

景観画像を構成する要素の抽出に関する研究 —2次元フーリエ変換とクラスタリングを用いて—

木上 理恵^{1*}、足立 裕司^{1*}

¹ 神戸大学大学院工学研究科建築学専攻

キーワード：景観、画像処理、2次元フーリエ変換、クラスタリング

本研究では2次元フーリエ変換による画像処理の手法を用いて、景観を構成している要素が持つ特徴を解析し、その特徴を示す値をクラスタリングすることによって、画像から景観構成要素を抽出する試みを行った。その結果、本研究で用いた分析対象画像からは、「空」と「近景の植物」が最も良く抽出できた。また、景観構成要素が持っている特徴の中で、方向性を示す値がクラスタリングに最も影響を与えていることが分かった。

1. はじめに

景観を構成する要素は3つに大別される。1つめは天空、山、海、河川、田園、樹林、植物などの自然物で、自然景観構成要素と呼ばれる。2つめは建物、道路、電柱、造成地、集落、自動車などの人工物で、人文景観構成要素と呼ばれる。3つめは丘陵と集落、森林と神社、田園と城跡などのように自然要素と人文要素が一体になったもので、自然人文構成要素と呼ばれる。このように、景観は様々な要素で構成され、それらが相互に関係性を持ちながら景観を生み出している。また景観構成要素は、形状、配列、色、物質表面の状態など各々固有の特徴を持っている。本研究では画像解析の手法を用いて景観構成要素の特徴を解析し、さらにその特徴を示す値を用いて画像から要素を抽出する手法を考案し、その有効性について検証を行うことを目的とする。複雑で多様な景観構成要素について、その特徴を物理的な数値として捉えることによって、景観に対して一定の尺度による客観的な評価を行うための定量的な指標を得ることを目指している。

2. 画像解析手法について

2.1 テクスチャ解析

画像処理とは、電子工学的に画像を処理して別の画像に変形することや、画像から何らかの情報を取り出すために行われる処理全般を指す。画像処理の手法は様々あり、顔認証や指紋認証などの防犯分野、病変認識などの医療分野、製品検査などの産業分野など、その応用範囲は多岐にわたる。デジタル画像がもつ特徴を抽出して解析する方法は画像処理の分野に数多くあるが、その中でテクスチャ解析は物質の表層に現れる状態をピクセル強度の空間的な変動の関数として数量化する方法である。テクスチャ解析は一般的に、構造的手法と統計的手法の2手法に大別できる。構造的手法は、画像の中から直線や点などのテクスチャを構成する基本的な要素を抽出し、それらの配列規則を特徴として求める方法である。抽出できる要素の種類は、道路や建築物などの構成が明確な人工物には有効であるが、岩石や芝生、木目などの自然に存在するテクスチャにおいてはあまり有効ではな

