

匠の技の定量化— Deep Learning による 先駆的顎顔面補綴支援システムの開発

広島大学大学院医系科学研究科医療システム工学

峯 裕一

Maxillofacial prosthetic rehabilitation replaces missing structures to recover the function and aesthetics relating to facial defects or injuries. Deep learning is rapidly expanding with respect to applications in medical fields. In this study, we apply the artificial neural network (ANN)-based deep learning approach to coloration support for fabricating maxillofacial prostheses. We prepared 52 silicone elastomer specimens of varying colors and measured the CIE 1976 L* a* b* color space information using a spectrophotometer and an application for mobile device. We constructed the deep ANN using Python and implemented it using the Keras with TensorFlow as the backend. The deep ANN architecture consisted of three input variables, two hidden layers with 1000 nodes, and four output variables. The output of these algorithms indicated the compounding amount of four pigments. According to the algorithms' pigment compounding predictions, we prepared the specimens for validation analysis and measured the CIE 1976 L* a* b* values. We determined the color differences between the real skin color of ten research participants and that of the silicone elastomer specimens fabricated based on the algorithm predictions using the CIEDE00 ΔE_{00} color system. The color differences (ΔE_{00} value) between the real skin color and silicone elastomer validation specimens were 3.45 ± 0.87 (the algorithm trained using values of specimens measured with a spectrophotometer) and 8.93 ± 3.65 (the algorithm trained using values of specimens measured with an application for mobile device), which indicates that the deep ANN approach produced superior results with respect to the ΔE_{00} value. These results suggest that applying deep ANN is a promising technique for the coloration of maxillofacial prostheses.

1. 緒言

顎顔面領域の欠損は、外傷や悪性腫瘍に対する切除手術などにより生じる。症例によっては、咀嚼・嚥下・発音などの機能性のみならず、審美性に大きな障害をきたす場合が多い。また、外出を控えるようになるなど精神心理的苦痛を惹起し、著しいQOLの低下を招く。エピテーゼは、このような人体の一部に欠損が生じた症例に対し、補綴物を用いて形態的・審美的・心理的なりハビリテーションを行う治療法の一つである¹⁾。本邦はもちろんのこと、発展途上国などのリソースの限られた国々においてもその需要は高く²⁾、技術者の養成が期待されている。一般的には医療用シリコン樹脂を用いて製作されるが、患者の欠損部を正確に再現するには熟練を要する³⁾。これらを解決するために、3Dスキャナや3Dプリンタといったデジタル技術の応用が試みられており、その有用性に関する知見が蓄積されつつある^{4,5)}。しかしながら、これらにより効率化が期待できるのはエピテーゼの形状設計および製作工程の一部であり、エピテーゼ治療の成功に大きな影響を与える着色に関しては製作者の技術に依るところが大きい。エピテーゼの着色は一般的に、患者の肌の色を再現するために

シリコン樹脂用の顔料を混ぜ合わせ、試行錯誤を重ね最終的な配合量を決定する。

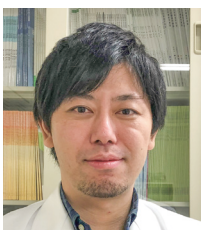
少子高齢化社会を迎えた本邦では、労働力の不足やワークライフバランスへの対応など喫緊の課題に直面している。このような状況の中で、人工知能があらゆる分野の業務の効率化に寄与することが期待されている。特に医療は、国民の健康福祉の増進はもとより、社会保障費用の増加を抑制し社会保障制度の持続可能性を担保する観点でも、患者と医療従事者の双方をサポートする人工知能の技術導入が期待されている分野である。米国においては糖尿病網膜症の画像診断などが、日本においては大腸がんの前がん病変である腫瘍性ポリープの画像診断などが、それぞれ医療機器として規制当局から認可されている^{6,7)}。人工知能の一手法である機械学習は、「データから規則性や判断基準を学習し、それに基づき未知のものを予測、判断する技術」⁸⁾とされており、客観的には伝え難い技術を定量することを可能とする。

そこで本研究課題では、いわゆる「匠の技」に依存していたエピテーゼの製作に対し、人工知能の分析技術である機械学習の中でも、Deep Learningと呼ばれる研究手法を応用することで、一般的な歯科技工士やエピテーゼ製作技術者であれば均質なエピテーゼ製作が可能となる手法を構築することを最終目的とする。

2. 方法

2.1. シリコン試料の作製

医療用シリコンとしてジーシーシルフィ(株式会社ジーシー、東京)を、顔料としてFunctional Intrinsic II (FactorII



Development of innovative support system for maxillofacial prosthesis using deep learning

