



振動特性と物理的特性を統合した触覚テクスチャ生成モデル

戸塚圭亮¹⁾, 五十嵐洋²⁾

Keisuke TOZUKA, and Hiroshi IGARASI

- 1) 東京電機大学 先端科学技術研究科 (〒 120-8551 東京都足立区千住旭町 5, k.tozuka@crl.epi.dendai.ac.jp)
2) 東京電機大学 電子システム工学科 (〒 120-8551 東京都足立区千住旭町 5, h.igarashi@crl.epi.dendai.ac.jp)

概要: 本研究では、重回帰モデルのスタッキングによる統合されたテクスチャモデルを提案する。このモデルは、従来の手法を基に、なぞり速度や力に応答する振動特性を単純な回帰モデルで表現する。その回帰係数を物理的特性である硬度や粗さと関連付け、テクスチャモデルの汎用化を目指す。訓練データとして 15 種類のテクスチャを用い、その予測性能を評価した結果、ほとんどのテクスチャにおいて従来手法と同等の再現性を示した。ただし、特定のテクスチャに対する予測精度向上には追加のデータが必要であることが示唆された。

キーワード: 触覚, 振動, テクスチャ, モデリング

1. 序論

表面形状を触覚刺激として提示することで、仮想空間でのリアリズムが向上する。特に実際の物体表面をなぞった振動を記録してフィルタで再現する手法は、手法の容易さと品質の両方を兼ね備えている。このようなテクスチャモデリング技術は特に産業分野での応用が期待されてきた。表面の細かな再現は、製品のテクスチャを決める上で重要な要素である。一方で、一般消費者向けのバーチャル体験を提供するアプリケーションにおいては汎用性が重視される。

従来のテクスチャモデリング技術の限界は、1つのモデルで1つのテクスチャしか再現できなかった点にある [1]。あるテクスチャを再現するためには、なぞり速度と押し付け力、そのときのフィルタパラメータが必要である。また、フィルタパラメータの複雑な変動は補完式で補う必要があった。このことからテクスチャモデル自体が複雑であるという課題もあった。この汎用性に関する課題についてはいくつかの機械学習による解決策が提案されている [2]。表面画像とフィルタの関係性を学習することで、新たに入力した表面画像に合わせたフィルタを推定する。この研究は、テクスチャモデルの汎用性に大きく貢献した取り組みである。しかしながら、汎用性の課題はテクスチャの種類に限らず、ツールの形状やダイナミクスの影響も受ける。この理由からバーチャルコンテンツにおいて、例えば「文字を書く」や「剣で切る」などの様々な状況におけるテクスチャの提示は依然として困難である。この課題はブラックボックス化されるような機械学習による手法では解決が困難な課題である [2]。

そこで、本研究では重回帰モデルのスタッキングによる統合されたテクスチャモデルの提案をする。以前に提案したパラメトリックイコライザ (PEQ) によるテクスチャモデルは、振動特性ごとになぞる速度や力に応答する [3]。そのためパラメータの変動は単純であり、回帰モデルが適用可

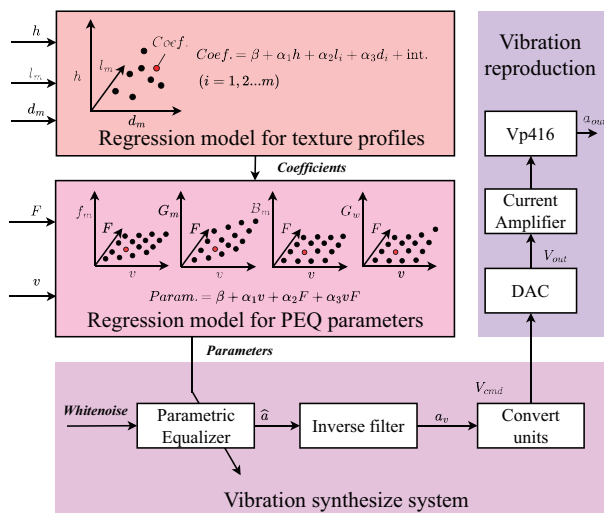


図 1: スタッキング回帰モデルによるレンダリング手順。

能である。さらにこの回帰モデルの係数を物理的特性である硬さや粗さと関連付けることが本研究の狙いである。

2. 方法論

以前提案した PEQ によるテクスチャモデルは振動スペクトルのピークに着目した手法である [3]。テクスチャとツールの相互作用振動の測定で記録されるスペクトルには特徴的なピークがあり、これが重要な情報である。ピークはテクスチャの物理的な特性が反映されており、例えば基本周波数は凹凸の間隔や衝突によって決まる。このことからなぞり速度や力に対する応答は単純であり、重回帰モデルによって表現できる可能性を得た。重回帰モデルで表せた場合、そのテクスチャは回帰係数だけで示すことができ、その回帰係数はテクスチャの特徴が反映される。よってこの回帰係数を目的変数とし、測定した空間波長を説明変数と

