

【デザインと感性間の関係】

- 感性ワードとデザインの間を直接数学的にモデル化
 - 例: かわいい洋服が色の種類、色の数などのデザイン要素との関係は数学的なモデルで確立
- そのモデルで、新しいサンプルのデザイン要素からデザインのイメージを予測、或いはあるイメージからデザイン要素を推論
- 数量化理論I類(重回帰モデル)は再もよく用いられ

【重回帰分析法(1)】

- 重回帰分析法は、**要因(説明変数)**に関する情報に基づいて、量的に測定された**外的基準(目的変数)**の値を説明するあるいは予測するための手法
- つまり、ある変数 y (**目的変数**)の値の変化を m 個の変数 x (**説明変数**)の値から説明や予測

重回帰分析法(2)

- 重回帰モデル

$$y_i = a_0 + a_1x_{1i} + a_2x_{2i} + \dots + a_mx_{mi} + \varepsilon_i$$

x_1, x_2, \dots, x_m 互いに独立,

i : 第 i 個サンプル、 ε_i : 残差

- 変数1の場合

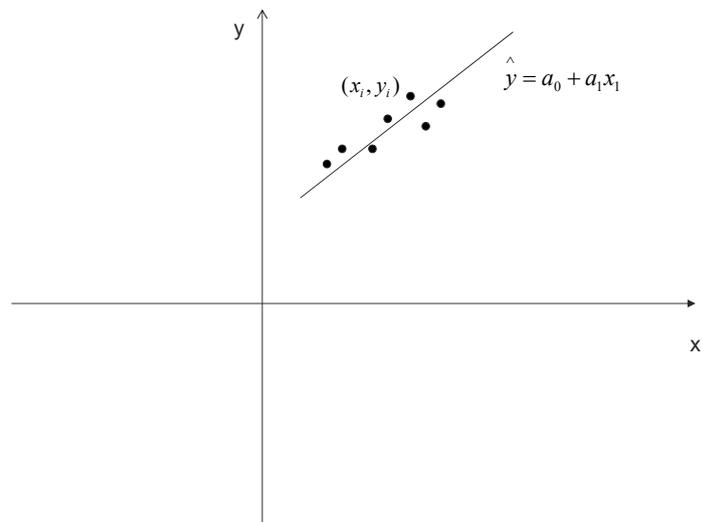
$$y_i = a_0 + a_1x_i + \varepsilon_i$$

- 変数の回帰式

- N 個のデータから、残差の平方和が最小の係数 a_0 と a_1 を決め

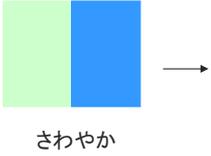
$$\hat{y} = a_0 + a_1x_1$$

重回帰分析法(3)



[デザインから感性評価の予測(1)]

- 感性ワードでの評価値 y を目的変数
- デザイン要素をアイテム/カテゴリに分析し、1/0のダミー変数 x を説明変数

	アイテム	カテゴリ
	面積比 左側色 右側色	2 : 1、1 : 1、1 : 2 暖色、中間色、冷色 暖色、中間色、冷色

[デザインから感性評価の予測(2)]

- 普通は、目的変数は評定者について平均化した感性表現データである。

$$y_n = (y_{1n}, y_{2n}, \dots, y_{Mn})^t, \quad n = 1, 2, \dots, N$$

以下では1つの感性表現 n に注目し、添え字の n を省略する。

$$y = (y_1, y_2, \dots, y_M)^t$$

y_m はサンプル m に対して、「明るい」などの1つの感性表現データという外的基準によって測られた評定者平均の評価値である。

デザインから感性評価の予測(3)

●説明変数はサンプル $m=1,2,\dots,M$ のアイテム・カテゴリ分類から与える。

●アイテムを $i=1,2,\dots,I$, カテゴリを $j=1,2,\dots,C_i$ で表そう。

●商品サンプル m がアイテム i のカテゴリ j のデザイン要素を

持つとき $\delta(ij)=1$
持たないとき $\delta(ij)=0$ (ダミー変数)

ただし

$$\sum_{j=1}^{C_i} \delta(ij) = 1, \quad i = 1, 2, \dots, I, \quad m = 1, 2, \dots, M$$

デザインから感性評価の予測(4)

■ 重回帰モデル

$$y_m = \alpha_0 + \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{C_i} \alpha_{ij} \delta(ij) + \varepsilon_m, \quad m = 1, 2, \dots, M$$

