

GANによるデザインコンセプトに基づく テクスチャの多様解候補導出システムの開発

Development of The Various Texture Derivation System Based on Design Concept Using GAN

○下村将基 (慶應大・院) *¹ 大場元人 (慶應大・院) *² 小門直人 (慶應大・院) *³
加藤健郎 (慶應大) *⁴ 松岡由幸 (早稲田大 / 慶應大) *⁵

*¹ Masaki Shimomura, Keio University Graduate School of Science and Technology, 3-14-1 Hiyoshi Kohoku-ku Yokohama-shi Kanagawa, 223-8522, sim.masaki@gmail.com

*² Gento Oba, Keio University Graduate School of Science and Technology, 3-14-1 Hiyoshi Kohoku-ku Yokohama-shi Kanagawa, 223-8522, gentoba0827@gmail.com

*³ Naoto Kokado, Keio University Graduate School of Science and Technology, 3-14-1 Hiyoshi Kohoku-ku Yokohama-shi Kanagawa, 223-8522, kn7010tennis@gmail.com

*⁴ Takeo Kato, Keio University, 3-14-1 Hiyoshi Kohoku-ku Yokohama-shi Kanagawa, 223-8522, kato@mech.keio.ac.jp

*⁵ Yoshiyuki Matsuoka, Waseda / Keio University, 3-14-1 Hiyoshi Kohoku-ku Yokohama-shi Kanagawa, 223-8522, matsuoka@mech.keio.ac.jp

キーワード: Design Methodology, AI, GAN, Texture

1. 結 言

デザインの実務では、キーワードを用いたデザインコンセプトに基づき、デザイン行為が行われることが多い。自動車内装のテクスチャデザインにおいても、「高級感」や「透明感」など様々なデザインコンセプトをもとに開発が行われている。製品開発を取り巻く環境として、コンピュータ性能やネットワーク技術の向上により、インダストリー4.0やIIoTに代表されるように、産業界のデジタル化や知能化が進んでいる。特に、大量のデータを高速に取り扱うことに長けているAIが、マーケティングビジネスやコンシューマーエレクトロニクス、自動車などの製品開発業務に積極的に用いられ始めている。マーケティングビジネスでは、製品開発に関連する市場やユーザの動向を大量のデータから学習を行い、自動的にユーザの購買特徴や傾向を発見できている。コンシューマーエレクトロニクスや自動車の開発においては、多様にある設計パラメータの自動最適化や開発プロセスの高効率化において、効果を出している⁽¹⁾。

テクスチャ画像は、自動車の内装材、建材やインテリア家具、CGなど多くの分野のプロダクトに活用されている。ユーザの価値観の多様化に伴い、テクスチャのデザインにおいても、多様なデザインの提案が求められている。一般的にテクスチャのデザインは、デザイナー自身が模様をデザインする方法と、実際の木などの自然物や、金属などの人工物を収集し、撮影を行ない、テクスチャ画像を作成する方法がある。しかし、デザイナーが模様をデザインする方法に関しては、作成に時間を要するため、多様なテクスチャを短時間で作成することは困難である。そこで、本研究では、より短時間で多様なテクスチャを生み出すシステム開発のため、AIの活用を検討する。AIは蓄積された大規模デー

タの学習から、文字や図の情報を対象とした、パターン認識や分類が得意とされている⁽²⁾。そのため、テクスチャ生成にAIを用いることで、多様な画像データを短時間に生成することが可能になると考えられる。また、自然物を対象としたテクスチャの場合、デザインや収集に関し、困難が伴う。特に木目模様は実際に切断してみないと模様の判断ができない上、樹種によって収集の困難性の問題もある⁽³⁾。こうした理由から、本研究では、テクスチャの中でも、特に木目調のテクスチャ画像を対象とする。

これら背景より、本研究ではAIを用いたデザインコンセプトに基づくテクスチャの多用解導出システムの開発を研究目的とする。意匠デザインの実務では、デザインコンセプトに対する評価クライテリアを設定し、デザイン行為が行われることが多い。そこで、開発するシステムでは、画像特徴量の分析を行い、モデル化する。得られたモデルをもとに画像生成を行うことで、デザインコンセプトに基づく、多様なテクスチャデザインの案を導出可能にするシステム構築を目指す。

