

教師なし学習を用いた BTF 予測モデルの構築と テクスチャ生成

木村 綜一郎[†] 飛谷 謙介[‡] 長田 典子[†]

[†] 関西学院大学大学院理工学研究科 〒669-1337 兵庫県三田市学園 2 丁目 1

[‡] 長崎県立大学情報システム学部 〒851-2130 長崎県西彼杵郡長与町まなび野 1 丁目 1-1

E-mail: [†] {KimuraS, nagata}@kwansei.ac.jp, [‡] tobitani@sun.ac.jp

あらまし 本研究では、感性的質感認知に基づくテクスチャ生成を目的とし、その最初の試みとして、DNN を用いた BTF 予測手法を提案する。はじめに、計測装置による対象素材の BTF 計測を行う。次に、取得した BTF を基に独自のデータセットを作成し、BTF 予測モデルの構築を行った。その結果、高い予測精度が得られたことから、本手法の有効性を確認した。

キーワード BTF, PredNet, 感性的質感

1. はじめに

素材の表面性状（以下テクスチャ）から喚起される印象は感性的質感と呼ばれ、物の良し悪しを評価・判断する上で重要な意味を持つと考えられている。そのため、近年プロダクトデザインにおいて感性的質感を理解・制御する技術が必要とされている。このような質感認知に関わる物理的要因の一つとして物体の表面反射特性が挙げられる。従来、物体表面の反射特性は Bidirectional Reflectance Distribution Function (以下 BRDF) や Bidirectional Texture Function (以下 BTF) で記述され[1,2]、その正確さ故、質感表現で広く用いられている。しかしながら、BRDF や BTF を測定するには時間だけでなくデータ量も要するといった問題がある。そのため、BRDF や BTF を予測・補間する研究が積極的に行われている[3,4]。

一方で、近年急速に発展している深層学習関連の研究の内、Generative Adversarial Networks (GAN) をはじめとした画像生成に関する手法は、画像の高解像度化や画風変換など多様な用途に活用されている[5,6]。さらに、これらの手法はその表現力や生成精度の高さから、質感表現においても注目されている[7]。

そこで本研究では、感性的質感認知に基づくテクスチャ生成を目的とし、その最初の試みとして、Deep Neural Network (以下 DNN) を用いた BTF 予測手法を提案する。更に、精度検証実験を行い、提案手法の有効性を明らかにする。

2. 先行研究

近年、心理物理学・工学・脳生理学などの学際的な質感研究が行われている[8,9]。その一環として、布を対象とした BTF を用いたレンダリング手法に関する研究事例がある[10,11]。しかしながら、これらの研究では計測機器による BTF 計測を行って

り、その計測に膨大な時間を要している。本研究では BTF を予測、補間することで、測定時間の短縮を試みる。

一方、画像生成が深層学習関連の研究において盛んに行われており、最新の研究で驚くべき成果を挙げている[12]。近年では、GAN を用いた質感生成に関する研究が報告されているが[13]、時系列データを利用した研究はまだ報告されていない。しかしながら、時系列データの学習モデルである Predictive-coding ベースの DNN (以下 PredNet[14]) は脳の知覚処理の1つである錯視を予測できたことが報告されている[15]。そのため、当該モデルを応用することで、脳の認知処理である質感を予測できる可能性がある。そこで本研究では、PredNet の枠組みを利用した、視点の角度変化による質感変化の予測を試みる。その際、学習データに視点の角度が連続的に変化する BTF データセットを使用する。

3. BTF の計測

3.1. 対象とする素材

BTF の計測対象として、拡散反射特性と不規則な模様を有するコルク（以下 A 材）、拡散反射特性と規則的な模様を有する布（以下 B 材）、鏡面反射特性を有する表面加工した木材（以下 C 材）を扱う。計測に用いた各素材を図 1 に示す。



図 1 計測対象試料

3.2. 計測条件

デジタルファッション社製の OGM-CCD カメラ測定装置を用い BTF を計測する。OGM-CCD は、サンプル台、メタルハライド光源、CCD カメラから構成され、光軸が 2 軸、試料台が 2 軸、合計 4 軸の変角測定が可能である。本研究では当該装置で撮影した画像群を BTF とする。本装置による計測条件を表 1 に示す。視点の仰角は 1° 毎に、視点と光源の方位角は 90° 毎に、光源の仰角は 5° 毎で計測した。

表 1 計測条件

視点		光源	
仰角	方位角	仰角	方位角
30~90° (1° 毎)	0, 90, 180, 270°	30~90° (5° 毎)	0, 90, 180, 270°

