

素材から受ける質感評価のモデル化 - 両眼視差に基づいた画像特徴量の応用 -

青山祥貴^{†1} 加藤俊一^{†2}
数藤恭子^{†3} 谷口行信^{†3}

デジタルアーカイブといった VR を利用した新たな展示・閲覧方法が提案されており、対象の綿密な質感をコンピュータで低コストに再現するための技術が望まれている。そのためには映像のどのような特徴が質感認識に関わっているのかを明らかにする必要がある。本研究では人間の視覚特性の一つである両眼視差に着目し、両眼視差によって生じる見えの知覚を数値化出来る手法を提案し、質感のモデル化に応用した。素材画像から受ける光沢感や粗さなどの印象の度合いを重回帰式により推定した結果、両眼視差を考慮することで、それを用いないモデルと比較して高い精度で質感を推定することが出来た。

Modeling of Sense of Material of Object Surface - Proposal of Image Features Based on Binocular Parallax -

YOSHIKI AOYAMA^{†1} TOSHIKAZU KATO^{†2}
KYOKO SUDO^{†3} YUKINOBU TANIGUCHI^{†3}

In recent years, there is proposed alternative form of viewing such as digital archive. There is desired to representing sense of materials easily and effectively on computer. Therefore, we should reveal relationship between sense of material and characteristics of image. In this paper, we propose a method of modeling of sense of material using binocular parallax. We estimated the degree of impression of the look, such as roughness and glossiness by multiple regression analysis. As a result, by considering binocular parallax method, we could estimate sense of material higher accuracy than model that did not use binocular parallax method.

1. はじめに

ネットワーク技術の発展により、電子カタログやウェブショッピングなど、対象物をユビキタスに閲覧・検索できるサービスが広まっている。特に近年、デジタル・ネットワーク技術を利用し、文化財や美術品の永久保存や仮想的な展示を実現する、デジタルアーカイブが注目されている。文化財や美術品のような展示品は、比較的近い距離で観察されることが想定されるため、その価値や美しさを伝えるために素材表面の精巧な質感の表現が特に重要である。この場合、質感をどのような特徴量で表すかが重要な検討課題となる。CG では物理的な反射特性を定量化した BRDF モデルなどが提案されている [1]。しかし、精巧な質感を表すための計算量や、目的の質感を再現するための CG 作成者の経験則やスキルが求められる側面が大きい。そこで、映像中のどのような特徴量が人間の質感認識に関わっているのかを解明できれば、人間の感覚に近似したモデルで質感をシミュレーションできるため、低コスト・効果的に質感を表せ、コンピュータに質感を認識させることも可能であると考えられる。

本研究では、商品や美術品のような利用者が対象を手にとって見るような、至近距離で観察する場面において、画像から感じる「粗さ」や「光沢感」といった感覚と画像特徴との関係性を明らかにし、質感を工学的にモデル化することを目的とする。

2. 既存研究

本吉らは輝度ヒストグラム特徴量から得られる統計的な性質と光沢感・半透明感との間にある関係性を明らかにした [2]。また、物体から得られる主観的な金属感を、CG パラメータを用いて定量化し、金属感に関わっている特徴量の推定を試みた研究や [3]、化粧後の肌質感の定量化 [4] などの観察対象は様々だが質感の定量化を試みた取り組みは近年盛んに行われている。しかし、いずれの研究においても人間が対象を観察する距離による見え方の違いは考慮に入れていない。質感の再現時における計算量を減らすためには、対象を観察する距離によって処理方式を節約するような方法が有効であると考えられる。このような場合、できるだけ人間の視覚特性を再現した特徴抽出の手法が望ましいと考えられる。特に至近距離の場合は高解像度の映像が求められるため、計算コストは増大する。本研究では、対象の至近距離での観察時において発生している両眼視差に着目し、三次元構造の認知過程を模した画像特徴量の抽出手法を提案し、質感のモデル化に応用する。

^{†1} 中央大学大学院理工学研究科
Graduated School of Science and Engineering, Chuo University
^{†2} 中央大学理工学部
Science and Engineering, Chuo University
^{†3} NTT メディアインテリジェンス研究所
NTT Media Intelligence Laboratory