2. GANを用いたデザイン手法

近年、GANを用いて画像生成を行い、デザイン案を導出する手法の提案が行われている。GANは、Goodfellowら⁽⁴⁾によって最初に提案された手法であり、生成器と識別器による2つのニューラルネットワークを有した深層生成モデルの一種である。同手法は、新規の画像生成を目的とした手法の提案に活用されている。しかし、GANには生成データが特定データへ集中してしまうMode Collapseといった、学習の不安定性が存在する。この不安定性を回避する手法として、Deep Convolutional Generative Adversarial Networks

(以下、DCGANと呼ぶ)がある。DCGANは、Radfordら⁽⁶⁾によって発表された手法であり、GANの不安定性を回避するため、計算処理の工夫がなされている。

Katoら⁽⁶⁾は、衣服の画像データをDCGANに学習させ、新たに衣服の画像データを生成し、その画像に基づきデザイナーがパターンを作成し、実際に服を制作している。ここで、DCGANはあくまでデザイナーへの情報提示として活用されている。Schmittら⁽⁷⁾は、椅子の画像をGANにより大量生成し、良いと感じた椅子の画像をデザイナーがスケッチを行い、これに基づきスケールモデルの製作を行なっている。しかし、この手法では、生成画像はランダムに作成されており、デザインコンセプトを反映した画像生成には至っていない。また、生成画像に対するユーザの評価は、画像の良し悪しに留まり、その評価を分析した結果を、画像生成へフィードバックしていない。

GANによるデザインコンセプトを反映したデザイン案生成手法の提案も行われている。佐川⁽⁸⁾らは、転移学習手法であるADDAを用いて、ロゴマークの画像に「シンプル」や「美しい」などの感性語を付与したデータセットを作成し、マルチラベルに対応した手法であるACGANを使用し、新たなロゴマーク画像を生成している。主観評価実験では、感性語を反映したロゴマークが生成できていることを示唆した結果を示している。しかし、同手法は、深層になるにつれ、物体情報のみを残すとするCNNを用いており、物体情報だけでは識別が困難な感性語推定タスクにおいてCNNは適切な手法でないとしている。

以上より、従来のデザイン案導出におけるGANの活用では、次の課題が考えられる。

- ① 生成される画像へ、ユーザの評価分析結果をフィードバックできていないため、デザインコンセプトの反映が難しい。
- ② 画像の詳細な特徴量を抽出し、感性語やコンセプトとの関係を分析し活用することで、コンセプトを反映した画像生成の正確さを向上する必要がある。

本研究では、デザインコンセプトに基づくテクスチャの多用候補を導出するにあたり、前述した課題および、深層生成モデルを用いた際のデータセット更新方法に着目し、システムを開発する。

3. テクスチャの多様解候補導出システム

本研究では、画像特徴量の分析によるモデリングを行い、得られたモデルをもとに画像生成を行うことで、デザインコンセプトを反映したデザイン案の導出を行う。

まず、本システムで取り扱う画像特徴量として、画像における模様の分布を表す統計量であるテクスチャ特徴量、および色特徴量を用いる。テクスチャ特徴量は、角度2次モーメント(ASM)、コントラスト(CNT)、相関(CRR)、エントロピー(EPY)の4つの特徴量、および色特徴量を、色相(H)、彩度(S)、明度(V)、RGBの6つの特徴量を用いる。また、デザインコンセプトとして、松岡ら⁽⁹⁾による内装材テクスチャの視覚評価指針における、テクスチャ総合評価因子の高級感を用いる。

本システムでは、画像生成を行う前に、杣目調テクスチャの画像特徴量とコンセプト(高級感)の関係性を明らかにするため、高級感を評価因子として、木目調テクスチャの画像に対し、5段階の官能評価実験を行う。評価後、実験試料の画像特徴量を抽出し、高級感の官能評価値において得られた評価値と画像特徴量から、モデリングを行う。本システムのデータ処理を図1に示す。

本システムではまず、予め用意した画像データセットに対し、官能評価実験より、高級感評価を目的変数としたモデルを作成する(モデリング)。次に、モデリングより得られたモデルを満たす画像を抽出するフィルタリングを行い、新たな学習データセットを構築する。構築した学習データ