■ 変数の回帰式

○ ダミー変数(デザイン要素)の線形式により外的基準(感性ワード)の値を予測する。

$$\hat{y} = a_0 + \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{C_i} a_{ij} \delta(ij), \quad m = 1, 2, \dots, M$$

○ a_{ij} : アイテム i のカテゴリ j のカテゴリ評点

【 カテゴリー評点の推定 】

カテゴリー評点は残差の平方和は最小になるにより同定する。すなわち、

$$\varepsilon = \left\| y - \hat{y} \right\|^2 = \sum_{m=1}^M \left\{ y_m - a_0 - \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{C_i} a_{ij} \delta_m(ij) \right\}^2$$

を最小化する $a_{ij} = \hat{a}_{ij}$ を求める。

$$\text{最適性の条件} \quad \frac{\partial Q}{\partial a_0} \Big|_{a_0 = \hat{a}_0} = 0$$

$$\frac{\partial Q}{\partial a_{i'j'}} \Big|_{a_{i'j'} = \hat{a}_{i'j'}} = 0, \quad i' = 1, 2, \dots, I, \quad j' = 1, 2, \dots, C_{i'}$$

【 行列による記述(1) 】

以下のようなベクトル及び行列を導入

$$a_i = (a_{i1}, \dots, a_{i, C_i-1})^t, \quad i = 1, 2, \dots, I$$

$$H_i = \begin{pmatrix} \delta_1(i1) & \cdots & \delta_1(i, C_i-1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \delta_M(i1) & \cdots & \delta_M(i, C_i-1) \end{pmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, I$$

合わせて、 $\sum_{i=1}^I C_i - I + 1$ 次元列ベクトル

$$a = (a_0, a_1^t, \dots, a_I^t)^t$$

および $M \times (\sum_{i=1}^I C_i - I + 1)$ 行列

$$H = (1_M, H_1, \dots, H_I), \quad 1_M = (1, 1, \dots, 1)^t$$

【行列による記述(2)】

残差は

$$\varepsilon = \|y - Ha\|^2$$

と表すことができる。最小2乗法により $H'H$ が正則であれば、

$$a = (H'H)^{-1} H'y$$

と求めることができる。ただし、

$$a_{iC_i} = 0; \quad i = 1, 2, \dots, I$$

各サンプルのデザイン要素に対する感性ワードの回帰式として、

$$\hat{y} = Ha$$

【モデルの説明力(1)】

■ 残差分散

$$\text{残差 } e_m = y_m (\text{観測値}) - \hat{y}_m (\text{推測値})$$

残差平方和

$$e_1^2 + e_2^2 + \dots + e_M^2 = (y_1 - \hat{y}_1)^2 + (y_2 - \hat{y}_2)^2 + \dots + (y_M - \hat{y}_M)^2$$

$$\text{残差分散 } V_e = \frac{\text{残差平方和}}{M - p - 1}$$

M: サンプル数、p: ダミー変数の個数

【モデルの説明力(2)】

- 重相関係数

$$R = \frac{\left(y_1 - \bar{y}\right)\left(\hat{y} - \bar{y}\right) + \cdots + \left(y_M - \bar{y}\right)\left(\hat{y}_M - \bar{y}\right)}{\sqrt{\left(y_1 - \bar{y}\right)^2 + \cdots + \left(y_M - \bar{y}\right)^2} \sqrt{\left(\hat{y}_1 - \bar{y}\right)^2 + \cdots + \left(\hat{y}_M - \bar{y}\right)^2}}$$

R^2 を決定係数あるいは寄与率という。

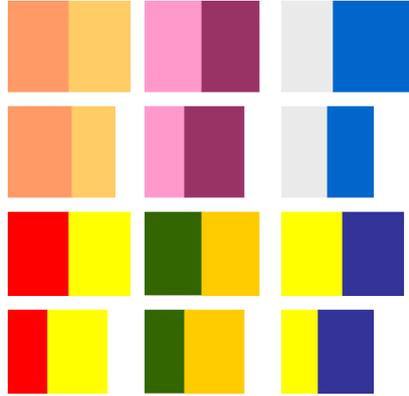
【アイテムの影響力】

感性ワードに対するデザイン要素のアイテムの影響の大きさは、アイテム内のカテゴリーに対する数量 a_{ij} の範囲

$$r_i = \max_j \{a_{ij}'\} - \min_j \{a_{ij}'\}, \quad i = 1, 2, \dots, I$$

により測ることができる。

感性語とサンプル



- 1 かわいい
- 2 にぎやか
- 3 優雅な
- 4 伝統的な
- 5 すっきり
- 6 華やか
- 7 繊細な
- 8 自然な
- 9 退屈
- 10 好き

