工作技能の継承に向けたノウハウのデジタル化

山形大学　近藤　康雄

1. はじめに

日本国内の製造業において，従来は熟練者による“巧みな技”が競争力の源泉と考えられてきた。“巧みな技”は，きわめて属人的で，継承には作業者が多くの年月をかけて技能を習得するのが一般的である。しかし，近年の産業のグローバル化および急速な少子高齢化により，世界中のどこでも同じ品質を同じタイミングで実現することが求められている[(1)]。こうした産業の潮流変化の中で，限られた時間・コスト・労力での人材育成や，技能の機械化・自動化による品質向上のために，“巧みな技”を定量的・客観的に記述することが強く求められている[(2)]。ここで，“巧みな技”とは，訓練によって身体が覚えた高度な技能であり，高度熟練技能あるいは身体知などとも呼ばれている。

身体知に関する研究は多数報告されている[(3)]。しかし，①身体知を数理モデルで表現することが困難で，作業者の試行錯誤によってのみ習得が可能となること，②習得に個人差が強く影響するため，最善の方法を一意的に決定できず，特定の被験者による結果を直ちに一般化できないこと，③身体知の全体の体系化や，個別技能の客観的かつ定量的な取り扱いができないため，継承利用が難しいこと，という障壁があり，“巧みな技”の定量的・客観的表現は難題中の難題となっている[(4)]。

高度熟練技能の継承を考えるうえで，個人差や個人内変動といった多様性を含んだ形での作業のモデル化は最重要課題の一つとなっている。これまで，個人差や個人内の変化を考慮した作業のモデル化に関しては，経験の有無による巧拙の違いを比較する研究[(5)]，作業の繰り返しと習熟に関する研究[(6)]，習熟とともに疲労を考慮した研究[(7)]等，多くの研究が行われているが，これらは道具や機械を身体がどのように扱っているかをモデル化したもので，身体の作用を受ける道具や機械の状態変化をモデル化したものではない。

道具や工具を使う手作業では，実際にモノを切ったり溶接を行っているのは道具や工具のアクション（行為）であり，身体の動きは道具や工具を正しく動作させるために機械の役割を果たしているとも考えられる。一般に，ロボット分野等においては，同じ直線運動を達成するために幾通りものメカニズムを考えることができる。これは，野球においてカーブ球を配球するための投げ方は投手によって様々であることと似ている。見方を変えると，道具や工具を使う手作業の結果の良否は，作業中の身体の外形的な動きではなく，道具や工具の動きに依存することを示唆している。野球のボールがカーブ球になるのは，投げ方に関わらず，ボールに決められた回転が与えられた結果であることと同じである。

本研究では，単純な手作業として，丸鋸によるアルミ角パイプの切断作業を取り上げ，ヒトが丸鋸盤に作用した結果，工具である丸鋸に加えられた力の変化をデジタルデータとして取り出し，力の変化と切断面の品質の関係を実験的に調べた。次に，作業者が切断作業を行ったときの消費電力変化（力の掛け方）を手本データに近づけていく訓練を繰り返すことで技能習得が進むかを検証した。このように，

人間の動作そのものを対象とせず，道具や工具に作用した力の計測によって技能習得がスピードアップできれば，個人差や個人内変動が激しい身体の動きをモデル化する必要がなく，継承すべき技能の客観的かつ定量的な取り扱いが容易となり，IoTを活用した技能継承システムへの貢献が期待できる。

2. 研究対象と問題意識

2.1 対象とする手作業

本研究では丸鋸盤による角パイプの切断作業を取り上げた。丸鋸は，円盤型の鋸を高速回転させて材料を切断する電動工具で，その切断能力は非常に高く，直線のカットを効率的に行うことができる。電動丸鋸は，高速回転する鋸刃は切りくずの排出性が高く，ハイペースで切断でき，熟練工が作業するときれいな平面を持つ切り口が得られるが，切断する材料の送り方が不適切であると，切り口が荒れたり，直線ではなくジグザグの切断線となりやすい[(8)]。

