

大工仕事の力加減の可視化 -Human Computer Interaction 技術を用いた伝統技術の保存継承-

Visualization of the carpenter's force
-Preservation and Succession of traditional techniques with Human Computer Interaction-

小島尚之¹・山田悟史²

Naoyuki Kojima and Satoshi Yamada

¹ 立命館大学大学院 理工学研究科環境都市専攻 博士課程前期課程 (〒525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1)
Graduate Student, Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University

² 立命館大学 理工学部 建築都市デザイン学科 任期制講師・博士 (工学) (〒525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1)
Lecturer, Dept. of Architecture and Urban Design, Ritsumeikan Univ., Dr. Eng.

At present, one of the problems in Japanese building industry is decrease of the carpenter population. One of the reasons of this problems is the style of present technology inheritance like learning by observation or listening. There are many researches to mechanize the handworks, but it is necessarily to take on technology development that one's handworks are inherited by others because carpentry need minionette and complicated technology that machines cannot reproduce. Moreover, human have superior structure, sensory nerve, and intellect; machines cannot imitate them more superior than human. Therefore, the aim of this research is to preserve caepentry with human computer interaction technology.

Keywords: *Carpentry, Technology Inheritance, Clustering, DTW*

1. はじめに

現在、日本の建築業界が抱える問題の1つに、大工人口の減少が挙げられる。住環境価値向上事業協同組合による調査¹⁾では、大工人口が2020年には2010年の53%ほどになると予測されている。また、2020年における大工の需要予測では30万人程度が必要とされているが、このままでは9万人程度の大工不足となる。その要因の1つとして、師弟関係と表される伝統的な技術継承の形式にも課題が挙げられる。現在の技能伝承には現代に合わせた様々な工夫がなされているが、「見て習う」「聞いて習う」という文章や言語を用いた技術の伝達形式では、習得までに多くの時間を要するのが現状である。中島らの研究²⁾では、宮大工の技能は「道具の使い方」を始めとする8種類に大別され、全ての技能を修得し、棟梁として独立するには家大工の約2倍にあたる約8年を要するとされている。このような現状に対して、人の手に宿った技術を機械化する試みが多数行われている。高品質な建造物を将来も維持するために必要な試みであるが、人は優れた機構・センサー・自然知能を有していること、大工動作の繊細さ・複雑さをふまえると、人から人への継承は今後とも取り組むべき重要な課題である。これは建造という意味だけでなく、ある時代に存在した優れた職人の感覚を歴史として後世に伝えるという意味でも重要である。しかし、そのためには、現状の文章・図面・実物を用いた技能伝承をより高度にする必要があるのが実情である。

以上をふまえ、本研究では現状の大工仕事における技能伝承手法に一石を投じるべく、新たな歴史・文化の保存方法を提案する。それは「体験して習う」という技術継承の提案である。ここでの体験は「師匠の動きそのものの体験」を意味している。例えば、陸上競技の短距離走での練習に、自分より速い選手と自分をロープでつないだ状態で走るということがある。これは、自分よりも高いレベルの走りを実際に体験することで、自分の走りとの差異を認識し、運動能力のさらなる向上を図るものである。このように、人同士で体

