

化粧品選択とメイクアップ行動に関する大規模データベース構築と計量的分析による化粧品アイテム間の相互作用の解明

1. 目的

- ファッション業界は、製品の多様化や生産の高速化が進み消費者の選択肢が増加するという課題に直面(Shirkhani et al. 2023)
- 服飾分野では、衣服の組み合わせに関するデータベースが構築され互換性を考慮した製品推奨システムが提案(Han et al. 2017)
- 従来のメイクデータベースは、メイク塗布前後の顔画像に対し主観でラベルを施したものであり、計量研究に不向き



図1: Before-After makeup databaseの例

Makeup Attribute	Classes
Eyeshadow style	Cut Crease, Gradient, Smoky, Cat Eye, Halo Eye, Natural Eye
Eyeshadow color	Brown, Cream, Blue, Warm, Smoky
Eye liner	Light, Heavy, Winged

(Alashkar et al. 2017)

- メイク工程のフローチャート化は、工程の把握・俯瞰を可能に(高野ら 2022)
- メイク工程をシーケンスとしたデータベースを構築

2. データベース構築手順

- YouTube Data APIを用いたデータ収集 (2024/01/01) N=9,438
 - クエリ: "メイク"
 - 2020年1月1日から2023年12月31日まで
 - 動画時間: medium, 地域コード: JP, 所得順序: viewCount
 - 再生数50,000回以上の全動画
- 工程の分割
- 製品リンク・塗布場所の記録

3. 工程の分割

工程	時間	内容	塗布場所
工程1	14:20-14:23	製品A紹介	額
	14:24-14:35	眼下塗布	眉、鼻、頬、唇、顔、額
ここで分割			
工程2	14:36-14:37	製品B紹介	二重、上瞼、上まつ毛、上アイライン
	14:38-14:42	眼下塗布	下アイライン、下まつ毛、下瞼
ここで分割			
工程3	21:18-21:20	鼻塗布	鼻

使用化粧品および、塗布場所が変更された場合それぞれを工程として分割

●ハウスタスト: 【おっさんから美少女に】中国から見た地雷メイクが可愛すぎて実写版アニーになりました笑, <https://www.youtube.com/watch?v=8d4oAejgUb4>, 2023.

4. 製品リンクの記録

使用化粧品を目視で確認し、製品ページをリンク列に記録

●水越みさと: 【濃いメイク似合わない】メイクするほど不自然になってしまう方に見てほしい。しっかり盛れるナチュラルメイク♡, <https://www.youtube.com/watch?v=4M1MxWXnYQ>, 2023.

●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.

Vid info	Link 1	Location 1	Link 2	Location 2
Channel, Date...	cosme.net/1136297	下地	cosme.net/1118991	ファンデ

Link 24	Location 24	Link 25	Location 25
cosme.net/1084870	頬	cosme.net/1102793	頬

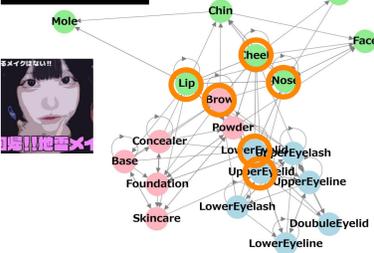
Maker	TIRTIR
Brand	TIRTIR
Product	MY GLOW HIGHLIGHTER
Color	LILYFUL
Category	Body, Oral care > Other body care > Other body care Make-up > Blush > Gel and cream blushes
Price	3,080 yen
JAN code	88096769

記録完了: 500 動画, 1,429 工程, 993 化粧品

5. 分析例

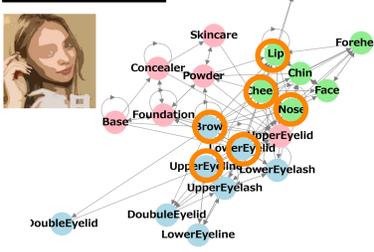
データベースを用いてメイク工程の違いをジャンル別に視覚化

地雷メイク



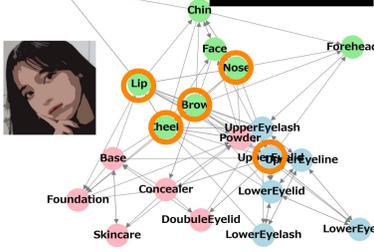
	次数	近接	媒介	PageRank
下瞼	1.26	下瞼 0.70	下瞼 0.32	下瞼 0.11
頬	0.95	頬 0.66	唇 0.17	頬 0.10
眉	0.89	上瞼 0.61	頬 0.16	鼻 0.09

