

化粧品選択とメイクアップ行動に関する データ解析の最前線

Cutting-Edge Data Analysis on
Cosmetic Selection and Makeup Behavior

同志社大学 文化情報学部
准教授 河瀬彰宏

本研究は、令和5年度コスメトロジー研究振興財団の助成を受けて行われた

河瀬 彰宏(かわせあきひろ)

専門：人文情報学 (Digital Humanities) :
日本伝統音楽, 物語論, 化粧文化, 文化資本論

講義：文化の計量分析入門, 計量文化解析, 音楽解析,

研究：統計学と情報学の手法を使って,
様々な文化現象の背後にある価値や法則の抽出

本日の内容

- 人文情報学(Digital Humanities)とはどのような学問か
- 文化現象としてのメイクの解析
 - パーソナルカラーを科学する
 - メイクアップの工程を科学する

世界企業の時価総額ランキング

平成元年 (1989年) 4月

順位	企業名	時価総額(億\$)	国名
1	NTT	1638.60	日本
2	日本興業銀行	715.90	日本
3	住友銀行	695.90	日本
4	富士銀行	670.80	日本
5	第一勧業銀行	660.90	日本
6	IBM	646.50	USA
7	三菱銀行	592.70	日本
8	エクソン	549.20	USA
9	東京電力	544.60	日本
10	ロイヤル・ダッチ・シェル	543.60	UK
11	トヨタ自動車	541.70	日本
12	GE	493.60	USA
13	三和銀行	492.90	日本
14	野村證券	444.40	日本
15	新日本製薬	414.80	日本
16	AT&T	381.20	USA
17	日立製作所	358.2	日本
18	松下電器	357.00	日本
19	フィリップ・モリス	321.40	USA
20	東芝	309.10	日本

平成31年 (2019年) 4月

順位	企業名	時価総額(億\$)	国名
1	アップル	9644.20	USA
2	マイクロソフト	9495.10	USA
3	アマゾン・ドット・コム	9286.60	USA
4	アルファベット	8115.30	USA
5	ロイヤル・ダッチ・シェル	5368.50	オランダ
6	バークシャー・ハサウェイ	5150.10	USA
7	アリババグループ・H	4805.40	中国
8	Tencent・H	4755.10	中国
9	フェイスブック	4360.80	USA
10	JPモルガン・チェース	3685.20	USA
11	ジョンソン&ジョンソン	3670.10	USA
12	エクソン・モービル	3509.20	USA
13	中国工商銀行	2991.10	中国
14	ウォルマート・ストアーズ	2937.70	USA
15	ネスレ	2903.00	スイス
16	バンク・オブ・アメリカ	2896.50	USA
17	ピザ	2807.30	USA
18	P&G	2651.90	USA
19	インテル	2646.10	USA
20	シスコ・システムズ	2480.10	USA

産業構造の変化と経済発展

- 第1次産業革命
→石炭・蒸気機関を動力源とする軽工業の発展
- 第2次産業革命
→石油を動力源とする重工業の発展
- 第3次産業革命
→核エネルギーの活用と電子工業の発達 (諸説あり)
- 第4次産業革命
→ビッグデータ, 人工知能, IoT, ロボットの活用



Society 5.0

- Society 1.0 狩猟社会
- Society 2.0 農耕社会
- Society 3.0 工業社会
- Society 4.0 情報社会
- Society 5.0 サイバー空間とフィジカル空間を高度に融合させたシステムにより, 経済発展と社会的課題の解決を両立する, 人間中心の社会
→ビッグデータ+人工知能 ⇒ 新たな価値の創造
→根本にはデータの収集・蓄積が重要



(内閣府: https://www8.cao.go.jp/cstp/society5_0/index.html)

同志社大学

- 1875年に新島襄が同志社英学校として設立
- 2025年に設立150周年を迎える
- 2024年現在は14学部から構成される：
 - 今出川校地：神学部，文学部，法学部，経済学部，商学部，政策学部，社会学部，グローバル地域文化学部
 - 京田辺校地：理工学部，文化情報学部，生命医科学部，スポーツ健康科学部，心理学部，グローバル・コミュニケーション学部

