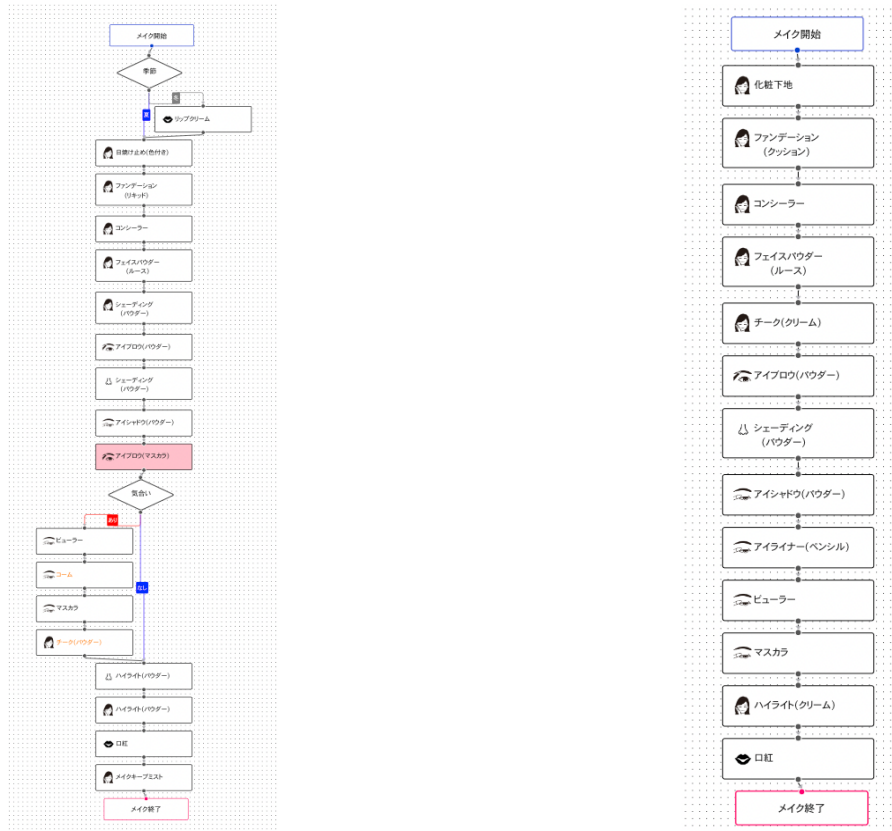


図4 実験協力者 E と美容系 YouTuber の化粧フローチャート (左: 実験協力者 E, 右: 美容系 YouTuber)