ギャルメイク



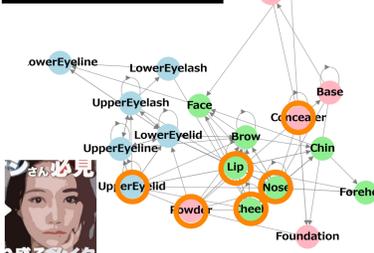
	次数	近接	媒介	PageRank
眉	1.00	上瞼 0.66	下瞼 0.17	上瞼 0.10
下瞼	1.00	眉 0.63	眉 0.15	頬 0.09
鼻	0.89	下瞼 0.14	上瞼 0.14	唇 0.09

韓国メイク



	次数	近接	媒介	PageRank
上瞼	1.16	上瞼 0.73	上瞼 0.28	上瞼 0.10
眉	0.95	頬 0.63	唇 0.14	唇 0.09
頬	0.95	眉 0.61	眉 0.11	鼻 0.78

ナチュラルメイク



	次数	近接	媒介	PageRank
鼻	1.11	鼻 0.69	パウ 0.28	唇 0.12
唇	1.10	唇 0.67	コン 0.28	鼻 0.11
頬	0.89	頬 0.62	鼻 0.26	上瞼 0.09

6. 今後の展望

データベースの拡充

- 動画数の増加, 工程記録
- 化粧品データの取得

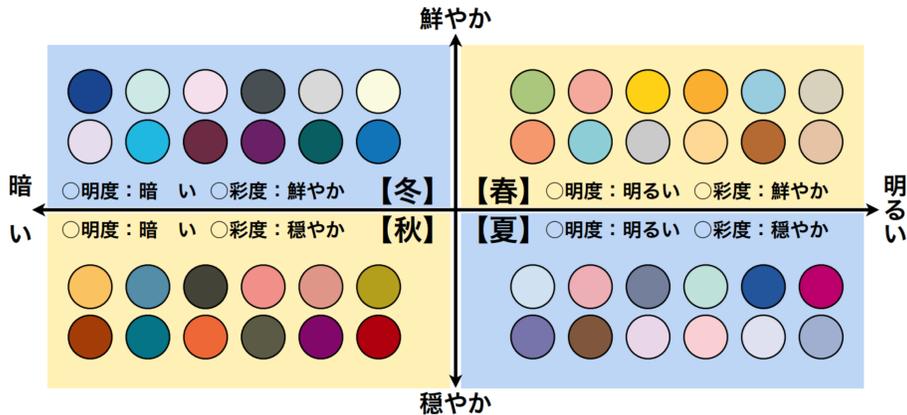
- 作業工程のパターンを探索 → 物語論, ネットワーク分析
- 性格とメイク (ジャンル) の関連性の解明
- トレンド予測 → 時系列解析
- 服飾分野を参考に, ベースとなる工程より使用化粧品および塗布場所推奨システムの提案

1. 目的

- パーソナルカラーに対する関心・信頼は高い(森・小林 2022)
- 診断結果が一定でないことから科学的根拠は乏しい(楨・山本 1998)
- リップの色彩の類似性・差異はRGB値にて客観的に把握可能(桐谷ら 2004; Sripian et al. 2020)

パーソナルカラーを分類する基準には個人差が存在しているかを定量的な観点から検証

2. パーソナルカラーとは何か



診断方法は、肌色と被服色を対比させ、肌色が美しく見える色を「似合う色」と判定する主観評価

(日本パーソナルカラー協会 2001; 日本カラーコーディネーター協会 2022)

3. 分析手順の概略

- 各投稿画像の商品名とパーソナルカラーの分類を取得
- 商品の公式サイトから色彩特徴量(RGB値)を抽出
- イエベ/ブルベ および 春/夏/秋/冬 ごとにインスタグラマ間の分類を可視化
- イエベ/ブルベ および 春/夏/秋/冬 ごとにインスタグラマ間の分布に対する統計的仮説検定を実施
- イエベ/ブルベ および 春/夏/秋/冬 ごとに機械学習(決定木)を用いて分類基準の検証