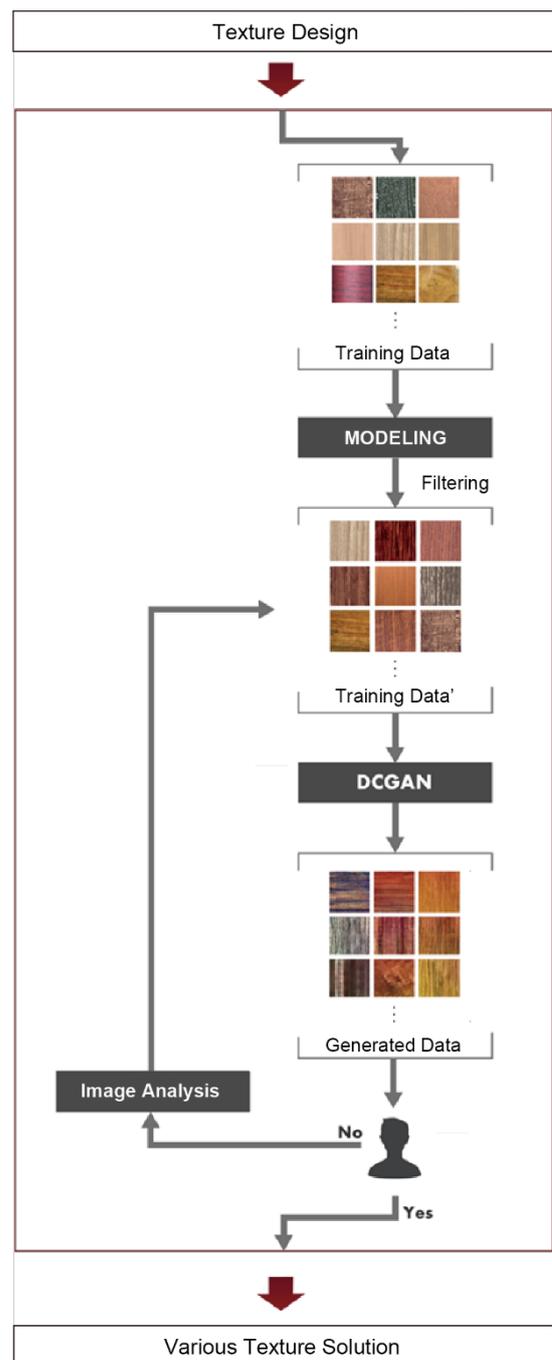


Fig.1 Overview of Various Texture Derivation System

Table.1 Summary of the Aggregate Results of Experiment

Pic No.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Student (Average)	3.2	2.2	2.3	3.0	3.3	3.3	2.0	2.5	1.9	2.5	2.4	2.5	2.3	3.7	3.7	2.9	2.7	2.9	3.2	2.8
Student (SD)	1.1	1.1	0.8	1.5	0.7	0.9	1.3	1.5	1.0	0.9	0.8	0.8	1.0	0.9	0.8	0.9	1.0	1.0	0.7	0.9
Designer (Average)	3.9	2.5	2.4	4.1	3.0	2.9	3.0	2.5	2.5	2.1	2.1	2.5	2.9	3.5	3.5	3.0	2.6	2.5	2.9	2.3
Designer (SD)	0.8	0.9	0.5	0.9	0.7	0.8	0.7	0.7	1.0	0.6	0.8	0.5	1.1	1.1	1.2	0.9	0.9	0.7	0.8	1.0

セットより、DCGAN を用いて新たに画像を生成することで、新たに生成されるテクスチャ画像における高級感評価の向上を狙う。本システムはプログラミング言語の Python を用いて実装した。

4. 実験

デザインコンセプトとした高級感評価において、高い評価値を示すテクスチャ画像の画像特徴量を抽出するため、高級感を評価因子とした 5 段階の官能評価実験を行う。得られた評価結果より DCGAN を用いデザインコンセプトを反映したテクスチャ画像を生成する。

4.1. 実験概要

実験は暗室内で行い、テクスチャ画像を表示しているモニタから受ける光以外の光源の影響は排除する。モニタの輝度は 200 nit とし、モニタから評価者視点までの距離は、約 100cm とした。評価対象の画像は、27 インチのカラーマネージメントモニタ (解像度 2560×1440 dpi) の中心に、640×640 mm の大きさで 1 枚ずつ表示した。

評価は高級感を評価因子とした、5 段階 SD 法に基づく数値評価とした。評価尺度は絶対評価法であるリッカード尺度とした。画像の切り替えは被験者自身で行い、評価値の回答は口頭で行なった。