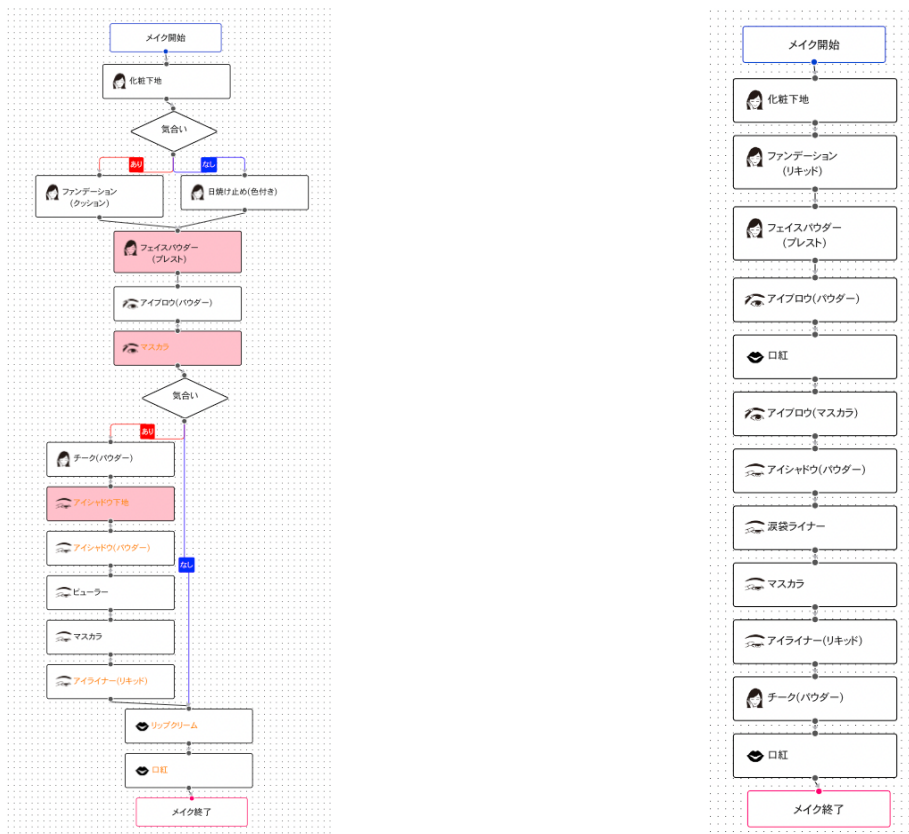


図5 実験協力者 C と美容系 YouTuber の化粧フローチャート (左: 実験協力者 C, 右: 美容系 YouTuber)

画を見て化粧に関するテクニックを学ぶことに興味があるため、前半に技術に関する説明などがあると動画に対する評価が上がりやすくなると考えられる。以上の理由より、動画に対する満足度は動画の前半部分で決まりやすいため、前半の工程に対する類似度を用いて動画を推薦することが適切である可能性がある。

ここで、動画が参考になった程度が低いと判断した実験協力者の理由として、「わかっていることとか、自分には合わないこととかをお話しされていたため」や「普段の自分の工程が割と似ているので、どこかテクニックを学ぶという感じではなかった」などが挙げられていた。一方、参考になったと評価した理由として、「自分が使ったことのないアイテムばかりで使ってみたくと思った」や「工程はすごく似ている訳ではないけど、うまくメイクをするコツ（鏡を下にもつなど）がかなり細かく説明されていたから」などが述べられていた。そのため、化粧動画が参考になったかの評価に関わる要素には工程の類似度以外に複数あると考えられ、今回は類似度のみで推薦を行ったことから全体的な相関が弱く表れた可能性がある。今後は推薦システムの実現に向けて、テクニックに関する説明の多さや化粧の色味など多項目で推薦する動画を定める手法について検討する予定である。

また、実験協力者より参考にならなかったと評価した動画に対する感想において、「初めてみたけど、かなり似ているのでこれからチェックすることで少し気合いの入ったメイク動画とかは学ぶことが多いかと思った」というコメントが得られた。ここで、本実験協力者は美容系 YouTuber の動画を見る頻度が月に 1~3 本という人や、動画を視聴したことのある美容系 YouTuber の人数が 19 名存在する者もいた。また、美容に関する情報を入手するサービスとして、YouTube の他に Instagram や TikTok, @cosme など挙げられていた。そのため、本実験協力者は日頃から定期的に化粧情報を入手しており、基本的なメイク動画や、テクニックに関する説明が少ない動画では参考にならないという評価になったと考えられる。化粧に関する知識が少なく、新しい化粧法を取り入れることにハードルがあると考えられる化粧初心者には類似度が高い動画を推薦し、化粧中堅者には類似度が低い動画を推薦するなど、化粧に対する関心度・習熟度の違いによる推薦法についても今後検討していく予定である。

## 6. まとめ

本研究では、これまで検討を行ってきた化粧工程の類似度算出手法の他者に対する化粧工程推薦への応用可能性の検討を目的として、美容系 YouTuber 53 名の化粧フローチャートデータセットを新たに作成し、化粧工程の類似度に基づく美容系 YouTuber の動画推薦実験を行った。実験の結

果、化粧工程の前半部分のみのレーベンシュタイン距離を利用することで多少適切な動画が推薦されることが示唆されたが、精度としては十分ではないため今後改良する必要があると考えられる。また、動画が参考になった程度において類似度以外に化粧顔の雰囲気や色味など複数の要因がある可能性が示された。

現状では全体的に類似度と動画に対する評価値間の相関が低く、適切な化粧動画推薦をできていないという問題がある。そのため今後は、化粧工程の部分的な情報を使った類似度算出や複数の情報を組み合わせた推薦手法について検討を行っていく。将来的には、検討した推薦手法に基づき他者の化粧フローチャート(美容系 YouTuber の場合は化粧フローチャートの他にメイク動画を含む)を推薦・検索できるシステムを実装し、ユーザの化粧工程の改善・バリエーションの増加を支援したいと考えている。