文化情報学部



- 2005年に同志社大学に設立された学部
- 人間の様々な営みを文化と捉え，データ収集・分析・理解・発信を実践している学部
- 芸術から経済活動まで幅広い文化現象を統計科学と情報科学を融合させたデータサイエンスで探究
- 大学院では学際的な研究教育機関は珍しくないが，大学教育にデータサイエンスを導入した日本初の学部

文化 とはなにか

“Culture is that complex whole which includes knowledge, belief, art, morals, law, custom and any other capabilities and habits acquired by man as a member of society.”
(Tylor, E.B.: *Primitive culture: researches into the development of mythology, philosophy, religion, art, and custom.* 1871.)

“Culture is the way of life, especially the general customs and beliefs, of a particular group of people at a particular time.”
(Meaning of Culture, *Cambridge English Dictionary.* 2015.)

文化とは社会 (=人と人の集まり) から
生み出される生活様式の総体

データサイエンス とはなにか

- データサイエンスとは，大量のデータから価値ある情報を抽出・分析・理解し，それを問題解決に活用する科学
- 例：SNSへの投稿を長期間に渡って収集・解析して曜日・時間帯による普遍的な感情起伏の規則を発見
- 例：SNSの配信内容に関わる人の行動を解析してユーザが好むフィードを提案
- 例：スマートウォッチから収集したユーザの心拍数から異常パターンを検出することで心疾患を早期に発見

人文情報学 (Digital Humanities)

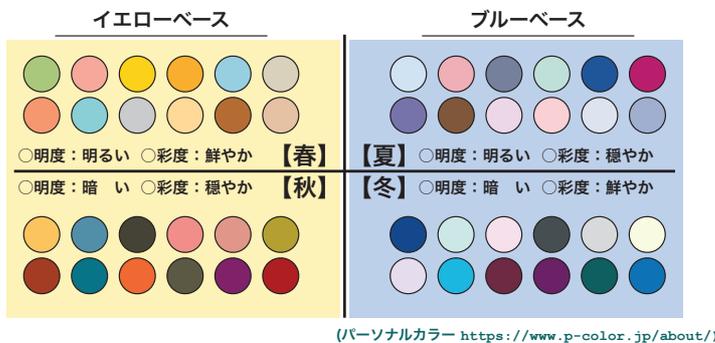
- 人文科学 の議論に対して，自然科学の方法論 を適用して解決をはかる学問
- 人文科学 において蓄積された知見に対して，統計学・情報学 の方法を使って発見を目指す学問
- 人文科学 の射程 (文学，音楽，美学，芸能，etc.) や人々の行動様式・生活様式を計量的に 解明する学問

データを収集・蓄積・分析することによって
文化現象に潜む法則を明らかにする学問

パーソナルカラーとはなにか

- 日本パーソナルカラー協会(2001)
 - 「似合う色」のグループ
 - イエローベース(春・秋)とブルーベース(夏・冬)に分類
- 日本カラーコーディネーター協会(2022)
 - パーソナルカラーは肌・瞳・髪の色で判断
 - パーソナルカラーは客観的に診断可能
- パーソナルカラーの診断手法
 - 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

パーソナルカラーとはなにか



パーソナルカラー理論の変遷

■Rood(1879)

- ・ *Modern Chromatics* を出版
- ・ 隣接する配色では 黄色相の遠・近が暗・明に関係すると考察

■Dorr(1928)

- ・ Color Key Program(色票)を考案
- ・ 肌の色のcool/warmに明暗を導入した4分類を提唱

■Birren(1973)

- ・ 色相ごとに暖色と寒色に分類
- ・ グループ内の色彩が調和する説を提唱

パーソナルカラー理論の変遷

■Jackson(1981)