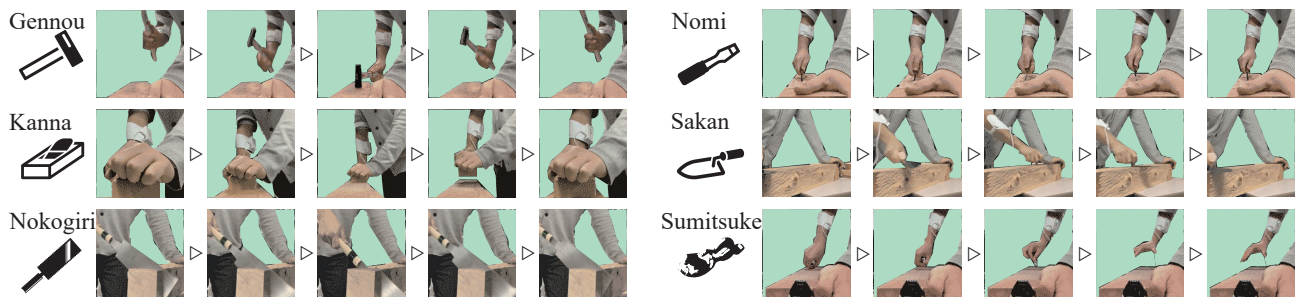


図1 選定した6動作

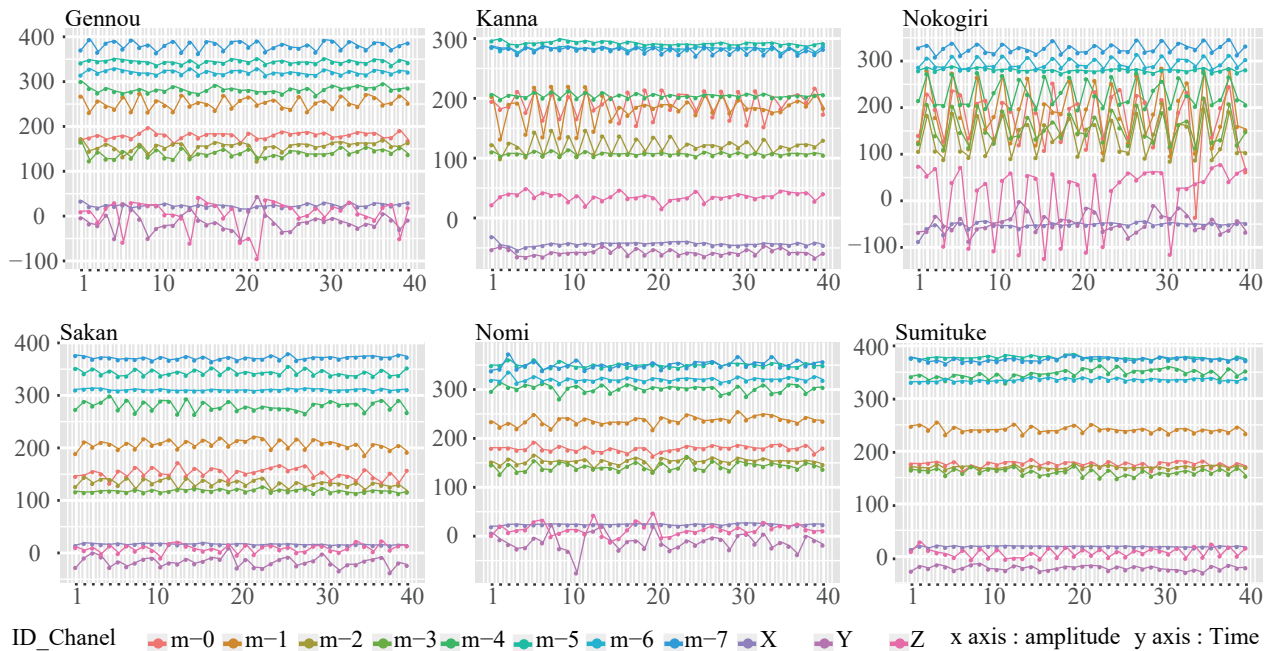


図2 各動作での平均値プロット

験を共有することが、より効率的で効果的な技術継承の基礎となりうる。そこで本研究では「人の動きや感覚を電氣的に保存し、別の人物の身体において再生すること」を提案する。

本研究の関連分野として Human Computer Interaction 分野が挙げられる。この分野は、人間がコンピュータをより快適に利用することや、コンピュータによって人間の生活をより豊かなものにするといった、人間とコンピュータの相互関係に関する研究分野であり、工業デザインや認知科学、心理学などに関わる学際的分野である。その中で、本研究の参照とした研究が H2L 株式会社によって開発された Unlimited Hand³⁾ である。このデバイスは VR ゲーム用のゲームコントローラーであり、ゲーム画面内でのアクションを現実世界でもリアルタイムで疑似体験できる点が最大の特徴である。この技術は複数のセンサによる動作のデータ取得と、電気刺激を介した動作の再現によって実行されている。