一般に，熟練技能を継承可能な形にするには，第一に技能の数値化・機械化を試み，それが適わない部分について熟練技能の定量的・客観的表現を試みるのが自然なアプローチといえる。市販の丸鋸盤では，金属や木材を手送りすることで切断を行うため，切断線が直線（まっすぐ）かつ切断面にバリや荒れがないように切断するには，少なくとも材料を送る方向と掛ける力の２つのことを意識して作業する必要がある。“材料をまっすぐに送る”という意識と“切断面にバリ等が発生しないように力の掛け方を調整する”という意識は互いに影響を及ぼしあうと考えられ，力の掛け方だけを分析するには，“まっすぐ送る”ことを意識しなくとも切断が行える状況を作る必要がある。そこで本研究では，図１に示すように，誰がどのように材料を送っても切断線がまっすぐとなるように，角パイプの把持具を装着した直動ガイドを丸鋸盤に敷設し，直動ガイド上に固定した角パイプを手動送りで丸鋸切断する作業を研究対象とした。本作業では，角パイプの把持具を装着した直動ガイドという器具を導入することで，丸鋸切断において切断線がジグザグになること防いでいる。

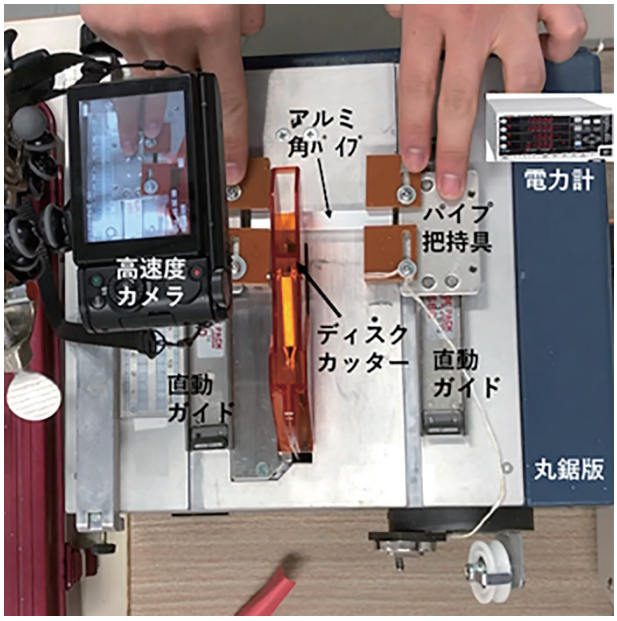

図1　丸鋸の概略構成

2.2 実験および力の計測原理

丸鋸盤として，小さな金属，プラスチック，木材等を切断するための卓上丸鋸盤（ホーザンK-210）を使用した。本丸鋸盤により，1辺が10㎜，肉厚が1㎜の正方形断面を有するアルミ角パイプを手送りし，直径φ85㎜，刃厚1.6㎜，山数30，回転数3500pmの超硬金属製ディスクカッターを用いて切断作業を行った。丸鋸盤においてディスクカッターは電気モータによって駆動されるが，駆動時に消費された電力（消費電力）はディスクカッターを回転させるために必要となる動力（トルク）に比例する[(9), (10), (11)]。ディスクカッターに大きな力が加えられると消費電力は大きくなり，小さな力が加えられたときには消費電力も小さくなる。本研究では，ディスクカッターに作用する力と消費電力の間に線形関係があることを利用して，作業者の力の掛け方の変化を見える化した。具体的には，切断作業中のディスクカッター駆動用モータによる消費電力を0.2秒間隔で測定し，測定データはパソコンに伝送され，作業の経過時間と消費電力の関係が自動的にディスプレイされる。また，取得したデータはインターネットを介してクラウド上に揚げることも可能で，昨今注目されている“IoTモニタリング”にも対応可能なシステム構成にもなっている[(12)]。