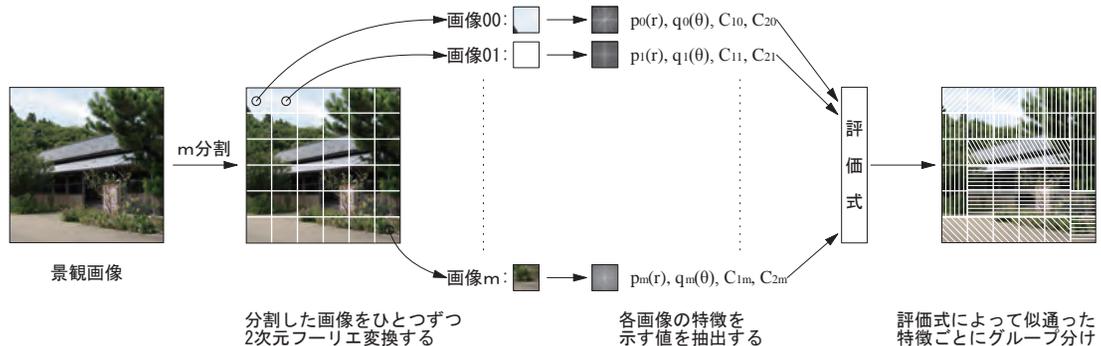


図1 研究の手順

い。一方で統計的手法は、画素の濃度に着目して、その一様性、方向性、コントラスト変化などの画像の性質を表す統計量を特徴として求める方法である。自然に存在するテクスチャなどの、ターゲットの形状などが明確でない画像の性質を抽出できるので、構造的な手法より一般的である。本研究で使用したフーリエ変換による解析方法は統計的手法に含まれるが、植栽や岩石などの自然物と同時に建築物などの人工物も画像の構成要素として抽出することができることからこの手法を採用した。

2.2 分析の手順

本研究では以下のような手順で景観画像の分析を行う(図1)。用語の説明や計算式などの詳細は後で述べる。

- ① 景観画像を縦横に当分割し、個々の画像データとして通し番号を付けて保存する。
- ② 分割した画像ひとつひとつについて、グレースケールに変換してから2次元フーリエ変換を行い、その結果得られたパワースペクトル画像より動径方向分布 $p(r)$ と角度方向分布 $q(\theta)$ を求める。
- ③ 画像をグレースケールに変換した際に分解したカラー情報(色差信号 C_1 、 C_2) を求める。
- ④ 求められた画像の特徴を表す値 ($p(r)$ 、 $q(\theta)$ 、 C_1 、 C_2) を用いて、評価式によって似通った特徴をもつ値ごとにグループ分けを行う。

2.3 2次元フーリエ変換とパワースペクトル画像

フーリエ変換の基本的な概念は、「任意の関数は正弦波や余弦波の和として表すことができる」というところにある。すなわち、どんなに複雑な波形を持つ関数でも、全て単純な正弦波や余弦波の重ね合わせで表現することが可能となる。1次元のフーリエ変換は音の周波数解析などに用いられるが、このフーリエ変換を2次元に拡張することで、面的な情報を持つ2次元の画像にも適用できる。画像を色の濃淡を振幅とする2次元波の重ね合わせとして捉え、濃淡の周期の逆数は空間周波数と呼ばれる(図2)。

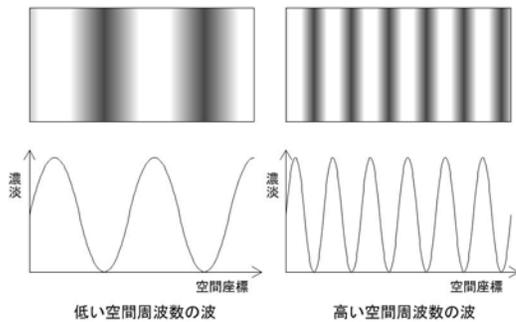


図2 2次元画像の空間周波数

2次元フーリエ変換の計算式は、画素数 $M \times N$ の画像において、任意の画素の位置 (m, n) における濃淡(濃度値)を $f_{m,n}$ 、横方向の空間周波数 k 、縦方向の空間周波数 l をパラメータとするフーリエ係数を $F_{k,l}$ とすると式1、2のように表される。