動作のデータ取得については、デバイスに内蔵された筋変位センサと 3 軸の加速度センサを利用する。筋変位センサについては、指の伸展・屈曲の動きを読み取るセンサ (m-0、m-1、m-2、m-3)、手首の橈屈・尺屈の動きを読み取るセンサ (m-4、m-7)、手の開閉の動きを読み取るセンサ (m-5、m-6) の 8 種類が存在し、加速度センサは x 軸、y 軸、z 軸についての角度の変位を読み取る。このデバイスは Arduino で開発されているため、コンピュータと USB 接続し、シリアル通信することで人間の指や手首の微妙な変化を時系列の数値データとして取得できる。その際の時間間隔は Arduino IDE で変更できる。本研究では Unlimited Hand を右腕前腕に装着した状態で各検証を実施した。

電気刺激はデバイスの 8 ヶ所に内蔵された電極を利用し、それらの組み合わせによって、手首や指の曲げ伸ばしなど合計で 8 種類の動作⁴⁾を再現することができる。電気刺激を流す際はデータ取得と同様、Arduino IDE でのシリアル通信を利用する。この電気刺激についても Arduino IDE で操作することができ、人体に負担のかからない範囲で電圧の強弱や電気を流す時間を変更することができる。

本研究では、この先端的なデバイスを応用した、「大工技術の保存・再現」を最終的な目標とし、特に動作のデータ取得を利用した大工動作における技術保存可能性の検証を目的とする。

表 1 主要な 6 動作におけるクラスタリング結果

	Gennou	Kanna	Nokogiri	Nomi	Sakan	Sumitsuke
Class 1	1	1	1	1	1	1
Class 2	99	0	0	0	0	0
Class 3	0	99	0	0	0	0
Class 4	0	0	99	0	0	0
Class 5	0	0	0	0	99	0
Class 6	0	0	0	99	0	99

2. 大工の主要動作のデータ取得および分類

(1) 概要

本研究は 2 つの検証で構成されており、1 つ目の基礎的検証として大工の主要動作における時系列データの取得および分類を実施した。図 1 に示した大工の主要な 6 動作（玄能、鉋、鋸、突き鑿、左官、墨付け）について、Unlimited Hand によるデータ取得および、そのデータを用いた動作分類を実施することで、デバイスの性能評価と保存可能な動作の検証を行う。

Unlimited Hand を利用した動作分類に関する既往研究として、細野らの研究⁵⁾が挙げられる。この研究では、6 種類の単純なハンドジェスチャにおいて、4 種類までの高精度な分類に成功しており、また、指の曲げ伸ばし動作については 75% の精度で区別可能であり、手の開閉についてうまく認識されていないということが判明している。しかし、大工動作において保存可能かは明らかでないことから、大工の主要な動作の中から保存可能な動作を明らかにすることを目的とする。

(2) 検証手法

Unlimited Hand を右腕前腕に装着した状態で大工の主要な 6 動作を各 30 回繰り返した時系列データを 1 セットとし、100 セットを各動作でそれぞれ作成した（計 600 セット）。論理的に整合した分類可能性を判断するために、動作ごとに平均値プロットを作成した（図 2）。平均値プロットの結果から、各動作において論理的に整合した波形が得られたため、次に取得値によるワード法⁶⁾でのクラスタリングを Python で実行した。その結果が表 1 である。

