

クラスタリング法を用いた視野画像からの色彩空間特徴量の抽出と空間印象の評価

Color-Space Feature Estimation for Spatial Impression based on Clustering

西川 明里* 小野 景子† 三木 光範‡
Akari Nishikawa Keiko Ono Mitsunori Miki

1 はじめに

フルカラー LED 照明器具の発展に伴いオフィス空間の色彩制御が可能となりつつある今、執務者が選好する色彩の推定は知的生産性と快適性向上の観点から重要な研究課題である。オフィス空間において執務者が選好する色彩を推定するためには、オフィス空間のどの位置に、どんな色が、どの程度、存在するかを分析する必要がある。執務者の選好する空間色彩の推定には、現在、照明制御に使用されている照度センサーや色温度センサーなどに代わり、これらの情報を抽出する新たなセンサーが必要である。また、選好する色彩は個人ごとに異なるため、本研究では、執務者ごとに分析できる個人の視野画像から特徴量を抽出する手法を提案する。提案法では、視野画像に含まれる代表色、場所（空間的な位置）による代表色の違い、代表色の比重の抽出を自動的に行うことで、執務者がどのような場所に、どのような色がどの程度含まれる空間を選好するか推定する。具体的には、RGB 表色系で表された視野画像から、色差の感覚が人間の感覚に近い CIE LUV 表色系と k-means 法や x-means 法などのクラスタリング法を用いて代表色とその比重、場所によるそれらの変化を求めらる。

数値実験では、予備実験によって求めた被験者の評価の高かったオフィス空間と低かったオフィス空間の視野画像を用い、提案法により特徴量を抽出する。また、用いた表色系やクラスタリング法の違いによる特徴量変化を分析し、提案法に適する表色系やクラスタリング手法を考察するとともに、オフィス空間が執務者に与える印象の関係を分析する。

2 CIE LUV 表色系

CIE LUV 表色系とは国際照明委員会 (CIE) が定めた色を定量的に記述するための表色系の一種である。CIE XYZ 表色系は、画素の RGB 値に基づいているが、人が識別できる色差が色の領域によってかなり異なることが知られており、色度図では色差と図上の距離が一致しない。一方、CIE LUV 表色系はできるだけ人間の感覚に近い均等色空間として定義された。RGB 表色系から CIE LUV 表色系への変換方法を以下に示す。

1. RGB 表色系で表したピクセルの画素値を式 (1) および (2) を用い CIE XYZ 表色系に変換する。ここで、 M は荷重を示す。

$$(X Y Z)^T = M(R G B)^T, \quad (1)$$

$$M = \begin{pmatrix} 0.412391 & 0.357584 & 0.180481 \\ 0.212639 & 0.715169 & 0.072192 \\ 0.019331 & 0.119195 & 0.950532 \end{pmatrix}. \quad (2)$$

2. CIE XYZ 表色系から式 (3) および (4) を用いて $u'v'$ 値に変換する。

$$u' = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z}, \quad (3)$$

$$v' = \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z}. \quad (4)$$

3 クラスタリング法

クラスタリングとは、分類対象の集合を種々の属性をもとに構成される特徴量で空間的に分離することであり、方法は、要素間の最短距離を用いて分割する階層的な手法と、k-means 法などの非階層的な手法に分けられる。階層的な手法は分類の対象が非常に多い場合、計算の量が多くなり実行が困難になることや、系統図が巨大化するなど、大きなデータを対象とするクラスタリングには向いていない。提案手法は、視野画像のピクセルごとの色データを分類対象とするため、データが大きくなることを見込まれる。そこで本研究では非階層的な手法を用いる。 p_j ($j = 1, \dots, J$) を視野画像 P のピクセルとし、非階層的な手法の k-means 法と x-means 法のアルゴリズムを以下に示す。

3.1 k-means 法

k-means 法は非階層的な手法の一つで、データ集合を集合内の距離の平均値を用いて任意の k 個のクラスタに分類する手法である [1]。以下に k-means 法のアルゴリズムを示す。

1. P から代表点 c_i ($i = 1, \dots, k$) を k 個ランダムに選び、代表点 C を抽出する。
2. 代表点 c_i と P の任意の点 p_j ($p_j \neq c_i$) の距離を求める。
3. 最近隣距離の p_j を代表点 c_i のクラスタ C_i に属させる。
4. Step3 までの分類は、最初に決めた代表色の取り方に依存するため、必ずしも最適とは限らない。そこで、クラスタごとに新たな代表点を取り直す。 C_i の重心 μ_i を式 (5) によって求め、 μ_i に最も近い点を新たな代表点 c_i とする。

$$\mu_i = \frac{\sum_{j=1}^J r_{jk} p_j}{\sum_{j=1}^J r_{jk}}, \quad (5)$$

$$\begin{cases} r_{jk} = 1 & \text{argmin}_k |c_i - p_j|, \\ r_{jk} = 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