3. アプローチ

3.1 両眼視差

両眼の間には 65~70mm 程の間隔が存在しており、対象を近い距離で見ると図 1 のよう n 輻輳角が発生している。この輻輳角によって左右の網膜にはそれぞれ異なる明るさやハイライトの像が映り、網膜と外側膝状体にある受容野によって、網膜像の空間的なコントラストの検出が行われ、3 次元的な空間構造を認知することが出来る [5]。至近距離で観察される対象への人間の特徴抽出過程には両眼視差が優位に働くため、本研究では光刺激が両目に入る過程を近似した特徴抽出の方法が有効であると考えた。

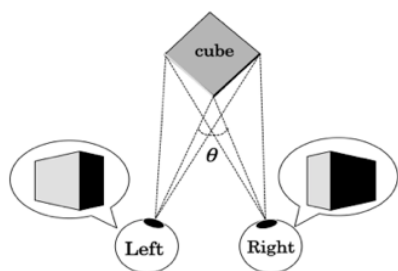


図 1 両眼視差による輻輳角
 Figure 1 The angle of convergence.

3.2 視差マップの利用

両眼視差の現象を利用し、立体感の知覚を認識させる画像として、ステレオグラムが知られている。本研究では、このステレオグラムより生成され、立体情報を可視化した視差マップ(深度マップ: Depth Map)を利用する(図 2)。視差マップはカメラキャリブレーション技術などで一般的に用いられており、表面の凹凸の分布や、深さを輝度値の分布で可視化した画像である。この画像を解析することで、両眼視差によって生じる 3 次元的な構造を特徴量で表すことが出来ると考えられる。

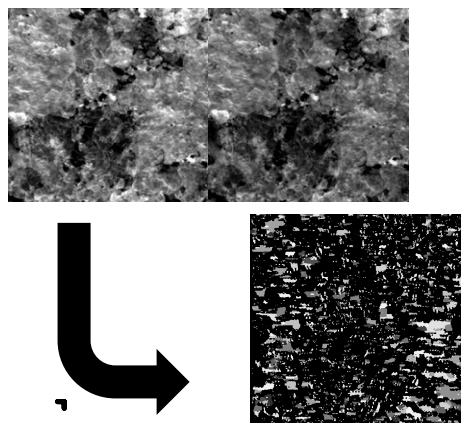


図 2 ステレオグラムからの視差マップの導出
 Figure 2 An example of Depth Map by Stereogram

4. 試料の撮影

本研究では、身の回りに存在する身近な素材(布,革,建

築仕上げ材,粘土,紙,ガラスなど)計 40 点をデジタルデータとして取り込み、評価実験及び画像特徴量の抽出を行う。至近距離で観察される質感評価を扱うため、素材表面の細かな性状をできるだけ情報量を落とすことなく撮影する必要がある。そこで、低ノイズ・高精細の高精細冷却 CCD カメラ(図 3)を用いて試料の撮影を行った。視差画像を撮影するためのシステムを図 4 に示す。カメラと撮影台の位置は 30cm に固定し、撮影台を左右に 8° 水平回転させ、一試料につき単眼画像(テーブル角度が 0° の条件で撮影した画像)・右眼画像・左眼画像の計 3 枚撮影し、RAW データの画像ファイルとして取り込んだ。画像の大きさは全て [1024x1024]pixel で統一し、解像度は 72dpi とした。また、表面の色味や配色による質感評価への影響を排除するためにグレースケールに統一した。