すればほぼすべてのテクスチャの基本周波数に関するモデルが完成する。

2.1 テクスチャモデル

測定装置によって 5 kHz で記録された信号を FFT し、さらにガウシアンフィルタで平滑化する。平滑化によって得られる特徴的なピークを検出し、主要な情報に分解していく。基本周波数はピーク検出によって得られる情報であり、その周波数における振幅がピーク振幅である。このピーク振幅から -3 dB の振幅におけるピーク幅が帯域幅であり、これらのパラメータが PEQ の特性としてそのまま使用できる。ピークを作るための帯域制限はバンドパスフィルタで行われ、基本周波数と帯域幅により特性が決まる。ゲインは PEQ をかける元の信号 (ホワイトノイズ) と検出ピークの振幅の比から算出される。

これら PEQ パラメータと測定条件であるなぞり速度および力について関係を重回帰モデルで解く (図 1)。

$$P_m = \beta_p + \alpha_{p1}v + \alpha_{p2}F + Interaction \quad (1)$$

ここで P_m は各 PEQ パラメータである。なぞり速度、力、この二つの相互作用に対して係数がある単純なモデルである。ここで使用される評価関数は Huber.T であり、ロバストな重回帰モデルによって表現する。実際にレンダリングをする場合、この回帰モデルに操作速度や力を入力するだけで PEQ が構成され、指定のテクスチャを再生する。

2.2 スタッキング回帰モデル

前節で説明した回帰モデルの係数を目的変数とし、テクスチャの特性を説明変数とする重回帰モデルを構築する。テクスチャの特性として本研究では硬度 h 、溝の間隔 l_m 、溝の深さ d_m を使用する。 m はピークの数、すなわち粗さの層の数であり、溝の間隔 l_m と溝の深さ d_m は m の数だけある。

溝の間隔と周波数は理想的には $f = \lambda/v$ の関係があり、測定した振動スペクトルから推定できる。同様に溝の深さも周波数と振幅から推定可能であり、加速度領域から変位領域に変換することで得られる。この値は実際の溝の形状を示す値ではないが、実際の表面形状に影響を受けるパラメータであり、テクスチャ間の違いを表現するために十分な説明能力を持つ。物体の硬度の定義は様々であり、どの硬度指標を使用するかは非常に難しい選択である。硬度感の提示に使用される過渡加速度の研究では、過渡加速度の周波数が寄与していることが報告されている [4]。このことからテクスチャの硬度のランク付けにおいては過渡加速度の周波数を使用することが知覚的に適している。

これらの推定されたテクスチャの特性を説明変数として次式のように振動特性となぞり動作の応答を算出する。

$$C_m = \beta_c + \alpha_{c1}h + \alpha_{c2}l_m + \alpha_{c3}d_m + Interaction \quad (2)$$

ここで C_m は振動特性となぞり動作の応答であり、式 1 における β_p 、 α_{p1} 、 α_{p2} を意味する。 $Interaction$ はすべての説明変数の全組み合わせ (hl , hd , ld , hld) のモデルである。



図 2: 訓練データとして使用した 15 種のテクスチャ表面。

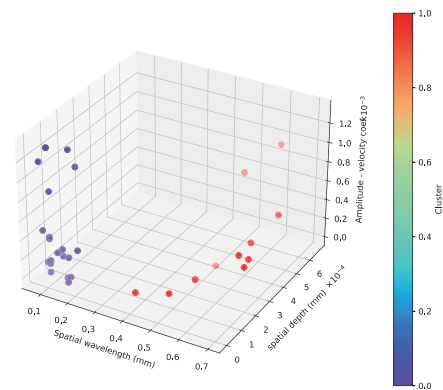


図 3: 溝の間隔と深さに対する振幅-速度応答係数の分布。

この複雑な重回帰モデルは、適合した結果の可読性を低下させることに加えて多重共線性の影響が予想される。よって、すべてのモデルの組み合わせで赤池情報量基準 (AIC) を算出し、もっとも AIC の低いモデルを選択する。