- ・ *Color Me Beautiful* を出版
- ・ パーソナルカラーの診断方法と春夏秋冬の4分類を提唱

■Knapp(1988)

- ・ Dorrの遺稿 *Beyond The Color Explosion* を出版
- ・ イエローベース/ブルーベースの2大分類を提唱

日本のパーソナルカラー診断は、米国発祥のカラーイメージコンサルティングを1980年代に輸入したもの

パーソナルカラーの曖昧性の指摘

■実務15年以上のカラリスト2名による分類実験 (高松ら 2015)

- パーソナルカラーの色相の分類実験を実施
- 分類の判断基準は 黄み/青みと清濁による

■色覚正常な20代・9名による分類実験 (宮崎ら 2018)

- 5つの形容詞対による120色の分類実験を実施
- イエベは 清色に分類される傾向がある
- ブルベは 濁色に分類される傾向がある

パーソナルカラーの曖昧性の指摘

■女子学生25名に対するパーソナルカラー診断 (榎・山本 1998)

- 8つの形容詞対による40色のパーソナルカラー診断を実施
- イエベ/ブルベのどちらが似合うか判定結果が不安定

■女子学生184名に対する質問紙調査の分析 (森・小林 2022)

- パーソナルカラーに対する関心や信頼度が高い
- パーソナルカラーを知ること自身をより良く見せたい
- SNS, 大手メーカーによる診断サービスが関心と信頼の要因

パーソナルカラーに対する関心・信頼は高いが診断結果が一定でないことから科学的根拠が乏しい

「似合う色」の関連研究

■肌とリップの色彩調和に関する分析 (平山ら 1998)

- 肌とリップの組み合わせについて137名に5段階評価を実施
- リップが「似合う色」かどうかは肌の色と関係する

■化粧による色彩印象の直感的評価 (桐谷ら 2004)

- 男女15名ずつに対して化粧の色彩に関する印象評価を実施
- リップは アイシャドウよりも印象評価に影響する

■各種メーカーのリップの色彩の類似性 (Sripian et al. 2020)

- 5社294商品のリップのRGB値を特徴量とする分類を実施
- 5社の色彩の類似性・差異はRGB値で客観的に把握可能

研究目的

- パーソナルカラーに対する関心・信頼は高いものの診断結果が一定でないことから科学的根拠が乏しい (槇・山本 1998; 森・小林 2022)
- リップの色彩の類似性・差異はRGB値で客観的に把握可能 (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する

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ー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
 - インスタグラマー自身がパーソナルカラーを判断(分類)



5名の2022年10月1日以前の全投稿画像を対象に用いる

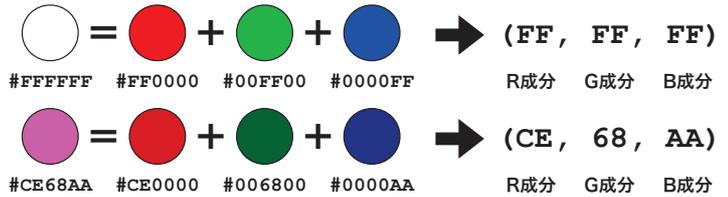
分析対象



	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
複数	242	446	53	147	39
商品合計	451	671	130	250	98