図 3 撮影に用いた高精細冷却 CCD カメラ
 Figure 3 Cold CCD Camera

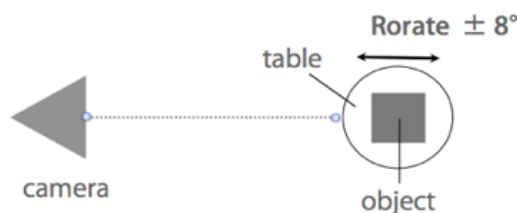


図 4 撮影システム
 Figure 4 Photographic System

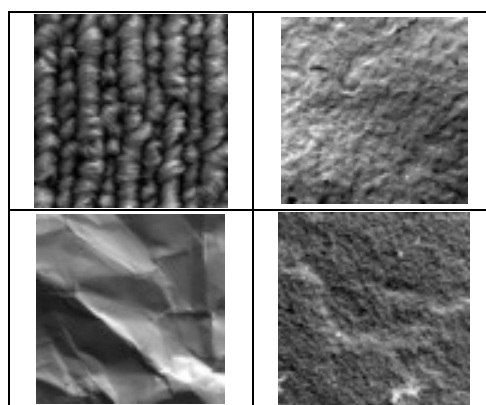


図 5 撮影した試料の一部(単眼画像)
 Figure 5 Part of Example of images

5. 画像特徴量の算出

画像情報を数値化した画像特徴量は、近年に至るまで様々な手法が提案されてきている。テクスチャをはじめと

する、質感などの画像特徴量は、風景画や人物写真の分類や検索を行うための特徴量とは違い、写っている対象、及び模様的位置や、角度、向きに依存しない特徴量が望ましい。本研究では位置ずれや回転に影響を受けず、画像の構造を数値化した画像特徴量として、画像の基本的な性質を評価できる輝度ヒストグラム統計量と、画素間のコントラストの強弱や画素のまとまり具合などの局所的な特徴を表すことが出来る同時生起行列 (GLCM) 特徴量を利用した。前処理として、人間の受容野の働きの一つである、空間周波数の選択性に着目し、その特性を模した特徴抽出を行うために単眼画像に高周波成分・低周波成分を抽出するフィルタリングを行った。

5.1 フィルタリングによる前処理

人間の視覚系にある受容野には、映像中の各空間周波数に対して固有に反応する空間周波数チャンネルが存在していることが分かっている[6][7]。そこで、本研究では単眼画像を高周波成分と低周波成分の二階層に分割し、それぞれから特徴抽出を行う。本研究では二次元高速フーリエ変換 (FFT: Fast Fourier Transformation) を行い、特定の周波数帯の成分を除去した後、逆フーリエ変換を行うことで、その周波数帯がカットされた画像を得る。ハイパスフィルタを利用して、光のハイライトなど知覚的に顕著な領域を強調し、ローパスフィルタは逆に高周波をカットすることで、画像の模様といった対局的な情報抽出をすることを目的に用いる。

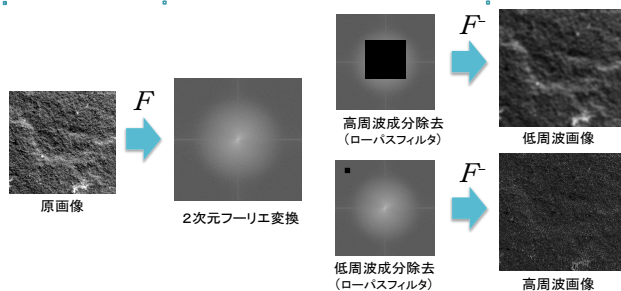


図 6 FFT による画像の周波数帯分割

Figure 6 Frequency division of a image by the FFT

5.2 全域的特徴量

画像中の全域的な特徴を表した特徴量として、輝度ヒストグラムがある。 i を輝度値、頻度を x として表す時、本研究では以下の 4 つの基本統計量を画像の全域的特徴量とした。($N = 255$)

$$\text{平均値 } \mu : \quad \mu = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N x_i \quad (1)$$

$$\text{標準偏差 } s : \quad s = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (\bar{x} - x_i)^2} \quad (2)$$

$$\text{歪度 } Sk : \quad Sk = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \bar{x})^3}{s^3} \quad (3)$$

$$\text{尖度 } Ku : \quad Ku = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \bar{x})^4}{s^4} \quad (4)$$

平均値 μ は輝度分布の平均を表し、ヒストグラムの重心を表す値であり、標準偏差 σ は画像中に存在する輝度レベルがどれだけバラついているのかを示す値である。

歪度 Sk はヒストグラム分布の左右の非対称性を示す値であり、左右対称であれば $Sk = 0$ 、 $Sk > 0$ の場合は左に偏った分布となり、 $Sk < 0$ の場合は右に偏った分布となることを示す。尖度は分布の先がどれだけ尖っているのかを表す値であり、 Ku の値が大きいほど先が尖った形の分布となり、逆に小さい値を取るほど扁平な形の分布となることを表す。分散・歪度・尖度は画像の輝度の変調に依存する特徴量であると考えられる。