Yuichi Mine

Department of Medical System Engineering,
Graduate School of Biomedical and Health
Sciences, Hiroshima University

Inc.、米国)のWhite、Monastral Red、YellowおよびBlueを用いた。以下、顔料は白、赤、黄、青と表記する。

Kiat-Amnuayらの報告⁹⁾を参考に、シリコン試料を作製した。ジーシーシルフィのシリコンペース50g、キヤタリスト5gおよびFunctional Intrinsic IIの白、赤、黄および青を、電子天秤(UniBloc；株式会社島津製作所、京都)を用いて秤量し混合した。顔料は、異なる分量(白、1.17-1.23g；赤、0.07-0.13g；黄、0.14-0.18g；青、0.03-0.07g)を組み合わせて、合計1.5gになるよう秤量し混合した。これらを真空攪拌器(モリタ東京製作所、埼玉)により真空下で練和し、縦3cm×横4.5cm×高さ0.7cmのプラスチック容器に流し込み、室温で24時間放置することで硬化させた。本研究では白、赤、黄および青の顔料の配合量を変えることにより、52通りのシリコン試料を作製した。

2. 2. トレーニングデータセットの構築

アルゴリズム学習のためのトレーニングデータセットの構築を目的として、シリコン試料の色を、CIE 1976 L*a*b*色空間¹⁰⁾により定量化した。測定には分光色差計(NF333；日本電色工業株式会社、東京)とモバイルデバイス向けの色差計アプリケーションであるColorMeter RGB Colorimeter(White Marten GmbH、ドイツ)を使用し、それぞれL*、a*およびb*の値を取得した。得られたL*、a*およびb*の値と対応するシリコン試料作製のために使用した顔料の配合量を対応させた値を、トレーニングデータセットとした。分光色差計とアプリケーションで取得した値を使用してデータセットを以下、トレーニングデータセット(色差計)およびトレーニングデータセット(App)と表記する。

2. 3. 人工知能アルゴリズムの構築

人工知能アルゴリズムとして、Deep Artificial Neural Network(Deep ANN)を構築した。ANNは生体の神経系のネットワークを模したモデルであり、階層型ANNは入力層、出力層とそれら層の間にある隠れ層と呼ばれる1層以上の中間層で構成される。構築にはPythonを使用し、ニューラルネットワークライブラリとしてKeras、TensorFlowをバックエンドとして使用した。構築したDeep ANNは、入力層がL*、a*およびb*の値を入力する3ユニット、出力層が白、赤、黄および青の顔料配合量を出力する4ユニットとし、隠れ層は1000ユニットを2層とした。また、オプティマイザーはStochastic gradient descentを採用した。これらに、トレーニングデータセット(色差計)およびトレーニングデータセット(App)を使用して、エポック数1,000にて学習させ、患者の皮膚色を再現するための顔料の配合量を決定するアルゴリズムを構築した。本実

験では、Intel Core i7-9750H 2.60GHz CPU(Intel、米国)、16.0GB RAMおよびNVIDIA GeForce RTX 2070 MAX-Q 8.0GB GPU(NVIDIA、米国)を搭載したPCを使用し実施した。

2. 4. 人工知能アルゴリズム有用性の検証

本研究は、広島大学疫学研究倫理審査委員会の承認のもと実施した(承認番号：E-1597)。構築した人工知能アルゴリズムの有用性を検証するために、計10名の研究協力者の皮膚(第一および第二中手骨間)のL*、a*およびb*の値を、分光色差計を使用し取得した。トレーニングデータセット(色差計)で学習した人工知能アルゴリズムの評価のために5名、トレーニングデータセット(App)で学習させたアルゴリズムの評価のために5名のL*、a*およびb*の値を取得した。学習済人工知能アルゴリズムは、取得した研究協力者のL*、a*およびb*の値を入力することにより、対象者の皮膚色を再現するための白、赤、黄および青の顔料配合量が出力される。

2. 4. 1. 検証用シリコンの作製

学習済人工知能アルゴリズムが予測した、研究協力者の皮膚色を再現するための白、赤、黄および青の顔料配合量をもとに、(2.1.)の方法で、検証用シリコンを作製した。これらを(2.2.)の方法で、分光色差計を使用して、それぞれL*、a*およびb*の値を取得した。

2. 4. 2. 色差の算出

人工知能アルゴリズムの有用性を検証するために、作製した検証用シリコンと研究協力者の皮膚から得られたL*、a*およびb*の値を使用し、以下の式を用いて色差 ΔE_{00} を算出した^{11,12)}。

$$\Delta E_{00} = \sqrt{\left(\frac{\Delta L^*}{k_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C^*}{k_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H^*}{k_H S_H}\right)^2 + R_T \left(\frac{\Delta C^*}{k_C S_C}\right) \left(\frac{\Delta H^*}{k_H S_H}\right)}$$