被験者は、学生およびデザイン実務者の 2 グループを対象とした。学生を対象とした条件を実験①とし、本塾理工学部学生 12 名を対象に実施した。また、デザイン実務者を対象とした条件を実験②とし、9 名を対象に実施した。

また、実験試料では、テクスチャとして用いられる柾目調の柄 8 種類を選定した。そのうち、タモ、カリン、ハードメープル、ブラックウォールナットに関しては、木目の種類を、柾目、板目、柃目から抽出し、ケヤキ、ナラ、ローズウッド、チークに関しては、木目の種類を、板目、柃目から抽出した。これより、実験試料を 20 枚選定した⁽¹⁰⁾。実験試料の画像を図 2 に示す。ここで、柾目は、樹木の断面の模様を指す木理を大別した種類を言う。柾目は、希少性があり、装飾性に優れた木目である。樹種により模様が異なり、鳥眼柾目など樹種によって異なる名称が付けられている。板目は、年輪が山形など曲線状になった木目であり、柃目は、年輪が平行な木目である。これらは、切断方法や年輪や放射組織といった木の特徴より異なった形で現れる。また、木目は、以上の柾目、板目、柃目など木の目の総称を指している。以上の試料を用いて、官能評価実験を行う。

4.2. 実験結果

実験より得られた評価値を集計し、学生を対象とした実験①およびデザイン実務者を対象とした実験②の平均値および標準偏差を表 1 に示す。集計結果より、評価値を従属

変数、画像特徴量 ($R, G, B, H, S, V, ASM, CNT, CRR, EPY$) を独立変数とする重回帰分析を行なった。独立変数間の相関が強い際に、回帰係数の推定が不安定になる多重共線性の問題を加味し、多重共線性についての検出の指標となる VIF を 10 以下の変数を選択した。また、重回帰分析を行い、ステップワイズ法により変数を設定した。

実験①の分析結果を表 2、実験②の分析結果を表 3 に示す。実験①および実験②において、有意なモデルが得られた (実験①: $F(2,17) = 39.876, p < .001, Adj.R^2 = .804$, 実験②: $F(3,16) = 10.765, p < .001, Adj.R^2 = .607$)。実験①では、 EPY (エントロピー) が 1% 水準および Hue (色相) が 0.1% 水準で有意な係数であり、実験②では、 Hue が 1% 水準、 Red が 5% 水準で優位な係数であった。重回帰分析の結果より、実験①および実験②から、高級感のモデルとして、式 (1)、式 (2) を導出した。

実験① (学生)

$$[\text{高級感}] = -9.729 + 0.099 \times Hue + 0.541 \times EPY \quad (1)$$

実験② (デザイン実務者)

$$[\text{高級感}] = -14.071 + 0.139 \times Hue + 0.01 \times Red + 1.378 \times CRR \quad (2)$$

実験から得られた式 (1)、式 (2) より、DCGAN を用いて、画像生成を行った結果の一部を図 3、図 4 に示す。木目調画像データベース 30000 枚より、画像毎に EPY と Hue の値を抽出する。抽出した値を式 (1)、式 (2) に代入し、導出された値が 4.5 以上の場合に、その画像が高級感を与える画像とした。本実験における DCGAN は、全ての生成において共通して、ミニバッチサイズを 64、学習回数は 1000 Epoch、潜在変数 z を 100 とした。

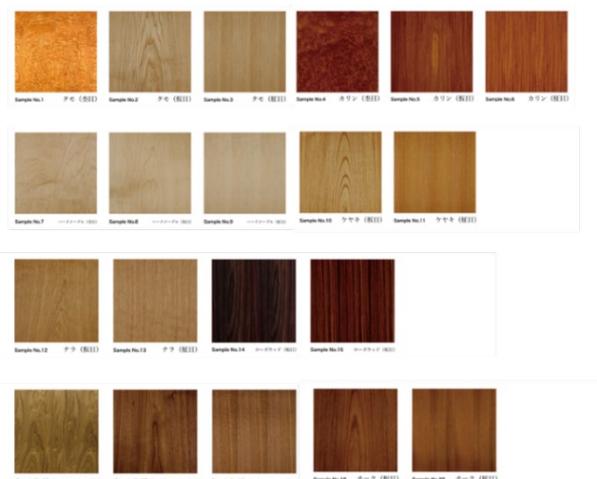


Fig.2 Experimental Texture Sample

Table.2 Multiple regression analysis results of exp.1

Variables	<i>B</i>	<i>t</i>
Constant	-9.729	-6.867***
Hue	0.099	8.343***
EPY	0.541	3.061**