5.3 局所的特徴量

全域的な特徴量はコントラストやエッジ、画素のまとまり具合など、局所的な特徴の検出には不向きである。そこで本研究では、局所的な特徴量として被写体の位置や回転、位置ずれに影響せず、画素間の相対的な位置関係を検出できる特徴量として GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) 特徴量[8]を併せて利用する。GLCM 特徴量とは同時生起行列から算出され、主に地形やテクスチャ解析の分野で用いられている特徴量の一つである。同時生起行列の要素を $P(i, j)$ で表すとき、本研究では以下の 5 つの統計量を GLCM 特徴量とした。

$$\text{Entropy (情報量)} : \quad \sum_i \sum_j P(i, j) \log P(i, j) \quad (5)$$

$$\text{Energy (均一性)} : \quad \sum_i \sum_j P(i, j)^2 \quad (6)$$

$$\text{Homogeneity (異質性)} : \quad \sum_i \sum_j \frac{P(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (7)$$

$$\text{Contrast (コントラスト)} : \quad \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j) \quad (8)$$

$$\text{Correlation (相関性)} : \quad \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (9)$$

エントロピーはどれだけ多くの輝度レベルが存在するかを表した値で、画像中に使われる画素値の範囲や量を表しているものと考えられる。エネルギーはどれだけ特定の輝度レベルに集中した画素が多く存在するかを表した指標で、画像中における同輝度値の点や模様などの範囲の大きさを表しているものと考えられる。異質性は画像の規則性の無

さを示し、コントラストは隣接画素の輝度レベルの強弱の強さ、相関性は離れた画素の輝度が離れた距離に対し比例してどれだけ変化するかといった特徴を記述していると考えられる。コントラストは強度、その他の特徴量は強度の変調に関する特徴量であると分別できる。同時生起行列は(0°, 45°, 90°, 135°)の4方向について計算されるが回転による影響を省くために4方向について算出された特徴量を平均した値を用いた。

視差マップからは、輝度の分布の様相が凹凸の分布や両眼視差の特徴を表していると考えられることから、その構造的な特徴を抽出するためにGLCM特徴量を抽出し、視差特徴量とした。

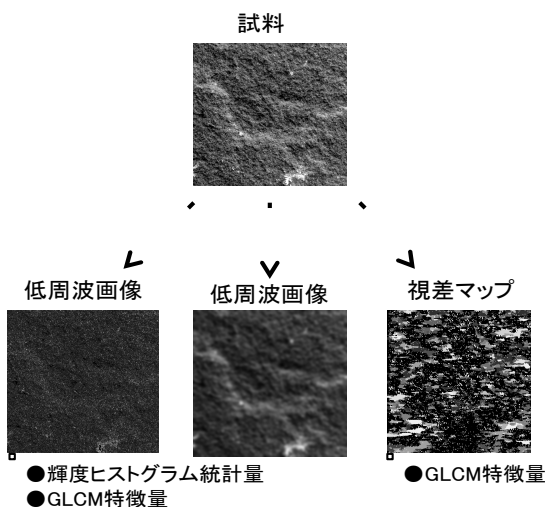


図 7 本研究で算出する画像特徴量
 Figure 7 Summary of Image features

6. 質感評価尺度の把握のための実験

6.1 目的

質感は感覚尺度の一つであるため、それを表す言葉は無数に存在し、表現する言葉にも個人によって様々であると考えられる。そのため、モデル化の初期段階として人間が一般的に感じる質感評価を大まかにカテゴリ分けする必要があると考えた。本章では、質感をモデル化するに当たり、その目的変数となる質感の評価尺度を把握することを目的とし、以下の実験を行った。

6.2 語句の収集

MITSUBISHI 製偏光式 3D ディスプレイと専用のビューワーソフトを用いて4章で撮影した試料を被験者に提示し、画像から感じる質感を自由記述してもらった。被験者には専用の偏光グラスを装着してもらい、画面と視点が平行になるように着席させた。被験者は本研究室に在籍する学生13名(男子11名,女子2名)いずれも視力に問題のない被験者を選んだ。提示した画像刺激の数は被験者の負担を考慮し、ランダムで20枚提示し、一枚一枚の評価画面の切り替えの間に3秒間グレーの画像を見せた。以上の手続きで得たデータを集計し、

形態素解析による品詞分割を実施した(表1)。

表 1 観測された語の代表例

Table 1 Examples of words

観測語	観測数	観測語	観測数
ざらざら	91	きらきら	14
かたい	70	なめらか	14
細かい	61	さらさら	13
やわらかい	44	ぼこぼこ	11

品詞分割した結果のうち、助詞や格助詞、「ない」など単体で意味を成さない言葉は除外した。また、「上品」「高級」「悪い」といった言葉も観測されたが、質感の評価尺度とは他に、個人性も含めた総合的な感覚尺度と考えられることから今回は除外した。