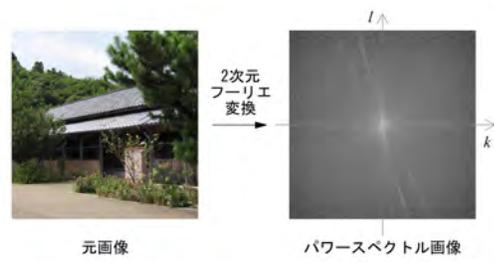


図3 パワースペクトル画像の例

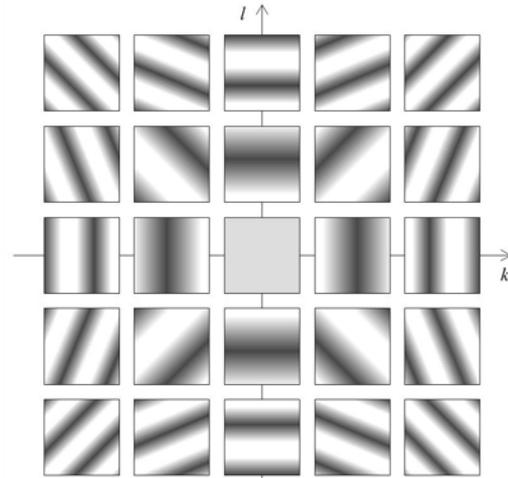


図4 パワースペクトル画像の概念

$$F_{k,l} = \frac{1}{MN} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} f_{m,n} W_1^{km} W_2^{ln} \quad (式1)$$

ただし、

$$W_1 = e^{-j\frac{2\pi}{M}}, \quad W_2 = e^{-j\frac{2\pi}{N}} \quad (式2)$$

とする。

フーリエ変換によって、デジタル画像がどのような2次元波をどれ位含んでいるか解析することができ、その結果はパワースペクトル画像として得られる(図3)。パワースペクトル画像は中心に近いほど低周波であり、外側に広がるほど高周波となる(図4)。また、色が白に近いほどその波が多く含まれ、黒に近いほど少なく含まれることを示す。

2.4 スペクトル分布

パワースペクトル画像によって示されたデジタル画像の特徴を分析するために、動径方向分布 $p(r)$ と角度方向分布 $q(\theta)$ (スペクトル分布) を抽出する(図5)。これは

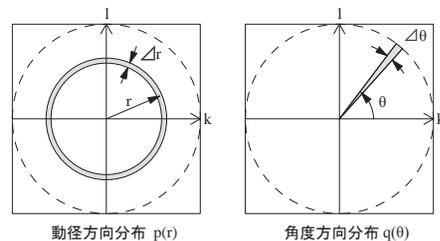


図5 スペクトル分布の求め方

2次元フーリエ変換によって求められた値を解析するために行う一般的な手法である。 $p(r)$ は中心から $r=\sqrt{(k^2+l^2)}$ の距離に存在する微小な環状領域内のパワースペクトルの和を、 $q(\theta)$ は水平軸から角度 θ の微小な線形領域内のパワースペクトルの和を表す。 r 成分は画像に含まれる要素の表面の粗さや滑らかさを、 θ 成分は要素の持つ方向性を示す。

2.5 カラー情報

2次元フーリエ変換では画素の濃淡を振幅として捉えるため、画像をグレースケールに変換してから解析を行う必要がある。その際にデジタル画像が持つカラー情報を RGB 色空間から YCC 色空間に変換した (式 3)。Y は輝度信号と呼ばれ、無彩色である。 C_1 、 C_2 はそれぞれ R、B から Y を引いた値で、色差信号と呼ばれる。本研究では色差信号は画像全体の平均値を用いた。

$$\begin{aligned} Y &= 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ C_1 &= R - Y \\ C_2 &= B - Y \end{aligned} \quad (式 3)$$

2.6 グループ分け

以上でデジタル画像の特徴を表す値として、動径方向分布 $p(r)$ 、角度方向分布 $q(\theta)$ 、色差信号 C_1 、 C_2 が得られた。本研究ではこれらの値を用いて、似通った特徴をもつ値ごとにグループ分けを行うプログラムを作成する。グループ分けの手法は、データ解析手法の中でも代表的な、ベクトル量子化によるクラスタリングにより行なう。まず始めに、任意に選定した複数の画像をセントロイド (代表ベクトル) として、残りの画像群をそれらに「近い」サンプルのクラスターに分類する。更に、一度分類したクラスター毎に、セントロイドとそれに付随する各クラスター内のベクトル群との距離の差の総和を歪み (distortion) として計算し、その数値が減少し収束していくように、再びそのクラスター内から新たにセントロイドを自動で設定し、同様に残りのベクトルデータの分類化を行う。歪みの評価式は式 4 のように $p(r)$ 、 $q(\theta)$ 、 C_1 及び C_2 のユークリッド距離を用いる。 u 、 v 、 w は重みを調整する係数である。特に色差信号の値については、最大値が 255 の RGB 値から求めていて大きな値となるため係数 w で調整する。下付き添え字 m は分割画像に対する番号を表す。

$$\begin{aligned} d_e &= u \sqrt{\sum_{r=0}^{N/2} (p_m[r] - p[r])^2} + v \sqrt{\sum_{\theta=0}^{180} (q_m[\theta] - q[\theta])^2} \\ &\quad + w \sqrt{(C_{1m} - C_1)^2 + (C_{2m} - C_2)^2} \end{aligned} \quad (式 4)$$