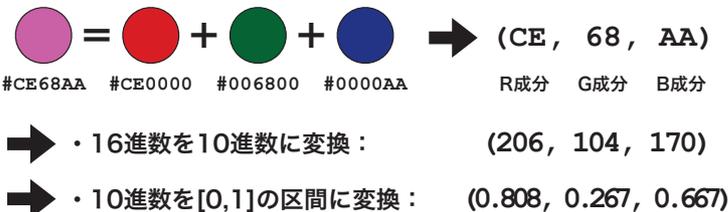
色彩特徴量(RGB値)の取得

色彩特徴量は、赤(R) 緑(G) 青(B)の成分を16進数で表現する



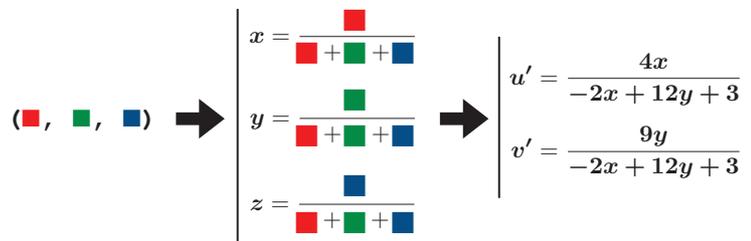
任意の色彩を3つの数値に分解する

色彩特徴量(RGB値)の取得



2桁の16進数は、00からFFまでの値を取る
10進数に変換すると、0から255までの値に対応する

均等色度図への投影



この変換によって、任意の色を (u', v') の2値で表現する

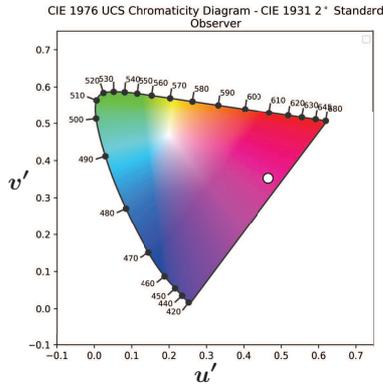
均等色度図への投影

$$u' = \frac{4x}{-2x + 12y + 3}$$

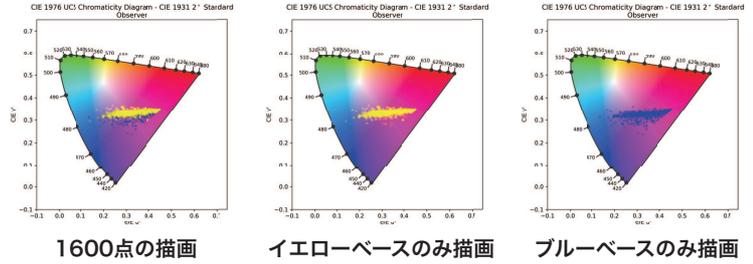
$$v' = \frac{9y}{-2x + 12y + 3}$$

#CE68AA → $u' = 0.4743176$
 $v' = 0.3526563$

均等色度図にプロットすると直感的に把握しやすい



色彩特徴量(v'u')の可視化



1600点の描画

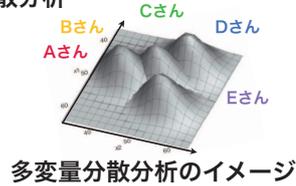
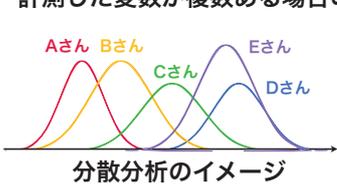
イエローベースのみ描画

ブルーベースのみ描画

イエローベースとブルーベースの分類を平面上に可視化すると分布に重なる領域があることが確認できる

多変量分散分析

- 分散分析 (analysis of variance, ANOVA)
3群以上のグループに対して標本の母集団(母平均)が等しいかどうかを判断する統計的仮説検定
- 多変量分散分析 (multivariate-ANOVA, MANOVA)
計測した変数が複数ある場合の分散分析



多変量分散分析の結果(イエベ/ブルベ)