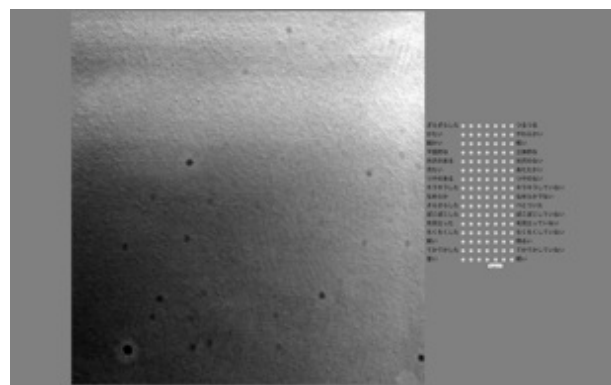


図 8 実験画面

Figure 8 Capture of Evaluation System

次に、観測された度数が6以上となった語句を用いて、試料への評価に用いる形容詞対を作成した。「かたい - やわらかい」や「ざらざら - つるつる」といった言葉は同一の尺度に沿った対になる言葉と考えられることから、ひとつの尺度としてまとめた。「平面」「光沢」「つや」といった一般名詞については「平面的な - 立体的な」「光沢のある - 光沢のない」「つやのある - つやのない」といったように、対になる言葉となるように形容詞対を設定した。

表 2 形容詞対

Table 2 Pair of adjectives

1.ざらざらした - つるつるした
2.かたい - やわらかい
3.細かい - 粗い
4.平面的な - 立体的な
5.光沢のある - 光沢のない
6.つめたい - あたためかい
7.つやのある - つやのない
8.キラキラした - キラキラしていない
9.なめらかな - なめらかでない
10.さらさらした - ベとついた
11.ぼこぼこした - ぼこぼこしていない
12.毛羽立った - 毛羽立っていない
13.ちくちくした - ちくちくしていない
14.暗い - 明るい
15.てかてかした - てかてかしていない
16.重い - 軽い

6.3 因子分析による質感評価尺度の導出

試料40枚に対して6.1の形容詞対を評価項目として

7段階評価のSD法による主観計測を実施した。被験者は7名、実験条件は6.1と同様とした。被験者全員が感じた質感の評価尺度を明らかにするため、7名の評価データを平均し、因子分析(プロマックス回転)を実施した。結果を表3に示す

表3 因子負荷量

Table 3 Factor loadings

	第一因子 重さ・重量感	第二因子 (非)光沢性	第三因子 粗滑性	共通性
毛羽立った - 毛羽立っていない	-1.028	-0.099	-0.140	0.906
ちくちくした - ちくちくしていない	-1.097	-0.315	-0.504	0.910
重い - 軽い	0.791	-0.057	-0.198	0.802
かたい - やわらかい	0.680	-0.174	-0.296	0.813
つめたい - あたたかい	0.616	-0.459	-0.007	0.867
光沢のある - 光沢のない	-0.043	-0.954	0.091	0.880
つやのある - つやのない	-0.022	-0.900	0.309	0.882
てかてかした - てかてかしていない	-0.075	-0.885	0.290	0.812
きらきらした - きらきらしていない	-0.099	-0.830	-0.224	0.663
なめらかな - なめらかでない	0.136	-0.099	0.912	0.798
ざらざらした - つるつるした	-0.240	0.264	-0.877	0.827
寄与率(%)	25.7	22.2	19.0	
累積寄与率(%)	25.7	47.9	67.0	

※1 因子数は事前に平行分析を行った結果より、3因子とした

※2 因子分析は二回実施し、一回目において共通性の項が0.3以下の項目は独自因子と判断し、削除した。

第一因子は[毛羽立った][ちくちくした] - [重い][かたい][つめたい]といった因子が要素の上位として選出された。「重さ」や「やわらかさ」「温度感」に関わるような言葉が上位を占めたため、一つ目の質感評価尺度は感触の総合的な指標として「重さ・重量感」の尺度とした。第二因子は光沢や艶など、反射特性に関わる「光沢性・非光沢性」の指標とした。第三因子は、表面の摩擦に関わる「粗滑性」の指標と考えることにした。