3. 景観画像解析への適用

3.1 分析対象画像

本研究で作成した解析プログラムを実行するための画像として、筆者が撮影した今治市伊東豊雄ミュージアムの写真を用いた (図 6)。この写真には個性的な形状のミュージアムのほか、遠景の空、山 (島)、海、近景の樹木などが主に含まれており、それぞれ特徴がはっきり

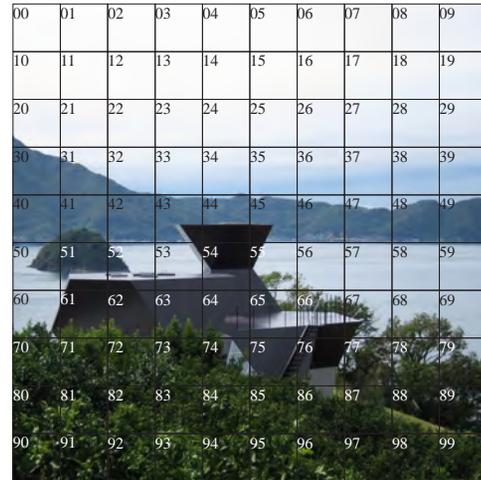


図 6 分析対象画像の分割

とした要素で構成されているため、今回の分析対象画像として選出した。2次元フーリエ変換を行うには、高速化のため画像サイズが $2^N \times 2^N$ pixel である必要があるので、画像全体を 1280×1280 pixel とし、それを縦 10 等分、横 10 等分して、 128×128 pixel の 100 枚の画像に分割した。

3.2 パワースペクトル画像とスペクトル分布のグラフの読み取り

一般的に、景観画像に含まれる要素のうち、人工的なものは直線成分が多く強い方向性を持っている。それに対して自然なものは直線成分が少なく、決まった方向性を持たない。このような特徴は、パワースペクトル画像とスペクトル分布のグラフから読み取ることができる。人工的なものははっきりとした線状の分布としてパワースペクトル画像に表れ、角度方向のスペクトル分布に突出したピークが表れる。自然なものは高周波成分を多く含むため、パワースペクトル画像は全体的にぼんやりとしたものとなり、角度方向分布には突出したピークは表れない。

グループ分けに先立って、3章1節で分割した 100 枚の画像の中から任意に選んだ数枚について、パワースペクトル画像、動径方向分布 $p(r)$ 、角度方向分布 $q(\theta)$ を図示した (図 7)。画像 No.90 には主に近景の植物の葉が含まれており、これは自然物の画像だと言える。パワースペクトル画像は全体にぼんやりして高周波成分を比較的多く含むことが分かる。また $p(r)$ は画像 No.30 と比べると $r/4$ の付近が膨らんでおり、ここからも高周波成分を比較的多く含んでいることが読み取れる。 $p(r)$ は画像に含まれる要素の表面の粗さや滑らかさを表すので、この画像は「粗い」方に分類できると言える。 $q(\theta)$ のグラフは特に際立ったピークを持たず、たくさんの角度の方向性を持っている。直線成分が少なく決まった方向性を持たないという自然物が持つ特徴をよく表している。画像 No.75 はミュージアムの一部と中景の植栽が含まれている。パワースペクトル画像には、ミュージアムの壁面エッジの強い斜めの直線部分が 2 つの角度成分としてはっきりと現れている。一方 $q(\theta)$ のグラフには 150° 付近に突出したピークがあるものの、 45° 付近のピーク