5. $P \leftarrow P \setminus C_i$ とし、式 (6) の評価関数が最小になるまで Step2 から 4 の手続きを繰り返す。

$$\sum_{i=1}^k \sum_{p_n \in C_i} |c_i - p_n|^2. \quad (6)$$

3.2 x-means 法

x-means 法は k-means 法を拡張した手法であり、最適なクラスタ数を自動で推定することが出来る [2][3]。x-means 法は k-means 法の逐次繰り返しと分割停止を示すベイズ情報基準 (BIC) を用いる。x-means 法のアルゴリズムを以下に示す。

*龍谷大学 理工学部 電子情報学科

†龍谷大学 理工学部 電子情報学科

‡同志社大学 理工学部 インテリジェント情報工学科

- 十分に小さなクラスタ数の初期値 k_0 [§] を設定し, $k = k_0$ として k-means 法を適用する. 分割後のクラスタを $C_1, C_2, \dots, C_i, \dots, C_{k_0}$ とする.
- $i = 1, 2, \dots, k_0$ とし, Step3 から S7 を繰り返す.
- C_i を $k = 2$ として k-means 法を適用し, 分割後のクラスタを C_i^1, C_i^2 とする.
- C_i に含まれる点 $P_i = \{p_l (l = 1, \dots, L)\}$ に p 変量正規分布

$$f(\hat{\theta}; p_l) = (2\pi)^{-3/2} |V_i|^{1/2} \exp\left[-\frac{1}{2}(p_l - \mu_i)^T V_i^{-1} (p_l - \mu_i)\right]$$

を仮定し, ベイズ情報基準 (BIC) を式 (7) により求める.

$$BIC = -2 \log L(\hat{\theta}; p_l \in C_i) + q \log n_i, \quad \text{¶} \quad (7)$$

- 2分割後のモデルにおける BIC を BIC' とし, $BIC > BIC'$ ならば, C_i^1, C_i^2 に対して 2 分割を継続する.
- $BIC < BIC'$ ならば, 2 分割を停止する.
- C_i における 2 分割が全て終了後, データに属するクラスタ番号を振りなおす.

4 提案法

4.1 CIE LUV 表色系による色彩特徴量抽出

空間の色彩特徴量を抽出するために, 視野画像からクラスタリング法を用い代表色を抽出する. 画像処理分野において画像の代表色の抽出法は, RGB 表色系を用いて各ピクセルの RGB 値をクラスタリングし, 第 1 クラスタを代表色とする方法が主流となっている [4][7]. しかし, RGB 値を用いた場合, 人が識別する色差と RGB 表色系に基づく色の領域が大きく異なることが知られている. 本研究では, 執務者の選好する色彩推定を目標とするため, 人の識別する色差と色度図上の領域が一致する必要がある. そこで, 人間の感覚に近い均等な色空間として定義された CIE LUV 表色系を適用する. 以下に提案法のアルゴリズムを示す.

- 画像 P を N 分割する. $P = P^1 \cup P^2 \cup \dots \cup P^N$.
- $n = 1$ とし $n < N$ の場合, Step2 から 8 まで繰り返す.
- サブ画像 P^n の各ピクセルの値を RGB 表色系から LUV 表色系に変換する^{||}
- ハイパーパラメータ k を学習する.
- サブ画像 P^n の画素を k 個のクラスタに分割する.
- k 個に分割した各クラスタの重心からもっとも近いピクセルの LUV 値から代表色を抽出する.
- k 個に分割した各クラスタに含まれるピクセルの比重を抽出する.
- $n \leftarrow n + 1$

[§]特に指定がなければ $k_0 = 2$

[¶]ここで, $\hat{\theta}_l = [\hat{\mu}_l, \hat{V}_l]$ は p 変量正規分布の最尤推定値, μ_i は 3 次元の平均ベクトル, V_i は 3x3 の分散共分散行列, q はパラメータ空間の次元数で $q = 2 * 3$ である. また, p_l はクラスタ C_i に含まれる 3 次元の RGB データ, n_i は C_i に含まれるデータ数とする. L は尤度関数で $L(\cdot) = \prod f(\cdot)$ である.