3. 評価

手法の有効性を確認するために、訓練データとして 15 種のテクスチャを用意してスタッキング回帰モデルを構築した (図 2)。さらにテストデータとして 5 つのテクスチャを用意し、その予測精度を評価した。訓練データおよびテストデータの予測精度の評価には、人間の知覚を考慮したスペクトルマッチング関数を使用した。

3.1 構築されたテクスチャモデル

訓練データとして用意したテクスチャは木、金属、布、プラスチックを含むテクスチャである。なぞり速度と力に対する振動特性の応答は以前の研究で得られた傾向と同様である。帯域幅についてはモデル適合率が低い問題があったが、外れ値の除去によって解決された。

この 1 層目の回帰モデルの係数を目的変数とする 2 層目の回帰モデル構築にあたって、ある条件をもとに目標データ群を分けた。ツールと表面の凹凸の相互作用プロセスを考えると、ある一定の溝間隔以下になったときにほぼ上下運動が発生しない。これはツール先端部の半径によって決定し、実際に係数とテクスチャの特性との応答からも推察できる。図 3 は推定溝間隔と推定溝深さに対する速度と振

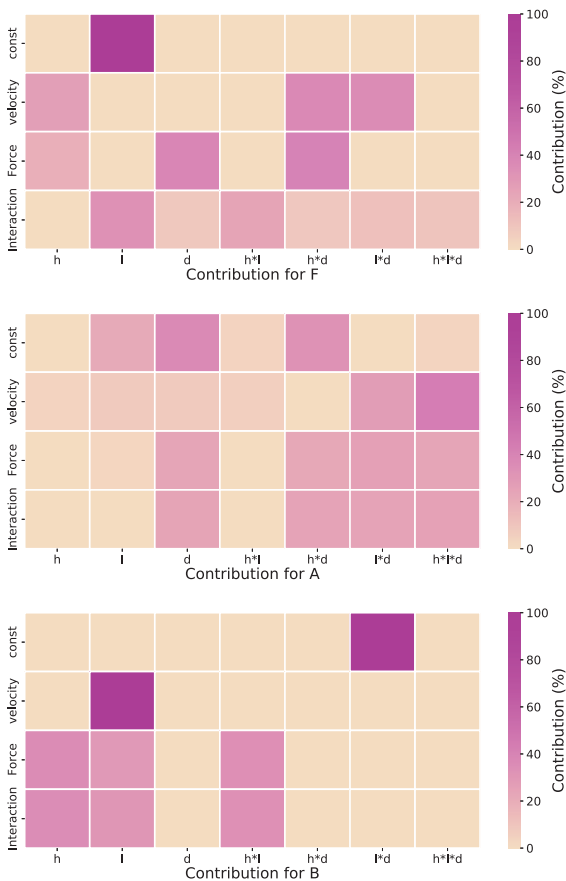


図 4: 上下運動モデルにおける説明変数の寄与率。

幅の応答を示している。ピークの振幅の増加は力よりも速度による増加傾向があり、これは主に跳躍に影響を与えているためである。この応答の仕方が推定溝深さに対して緩やかな増加と急激な増加に分かれ、緩やかな増加群はすべて推定溝間隔が 0.4 mm 以上のものである。推定溝間隔が広いほど推定溝深さのばらつきが大きく、0.4 mm に近いほど 0 に収束するのはツール先端部が溝に入り込める深さに制限があるからである。一方で、0.2 mm 以下の推定溝間隔の推定深さも 0.2 mm に近づくほど 0 に収束する。これは 0.2 mm 以下の推定溝間隔および推定溝深さは実際には溝そのものではない可能性がある。これらの推定値はある速度における振動スペクトルのピーク周波数と振幅から算出した値である。これには前節で説明した通り過渡加速度が含まれており、硬度が高いほど過渡加速度は周波数と振幅が増加する。先ほど説明した 0.4 mm に近づくほど 0 に近づく原理もこれから説明できる。推定溝間隔はここでは過渡加速度の周波数と読み替えられ、推定溝深さは過渡加速度の振幅に相当する。よって、周波数の低下に伴って振幅が小さくなる要因は硬度の低下によるものと推測される。従って、この 2 つの群は K-means 法によってクラスタリングし、それぞれに別々の回帰モデルを適用した。