3.3. 計測結果

各素材 11396 枚の BTF をそれぞれ取得した。各素材の計測結果の一部を図 2、表 2 に示す。

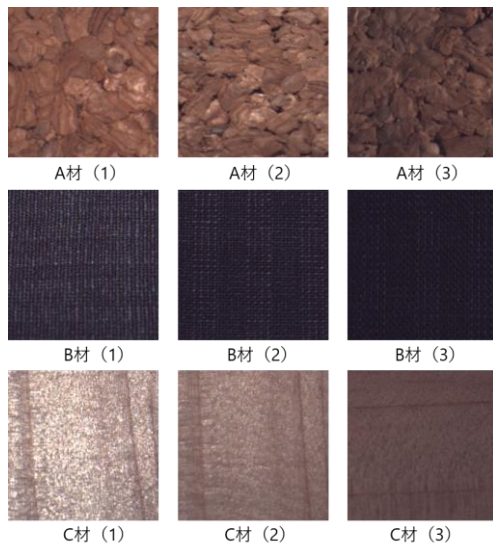


図 2 各素材の計測結果の例

表 2 図 2 の計測条件

A材	視点		光源	
	仰角	方位角	仰角	方位角
1	62°	180°	75°	90°
2	57°	270°	55°	90°
3	57°	90°	60°	90°

B材	視点		光源	
	仰角	方位角	仰角	方位角
1	31°	180°	35°	0°
2	52°	180°	85°	90°
3	57°	0°	60°	0°

C材	視点		光源	
	仰角	方位角	仰角	方位角
1	37°	180°	45°	0°
2	70°	270°	80°	180°
3	47°	180°	35°	180°

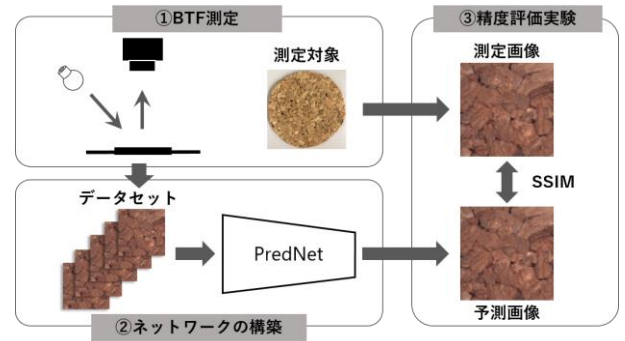


図 3 提案手法の概念図

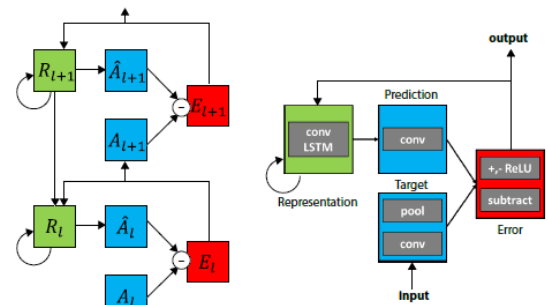


図 4 PredNet の構造 [14]

4. BTF 予測モデル

4.1. 基本設計

提案手法の概要を図 3 に示す。はじめに、計測装置による対象素材の BTF 計測を行う。次に、計測した BTF を使用してデータセットを作成し、時系列データを入力可能な DNN である PredNet による BTF 予測モデルを構築する。最後に、提案手法の精度検証実験を行い、有効性を明らかにする。

提案手法で使用する PredNet は、系列画像群を入力データとし、将来フレームの予測を行う。PredNet の構造を図 4 に示す。ネットワークに入力する系列画像群は前章で計測した BTF を用いる。ネットワーク構造は、層数は 4、畳み込み構造のフィルターサイズは 3×3、フィルター数は下位層から順に 3, 48, 96, 192 とした。モデルの最適化アルゴリズムは Adam を用いた。学習に関するハイパーパラメータは先行研究[14]に基づき設定した。