^{||}2 章を参照

4.2 色彩特徴量抽出のクラスタリング法

画像の代表色の抽出は, 対象データが各ピクセル値であるため, クラスタリング対象となるデータが非常に多い. そのため, 画像の代表色を抽出する手法において, 一般に非階層的な手法である k-means 法が広く用いられる. しかし, オフィスデザインに依存して, オフィス空間に含まれる含まれる色彩数は多いオフィスや, 少ないオフィスなど様々存在する. そのため, 提案法は最適なクラスタ数を自動で推定することが出来る x-means 法を用い, クラスタ数を決定した後, k-means 法で空間の代表色を抽出する.

5 実験方法

5.1 実験データ

オフィス写真の [5], [6] のサイトから写真を自動収集し, オフィス空間と関係のない画像を取り除き, その中から 8 つの画像をランダムに抽出し, 実験データとした. 被験者による予備実験を行い, 抽出した 8 つの画像に対し, 働きやすそうか, 働きにくそうかを基準として, 10 点満点でオフィス画像を評価した. 被験者は 20 歳前後の男女 32 人である. 紙面の都合上, 最も評価が高かった Fig.1(a) の Image1 と最も評価が低かった Fig.1(b) の Image2 に対して, 本論文では結果を示す. また, 本実験ではパラメータ $N = 3$ とした場合のサブ画像を Fig.2 に示す.



Fig. 1: オフィス画像

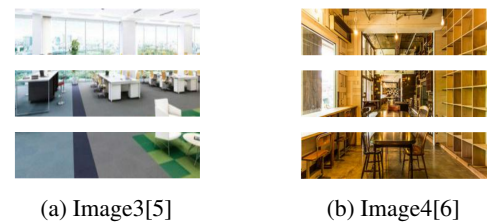


Fig. 2: 分割画像

5.2 比較手法

比較手法として, 2 つの手法を導入する.

提案法は x-means クラスタリングで最適なクラスタ数をもとめ k-means クラスタリングを行う. 色度図上で近い点を同一クラスタに分割するために, ユークリッド距離のみを基準とする k-means クラスタリングを提案法では用いるが, x-means クラスタリングのみを用いた手法との性能を比較する. 本論文では, この手法を x-means 法と呼ぶ.

次に, RGB 表色系を用いて代表色を抽出する方法との性能を比較する. 結果を RGB 空間の色度図で表示した場合, 提案法との比較が困難であるため, 次の手順で評価を行う. 本論文では, この手法を RGB 法と呼ぶ.

- サブ画像 P^n の各ピクセルを RGB 表現する.
- サブ画像 P^n をクラスタリングする.

3. クラスタリング後のデータを LUV 表色系に変換する.
4. 提案法の Step5 から 6 を実行する.

6 実験結果

6.1 提案法と RGB 法の比較

実験結果を Fig.3 から 10 に示す. Figure3, 5, 7 および 9 の結果は画像により分布範囲が異なり, 比較しにくいいため, それぞれの図の重心からの距離が最も遠いピクセルのベクトルを 1 として正規化している. ここで, 点の色はクラスタの種類を表している. また, Fig.4, 6, 8 および 10 の色は代表色の色を示し, 代表色の比重が 0 %とは, そのクラスタに属するピクセル数が全体のピクセル数の 1 %以下であることを示す.

Figure3, 5, 7 および 9 より, LUV 表色系を用いた提案法は色度図上で近くに配置されているピクセルが同じクラスタに属しており, 人が近い色と認識するためには同じ一つのクラスタ内に属するという, 感覚に反しない分割になっていることが分かる. 一方, RGB 表色系を用いた RGB 法はクラスタ内に別のクラスタが含まれており, 色度図上でうまく分離できていないことが分かる.

次に, 代表色とその比重を比較する. Figure.4(b)において RGB 法の第 1 クラスタと第 2 クラスタの色はよく似ているが別のクラスタに分離されていることが分かる. また, Image3 の下段である緑色のカーペットにおいて, 提案法を用いた場合は Fig.6(a) より緑色が抽出できていることが分かる. 一方, RGB 法では抽出できていないことが分かる. これらの結果から, RGB 法は類似する色を別の代表色として抽出する傾向があるが, 提案法では, アクセントに入れた色彩が正しく代表色として抽出できることがわかった. また, 評価の高い画像は緑色の代表色が抽出された.