(3) 検証結果（平均値プロット）

a) 玄能の動作

m-7 が高い数値の波形であることから、手首が主動作を担っていることがわかる。m-5、m-6 についてはほぼ横一線であることから、手の開閉は認識されていない。x、y、z については y、z がかなり不規則な形をしている。これは、測定する際の微妙な振動から生じた結果だと考えられる。しかし、x がほぼ一定であることから、固定した位置で測定し、それが認識されていることがわかる。

b) 鉋の動作

m-0 ～ m-2 で目立つ波形が見られることから、指に力の緩急が入っていることがわかる。鉋を引くような動作の際に指に力が入り、所定の位置に戻すときに力が緩むということがこの結果に表れている。また、m-4、m-7 もほぼ一定であることから、手の開閉についても認識されておらず、指の力の緩急をよく認識していることがわかる。x、y、z については、どれもほぼ横一線であることから、腕を地面とほぼ平行に動かしていることがわかる。

c) 鋸の動作

m-0 ～ m-7 について m-5 以外で波形が見られる。前腕を強く引く動作では、指に強い力が入り、拳も握るように力が入る。また、手首も引く際に橈骨側に曲げるような動作があり、その動作を m-4、m-7 が認識したと考えられる。x、y、z では、z で大きな波形が見られる。これは約 30 度下方に動作を繰り返したためだと考えられる。

d) 突き鑿の動作

他の動作と比較して、m-0 ～ m-7 において特に目立った波形が見られないが、m-4、m-7 の数値が高くなっている。このことから、突き鑿の動作をしている際に、手首周りの筋肉が常に使われていることがわかる。x、y、z については、y、z で変化が見られる。この動作は肘を起点として、前腕全体が捻るような形になるため、