2.3　作業内容

機械工作が未経験の20歳代の男子学生9人を作業者とし，一人につき6回の切断作業を行うこととした。作業要領を表1に示す。1回目の作業では，作業者に自由に切断作業を行わせ，作業時間と消費電力の関係を記録する。アドバイザーは，得られた消費電力変化を手本データと比較し，手本と異なる部分を作業者に口頭で伝える。このとき，作業者には消費電力変化の関係を示したグラフの提示は行わず，口頭で改善点だけを指示した後，2回目および3回目の切断作業を実施してもらう。3回目の切断作業終了後に，1回目から3回目までの切断作業における消費電力変化と手本データを比較したグラフを作業者に提示し，1回目の作業終了後と同様の方法で指示を与え4回目の切断作業を行ってもらう。5回目および6回目の切断作業は，それぞれ4回目および5回目の電力変化を作業者に提示した後に実施してもらった。本研究では，各回の切断作業で得られたアルミ角パイプの切断面の品質をデジタルマイクロスコープで観察し，切断面の品質（バリや荒れ等の欠陥発生）と電力変化の関係を明らかにするとともに，電力変化すなわち作業中の力の掛け方の変化を明示的に見える化することにより，作業者の技能習得にどのような効果があるかについて検討を行った。

表1　切断技能習得の流れ

作業回数	1回目	2回目	3回目	4回目	5回目	6回目
指示	自由に切断	各回の電力データを基にアドバイザーが口頭で改善点を指示		各回作業の電力データを手本データとともに作業者に見せながらアドバイザーが改善点を口頭で指示		
アドバイザーの口頭指示	×	○	○	○	○	○
電力データの閲覧	×	×	×	○	○	○

3. 結果および考察

3.1　手本データ

本研究において，熟練技能者による切断データとして位置付けた手本データにおける電力変化を図２に示す。本データは，人手による切断作業から得たものではなく，角パイプに一定荷重を負荷することで材料送りを実現する定負荷送り切断を行って得たデータである。定負荷送り切断法は，付加する荷重の大きさが適切であれば，電子顕微鏡観察用の薄膜試料の切断も可能な超精密切断法として知られている[13), (14)]。本研究における切断作業では，負荷する荷重を0.68～0.78Nに調整することで，バリや激しい荒れのない切断面を得ることができた。図2は，荷重が0.68N，0.73Nおよび0.78Nの場合の切断中の電力変化を示したものであるが，いずれの場合も電力がパルス状に大きく変化することはなく，電力値は，ある上下限の範囲内で推移している。一方，電力値の上下限の範囲は負荷する荷重の大きさによって変化し，それに伴い切断に要する時間も変化しているが，いずれの場合もきれいな切断面が得られている。このように手本データが複数存在することは，熟練技能が個人差や個人内変動といった多様性を含んだものであることと符合する。

3.2　初心者データの特徴

初心者として作業した9名の第1回目の切断において得られた代表的な電力変化を図3示す。作業中の力の掛け方は，次の4のタイプに大別できた。

タイプⅠ：大きな力を掛けて一気に切断するタイプ
タイプⅡ：作業中ほぼ一定の力を掛けて丁寧に切断するタイプ
タイプⅢ：作業中に掛ける力の大きさが変動しやすいタイプ
タイプⅣ：切り始めと切り終わりに力が入りやすいタイプ

タイプによって，消費電力の絶対値や切断時間は異なるが，いずれの作業者においても，図2に示す手本データに比べて消費電力が高く，短時間で切断作業が終了している。

次に，4つのタイプの切断で得られた切断面の様子を図4に示す。タイプⅠでは，切断面の至る所でバリやクボミなどの欠陥が見られるのに対し，タイプⅡではクボミや荒れなどは見られないものの切断面全体が荒れた状態となっている。タイプⅢやタイプⅣにように，切断の途中で力の大きさが変動する場合では，力が急増または急減するところでバリや