3.2 回帰分析の結果

2 つのクラスターに分類された各テキストチャモデルの係数を予測する 2 層目の回帰モデルを構築した。説明変数の

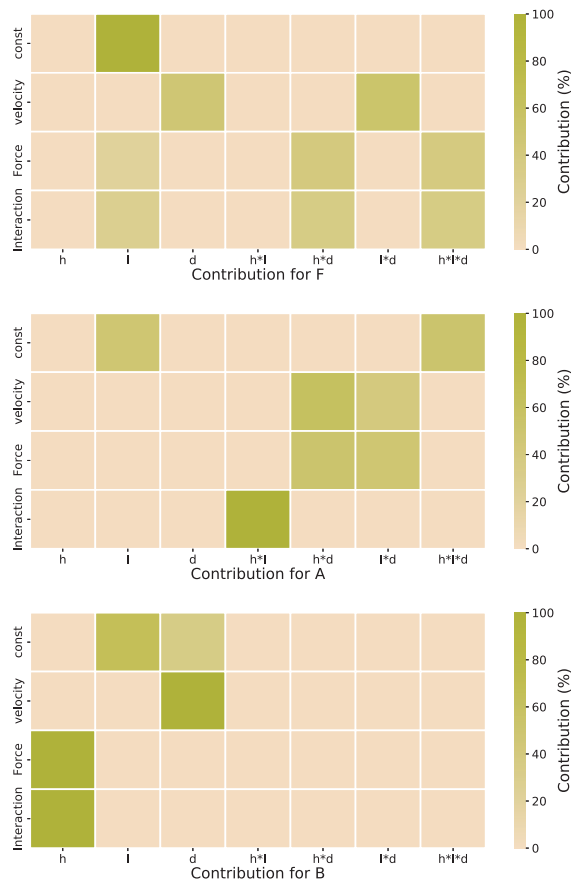


図 5: 過渡加速度モデルにおける説明変数の寄与率。

組み合わせは AIC が最小になるように総当たりで回帰モデルを適用して選択された。このときのモデル適合率として正規化された Huber loss を確認した。その結果として、上限運動モデルの周波数の定数項が 23 %、帯域幅の定数項が 35 %程度になったが、それ以外は 10 %未満になった。

また、選択された組み合わせの中で特にその係数を説明するのに寄与した説明変数を図 4 と図??に示す。寄与率はその説明変数を取り除いたときの AIC の増減を正規化して 100 %レンジに変換した値である。このグラフから各物理学的パラメータと振動特性およびなぞり条件の関係を確認することが可能である。例えばどちらのモデルでも周波数の定数項は溝の間隔の影響だけでほとんど説明がつく。また、帯域幅と速度の応答については、上下運動モデルにおいては溝の間隔のみが寄与し、過渡加速度モデルにおいては溝深さのみが寄与している。

3.3 予測精度

構築されたスタッキング回帰モデルを使ってテキストチャ合成を行った。訓練データ 15 種だけでなく、別途測定したテストデータ 5 種についても同様に予測を実施した。比較対象として従来の補完式と PEQ を使った手法でテキストチャ振動をレンダリングしてその再現精度を比較した。評価関数は人間の知覚を考慮した SPQI[5] が使用された。SPQI の調整パラメータは以前の研究の主観評価と相関が出るように訓練された。訓練データのスペクトルの評価結果では、

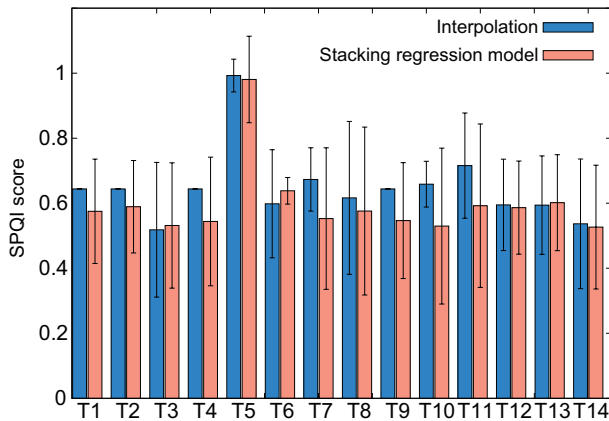


図 6: 訓練データにおける従来手法と提案手法の比較.