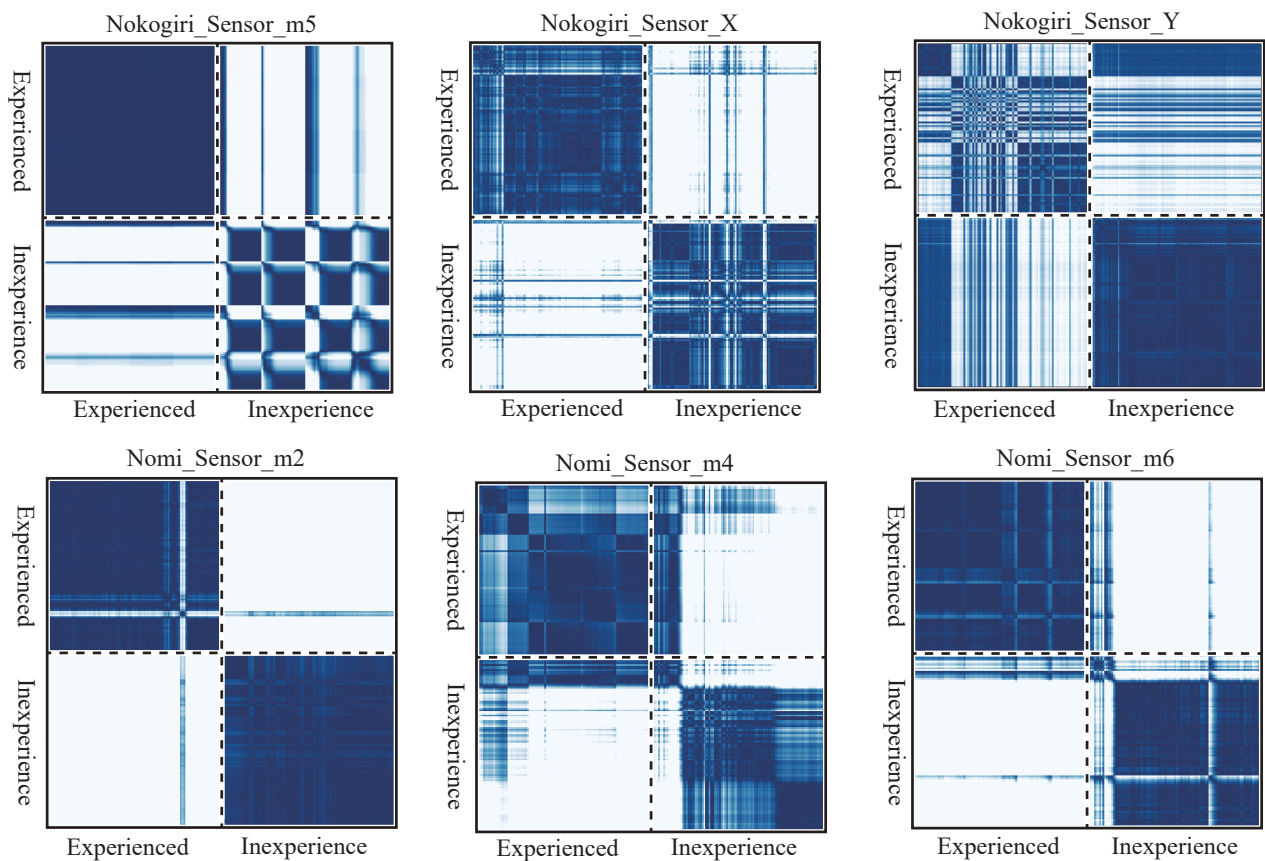


図3 各センサごとのヒートマップ（一部）

Unlimited Hand を前腕に装着している以上、y 方向、z 方向で変化があることは正しいと考えられる。

e) 左官の動作

手首の背屈と掌屈を繰り返すような動作のため、m-4 で波形が表れている。また、掌屈から背屈に切り替わる際に手が少し開くことから、m-5 で小さな波形が表れている。x、y、z について、横の動きは縦の動きに比べ振動が小さいため、角度の取得値のずれが小さくなる。その結果がプロットにも表れたと考えられる。

f) 墨付けの動作

m-5、m-6 については高い数値を示していることから、手の開閉について認識されていることがわかる。また、y 方向での波形が見られることから、手を上下に動かしていることが認識されている。

(4) 検証結果（クラスタリング）

玄能、鉋、鋸、左官の4動作についてはかなり高精度な分類に成功したが、突き鑿と墨付けの2動作についてはほとんどが同じクラスに分類され、期待した結果とはならなかった。この原因としては、どちらの動作も手首が主動作を担っていること、データセットを大工作業未経験者で作成したことが考えられる。

3. 大工作業経験者と未経験者の動作分類

(1) 概要

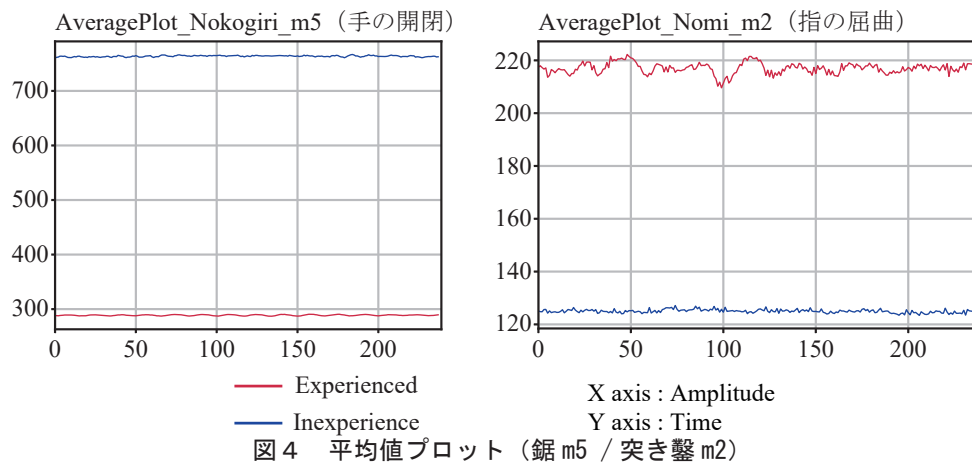
前章では筋肉の時系列での変位に着目した大工動作のデータ取得方法及び分類方法を検討できたため、本章ではその発展として大工作業経験者と未経験者の動作分類を実施する。類似した研究として、近藤ら⁷⁾は熟練技術者と未熟練者の鋸の動作の比較をモーションキャプチャのデバイスとして知られる kinect を用いて実施している。この研究では主に右肘と頭の位置座標の変位に着目しており、右肘の変位について熟練技術者は横のブレが小さく、材に対してほぼ垂直に鋸を引けること、頭の変位について熟練技術者は常に高い位置にあり、前傾姿勢で材の切断ヶ所を目視しながら動作を実施していることが判明している。この研究で熟練技術者の動作が未熟練者と比較して洗練されており、そこに差異があることは明らかであるが、モーションキャプチャを利用した場合、その差異は動作の輪郭によるものだと考えられる。大工動作において、動作