ここで、変数 ΔL^* 、 ΔC^* 、 ΔH^* は、それぞれ2つの物体間の明度、彩度、色相の差を表す。変数 k_L 、 k_C 、 k_H は実験条件に応じて調整される係数である。これらの係数は1に設定した。 S_L 、 S_C 、 S_H はそれぞれ、明度、彩度、色相に対する重み付け関数である。 R_T は彩度差と色相差の相互作用に依存する重み付け関数である。

2. 5. 統計解析

統計解析はIBM SPSS Statistics version 21.0 software(日本IBM株式会社、東京)を用いて、Mann-Whitney U検定により2値群の比較を行った。

3. 結果

3. 1. 異なるデバイスによるトレーニングデータセットの取得値の差異

分光色差計とモバイルデバイス向けアプリケーションで

取得したL*、a*およびb*値の比較を図1に示す。

分光色差計とモバイルデバイス向けアプリケーションでa*およびb*値を取得した結果、いずれも分光色差計による取得値が低く、モバイルアプリケーションで取得した値が高い傾向を示した。一方、L*値は同程度もしくは分光色差計による取得値が高い傾向を示した。

3. 2. 検証用シリコンと研究協力者の皮膚との色差

予測された顔料配合量をもとに検証用シリコンを作製し、研究協力者の皮膚との色差 ΔE_{00} を算出した(表1)。

トレーニングデータセットの取得に分光色差計を用いた場合、作製した検証シリコンと研究協力者の皮膚の平均色差は 3.45 ± 0.87 であり、良好な値を示した。一方、トレーニングデータセットの取得にモバイルデバイス向けアプリケーションを使用した場合の作製した検証シリコンと研究協力者の皮膚の平均色差は 8.93 ± 3.65 であり、分光色差計を用いた場合と比較して有意に高い値を示した。

4. 考 察

一般的に機械学習の精度はトレーニングデータとアルゴリズムに強く依存するとされ、どのような手法を用いるかは試行錯誤が求められる¹³⁾。本研究ではDeep ANNを採用し、一定の条件において皮膚色再現のために良好な結果が得られた。また、Deep ANNはネットワーク構造やハイパーパラメータを最適化することでさらなる精度の向上が期待できる。

一方、トレーニングデータセットの取得に用いたデバイスの違いが、検証用シリコンと皮膚色との色差に大きく

影響を与えることが明らかとなった。トレーニングデータセットの取得に分光色差計を用いた場合、作製した検証シリコンと研究協力者の皮膚の平均色差は 3.45 ± 0.87 であったのに対し、モバイルデバイス向けアプリケーションを使用した場合の作製した検証シリコンと研究協力者の皮膚の平均色差は 8.93 ± 3.65 であり高い値を示した。

近年、途上国においても、癌の発症率の増加や事故による外傷によりエピテーゼ治療のニーズが増加している。しかしながらリソースの限られた国々においては、使用できる材料の不足やエピテーゼの製作者・教育者の不在から十分な治療を受けることはできておらず、このようなリソースの限られた国においてもエピテーゼの提供や技術者の養成が期待される。

現在、スマートフォンをはじめとしたデジタルデバイスは、その普及率と相まって医療用途での応用が検討されている。特に、途上国においてもスマートフォンの普及は目覚ましく¹⁴⁾、電子マネー決済などを目的としインフラとして普及しており、医療応用の期待も大きい。

本研究では、アルゴリズム学習のデータセットを取得するために分光色差計とモバイルデバイス向けアプリケーションを用いた。分光色差計は、高精度にCIE 1976 L* a* b*色空間を含む各種表色系の測定が可能であること、また、常に同条件の測定が可能であるなど、優れた性能を示すと考えられる。一方、モバイルデバイス向けアプリケーションに関する文献的考察はほとんどなされていないのが現状である。本研究では分光色差計を用いて取得したトレーニングデータセットを利用して学習したアルゴリズムにおいて、良好に皮膚色を再現することができたものの、分光色