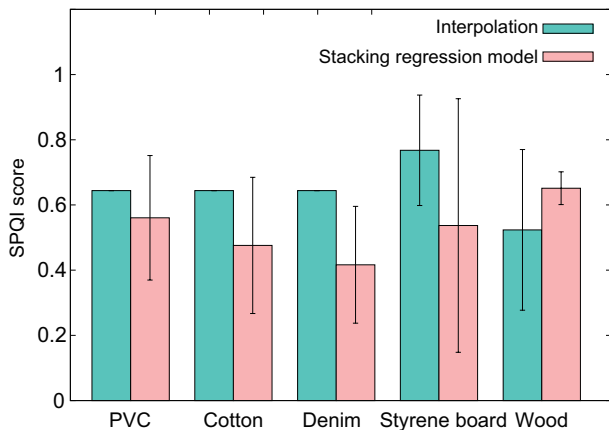


図 7: テストデータにおける従来手法と提案手法の比較.

平均が 0.6 程度であり、T5 のみ非常に高い類似度を示した (図 6)。また、T9、T10、T11 以外のほとんどが従来手法と差がない評価を得た。一方でテストデータの場合、PVC 以外のデータにおいて 0.1 0.2 程度の差が発生した (図 7)。

4. 議論

ロバスタな回帰モデルを使用したことにより、ほとんどの振動特性となぞり条件の応答について説明が可能になった。一部の適合率が低いモデルに関しては、現在使用している説明変数だけでは足りないか定義の変更が必要な可能性がある。また、一部の外れ値的な応答を示すテクスチャ T9、T10、T11 については予測精度が低く、スペクトルマッチング評価にも影響が出た。しかし、その他のほとんどの訓練データについては従来手法と変わらない予測精度を得ている。このことは提案した手法が改良次第で多くのテクスチャを推定できるようになる可能性を示している。寄与率に関してみるといくつかのテクスチャ特性と振動特性について強い関連を示している。このような解析はこれまでされておらず、表面特性と相互作用の関係を紐解く重要な洞察を与える結果になりうる。特に、クラスタリングに使用した溝間隔および溝深さに対する振幅速度応答係数は重要な意味を持つ。溝間隔と溝の深さの組み合わせによって大きく二つの応答を示したこの係数は、取得した振動か

らツール形状の影響を推定するために使用できる。溝間隔が 0.2 mm から 0.4 mm 付近のときに溝深さの対応がない原因は、溝間隔とツールの先端部の形状によるものである。ツールが溝間隔よりも十分に大きいとき、どれだけ物理的に深度が深くても記録上は小さい上下運動になる。同様に硬度が低下していくと過渡加速度の振幅も低下して記録されづらくなる。そのため今回の測定系における特異点が 0.2 mm から 0.4 mm にあった可能性をこのデータは示している。ただしテストデータの予測精度が低かったことから考えるに、今回構築したモデルにはまだデータ数が足りない可能性がある。そのため、更なる訓練データの追加によってより強い説明能力を持つスタッキング回帰モデルを構築する。

5. 結論

本研究では 1 つの統合されたテクスチャモデルから複数のテクスチャを合成するための手法を提案した。手法は回帰モデルのスタッキングによる予測を用いており、従来の機械学習による手法よりも透明性が高い。実際に構築されたモデルの応答からツールの先端形状による影響を示し、より汎用性の高いテクスチャモデル構築の可能性を示唆した。ただし、予測精度自体は低く訓練データに含まれないデータの予測は現状困難である。そのため、訓練データの増強が本手法の課題である。

6. 謝辞

本研究の一部は、東京電機大学総合研究所の研究課題 (Q24DS-01) として行ったものである。

参考文献

- [1] H. Culbertson, J. Unwin and K. J. Kuchenbecker: "Modeling and Rendering Realistic Textures from Unconstrained Tool-Surface Interactions, in IEEE Transactions on Haptics, vol. 7, no. 3, pp. 381-393, 2014.
- [2] N. Heravi, H. Culbertson, A. M. Okamura and J. Bohg: Development and Evaluation of a Learning-based Model for Real-time Haptic Texture Rendering, in IEEE Transactions on Haptics.
- [3] K. Tozuka and H. Igarashi: A Simplified Texture Modeling Using a Physical and Perceptual Rule-Based Approach, in IEEE Access, vol. 12, pp. 59868-59879, 2024.
- [4] K. Higashi, S. Okamoto and Y. Yamada: Perceived Hardness through Actual and Virtual Damped Natural Vibrations, in IEEE Transactions on Haptics, vol. 11, no. 4, pp. 646-651, 1 Oct.-Dec. 2018.
- [5] A. Noll, M. Hofbauer, E. Muschter, S. -C. Li and E. Steinbach: Automated Quality Assessment for Compressed Vibrotactile Signals Using Multi-Method Assessment Fusion, 2022 IEEE Haptics Symposium (HAPTICS), Santa Barbara, CA, USA, 2022.