表 2 経験者と未経験者におけるクラスタリング結果

Nokogiri_sensor_m5			Nomi_sensor_m2		
	Experienced	Inexperience		Experienced	Inexperience
Class 1	100	7	Class 1	0	100
Class 2	0	93	Class 2	100	0

Nokogiri_sensor_X			Nomi_sensor_m4		
	Experienced	Inexperience		Experienced	Inexperience
Class 1	0	78	Class 1	100	19
Class 2	100	22	Class 2	0	81

Nokogiri_sensor_Y			Nomi_sensor_m6		
	Experienced	Inexperience		Experienced	Inexperience
Class 1	21	99	Class 1	0	80
Class 2	79	1	Class 2	100	20



そのものも重要ではあるが、その際の力加減についても考慮しなければならない。そこで本章における検証では、経験者と未経験者の筋肉の変位における差異を先端的なデバイスを用いて確認するとともに、その差異となる筋肉の動きを特定することで、新たな技術継承の指標を作成することを目的とする。前章のクラスタリング結果の中でも高精度の分類に成功した鋸と突き鑿の 2 動作について、大工作業経験者と未経験者でそれぞれ同数のデータを取得し、比較・分類することで、各動作における差異の数値化・可視化を実行し、技術継承において若手の技術者が意識すべきポイントを明らかにする。

(2) 検証手法

各大工道具の扱いについて相応の知見を持つ 43 歳の大工作業経験者と 20 ～ 23 歳の男女 6 名の未経験者で鋸と突き鑿の動作を Unlimited Hand を右腕前腕に装着した状態でそれぞれ実施し、データを取得した。データ数は前章で実施した検証と同数の 30 回 × 100 セットとした。このデータセットをもとに、時系列データの類似度を算出するためのアルゴリズムである DTW (Dynamic Time Warping)⁸⁾ の解析を Python で実行した。DTW のメリットとして、長さの異なる時系列データでも類似度を算出できる点が挙げられる。この検証では被験者に自分の感覚で各動作を 30 回繰り返し実施してもらったため、同数であってもスピードが異なることから、取得した時系列データの長さが各セットによって異なる。したがって、DTW の解析を用いて比較することが本検証においては適切だと判断した。本研究では、各センサごとの取得値について、経験者の動作 100 セットの類似度、未経験者の動作 100 セットの類似度、経験者の動作 100 セットと未経験者の動作 100 セットの類似度をそれぞれ算出し、それらを組み合わせることで得られた 200 × 200 の距離行列データから、図 3 に示した各センサごとのヒートマップを Python で作成した。作成したヒートマップの結果の中から経験者と未経験者の動作における分類可能性を確認できたため、次に各センサの取得値ごとで前章と同様の手法によるクラスタリングを実行した。その結果が表 2 である。また、クラスタリング結果の中でも特に精度の高かったものについて、図 4 に示した平均値プロットを作成することで、経験者と未経験者の差異がどれだけあるのかを可視化した。

(3) 検証結果

各センサ（11種類）ごとの取得値でヒートマップを作成したところ、大工作業経験者と未経験者を特に明確に分類できたと考えられるものが図3に示したものである。青色の濃い部分ほど類似度が高いことを表しており、図3に示したものは第1象限と第3象限が薄い傾向にあることから、経験者と未経験者の動作の類似度が低く、分類精度が高いことを示している。また、図3に示したセンサについてそれぞれクラスタリングを実行したところ、鋸についてはm5で96.5%、Xで89.0%、Yで89.0%、突き鑿についてはm2で100%、m4で90.5%、m6で90.0%の精度で分類に成功した。このように、センサによって高精度な分類ができるものがあるということから、経験者と未経験者の動作の差異の原因となる右腕前腕での力の使い方があり、その力のもととなる筋肉を特定することができたと考えられる。