## 参考文献

- [1] “コスメの EC 利用に関する調査【2020 年版】”. [https://lab.testee.co/cosme\\_ec2020/](https://lab.testee.co/cosme_ec2020/), (参照 2023-12-14).
- [2] “【LIPS labo】美容賢者に変化の兆し！？2023 年最新事情を深掘り！【2023 年 5 月号】”. [https://note.com/lips\\_lab0/n/n28aa79381cf8#7f2d028a-572e-450a-998b-3c20e0732fba](https://note.com/lips_lab0/n/n28aa79381cf8#7f2d028a-572e-450a-998b-3c20e0732fba), (参照 2023-12-14).
- [3] 高野沙也香, 梶田美帆, 濱野花莉, 中村聡史. Make-up FLOW: 個人差・状況差の大きい化粧工程の構造化と忘れやすさに関する調査. 情報処理学会 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), 2022, vol. 2022-HCI-200, no. 18, p. 1-8.
- [4] 高野沙也香, 中村聡史. 化粧フローチャートに基づく大学生・大学院生の化粧類似度推定. 情報処理学会 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), 2023, vol. 2023-HCI-204, no.8, p.1-8.
- [5] 諸井克英, 板垣美穂. 化粧行動の基本的構造の探索. 同志社女子大学総合文化研究所紀要, 2013, vol. 30, p. 22-29.
- [6] 野尻佳代子, 小出未央, 佐野江里, 長澤由佳, 山崎和彦, 前田亜紀子. 日本人女性の化粧におけるプロセスと効果. 実践女子大学生生活科学部紀要, 2008, vol. 45, p. 7-11.
- [7] Gueguen, N.. Makeup and menstrual cycle: Near ovulation, women use more cosmetics. The Psychological Record, 2012, vol. 62, no. 3, p. 541-548.
- [8] 奥田麻美, 松波友稀, 上田真由美, 中島伸介. コスメアイテム推薦のための類似ユーザ判定方式. 信学技報, 2017, vol. 117, no. 212, p. 145-150.
- [9] 神武里奈, 星野准一. 好みの顔画像の色に基づくメイクアップ支援システム. 日本感性工学会論文誌, 2017, vol. 16, no. 3, p. 299-306.
- [10] Alashkar, T., Jiang, S., & Fu, Y.. Rule-Based Facial Makeup Recommendation System. 2017 12th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2017), 2017, p. 325-330.
- [11] Nguyen, T. V., & Luoqi, L.. Smart Mirror: Intelligent Makeup Recommendation and Synthesis. In Proceedings of the 25th ACM international conference on Multimedia (MM '17), 2017, p. 1253-1254.
- [12] 高木佐恵子, 波川千晶, 吉本富士市. メイクアップ技能上達のためのアドバイスシステム. 芸術科学会論文誌, 2003, vol. 2, no. 4, p. 156-164.
- [13] Treepong, B., Mitake, H., & Hasegawa, S.. Makeup Creativity

- Enhancement with an Augmented Reality Face Makeup System. *Computers in Entertainment*, 2018, vol. 16, no. 4, p. 1-17.
- [14] Nakagawa, M., Tsukada, K., & Sio, I.. Smart makeup system: supporting makeup using lifelog sharing. In *Proceedings of the 13th international conference on Ubiquitous computing (UbiComp '11)*, 2011, p. 483-484.
- [15] Chen, J., & Dermawan, A.. The Influence of YouTube Beauty Vloggers on Indonesian Consumers' Purchase Intention of Local Cosmetic Products. *International Journal of Biometrics*, 2020, vol. 15, no. 5, p.100-116.
- [16] Rasmussen, L. L.. Parasocial Interaction in the Digital Age: An Examination of Relationship Building and the Effectiveness of YouTube Celebrities. *Social media and society*, 2018, vol. 7, p. 280-294.
- [17] Ding, W., Henninger, C. E., Blazquez, M., Boardman, R.. Effects of Beauty Vloggers' eWOM and Sponsored Advertising on Weibo' in Social commerce: Consumer Behaviour In Online Environments. *Palgrave Macmillan*, 2019, p. 235-253.