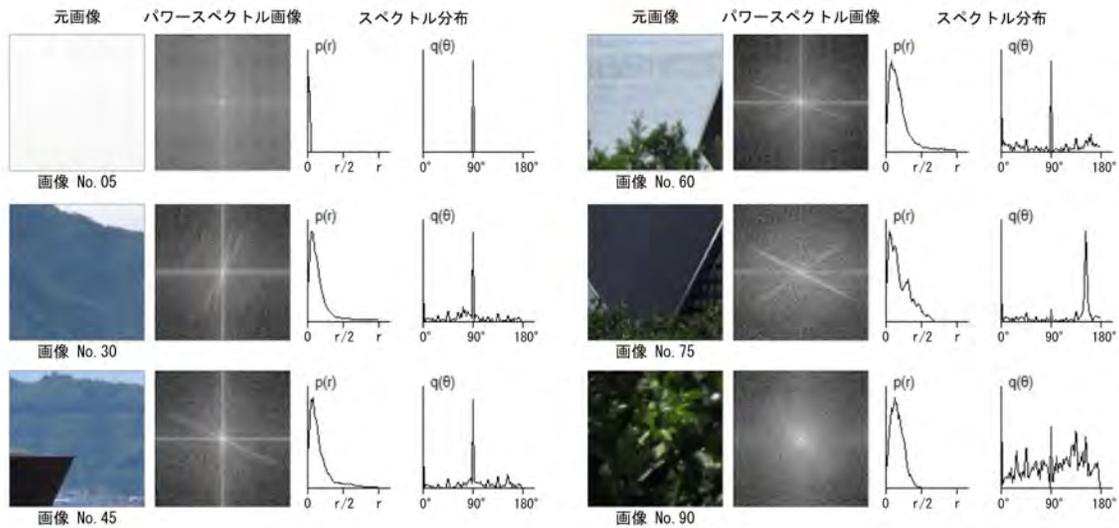


図7 画像特徴

クはごくわずかである。これは元画像内の壁面エッジのラインの長短が理由だと思われる。 $p(r)$ の分布については、 $r/4$ 付近に 2 つめのピークが見られるのが特徴的である。これは元画像が壁面という「滑らか」な要素と中景の植物という「やや粗い」要素を含むため、その 2 つの特徴が表れていると思われる。画像 No.60 は海とミュージアムの一部と中景の植物が含まれる。パワースペクトル画像にはミュージアムの壁面エッジのラインの直線成分が現れている。また、海のさざ波と中景の植物を「粗い」要素として抽出しているため、 $p(r)$ の分布は画像 No. 90 と同様に $r/4$ の付近が膨らんでいて、高周波成分を比較的多く含んでいることが分かる。画像 No.45 は遠景の山(島)とミュージアムの一部を含む。 $p(r)$ の分布は画像 No. 60、75、90 と比べると高周波成分が少なくなっている。これは遠景の山(島)が「滑らか」な要素として抽出されていることを示している。画像 No.30 は遠景の山(島)と空の一部を含む。パワースペクトル画像で斜めの細かな直線成分がたくさん表れているのは、山壁のラインを抽出していると思われる。最も強く表れているのは山と空との境界のラインである。画像 No.05 は空の画像であるが、真っ白で何も写っていないように見える。 $p(r)$ の分布もほとんど何も含んでいないことを示している。なお、画像 No.05、30、45、60 の $q(\theta)$ のグラフに表れている 90° のピークは、ぼんやりとした遠景の空気中に含まれる霧(もや)の水平方向の成分を反映していると思われる。

以上から、分割画像それぞれに含まれている要素の特徴が、パワースペクトル画像とスペクトル分布に表れていることが確認できた。

3.3 グループ分けの試行と結果

次に、2 章 6 節で述べたプログラムを使って、100 枚の分割画像のグループ分けを行った。グループ数は 3、4、5 と変えて試行し、最終的に 4 を選択した。まず始めに、動径方向分布 $p(r)$ と角度方向分布 $q(\theta)$ 、色差信号 C_1 及び C_2 のそれぞれの値が評価式にどのような影響を与えているのかを確認するため、① $p(r)$ のみのとき、② $q(\theta)$ の