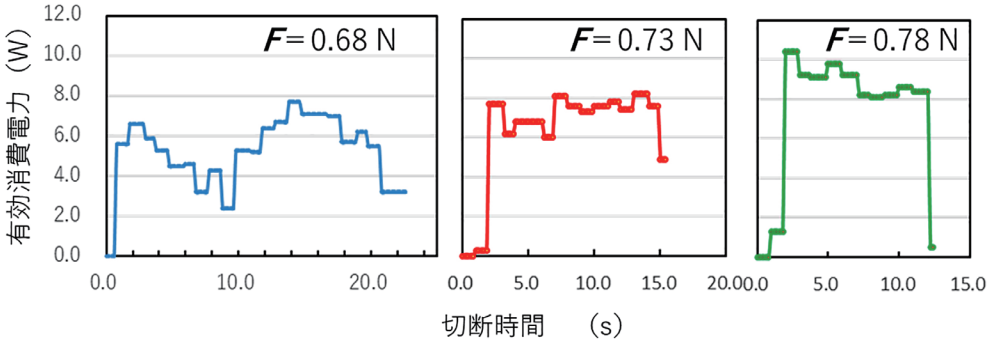

図2　力の掛け方の手本となる電力変化の例（手本データ）

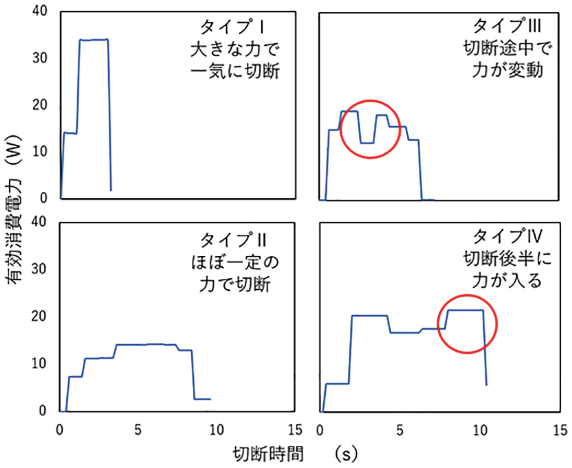

図3　初心者のタイプと力の掛け方の分類

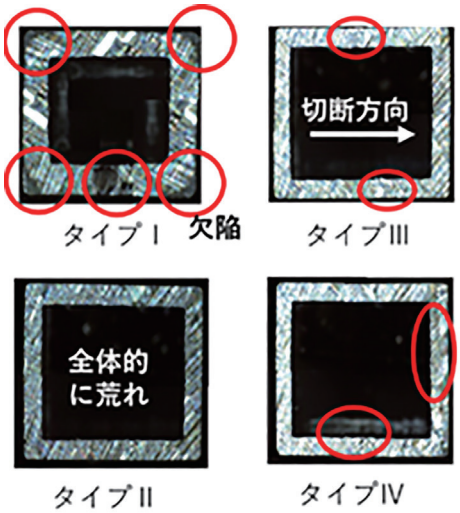

図4　初心者のタイプと切断面の品質

欠けなどの欠陥が生じやすくなっている。これらの事実は，切断時の電力変化，すなわち作業者の力の掛け方と切断面の品質の間には因果関係があり，この因果関係を利用すると，作業者の動きをディスクカッター駆動用モータの消費電力変化で見える化できることを示唆している。

従来，個人差や個人内の変動を考慮した作業では，経験の有無による動作の違いが結果に及ぼす影響を調べることが多い。しかし，人間の動作は複雑すぎて簡単にモデル化できず，結果的には，文章，画像，音声などを利用して作業の手順やコツなどを記述する“作業テンプレート”の作成で終わることが多い。一方，本研究のように，道具や工具を使う作業では，道具の動きは作業者の動きを反映したものと位置づければ，人間の動きに比べて道具の動きは数理モデル化しやすいため，従来の作業テンプレートを超えた技能継承法の提案も期待できる。