7. 質感評価のモデル化

6章の手続きより得られた因子得点(Bartlettの方法)を目的変数、説明変数を計23次元のベクトルの特徴量として、重回帰分析を行った。最適なモデル式の解釈の方法として、AIC基準(AICが最小となるモデル)による変数選択を行った。

7.1 モデルの比較

両眼視差をモデルに取り入れることの有効性を検証するため、両眼視差特徴量の有無による、自由度調整済み決定係数を比較した。

表4 調整済み決定係数の比較

Table 4 Comparison of adjusted R-square

自由度調整済み 決定係数 R ²	視差マップあり	視差マップなし
重さ・重量感	0.6379	0.2715
光沢性	0.3992	0.2414
粗滑性	0.6016	0.5129

両眼視差特徴量を用いたモデルが、比較的予測精度の高い

モデルを構築することが出来た。しかし、光沢性のモデル化に関しては、あまり良い推定結果が得られなかった。

7.2 重回帰分析の結果

AIC基準によって得られたモデル式を表5~7に示す。

表5 硬さ・重量感の重回帰モデル

Table 5 Multivariate regression model of Hard & Weightiness

モデル	標準回帰係数	t 値	P (> t)
H. Mean	0.3683	2.650	0.0125*
L. Skew	0.4189	3.745	0.0007**
L. Entropy	0.8608	3.038	0.0047**
L. Energy	0.9764	3.193	0.0032**
M. Entropy	-3.5157	-3.982	0.0003**
M. Energy	-1.9258	-2.924	0.0064**
M. Homogeneity	-1.2399	-2.698	0.0111*
M. Contrast	-0.7076	-2.787	0.0089**
M. Correlation	-0.5876	-2.128	0.0414*
<i>F:8.831 on 9 and 31 DF p=1.929e-06 < 0.01</i> *p 値 5%有意 **p 値 1%有意			

表6 (非)光沢性の重回帰モデル

Table 6 Multivariate regression model of Matte

モデル	標準回帰係数	t 値	P (> t)
H. Mean	-0.4246	-2.665	0.0120*
L. Std	-0.7661	-2.056	0.0480*
L. Skew	1.2158	1.846	0.0741
L. Kurt	-0.5664	-1.321	0.1958
H. Correlation	-0.3068	-2.243	0.0319*
L. Energy	-0.3181	-2.035	0.0502
L. Correlation	-0.2668	-1.876	0.0699
M. Entropy	0.6877	4.664	0.0001>**
<i>F:4.322 on 8 and 32 DF p=0.00115 < 0.01</i> *p 値 5%有意 **p 値 1%有意			

表7 粗滑性の重回帰モデル

Table 7 Multivariate regression model of Roughness

モデル	標準回帰係数	t 値	P (> t)
H. Entropy	-0.3250	-2.002	0.05353
H. Correlation	-0.2573	-1.795	0.08188
L. Homogeneity	0.1908	1.741	0.09103
M. Entropy	1.7105	2.869	0.00712**
M. Energy	1.1450	2.070	0.04631*
M. Contrast	-0.3236	-1.307	0.20016
M. Correlation	0.7769	2.862	0.00725**
<i>F:9.628 on 7 and 33 DF p=1.801e-06 < 0.01</i> *p 値 5%有意 **p 値 1%有意			

※凡例(H:高周波成分, L:低周波成分, M:視差マップ)。(抽出した特徴量)

硬さ、重量感モデルは全ての変数が5%有意となった。光沢性のモデルは高周波ヒストグラムの平均、低周波ヒストグラムの分散、高周波GLCMの相関性、視差マップの情報量以外は5%有意とならなかった。粗滑性のモデル式は視差マップの情報量、均一性、相関性以外は5%有意とならなかった。

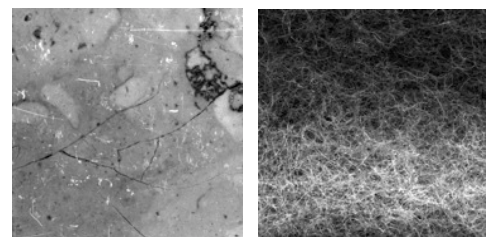


図9 硬さ・重量感モデルの推定結果

Figure 9 Estimation of Hard & weightiness Model