デザインの分類(1)

アイテム・カテゴリーの分類:

アイテム	カテゴリー
面積比	1 : 2、1 : 1、 2 : 1
左側色	暖色、中間色、冷色
右側色	暖色、中間色、冷色

感性語予測モデル(重回帰モデル)の計算

- 感性語: かわいい
- サンプル: 色票 12個

H=1	0	1	1	0	1	0	y=-3	$a = (H'H)^{-1} H'y$
1	0	0	1	0	1	0	-2	a= 0.1000
1	0	1	1	0	0	1	-1	-1.2000
1	1	0	1	0	0	1	-1	-1.0000
1	0	1	0	1	0	1	-1	-1.2500
1	1	0	0	1	0	1	-1	0.0000
1	0	1	0	1	0	1	2	-0.8500
1	1	0	0	1	0	1	1	1.2500
1	0	1	0	0	0	0	-1	$\hat{y} = Ha$
1	1	0	0	0	0	0	-1	$\hat{y} = 0.1 - 1.2 \times \delta(11) - 1.0 \times \delta(12) + 0 \times \delta(13)$
1	0	1	0	1	0	0	-1	$- 1.25 \times \delta(21) + 0.0 \times \delta(22) + 0 \times \delta(23)$
1	1	0	0	1	0	0	-1	$- 0.85 \times \delta(31) + 1.25 \times \delta(32) + 0 \times \delta(33)$

カテゴリ評点(1)

かわいいイメージ

アイテム	カテゴリ	カテゴリ評点
面積率	1:2	-1.20
	1:1	-1.00
	2:1	0.00
左側色	暖色	-1.25
	中間色	0.00
	寒色	0.00
右側色	暖色	-0.85
	中間色	1.25
	寒色	0.00

「かわいい」という感性表現の評価値は負であるので、「かわいい」という感性表現に貢献するカテゴリ評点が負の数で表されている。

【デザインから感性評価値の予測(1)】

構築された回帰式に、回帰式を構築する用いたサンプルを与えて、2つの感性ワードの評価値を予測した結果の例を以下に示す。表からわかるように、サンプルによっては符号が反対になることもあり、完全な予測というものはできない。

サンプル	かわいい			優雅		
	実値	予測値	誤差	実値	予測値	誤差
1	-3	-3	0	-1	-1	0
2	-2	-2	0	-1	-1	0
3	-1	-0.9	0.1	2	1.6	-0.4
4	-1	-1.1	-0.1	1	1.4	0.4
5	-1	0.35	1.35	-3	-1.15	1.85
6	-1	0.15	1.15	-2	-1.35	0.65
7	2	0.35	-1.65	0	-1.15	-1.15
8	1	0.15	-0.85	0	-1.35	-1.35

【デザインの分類(2)】

以下でシステムキッチンアイテム・カテゴリー分類を用いて分析を行う。「明るいイメージ」という感性表現に貢献するカテゴリー評点が正の数で表されている。

アイテム	カテゴリー
レイアウト	1型または2型, L型, アイランド型, L型+カウンター
壁の色	白, 茶, 青, その他
ユニット扉の色	焦げ茶, 茶, 薄茶, 白
部屋のタイプ	ダイニングキッチン, キッチン

【カテゴリー評点(2)】

明るいイメージ		重相関係数 = 0.6336	
アイテム	偏相関係数	カテゴリー	カテゴリー評点
レイアウト	0.3700	1型または2型	-0.2176
		L型	0.2229
		アイランド型	0.5261
		L型+カウンター	-0.6421
壁の色	0.3935	白	-0.0318
		茶	0.5620
		青	-1.0596
		その他	0.1789
ユニット扉の色	0.5279	焦げ茶	-0.7676
		茶	-0.3841
		薄茶	0.4488
		白	0.7219
部屋のタイプ	0.4113	ダイニングキッチン	0.4912
		キッチン	-0.4445