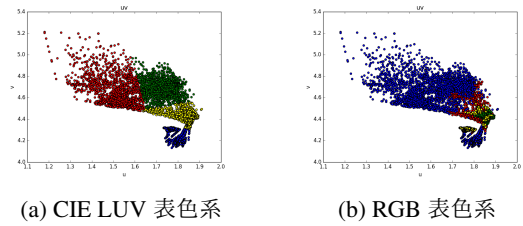


Fig. 5: Image3 の下段正規化散布図

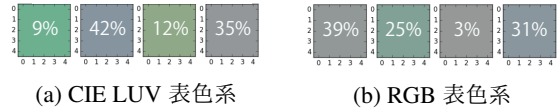


Fig. 6: Image3 の下段代表色と割合

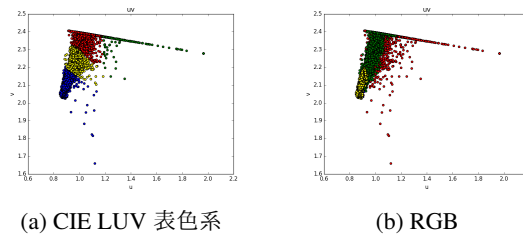


Fig. 7: Image4 の上段正規化散布図

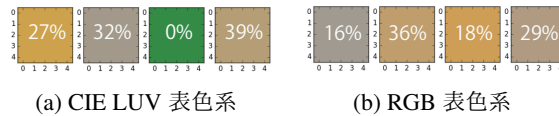


Fig. 8: Image4 の上段代表色と割合

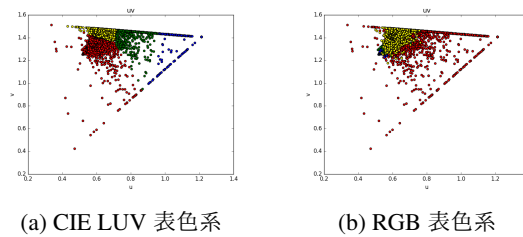


Fig. 9: Image4 の下段正規化散布図

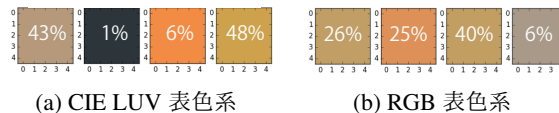


Fig. 10: Image4 の下段代表色と割合

Table 1: Image3,4 のクラスタ数

	Image3	Image4
上段	2	5
中段	3	8
下段	9	10

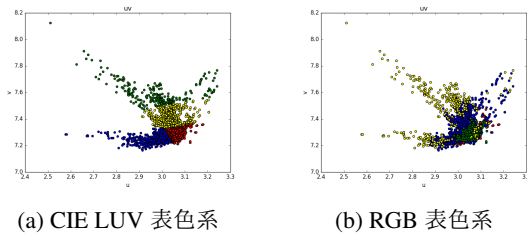


Fig. 3: Image3 の上段正規化散布図

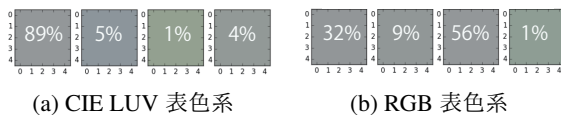


Fig. 4: Image3 の上段代表色と割合

6.2 x-means 法と k-means 法の比較実験結果

次に提案法と x-means 法との比較結果を示す. Table 1 に提案法により抽出したクラスタ数を示す. この結果より, 下段のクラスタ数が上段より多くなっており, Fig.2 よりその傾向が見られる. また, Fig.11 から 14 にクラスタリング法による違いを示す. これらは全て, ピクセルの値を LUV 表色系に変更した後にクラスタリングを行った結果を示す. Figure.11 より, クラスタ数が少ない場合は両手法の色度図上でくらすたの分割の違いがみられないことが分かる. 一方, Fig.12 から 14 より, クラスタ数が多い場合は, 提案法ではクラスタ

間の境界線が線上になっているが x-means 法では線上ではないことが確認できた。x-means 法がクラスタ数を2からスタートし、 $k=2$ の k-means 法をベイズ情報量基準に基づき再帰的に実行することで適切なクラスタに分割する。一方、k-means 法はランダムに作成した k 個のクラスタの中心からユークリッド距離が最も近い点をクラスタに組み込んでいく。Figure.12 から 14 の結果において、提案法は色度図上でクラスタの重なりなく分離できたのは、上記のアルゴリズムの違いによると考える。最適な分割数 k は未知であるため、提案法は事前に x-means 法を適用するが、ハイパーパラメータ k が既知である場合は、k-means 法のみ適用が有効であると考えられる。