- 5名の間でイエベ/ブルベに関する分布に差があるかを検証

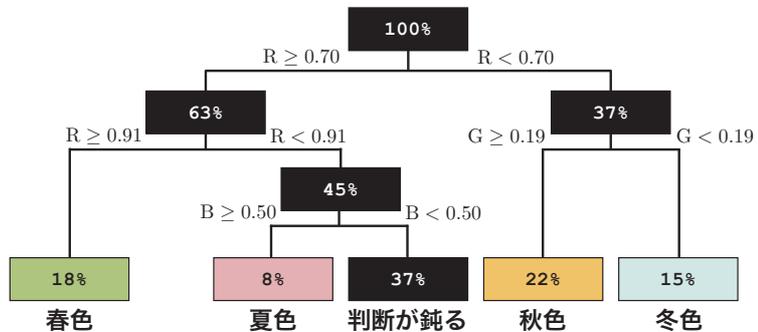
	変数	平方和	自由度	平均平方和	F値	p値
イエベ	R	0.527	4	0.132	5.516	< 0.001
	G	0.510	4	0.128	3.818	0.004
	B	0.500	4	0.125	4.449	0.001
ブルベ	R	0.253	4	0.063	2.113	0.077
	G	0.527	4	0.132	3.443	0.008
	B	0.425	4	0.106	3.187	0.013

- イエベ および ブルベの分類には見解の違いがある
→イエベの診断においてRGBすべての値に差がある
→ブルベの診断においてGBの値に差がある

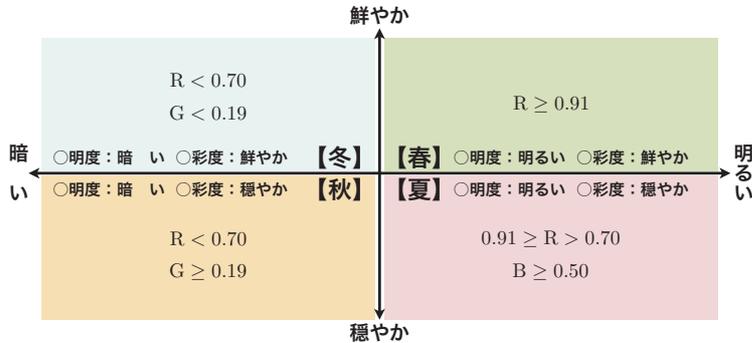
決定木分析

- データがどのように分類されているかを示す機械学習の手法
- データをより細かいサブセットに分割していき、木構造を作ることで、予測や意思決定の過程を可視化
- 各枝で評価を行い、データをより小さいサブグループに分割し、最終的に、木の末端に到達すると、分類が得られる

決定木分析の結果



パーソナルカラーの領域との対応



パーソナルカラーは客観的に判断できるのか

- パーソナルカラー診断の科学的検証
 - パーソナルカラーの分類には個人差がある(一貫性がない)
 - 診断者ごとに結果が異なるため、客観的指標の確立が必要
- パーソナルカラー診断のビジネスへの示唆
 - 新たなパーソナルカラーの概念の構築
 - 診断結果に基づく商品のレコメンドへの応用

現状のパーソナルカラー診断は「宗教的要素」を持つが客観的なデータ分析を導入することで新たな市場価値を創出可能

メイクの多様化

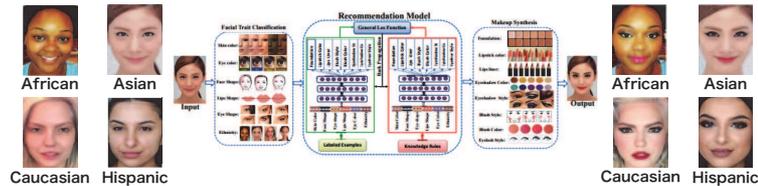
- メイクのジャンル (Ogawa et al. 2022; Fukutani 2012)
 - メイクには、ジャンルや分類が存在
 - 美容師・アーティストは個別化された満足度を追求
 - 美容業界では、顧客の価値・嗜好を正確に把握することが課題
- メイクの多様化 (Alashkar et al. 2017; Kotake et al. 2017)
 - 各部位に塗布可能な製品が多く存在
 - 製品の効果的な組み合わせを選択することが困難

メイクは構造化されたプロセスにも関わらず適切な製品を選択・適用することは困難

メイクの推奨システム

(Shirkhani et al. 2023)

- 顔特徴に基づく適切なメイクを生成する推奨システムの提案



顔画像に対しラベルを施すため化粧工程が把握できない
1入力に対して1出力しか生成できない

メイクの推奨システム

(Sato et al. 2023)