【デザインから感性評価値の予測(2)】

システムキッチンに対する2つの感性表現による平均的評価値を予測した例を以下に示す。

サンプル	明るいイメージ			自然な		
	平均値	予測値	誤差	平均値	予測値	誤差
1	0.3000	0.6180	0.3180	0.3000	0.4318	0.1318
2	2.0000	2.3157	0.3157	0.7333	1.3224	0.5891
3	0.6667	0.6180	0.0487	-0.5333	0.4318	0.9652
4	1.3000	1.1301	0.1699	-0.8333	-1.2562	0.4228
5	2.0333	1.4026	0.6307	-0.0333	0.5793	0.6126
6	-0.7667	1.0593	1.8260	-1.7333	-1.1423	0.5911
7	2.5667	1.7219	0.8448	0.6000	0.5740	0.0260
8	-0.2667	0.5268	0.7934	-1.5000	-1.0861	0.4139
9	-0.8333	-0.3594	0.4739	-0.7333	-0.7690	0.0356
10	0.2667	0.2566	0.0100	-0.6000	-0.3574	0.2426
11	2.5000	1.6833	0.8167	2.1667	0.5269	1.6397
12	2.3333	1.3626	0.9708	-1.1333	-1.2970	0.1637
13	0.0000	-0.1487	0.1487	-1.4000	-0.9110	0.4890
14	-0.9000	0.2348	1.1348	-0.5333	-0.4586	0.0747
15	1.8667	1.3626	0.5041	-1.1333	-1.2970	0.1637
16	0.2333	0.5055	0.2722	-0.9667	-0.0143	0.9523
17	-1.1000	-0.4302	0.6698	-0.9000	-0.6550	0.2450
18	2.4000	1.4829	0.9171	2.0333	1.1864	0.8469
19	-1.0000	0.3457	1.3457	-1.4333	-0.3567	1.0766
20	-0.7667	0.2566	1.0233	-1.9667	-0.3574	1.6092

予測値の相関係数

下の表は、システムキッチンに対する全40サンプルを用いたときの、各感性表現に対するデータと予測値の相関係数である。

感性表現	相関係数	データと予測値の相関係数		感性表現	相関係数
		感性表現	相関係数		
1	0.6335	12	0.8166	23	0.5837
2	0.8173	13	0.6518	24	0.7708
3	0.5553	14	0.7671	25	0.8024
4	0.6310	15	0.6290	26	0.6404
5	0.6738	16	0.5575	27	0.6616
6	0.7729	17	0.5587	28	0.6917
7	0.7473	18	0.6563	29	0.5254
8	0.6893	19	0.7840	30	0.5944
9	0.5696	20	0.6650	31	0.5869
10	0.7698	21	0.7522	32	0.7314
11	0.7197	22	0.7481	33	0.7645

感性表現からデザイン要素の推論(1)

- 複数の感性表現を用いて製品の希望を表明されたケースに対応するため
- 推論法

感性表現*n*に対する重回帰モデルのカテゴリ評点 a'_{ijn} の範囲

$$r_{in} = \max_j \{a'_{ijn}\} - \min_j \{a'_{ijn}\}, \quad i = 1, 2, \dots, I, \quad n = 1, 2, \dots, N'$$

を用いて、カテゴリ評点を標準化する。

$$a_{ijn}^* = \frac{a'_{ijn}}{r_{in}}$$

感性表現からデザイン要素の推論(2)

推論は、以下のようなmax-min演算を採用する。

まず

$$b_{ij}^* = \min \{ a_{ij1}^*, \dots, a_{ijN'}^* \}$$

を求め

$$\max \{ b_{i1}^*, \dots, b_{iC_i}^* \}$$

を与えるカテゴリ-jをアイテムiのデザイン要素とする

1つの感性表現からデザインの予測(1)

例として、「かわいい」という感性ワード対について、配色のデザインを予測してみよう。予測は、各アイテムにおいて評点が負の数で、値の最も大きいカテゴリを選択することによって行う。「かわいい」という感性表現の評価値が負であるため。）

かわいいイメージ

アイテム	カテゴリ	カテゴリ評点
面積率	1:2	-1.20
	1:1	-1.00
	2:1	0.00
左側色	暖色	-1.25
	中間色	0.00
	寒色	0.00
右側色	暖色	-0.85
	中間色	1.25
	寒色	0.00

1つの感性表現からデザインの予測(2)