4.2. データセットの作成

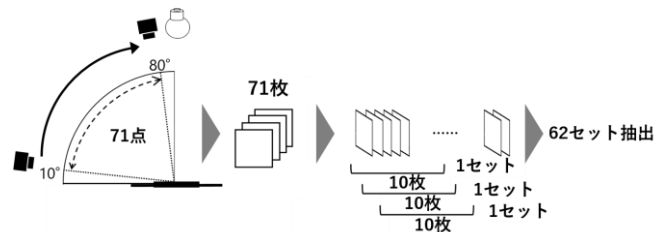


図 5 データセット作成の様子

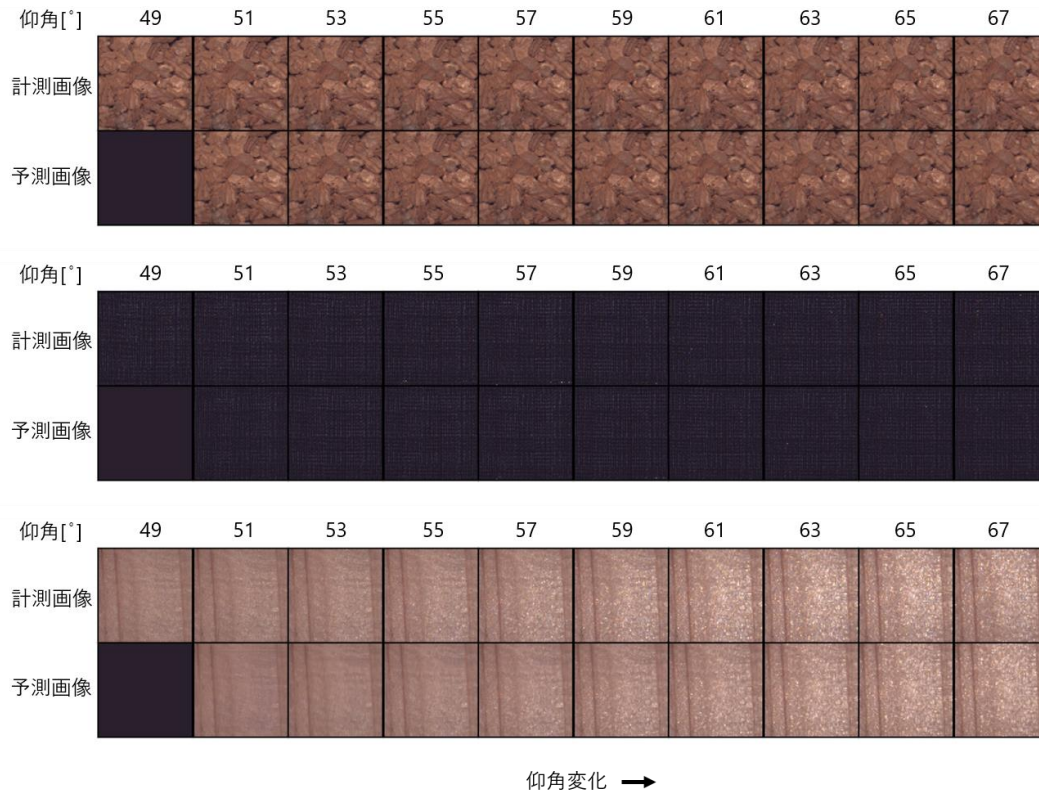


図 6 予測結果（上から A 材，B 材，C 材）

表 3 予測角度条件

視点		光源	
仰角	方位角	仰角	方位角
49~67°	180°	65°	0°

計測した BTF をもとに学習・検証用のデータセットを作成した。各素材において視点仰角の変化が連続となるように 2° 間隔でサンプリングを行い、10 枚を 1 セットとした（図 5）。本研究では、学習用に 16584 セット、検証用に 2073 セット、各素材のテスト用に 691 セット使用した。データセットの分割はランダムに行った。

5. 精度評価実験

提案手法の有効性を検証するために、各素材における BTF 予測の精度評価を行った。A 材においては拡散反射特性及び模様予測に関する、B 材においては拡散反射特性及び規則的な織布の予測に関する、C 材においては鏡面反射特性の予測に関する検証を行う。

5.1. 方法

テストデータにおける予測結果の評価に SSIM[16]を用いる。

表 4 テストデータにおける SSIM の平均値

素材	SSIM
A材	0.987
B材	0.986
C材	0.972

5.2. 結果

BTF の予測結果を図 6 に示す。その際の角度条件を表 3 に示す。前節で述べた各素材のテストデータにおける SSIM の平均を行い（表 4）、各素材で共通とした。