- 入力に対して5種類の画像を生成する推奨システムを提案
- ジャンルの反映度合いについて主観評価を実施



推奨システムは、主観評価に依存しており客観的なメイクジャンルの基準が不明確

研究目的

- メイクの各ジャンルの特徴を理解することは重要だが定量的な観点から明らかにされていない (Sato et al. 2023)
- メイクに関する既存のデータベースには工程の情報が不足
- メイクの工程をフローチャート化することで全体像が把握可能 (Takano et al. 2024)



メイクの工程(手順)に関するデータベースを構築し各ジャンルにおける主要工程の差異を把握

分析対象

- YouTube Data API を用いて動画を収集：
 - 期間：2020.01 - 2023.12
 - 時間：4-20min
 - 地域コード：JP
 - 順序：View Count
 - クエリ：ナチュラル/地雷系/秋/ギャル/韓国風
- 除外する動画の条件：
 - 再生回数が50,000回以下
 - 工程が認識できないもの
 - メンズ/特殊/舞台/コスプレ に相当するもの



分析手順の概略

- YouTube API を用いてメイク解説動画を収集
- 工程ごとに使用製品・塗布場所を記録
- ジャンルごとに塗布場所をノード(点), 工程をエッジ(推移)とみなしたネットワークを構築
- ジャンル同士のメイク工程の類似度を算出
- 塗布場所ごとの分類をクラスタリング
- 中心的な塗布場所をネットワーク中心性指標で評価

使用製品・塗布場所の記録方法

- 使用製品・塗布場所が変更される場合に工程を区分

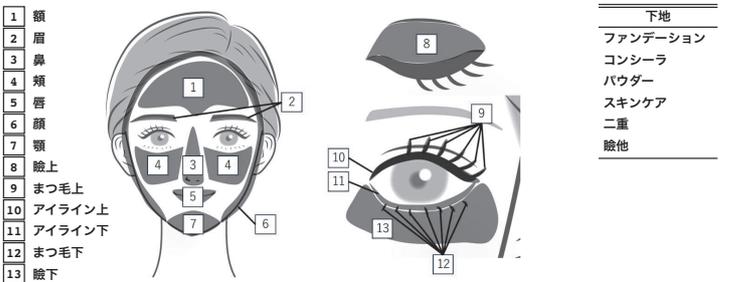


使用製品・塗布場所の記録方法

工程1	工程2	工程3					
Product 1	Location 1	Product 2	Location 2	Product 3	Location 3	Product 4	Location 4
Wonjungyo Wonjungyo Tone Up Base / 02 Lime Yellow	Base	Perfect Diary Flawless Cushion Foundation / B01 Ivory White (Warm Color)	Foundation	TIRTIR MASK FIT ALL- COVER DUAL CONCEALE R / 01	Concealer	Hua Xizi Jade Woman Peach Blossom Air Face Powder / 03 Transparent	Base

(五彩緋夏 ひなちゃん5しゃい. <https://www.youtube.com/watch?v=xr2TSA0dvcg>)

使用製品・塗布場所の記録方法

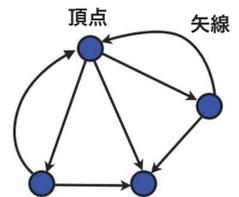


(Koide 2011; Japan Cosmetic Licensing Association 2022; Takano et al. 2023)

ネットワークの構築

- ネットワークとは、頂点と矢線によって構成される図形
- 頂点と矢線の設定によって、様々なネットワークを構築できる

頂点	矢線	ネットワーク
駅	線路	路線網
空港	航空便	航空網
映画俳優	共演関係	共演相関図
ニューロン	シナプス	ニューラルネット
コンピュータ	ケーブル	インターネット
Webページ	ハイパーリンク	World Wide

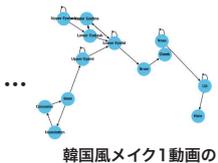
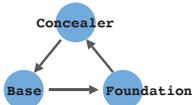