クラスタリング結果の中でも特に精度の高かった鋸のm5と突き鑿のm2について平均値プロットを確認すると、鋸では未経験者の方がかなり高い数値を示していることから、未経験者は必要以上の力で鋸を握り、動作を実施していたと考えられる。また、突き鑿では経験者の方が高い数値を示しており、振幅も大きいことから、経験者は指の力をうまく使い、緩急をつけて動作を実施していたと考えられる。経験者と未経験者でこれほどの差異を確認できたことから、若手の技術者が職人の技術を継承する際、自分と職人の差異を縮めるような、より具体的で効率の良い訓練が可能だと考えられる。

4. 考察とまとめ

以上のように、今まで感覚的であった大工の繊細な動作を、筋肉の動きとして保存し、可視化することができた。加えて、大工作業経験者と未経験者の差異を把握することができた。本研究の目的である技術継承の文脈として解釈すれば、この差異を師匠に近づけることが技術継承の達成を意味している。このような師匠の動きを筋肉の動きとして可視化した明示的な達成目標は、全く新しい指標である。1章で述べたスポーツ科学の知見と実例を引用すれば、このような指標を充実し、より具体性をもった訓練を実行することが、大工仕事の技術継承の高度化・効率化につながると考えられる。

本研究における課題として、実際の大工動作は加工する材や周辺環境によって変化するが、その点まで考慮できなかったことが挙げられる。本研究ではあくまで筋肉の変位に着目し、動作の分類、経験者と未経験者の分類を実施したが、その他の要素での差異についても検討の余地がある。

今後は本研究で検証しきれなかった他の動作を対象に、大工作業経験者と未経験者の差異となる力の使い方の方の把握を進め、新たな技術継承の体系化を目指す。同時に、電気刺激を介した動作の再現についても試行し、本研究の最終目標である、「大工技術の保存・再現」を実現していこうと考えている。

謝辞：本研究において、使用したデバイスのシステムに関する質問には、開発元であるH2L株式会社にご協力いただいた。また、全7名の方々に、時間の限られている中かなりの肉体労働である被験者実験に参加していただいた。これらの方々の多大なるご貢献に、誌上をもって感謝の意を示す。

参考文献

- 1) 住環境価値向上事業共同組合：工務店経営者のための大工の育成と雇用形態，国土交通省補助事業「住宅市場整備推進事業」，2013
- 2) 中島正夫，神山幸弘：宮大工の技能習得過程の分析－宮大工の技能に関する調査研究 その1－，日本建築学会計画系論文集，第476号，pp.91-100, 1995, 10
- 3) Emi Tamaki, Terence Chan, Ken Iwasaki: Unlimited Hand: Input and Output Gestures with Less Calibration Time, Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology, pp.163-165, 2016
- 4) <https://www.youtube.com/watch?v=gGihlTr3VY>
- 5) Satoshi Hosono, Shoji Nishimura, Ken Iwasaki, Emi Tamaki: Gesture Recognition System using Optical Muscle Deformation Sensors, ICECC2019, pp.12-15, 2019
- 6) <https://bellcurve.jp/statistics/glossary/679.html>
- 7) 近藤聖徳，前川秀幸，塚崎英世，松留慎一郎，玉井瑞又，山口哲平：大工技能の動作解析に関する研究，日本建築学会大会学術講演梗概集，pp157-158, 2015, 9
- 8) <https://haripo.com/articles/2017/dynamic-time-warping/>
- 9) 小島尚之，山田悟史：ヒューマンコンピュータインタラクション技術の建築デザイン分野への応用－建築分野の手仕事の感覚保存・再現－，第42回情報・システム・利用・技術シンポジウム論文集：報告，pp.98-101, 日本建築学会，2019, 12