4. 分析対象

- パーソナルカラー診断を支持するインスタグラマ5名:
- 2022年10月1日時点においてフォロワー数1,000件以上
- 企業ごとに商品画像を掲載し、自身でパーソナルカラーを判断
- 2022年10月1日以前の全投稿画像を対象

	Aさん	Bさん	Cさん	Dさん	Eさん
イエベ	246	249	63	114	49
ブルベ	131	223	49	74	34
イエベ/ブルベ	74	199	18	62	15
商品合計	451	671	130	250	98
春	59	76	21	33	18
夏	33	53	18	22	13
秋	79	43	21	29	15
冬	38	53	17	19	13
商品合計	451	671	130	250	98

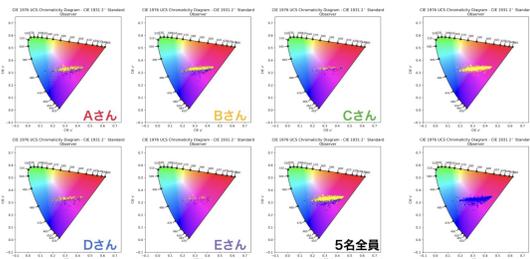


5. 色彩特徴量の取得と可視化

■ 色彩特徴量(u', v')の可視化(ブルベ/イエベ)

色 = R + G + B → (CE, 68, AA)
 #CE68AA #C20000 #006800 #0000AA
 → 16進数を10進数に変換: (206, 104, 170)
 → 10進数を[0,1]の区間に変換: (0.808, 0.267, 0.667)

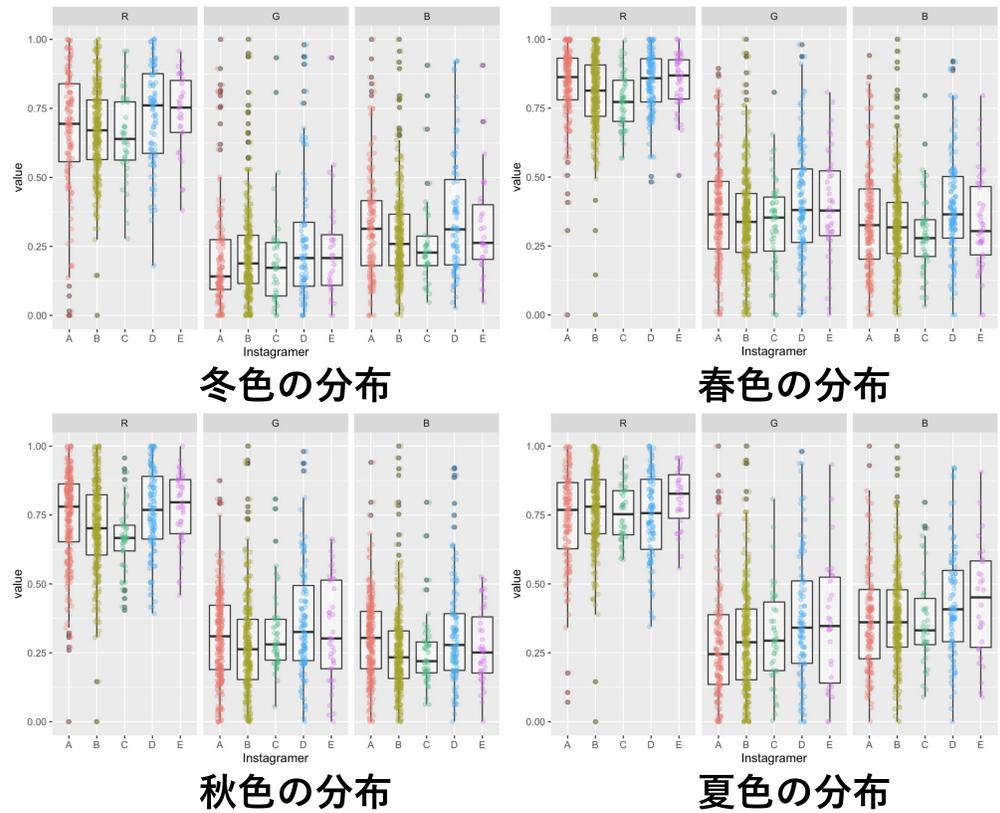
$$\begin{aligned}
 x &= R \\
 y &= G \\
 z &= B \\
 u' &= \frac{4x}{-2x + 12y + 3} \\
 v' &= \frac{9y}{-2x + 12y + 3}
 \end{aligned}$$