ここで、「自然」という感性ワードに対して、システムキッチンのデザインを予測してみよう(貢献するカテゴリー評点は正の数で表わされている)。

自然な		重相関係数 = 0.7698	
アイテム	偏相関係数	カテゴリー	標準化評点
レイアウト	0.3417	1型または2型	-0.0531
		L型	0.3313
		アイランド型	0.1262
		L型+カウンター	-0.6687
壁の色	0.4353	白	-0.1051
		茶	0.6125
		青	-0.3875
		その他	-0.2413
ユニット扉の色	0.5188	焦げ茶	-0.0329
		茶	0.3877
		薄茶	0.5142
		白	-0.4858
部屋のタイプ	0.4028	ダイニングキッチン	0.5250
		キッチン	-0.4750

複数の感性表現からデザインの推論

「爽やか」で「ゆったりしている」システムキッチンを推論してみよう。前述のmax-min演算の推論方式に従って計算を行い、下の表の一番右側に印が入ったカテゴリーが候補となった(貢献するカテゴリー評点は正の数で表わされている)。

アイテム	カテゴリー	標準化評点		ウェイト		選択
		さわやか	ゆったり	min	max	
レイアウト	1型または2型	-0.0959	-0.0371	-0.0959		
	L型	0.2259	0.1072	0.1072		
	アイランド型	0.3477	0.4035	0.3477		✓
	L型+カウンター	-0.6524	-0.5965	-0.6524		
壁の色	白	0.0296	0.0238	0.0238		✓
	茶	0.3727	-0.0719	-0.0719		
	青	-0.4601	-0.4314	-0.4601		
	その他	-0.6273	0.5686	-0.6273		
ユニット扉の色	焦げ茶	-0.4935	-0.2293	-0.4935		
	茶	-0.1963	-0.0249	-0.1963		
	薄茶	0.5065	0.7707	0.5065		✓
	白	0.3549	-0.0497	-0.0497		
部屋のタイプ	ダイニングキッチン	0.5250	0.5250	0.5250		✓
	キッチン	-0.4750	-0.4750	-0.4750		

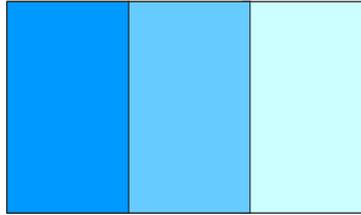
重回帰分析のメリット

- 計算結果が比較的明確で、常識的な直感とも一致するルールが得やすい。
- 感性とデザイン要素の対応の分析ツールとして有効
 - デザイナーでも気づかない意外な面白いルールが得られることがある。
 - 漠然と抱いていたデザイン知識の根拠を与えることができる。

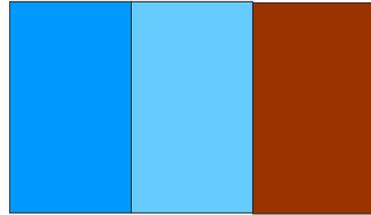
重回帰分析のデメリット

- デザイン要素間の相互作用が明示的に扱えない。
- デザイン要素間の組み合わせ効果や非線形性を直接にモデル化できない。
- 評価の非線型を扱えない。
 - 評価の高いサンプルでも、デザイン要素を1つ変更するだけで台無しになることもあれば、評価は非線型である。
- 新たなデザイン要素が追加され、それを利用しようとする場合、分析を最終からやり直すという不便な状態にある。
- サンプルにないデザインが出力されることがある。

[非線形]



涼しい



?

[非線形]



可愛い？
鮮やか？

【ほかの手法】

- 感性の線形性・非線形性の取り扱い
- ラフ集合と感性ルール獲得
- 連想記憶による関係同定

【課題】

前回にやったpaintingに関するイメージのSD法のアンケートにより、優雅な感性表現の回帰式の 카테고리 評点 a を求める計算数式を書いてください。そして、各サンプルの優雅な感性表現に対する予測値を計算する数式を書いてください。結果を計算し、その回帰式の説明力を分析してください(残差、残差分散などから)。さらに、優雅なpaintingに満足できるデザイン要素が何かを説明してください。

paintingのアイテム、カテゴリー分類を下の通りである。

アイテム	カテゴリー
色の種類	単色、2色、多色
支配色	暖色、中間色、冷色
注目色	暖色、中間色、冷色