みのとき、③ C_1 と C_2 のみのときの 3 パターンについてグループ分けを行った(図 8)。その結果、角度方向分布 $q(\theta)$ のみのときに全体的に良い結果が得られた。色差信号 C_1 と C_2 のみのときは、近景の植物について良好なグループ分けの結果が得られた。

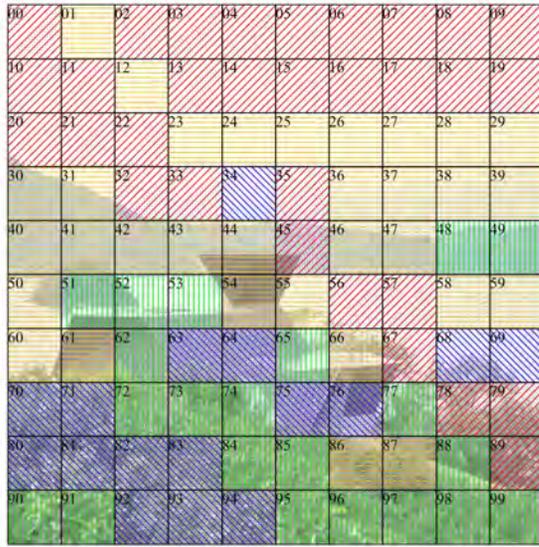
以上①～③の結果を踏まえて、評価式の重み係数 u 、 v 、 w の値を様々に変えてグループ分けを試行した。 $u=1$ 、 $v=10$ 、 $w=0.01$ としたときの結果を図示する(図 8)。角度方向分布 $q(\theta)$ の値がグループ分けに最も良好な影響を与えているため、係数 v の値を大きくした。係数 w が小さな値となっているのは、色差信号の値は最大値が 255 の RGB 値から求めているため、 $p(r)$ と $q(\theta)$ と比較すると大きな値となるからである。結果、空と近景の植物については概ね抽出することができた。また遠景、中景、近景と大まかに分類することができた。しかし建築物については、背後に写っている海や島と同化してしまい抽出することができなかった。

4 まとめと今後の展開

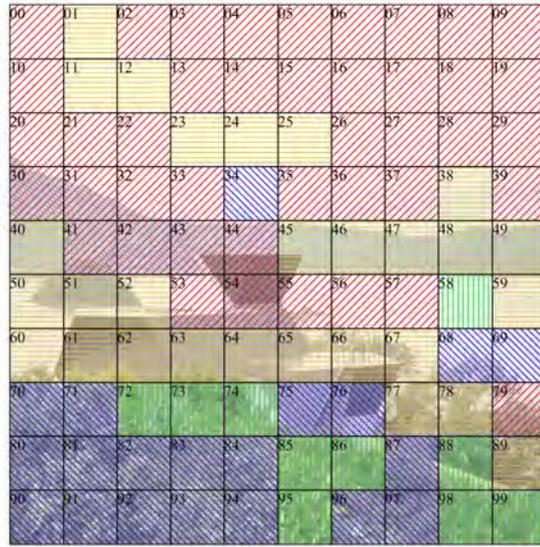
景観画像を縦横に等分割し、その分割画像一枚一枚について、2 次元フーリエ変換を用いて解析し、得られた画像の特徴を示す値を用いて似通った特徴ごとに分類するグループ分けをして、景観画像を構成する要素の抽出を試みた。3 章 2 節で求めた景観画像のパワースペクトル画像とスペクトル分布からは、構成要素の表面の粗さや滑らかさ、要素が持つ方向性といった、それぞれの要素が持つ特徴が読み取れた。しかし、3 章 3 節で行ったグループ分けでは、その特徴が有効に反映されたグループ分けがされているとは言い難い。ただし、遠景、中景、近景と大まかに分類することができたことや、空と近景の植物については概ね抽出できたことは評価できる。また、景観を構成する要素の特徴を示す値のうち、角度の方向性を示す値が、グループ分けに最も強い影響を与えていることが分かった。