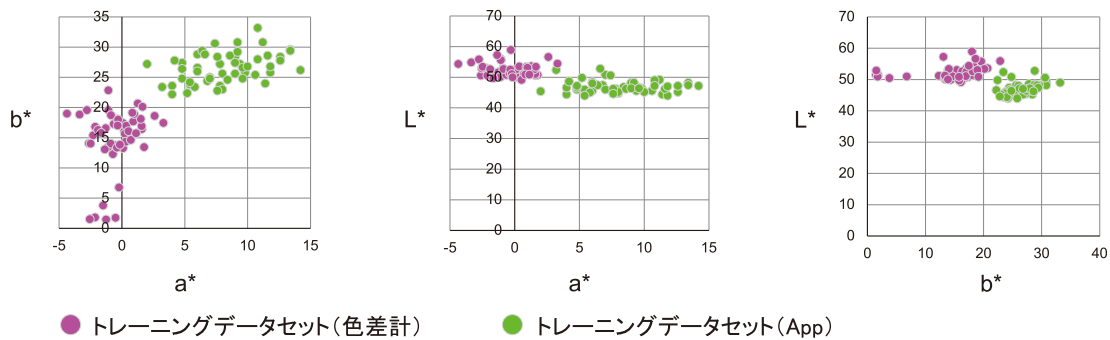


図1 分光色差計とモバイルアプリケーションで取得したL*、a*およびb*値

表1 検証用シリコンと研究協力者の皮膚との平均色差 ΔE_{00}

取得デバイス	平均色差 ΔE_{00} (±標準偏差)	最大値	最小値	P値*
色差計	3.45 ± 0.87	4.92	2.75	0.016
App	8.93 ± 3.65	13.61	4.21	

* Mann-Whitney U検定

色差計；分光色差計、App；モバイルデバイス向けアプリケーション

差計は一般的な医療機関に普及しているとは言い難く、患者の皮膚色の取得に使用するには一定の障壁が存在すると考えられる。分光色差計と比較して皮膚色の再現性に劣るものの、スマートフォンやタブレットなどのモバイルデバイス向けの色差計アプリケーションを使用した計測補正法を検討することにより、低廉で精度の高い顎顔面補綴支援システムの構築が可能になると考える。

(引用文献)

- 1) Dings JPJ, Merckx MAW, de Clonie Maclennan-Naphausen MTP, van de Pol P, Maal TJJ, Meijer GJ. Maxillofacial prosthetic rehabilitation: A survey on the quality of life. *J Prosthet Dent*. 2018; 120: 780-786.
- 2) Tetteh S, Bibb RJ, Martin SJ. Maxillofacial prostheses challenges in resource constrained regions. *Disabil Rehabil*. 2019; 41(3) : 348-356.
- 3) Mohammed MI, Cadd B, Peart G, Gibson I. Augmented patient-specific facial prosthesis production using medical imaging modelling and 3D printing technologies for improved patient outcomes. *Virtual Phys Prototyp*. 2018; 13: 164-176.
- 4) Unkovskiy A, Spintzyk S, Brom J, Huettig F, Keutel C. Direct 3D printing of silicone facial prostheses: A preliminary experience in digital workflow. *J Prosthet Dent*. 2018; 120: 303-308.
- 5) Jazayeri HE, Kang S, Masri RM, et al. Advancements in craniofacial prosthesis fabrication: A narrative review of holistic treatment. *J Adv Prosthodont*. 2018; 10: 430-439.
- 6) Muehlematter UJ, Daniore P, Vokinger KN. Approval of artificial intelligence and machine learning-based medical devices in the USA and Europe (2015-20): a comparative analysis. *Lancet Digit Health*. 2021; 3: e195-e203.
- 7) Aisu N, Miyake M, Takeshita K, Akiyama M, Kawasaki R, Kashiwagi K, et al. Regulatory-approved deep learning/machine learning-based medical devices in Japan as of 2020: A systematic review. *PLOS Digit Health*. 2022; 1: e0000001.
- 8) 総務省 ICTスキル総合習得教材 3-5: 人工知能と機械学習.
- 9) Kiat-Amnuay S, Lemon JC, Powers JM. Effect of opacifiers on color stability of pigmented maxillofacial silicone A-2186 subjected to artificial aging. *J Prosthodont*. 2002; 11: 109-116.
- 10) International Commission on Illumination. ISO 11664-4:2008 (E)/CIE S 014-4/E:2007: joint ISO/CIE standard: colourimetry — part 4: CIE 1976 l*a*b* colour space. 1976.
- 11) Luo MR, Cui G, Rigg B. The development of the CIE 2000 colour-difference formula: CIEDE2000. *Color Res Appl*. 2001; 26: 340-50.
- 12) Sharma G, Wu W, Dalal EN. The CIEDE2000 colour-difference formula: implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations. *Color Res Appl*. 2005; 30: 21-30.
- 13) Waring J, Lindvall C, Umeton R. Automated machine learning: Review of the state-of-the-art and opportunities for healthcare. *Artif Intell Med*. 2020; 104: 101822.
- 14) Newzoo Global Mobile Market Report 2021.