

自己組織化マップを用いた透明アクリル樹脂板の 表面性状パラメータ評価方法

若林祐次*,****,†・米原牧子**・山辺秀敏***・吉田 瞬****・小川毅彦*・杉林俊雄*

*拓殖大学大学院工学研究科 東京都八王子市館町815-1 (〒193-0985)

**近畿大学次世代基盤技術研究所 広島県東広島市高屋うめの辺1 (〒739-2116)

***東京理科大学工学部先端化学科 千葉県野田市山崎2641 (〒278-8510)

****職業能力開発総合大学校 東京都小平市小川西町2-32-1 (〒187-0035)

*****(株)アトラス 神奈川県相模原市中央区田名塩田1-13-10 (〒252-0245)

† Corresponding Author, E-mail: wakabayashi@atrus.co.jp

(2019年8月7日受付, 2019年11月29日受理)

要 旨

機械学習のニューラルネットワークモデルである自己組織化マップ (Self-organizing maps) を用い、試験片の表面の凹凸形状 (表面性状) と視覚のテクスチャである曇り度 (ヘーズ), 光沢度および明度の相関関係を評価する方法を提案した。視覚のテクスチャの構成因子は多数存在するため, その相関関係の詳細な比較検討には非常に多くの手間と時間がかかる。そこで, 自己組織化マップの出力層にあらわれる重みパターン類似度を利用した簡便な比較検討作業の検証を行った。まず, $Y=X$ や $Y=\sin(X)$ などの関数を用いて本評価方法の有効性を確認した。そして, ショットブラスト加工を施した透明アクリル樹脂板の視覚のテクスチャ評価に本評価方法を応用した。その結果, 本報告で使用した試験片の曇り度 (ヘーズ), 光沢度および明度におもに影響を及ぼしている表面性状パラメータは複数あり, 最大高さ Sz , 最大山高さ Sp , 二乗平均平方根傾斜 Sdq およびテクスチャのアスペクト比 Str であった。

キーワード: 機械学習, 自己組織化マップ, ショットブラスト加工, 三次元表面性状, テクスチャ

1. 緒 言

日本の工業製品は, 高品質かつ信頼性の高い製造展開を行い, 欧米やアジアへ輸出されてきた。しかし, 近年では, 中国, 韓国および東南アジアなど新興国のものづくり技術が向上したこと, またデジタル化やモジュール化による工業製品のコモディティ化が進展したことによって, 激しい価格競争が引き起こされ, 単なるものづくりから得られる工業製品の付加価値が急速に低下している。この現状を打破するためには, 人間の感性に訴えかける特徴ある製品を開発し, 他社製品との差別化を図る必要がある。現在の工業製品には, 製品に求められる本来の機能のみならず, その表面のデザイン性や触覚, つまり, 外観の“見栄え”や“触り心地”等をも同時に考慮した高付加価値化が要求されている¹⁻⁵⁾。この要求を実現するためには, 視覚のテクスチャである製品の表面の凹凸形状, 曇り度, 光沢度や表面色等の因子を同時に考慮した設計が必要となる。そして, これらの因子, とくに表面の凹凸形状を数値化した表面性状パラメータが曇り度, 光沢度や表面色に及ぼす影響を把握し, それらの相関関係を明らかにする必要がある。しかし, 表面性状パラメータには多くの種類のパラメータが規定されているため⁶⁻¹⁶⁾, 表面性状パラメータと曇り度, 光沢度および表面色を比較検討することは容易ではない。筆者らはこれまで表面性状パラメータなどの相関関係を比較検討してきたが¹⁷⁻²⁹⁾, そのおもな手法として単回帰分析を採用していたため, パラ

メータを比較検討する準備作業として, 各表面性状パラメータの組み合わせを二次元グラフに描写する必要があり, 非常に多くの手間と時間がかかっていた。そこで, この準備作業の手間と時間を短縮する方法が必要であると考えた。今後, テクスチャに関する研究範囲をオノマトペで表現される感性評価にまで広げた場合, 分析対象となるパラメータの次元数およびデータ量は膨大になるとともに, 感性評価で使用する不特定多数の人に対して行った心理測定データは, 複雑かつ多様であり非線形構造がデータに存在すると予想される³⁰⁾。すなわち, 数式ではあわせえない数理モデルにも対応できる分析手法の選択が重要となる。

従来, 大量のデータから有用な情報を抽出するデータマイニング技術として多変量解析が用いられてきた。多変量解析は, 多変量 (多次元) データの低次元化などさまざまな形での情報圧縮によるデータの解析を目的とし, 単回帰分析, 重回帰分析, 主成分分析, 因子分析, 数量化理論 I 類~IV 類, クラスタ分析など数多くの手法が用いられている。しかし, これらの手法を用いて生成されるグラフでは, すべての次元を平面マップ上に一度にあらわすことができない³¹⁾。また, データ解析において頻りに用いられている主成分分析 (Principal Component Analysis: PCA) では, 多次元データについて相関を考慮した重み付けを行い, 新しい合成変数によってデータを整理する手法であるが, 線形変換を基礎にしているため, 非線形構造データに適用すると誤った結果を導く可能性がある³²⁻³⁴⁾。近年で