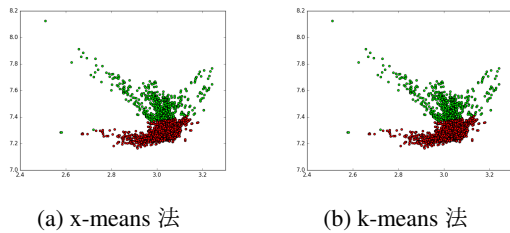


Fig. 11: Image3 の上段正規化散布図

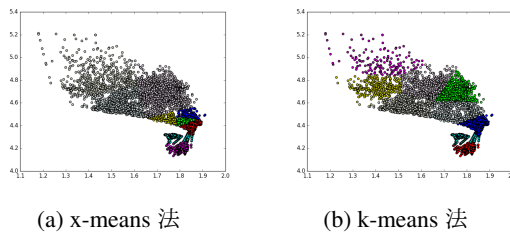


Fig. 12: Image3 の下段正規化散布図

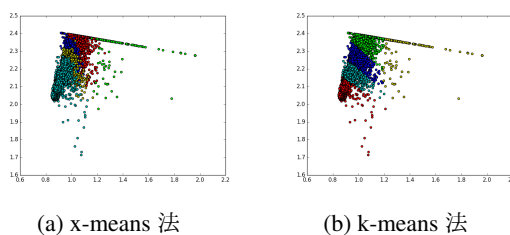


Fig. 13: Image4 の上段正規化散布図

6.3 空間印象と抽出特徴量の関係

空間印象と抽出特徴量の関係を考察する。Table1 より評価が高い画像のクラスタ数は、画像の上段部分に比べ下段部分は 4.5 倍になっていることがわかる。一方、評価の低い画像は、2 倍という結果となった。空間の位置による色彩数にメリハリがある空間は評価が高いと考えられる。

7 まとめ

本研究ではオフィス空間における執務者の選好する色彩の推定を目指し執務者ごとに分析できる個人の視野画像から特徴量を抽出する手法を提案した。

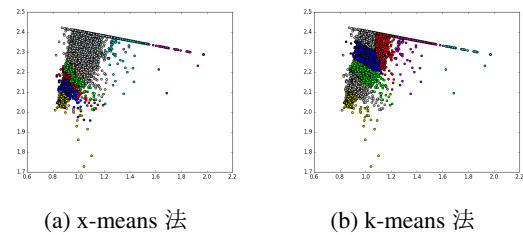


Fig. 14: Image4 の下段正規化散布図

本論文では RGB 表色系で表された視野画像を色差の感覚が人間の感覚に近い CIE LUV 表色系に変換し、色彩特徴量を抽出する方法を提案した。提案法と RGB 法の比較実験を行ったところ、提案法を用いた場合は、色度図上近くに配置されているピクセルは同じクラスタに属すること、また、印象的な代表色が抽出できることが分かった。一方、RGB 法を用いた場合はクラスタ内に別のクラスタが含まれており、色度図上でうまく分離できていないことが分かった。以上より視野画像の色彩特徴量は CIE LUV 表色系が適切だと考えられる。

次に、クラスタリング法について考察を行った。提案法と x-means 法の比較実験を行ったところ、提案法はクラスタ間の境界線が線上になっていた。x-means 法は線上ではないことが確認できた。提案法が色度図上でクラスタの重なりなく分離できたのは、距離のみでクラスタを構成する k-means 法を用いたからだと考えられる。以上よりハイパーパラメータが既知の場合は、提案法のように k-means 法のみ適用が有効であることが分かった。

空間印象の評価が高かった代表色数は画像の上段部分に比べ下段部分が多くなる傾向が見られた。このことから空間の位置による色彩数の落差と空間印象に関係があると考えられる。

8 謝辞

本研究を取り組むにあたり、助言を頂いた同志社大学院理工研究科情報工学専攻の高谷友貴氏、田村聡明氏に深く感謝します。

参考文献

- [1] MacQueen, J.B : Some methods for classification and analysis of multivariate observations Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. University of California Press. pp. 281-297(1967)
- [2] Dan Pelleg and Andrew Moore : X-means:Extending K-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters ICML '00 Proceedings of the Seventeenth International conference on Machine Learning pp.727-734 (2000)
- [3] Tsunenori ISHIOKA : Extended K-means with an Efficient Estimation of the Number of Cluster. 応用統計学 論文誌 Vol.29, No.3, pp.141-149 (2000)
- [4] 中井悦司 「機械学習入門」 技術評論社 pp.168-184(2015)
- [5] あしたのオフィス <http://ashita-office.com/>
- [6] OFFICE SNAPSHOTS <https://officesnapshots.com/>
- [7] Python で代表色 <http://qiita.com/kitsuyui/items/e8ea67770c45011c7aca>