ネットワークの構築

Product 1	Location 1	Product 2	Location 2	Product 3	Location 3	Product 4	Location 4
Wanjungyo Tone Up Base / 02 Lime Yellow		Perfect Diary Flawless Cushion Foundation / B01 Ivory White (Warm Color)		THEIR MASK FIT ALL COVER DUAL CONCEALER R / 01 Natural		Hua Xizi Jade Woman Pouch Blossom Air Face Powder 403 Transparent Matte	...
	Base	Foundation		Concealer		Base	



Base → Foundation
Foundation → Concealer
Concealer → Base

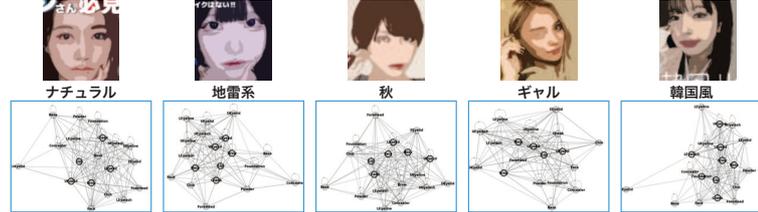


韓国風メイク1動面のネットワーク

韓国風メイク全体のネットワーク

(五彩綺夏 ひなちゃん5しゃい. <https://www.youtube.com/watch?v=xr2TSA0dvCg>)

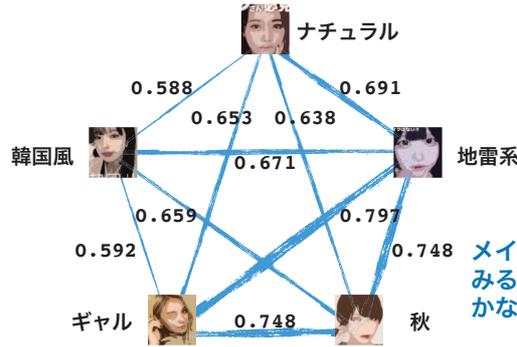
ネットワークの構築



• 密度 : 0.620 • 密度 : 0.547 • 密度 : 0.605 • 密度 : 0.614 • 密度 : 0.520
• 推移性 : 0.737 • 推移性 : 0.698 • 推移性 : 0.717 • 推移性 : 0.691 • 推移性 : 0.695

メイクの工程で塗布場所が最も密なジャンルはナチュラル
最も疎なジャンルは韓国風

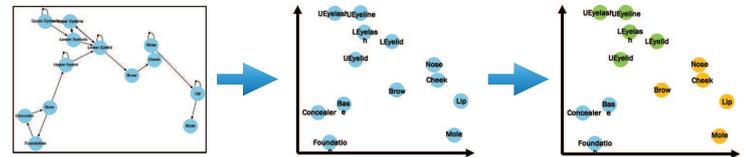
ネットワークの類似性(スペクトル類似度)



メイクの工程の類似度をみると、地雷系とギャルはかなり親和性が高い

ネットワークのクラスタリング

- ノード(塗布場所)ごとの分類をk-meansで算出
- Node2Vec を用いて、各ノードをベクトル化
- k-meansクラスタリング(k=3)を適用
- クラスタの特徴に基づきラベルを付与(●Base/●Point/●Eye)