本研究のグループ分けはまだ十分な精度を持って行われたとは言えず、今後は精度を向上させて有効性を高めることが課題である。その方法として、全体的に画像の

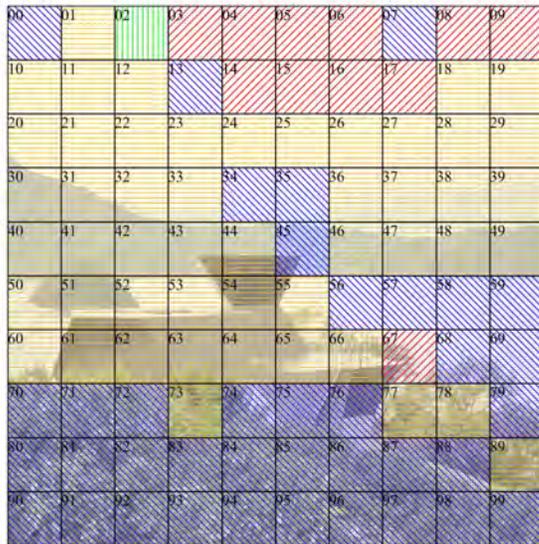
① 動径方向分布 $p(r)$ のみ
($u=1, v=0, w=0$)



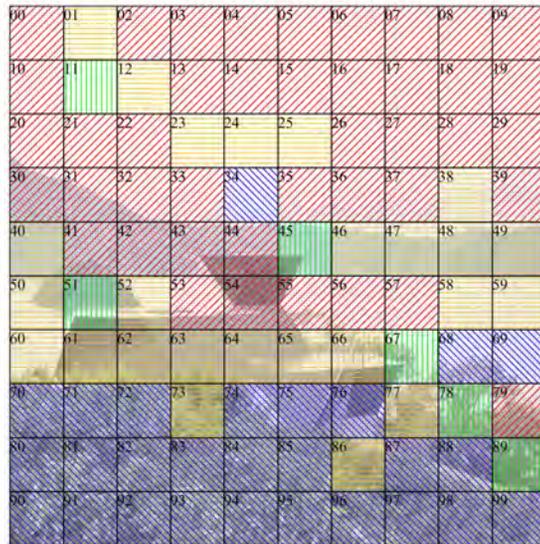
② 角度方向分布 $q(\theta)$ のみ
($u=0, v=1, w=0$)



③ 色差信号 C_1, C_2 のみ
($u=0, v=0, w=0.1$)



④ $p(r), q(\theta), C_1, C_2$
($u=1, v=10, w=0.01$)



【凡例】 グループ1 グループ2 グループ3 グループ4

図8 グループ分けの結果

分割数を増やすことが有効であると思われる。また、画像の中に含まれる構成要素の密度によって分割の細かさを変えることも考えられる。例えば今回の分析対象画像では、空は大きな分割、建物周りは細かな分割という具合である。景観構成要素の抽出については、2次元フーリエ変換だけでなく他の解析手法も合わせて用いることや、複数の手法を段階的に組み合わせて解析を行うことの検討も必要である。また、解析の対象については、今後は具体的な街並みなどに適用することで、本研究で考案した解析手法をより実践的に応用していくことが期待される。

〔謝辞〕

本研究は、積水ハウス株式会社の寄附により設立された持続的住環境創成講座の研究費により行われた。第2章のクラスタリングは松井敬二郎氏（現在類設計室）の神戸大学修士論文²⁾をもとにしている。ここに記して謝意を表す。

〔参考文献〕

- 1) 酒井幸市；画像処理とパターン認識入門 基礎からVC#/VC++.NETによるプロジェクト作成まで、森北出版株式会社、2006年
- 2) 松井敬二郎；Deconstructionの建築理論に関する研究、神戸大学修士論文、2015年2月