3.3　力の掛け方の見える化と技能習得

一般に手作業を対象とした技能習得では，作業者の動きを熟練者に似せていくアプローチをとるが，本研究では作業者の動きそのものは評価の対象とせず，作業者の動作によって機械がどのように動いたかを評価するアプローチを試みた。具体的には，複数の切断条件で得た手本データの消費電力変化を目標値と位置づけ，作業者が切断作業を行ったときの消費電力変化をいずれかの手本データに近づけていく訓練を繰り返すことで技能習得が進むことを検証した。このように人間の動作そのものを対象にしないことで，個人差や個人内変動といったモデル化しにくい要素を評価の対象から取り除くことができる。

各作業者の1回目，3回目および6回目の切断時の消費電力変化をタイプⅠ～Ⅳのタイプ別にまとめたものを図5に示す。繰り返しになるが，作業者ごと

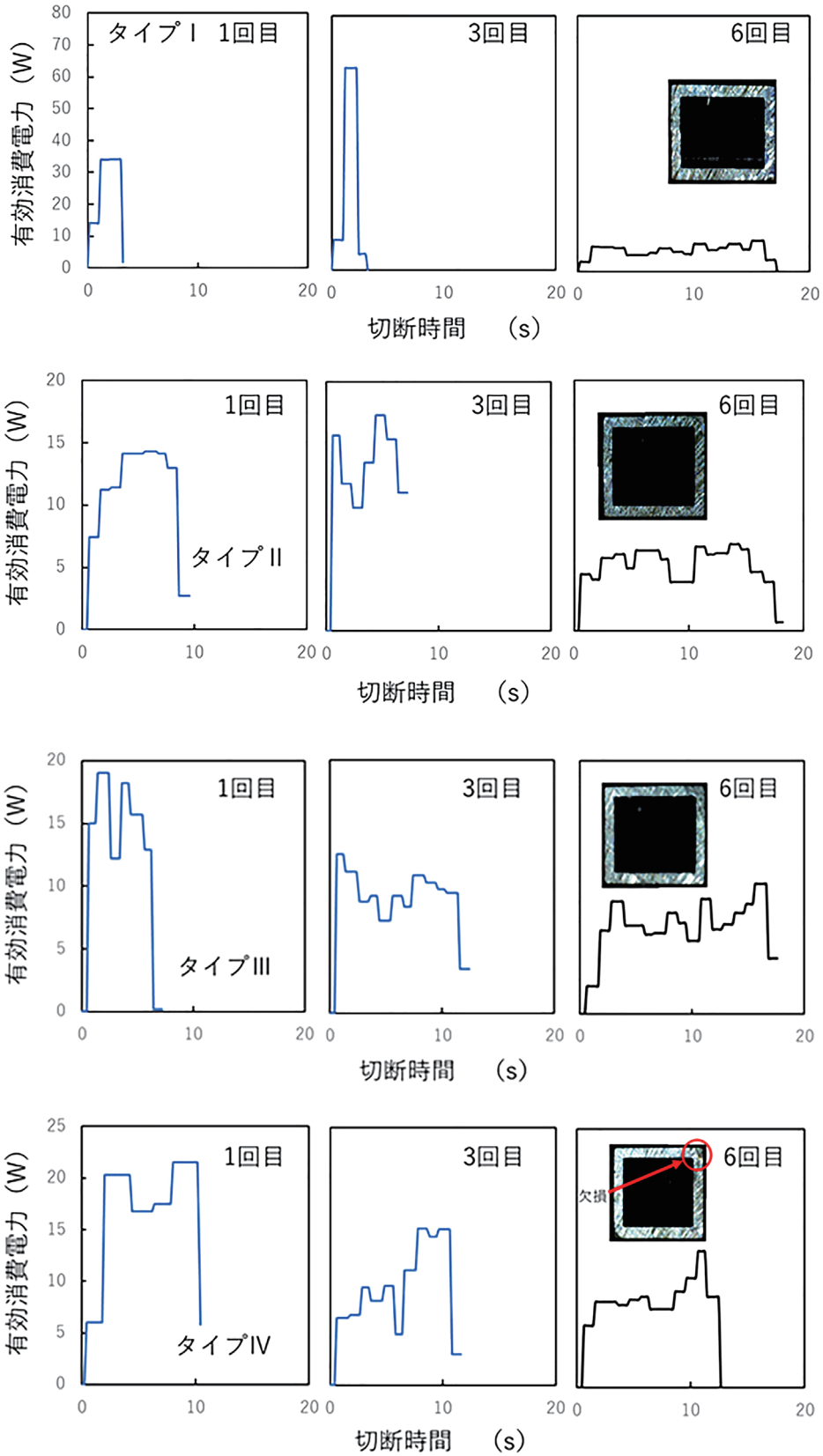

図5　作業者のタイプ別の技能習得過程

に，1回目は作業者の意思で自由に切断を行い，1回目および2回目の切断結果を見て，掛ける力の大きさや材料の送り速度について口頭で指示を受けたうえで3回目の切断作業を実施した。3回目終了後は，各回の差切断作業が終了する毎に消費電力変化の手本データと作業者データを比較したグラフを作業者に提示し，力の掛け方や材料の送り速度に関する手本データとの違いを定量的に認識してもらった後に次の切断作業を実施した。4回目から6回目は，作業者データと手本データとの差を定量的に認識した後の作業となる。