<i>R-square</i>		0.824
<i>Adjusted R-square</i>		0.804***
<i>F</i> (2,17)		39.876***
N		20

*** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$

Table.3 Multiple regression analysis results of exp.2

Variables	<i>B</i>	<i>t</i>
Constant	-9.729	-6.867***
Hue	0.099	8.343***
EPY	0.541	3.061**

<i>R-square</i>		0.824
<i>Adjusted R-square</i>		0.804***
<i>F</i> (2,17)		39.876***
N		20

*** $p < 0.001$, ** $p < 0.01$, * $p < 0.05$



Fig.3 Results of Generated Texture with Equation 1 and DCGAN

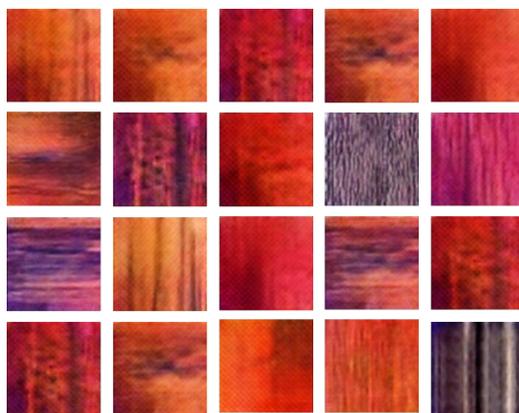


Fig.4 Results of Generated Texture with Equation 2 and DCGAN

5. 結 言

本研究では, GAN を用いたデザインコンセプトに基づくテクスチャの多用解導出システムの開発を行った。

本システムでは, まず, 画像特徴量の分析を行い, これをモデル化し画像生成を行うことで, デザインコンセプトに基づくテクスチャデザイン案の導出を可能にするシステムの開発を目指した。次に, 高級感をデザインコンセプトの例とし, 学生およびデザイン実務者を対象に官能評価実験を行い, デザインコンセプトを反映するための, 評価モデルの導出を行った。最後に, 評価モデルおよび DCGAN を用い, テクスチャの多様な解候補を導出した。

今後, 本システムを用い, デザインコンセプトを反映した多様なテクスチャ案と本システムを用いずランダムに抽出したテクスチャ案を用いた比較を行い, システムの有用性をさらに検証していく必要がある。今回, 重回帰分析を用い, 高級感についてモデリングを行なったが, ここで使用するモデルは画像特徴量を用いたモデルであれば, 他のテクスチャに対しても適用可能であり, 応用範囲は広いと考える。

文 献

- (1) 大野治, 日本型“AI(人工知能)”ビジネスモデル, 日刊工業新聞社, 10-16, 2017
- (2) Yoshiyuki Matsuoka, Design Science for Product Creation × Product Usage, Kindai-Kagaku-Sha, (2017).
- (3) 坪井剛, 木目サーフェスデザイン: 印刷という本物(<特集>木のものたち), デザイン学研究特集号, Vol.15-2, No.58(2007), pp.24-27.
- (4) Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. and Bengio, Y., Generative Adversarial Nets, arXiv:1406.2661v1(2014).
- (5) Radford, A., Metz, L. and Chintala, S., Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks, arXiv:1511.06434v2(2016).
- (6) Kato, N., Osone, H., Sato, D., Muramatsu, N., and Ochiai, Y., Deep Wear: a Case Study of Collaborative Design between Human and Artificial Intelligence, TEI'18: Proceedings of the Twelfth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction(2018), pp.529-536.
- (7) Schmitt, P. and Weiss, S., The Chair Project, available from <<https://philippschmitt.com/work/chair>>, (accessed on 11 January, 2020) .
- (8) 佐川友里香, 萩原将文, 感性語を考慮した敵対的生成ネットワークを用いたロゴマーク生成, 日本感性工学学会論文誌, Vol.18, No.3(2019), pp.215-222.
- (9) 松岡慧, 前泊秀徳, 森幸雄, 岸本侑子, デザイン指針としての内装材テクスチャの視覚評価因子, 日本デザイン学会研究発表大会概要集, Vol.64, A5-06(2017), pp.174-175.
- (10) 北三株式会社 HOXAN: 世界中の銘木(online), available from <<https://www.hoxan.co.jp/species/>>, (参照日 2019年 12月 20日) .