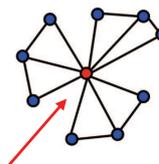
ネットワークのクラスタリング

	ナチュラル	地雷系	秋	ギャル	韓国風
Skin Care	Base	Base	Base	Base	Base
Base	Base	Base	Base	Base	Base
Concealer	Base	Base	Point	Base	Point
Foundation	Base	Base	Base	Base	Point
Powder	Base	Base	Eye	Base	Point
Brow	Point	Point	Point	Eye	Eye
Cheek	Point	Point	Point	Point	Point
ForeHead	Point	Point	Point	Point	Point
Chin	Point	Point	Point	Point	Point
Nose	Point	Point	Point	Point	Point
Lip	Point	Point	Point	Point	Point
Face	Point	Point	Point	Point	Point
UEyelid	Eye	Point	Point	Eye	Eye
LEyelid	Eye	Point	Point	Point	Eye
DEyelid	Eye	Point	Eye	Eye	Eye
Eyelid	Eye	Point	Eye	Point	Eye
UEyelid	Eye	Point	Eye	Eye	Eye
LEyelid	Eye	Point	Eye	Eye	Eye
UEyelash	Eye	Point	Eye	Eye	Eye
LEyelash	Point	Point	Eye	Eye	Eye
Mole	Point	Eye	Eye	Eye	Base

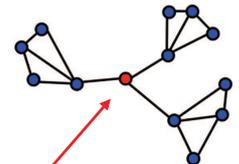
- ナチュラル: 工程が均等に3分割
- 地雷系: ポイントと目元が同群
- 秋 : コンシーラがポイント, パウダーが目元に分類
- ギャル: 眉が目元に, 下脛がポイントに分類
- 韓国風: 眉が目元に分類

ネットワーク中心性

- ネットワークで中心的な役割を担う頂点のことを **ネットワーク中心性(network centrality)** という
- 目的・着眼点によって「中心的」の解釈が異なる



人気者という観点で考えるとこれが最も中心的



全体の媒介者という観点で考えるとこれが最も中心的

ネットワーク中心性

- 頂点(塗布場所)の重要性を中心性指標で評価
 - **次数中心性** : ネットワーク中のノードの重要度を評価
 - **近接中心性** : 他ノードとの近さ, 伝達効率を評価
 - **媒介中心性** : 他ノード間の橋渡し役としての重要度を評価
- **PageRank** : 重要なノードとのつながりを評価

メイクジャンルの比較表

					
	ナチュラル	地雷系	秋	ギャル	韓国風
主な特徴	最小限度のメイク 自然な仕上がり	下瞼・涙袋を強調 (陶器肌)	暖色系くすみカラー 頬と唇を強調	目元・眉を強調 濃いアイメイク	ツヤ肌 グラデーションリップ
ベースメイク	軽めのファンデ 薄付き	陶器肌 明るいトーン	ツヤ感を抑えた セミマット	マット系 しっかりカバー	ツヤ肌・光沢感
アイメイク	最小限 ナチュラルカラー	涙袋, 垂れ目 ピンク系	くすみカラー グラデーション	太いアイライン 濃いマスカラ	最小限 控えめマスカラ
リップ	自然色 薄付き	血色感の赤・ピンク	ブラウン・オレンジ	濃い発色 ヌーディーカラー	グラデーション
チーク	ほぼ無し or 薄付き	下瞼	頬	顔の側面まで ひろっ目に塗布	ほぼ無し
眉	自然な形 自然な色	平行・細め	自然なアーチ	しっかり濃く描画	平行・太め

メイクのジャンルの差異は定量化できるか

- **メイクアップの工程**
 - ジャンルごとの工程の差異をデータとして可視化
 - 特定のジャンルの特徴・関係性を明確化
- **メイクのデータベース化のビジネスへの示唆**
 - 顧客が求めるトレンドの可視化と戦略立案への活用
 - **メイクの工程に基づく推奨システムの開発**

AI・データサイエンスを活用することにより
個別最適化されたメイクの推奨システムを実現可能

本日の総括

- **パーソナルカラーを科学する**
 - 客観的な診断基準が必要
 - 既存のカラー診断は信頼性が低い, 消費者の信頼性が高い
- **メイクアップの工程を科学する**
 - メイクの工程はデータ化・分析が可能
 - ジャンル間の差異を定量化し, 客観的な基準を確立可能
- **ビジネスへの応用**
 - データ分析による個々に応じたカスタマイズメイク提案
 - ターゲットに合わせたプロモーション戦略