口頭で改善点を指示された後の3回目の消費電力変化を1回目のデータと比較してみる。タイプⅠやタイプⅡのように，掛ける力が切断中に大きく変動しない作業者では，口頭での指示だけでは，掛ける力の大きさを調整しきれず，3回目の切断においても手本データと比べ，大きな力で材料を送ってしまう傾向がみられた。他方，タイプⅢおよびタイプⅣのように，作業中にかける力の大きさが変動しやすい作業者では，口頭の指示だけで材料を送る速度は手本データに近づいたが，掛ける力の大きさの変動を抑えることは難しいようであった。図2の手本データからもわかるように，本研究における切断作業では，掛ける力の大きさと切断に要する時間には相関があり，力の大きさを手本データに近づけると切断に要する時間も同時に手本データに近づく。タイプⅠとⅡで材料の送り速度を調整できなかったり，タイプⅢおよびⅣで力の変動を抑えることができなかったのは，作業者が感覚を頼りに作用させる力の大きさと実際に掛かっている力の大きさの関係が，口頭による指示だけでは明示的に示されないため，作業者が目指すべき目標を定めきれなかったことが大きな原因と考えられる。

第6回のデータを第3回目のデータと比較してみる。手本データと比較して切断時の消費電力変化を見せながら改善点の指示を行うと，どのタイプの作業者も，2〜3回の作業の繰り返しで掛けている力は手本データのレベルに収束し，切断に要する時間も自然に手本データのレベルとなる。また，得られる切断面にも明らかな欠陥は認められなくなった。このことは，作業者が感覚を頼りに作用させている力の大きさと実際に掛かっている力の大きさの関係が定量的に認識できると，作業を何回か繰り返すことで，力の大きさを適正状態に調整する能力が定着することが示唆される。しかし，タイプⅡの作業者に見られる作業中の力の変動や，タイプⅢおよびⅣの作業者では力の変動幅は小さくなるものの変動すること自体を抑制することはできず，個々の作業者が持つ細かな癖を修正するまでには至らなかった。