5.3. 考察

A 材と B 材の SSIM が 0.98 を超えているため、提案手法は拡散反射特性と不規則・規則的な模様を有する BTF の予測に有効であると考えられる。

一方で、C 材の予測結果からは、鏡面反射が出現し始めたとき視認できる角度である仰角が 55° において、その光沢領域を予測できていないことが確認できる（図 7）。その際の SSIM は 0.928 であり、テストデータ内の平均値と比較すると低いことが確認された。この結果から、PredNet の特性上、鏡面反射が出現するような急峻な変化を予測することが困難であると考えられる。そのため、角度変化による急峻な変化においても高い予測精度を示す、新たなモ

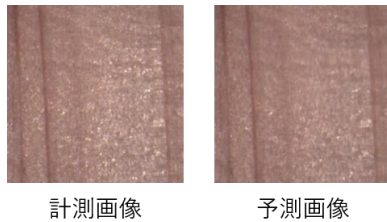


図 7 視点仰角 55° の計測画像と
予測画像

デルの検討が必要である。

6. まとめと今後の課題

本研究では、感性的質感認知に基づいたテクスチャ生成を目的とし、BTF 予測モデルの構築を行った。予測には、PredNet を用い、独自に作成した角度が連続的に変化する系列処理がされた BTF データセットを学習することでモデル構築を試みた。光学特性の異なる 3 種の素材において、予測画像の SSIM を算出することで、提案手法の有効性を確認した。その結果、提案手法は拡散反射の光学特性及び不規則な模様、規則的な模様の予測に対して有効であることを確認した。

今後は、角度変化による急峻な質感の変化においても高い予測精度を示す、新たなモデルの検討を行う。

謝 辞

本研究の一部は JST 研究成果展開事業 COI プログラム「感性和デジタル製造を直結し、生活者の創造性を拡張するファブ地球社会創造拠点」の支援によって行われた。

文 献

- [1] F. Nicodemus, J. Richmond, J. Hsia, I. Ginsberg, T. Limperis: "Geometrical considerations and nomenclature for reflectance", NBS monograph, 160, (1977)
- [2] K. J. Dana, B. Van Ginneken, S. K. Nayar, J. J. Koenderink: "Reflectance and texture of real-world surfaces", ACM Transactions On Graphics (TOG), 18, 1, pp.1-34 (1999)
- [3] G. Rainer, W. Jakob, A. Ghosh, T. Weyrich: "Neural btf compression and interpolation", In Computer Graphics Forum, 38, 2, pp.235-244 (May, 2019)
- [4] G. Rainer, A. Ghosh, W. Jakob, T. Weyrich: "Unified neural encoding of BTFs", In Computer Graphics Forum, 39, 2, pp.167-178 (May, 2020)
- [5] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, et al.: "Generative adversarial nets", Advances in neural information processing systems, 27 (2014)
- [6] D. P. Kingma, M. Welling: "Auto-encoding

variational bayes", arxiv preprint arXiv:1312.6114 (2013)

- [7] X. Zhang, J. Dong, Y. Gan, H. Yu, L. Qi: "BTF data Generation based on Deep Learning", Procedia computer science, 147, pp.233-239 (2019)
- [8] 新学術領域研究質感脳情報学: <http://www.shitsukan.jp/BISS/> (2019/6/21 閲覧)
- [9] 新学術領域研究多元質感知: <http://www.shitsukan.jp/ISST/> (2019/6/21 閲覧)
- [10] 武田祐樹, 田中弘美: "能装束のデジタルコンテンツ化における金糸の反射モデリング", 画像電子学会年次大会予稿集, 35, pp.197-202 (2007)
- [11] 武田祐樹, 田中弘美: "多方向照明 HDR 画像を用いた金襴の多重解像度異方性 BTF モデリング", 電子情報通信学会論文誌 D, 91,12, pp.2729-2738 (2008)
- [12] T. Karras, S. Laine, M. Aittala, J. Hellsten, J. Lehtinen, T. Aila: "Analyzing and improving the image quality of stylegan", In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.8110-8119 (2020)
- [13] Y. Guo, C. Smith, M. Hasan, K. Sunkavalli, S. Zhao: "MaterialGAN: reflectance capture using a generative SVBRDF model", arXiv preprint arXiv:2010.00114 (2020)
- [14] W. Lotter, G. kreiman, D. Cox: "Deep predictive coding networks for video prediction and unsupervised learning", arXiv preprint arXiv:1605.08104 (2016)
- [15] E. Watanabe, A. Kitaoka, K. Sakamoto, M. Yasugi, K. Tanaka: "Illusory motion reproduced by deep neural networks trained for prediction", Frontiers in psychology, 9, 345 (2018)
- [16] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli: "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity", IEEE transactions on image processing, 13, 4, pp.600-612 (2004)