この変換によって、任意の色を(u', v')の2値で表現する

イエベ/ブルベの分類を平面上に可視化すると分布に重なる領域が確認できる

6. RGB値の比較結果

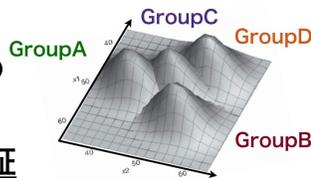


	春色平均	秋色平均	夏色平均	冬色平均
Aさん	D56057	BD4F4D	BC495F	AB3753
Bさん	CD5753	B44741	C44C60	AA3949
Cさん	C5554B	A95240	C04F5E	A53444
Dさん	D66763	C25D52	BD5F6D	B8455B
Eさん	D86355	C65445	CE5A6F	B93C50
全員	D15D57	B94F48	C15063	AD3A4E

はたして個人によってパーソナルカラーの分類基準に差はあるのか?

7. 多変量分散分析の結果

■ 多変量分散分析 (multivariate-ANOVA, MANOVA)
 複数の応答変数と、共通な一連の予測変数との間の関係を同時に分析する統計的仮説検定



5名間で春夏秋冬に関する分布に差があるかを検証

■ イエベ (春・秋)

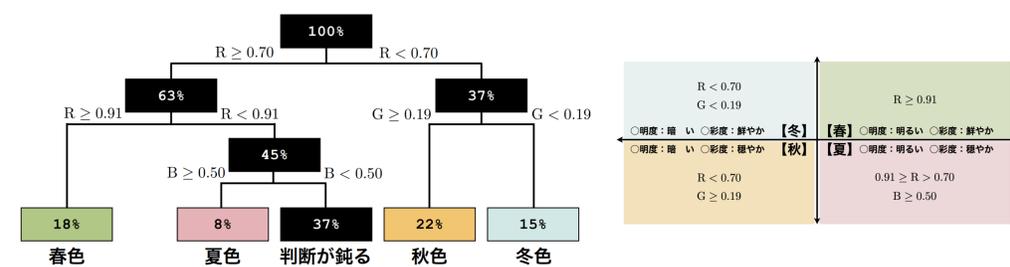
変数	平方和	自由度	平均平方和	F値	p値
春色	R: 0.360	4	0.090	5.475	< 0.001
	G: 0.463	4	0.116	3.146	0.014
	B: 0.478	4	0.119	3.748	0.005
秋色	R: 0.626	4	0.156	6.175	< 0.001
	G: 0.653	4	0.163	5.127	< 0.001
	B: 0.545	4	0.136	5.366	< 0.001

■ ブルベ (夏・冬)

変数	平方和	自由度	平均平方和	F値	p値
夏色	R: 0.199	4	0.050	2.160	0.072
	G: 0.555	4	0.139	3.240	0.012
	B: 0.329	4	0.082	2.436	0.046
冬色	R: 0.313	4	0.078	2.318	0.056
	G: 0.218	4	0.054	1.383	0.239
	B: 0.436	4	0.109	3.093	0.016

- 春・秋の分類では見解の違いがある → 両方でRGBに差がある
- 夏・冬の分類では見解の違いがある → 夏はGB, 冬はBに差がある

8. 決定木分析の結果



9. 総括

- パーソナルカラーの分類には統計的に個人差があることが判明
- イエベ/ブルベの分類から実施せず
 - R成分が圧倒的に強い ⇒ 春色
 - R成分が圧倒的に強く、B成分が強い ⇒ 夏色
 - R成分が弱く、G成分が強い ⇒ 秋色
 - R成分が弱く、G成分が圧倒的に弱い ⇒ 冬色
 - R成分が圧倒的に強く、B成分が弱い ⇒ 判断が鈍る

明度の強弱で【春・夏】【秋冬】を判断してから
 彩度の強弱で【春夏秋冬】を判断している