4. おわりに

丸鋸によるアルミ角パイプの切断作業を取り上げ，作業者が丸鋸盤に作用した結果，工具である丸鋸に加えられた力の変化をデジタルデータとして取り出す技法を提案した。本技法を利用して，作業者が切断作業を行ったときの消費電力変化を手本データに近づけていく訓練を繰り返すことで技能習得が進むかを検証した。検証にあたり，作業者の姿勢や動作については全く考慮せず，機械に作用している力の大きさを見える化することにより技能向上が図れるかについて検討した。作業者が感覚を頼りに機械に作用させている力の大きさと実際に掛かっている力の大きさの関係が定量的に認識できない状況では，作業の繰り返しによる技能向上には大きな個人差がみられた。一方，目指すべき目標と自身のデータとの差が数値データとして示されると，訓練を繰り返すことで，速やかに掛けるべき力のレベルが体得できた。同時に，掛けた力の時間変化が細かく把握できるため，作業中に無意識に現れる細かな癖を発見することができた。さらに，作業者一人一人の特性に合わせた適正な作業姿勢も無意識のうちに習得できている可能性も高い。このように，人間の動作そのものを対象とせず，道具や工具に作用した力の計測によって技能習得をスピードアップできれば，個人差や個人内変動が激しい身体の動きをモデル化する必要がなく，継承すべき技能の客観的かつ定量的な取り扱いが容易となり，IoTを活用した技能継承システムへの貢献も期待できる。

<参考文献>

(1) 内閣府：第5期科学技術基本計画, http://www8.cao.go.jp/, (2016).
(2) 上田洋一郎：産業ロボット業界の現状と展望～業界構造変化を踏まえた日系ロボットメーカーの戦略方向性～, Mizuho Industry Focus, 150, 1-22, (2014).
(3) 古川康一, 植野　研, 五十嵐　創, 森田想平　他：身体知の解明を目指して, 第17回人工知能学会講演会予稿集, 1-4, (2003).
(4) 馬渡正道, 土屋健介：高度熟練技能における数理解析モデルおよび制御解析法の構築ならびに書道の運筆活動における潤渇への適用, 計測自動制御学会論文集, 52, 317-329, (2016).
(5) Beilock, S. L., and Carr, T. H. : On the Fragility of Skilled Performance: What Governs Choking, Journal of Experimental Psychology , General, 130, 701-725, (2001).
(6) Ofen, N., Moran, A., and Sagi, D. : Effects of trial repetition in texture discrimination, Vision Research, 47, 1097-1102, (2007).
(7) Myszewski, J. M. : Nathematical Model of the Occurrence of Human Error in Manufacturing Processes, Quality and Reliability Engineering International, 26, 845-851, (2010).
(8) Kondo, Y., Higashimoto, Y., Sakamoto, S., Fujita, T. & Yamaguchi, K : Feature Extraction from Sensor Data Streams for Optimizing Grinding Condition, Materials Science and Engineering, 229, 1-6, (2017).
(9) Kondo,Y., Mizunoya,S., Sakamoto,S., Yamaguchi, K., Fujita, T., & Yamaguchi, M. : A Utilization Method of Big Sensor Data to Detect Tool Anomaly in Machining Process, Key Engineering Materials, 719, 122-126, (2016).
(10) Kondo, Y., Yamaguchi, M. & Sakamoto, S. : A Big Data Analysis Technology for Catching Usual/unusual State of Cutting Tool, Proc. of 3rd IC3MT, CD-ROM, (2018).
(11) 中村源一：丸鋸切断における切削トルクと送り力についての二, 三の実験, 木材学会誌, 15, 1-5, (1969).
(12) 樽田泰宜, 柳原　敏, 井口幸弘, 北村高一他：知識・技術・技能の伝承支援に関する考察 －メタ的な知の表現と認識－, 第32回人工知能学会講演会予稿集, p.1-4, (2018).
(13) 長谷川基由, 中西佑二：定荷重研削切断加工に関する研究（第1報）, 精密機械, 47, 44-49, (1981).
(14) 長谷川基由, 中西佑二：定荷重研削切断加工に関する研究（第2報）, 精密機械, 48, 80-84, (1982).