

熟練技能継承に向けた 技能評価AI技術

Skill Assessment AI Technology for Expert Skill Succession

佐々木雄一*
Yuichi Sasaki
小池崇文*
Takafumi Koike
高橋佑典*
Yusuke Takahashi

森 健太郎*
Kentaro Mori
対馬尚之*
Naoyuki Tsushima

*情報技術総合研究所

要 旨

熟練者の優れた技能を非熟練者へ継承するため、金型磨き作業(鏡面磨き)を対象に、技能を評価するAI技術を開発した。熟練者と非熟練者の研磨作業時のカメラ映像から抽出した両者の指先の動きを比較し、熟練者の動きが非熟練者よりも評価値が高くなるように学習を行うAIモデルを構築した結果、熟練者と非熟練者の動きを96.3%の精度で識別できた。さらに、AIモデルが求めた評価値は、面積を広く、偏らずに研磨した際に高くなる傾向を示した。この結果は、熟練者が歪(ひず)みを抑制するために実践している“ぼかす”という研磨の技に該当していることが分かった。今後、非熟練者が“ぼかす”研磨を行えているかどうかを評価することで、歪みを抑制する研磨方法を体得できないか検証する。

1. ま え が き

製造業で、75%以上の企業が人材確保を必要としており、特に技能人材の確保が事業活動を存続する上で必要不可欠である⁽¹⁾。技能人材を育成するため、熟練技能者を定年退職後に再雇用して指導員に充てている企業が60%にも上っている⁽²⁾。今後熟練技能者の更なる高齢化も進んで、早期の技能伝承が喫緊の課題であるが、熟練者が培ってきた技能は自身の経験に基づいて無意識的に最適化されているため、その技術を発見し非熟練者に継承することは困難である。これに対して、三菱電機は、京都大学、国立研究開発法人 産業技術総合研究所とともにNEDO(国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構)プロジェクト“熟練者暗黙知の顕在化・伝承を支援する人協調AI基盤技術開発”を通して、熟練技能の早期継承を目指して研究開発を進めている。

このプロジェクトで、当社は、NC(Numerical Control)加工で削った金属の表面を歪みのない鏡面に仕上げる鏡面磨きを題材にして、熟練者・非熟練者の研磨作業時のカメラ映像を基にその技能を評価するAI技術を開発した(図1)。

本稿では、開発した技能評価AI技術の方式説明、及びその評価、今後の展望について述べる。

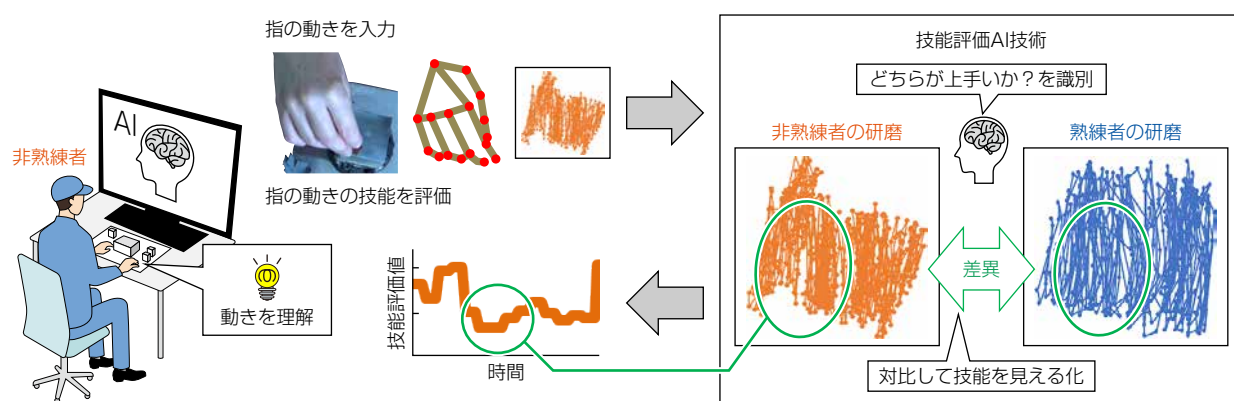


図1-技能評価AI技術を用いた技能者の早期育成

2. 技能評価AI技術

技能を評価するAI技術を述べるに当たって、まず、本稿で題材とする鏡面磨きの技能タスクについて述べる。そして、技能を評価するためのデータの抽出方式と評価方式について述べる。

2.1 鏡面磨き技能のタスク

鏡面磨きは、金型部品の表面に対して、砥石(といし)や紙やすりを当てて研磨して面全体を鏡面に整えていく作業である。鏡面磨きの技能が不十分であると、面が歪んでしまい成形品に歪みが発生する。このような歪みが発生する問題は、金属面に対してどの位置でどのような動きによって研磨したかによって決まることから、熟練者と非熟練者の間の研磨の軌跡の違いを評価することにした。また、AIモデルに対して十分な量の入力データを確保するため、熟練者と非熟練者が金型部品に対して繰り返し鏡面磨きを実施し、合計26時間の磨きの様子をカメラ撮影した。

2.2 研磨の軌跡を抽出

研磨の軌跡を抽出するため、技能者の上からカメラで研磨時の手の映像を撮影した。撮影した動画から研磨しているシーンを抜き出し、MediaPipe⁽³⁾によって手の骨格情報を抽出した。ここから研磨している手の人差し指の座標を抽出し、熟練者497個、非熟練者173個の軌跡データを得た。熟練者の軌跡データが多いのは、熟練者の方がより短い時間間隔で研磨を中断しており、この場合の軌跡を分けたためである。また、研磨を中断するたびに軌跡を分けた理由は、中断後に研磨を再開する位置は同じとは限らず、中断前後の軌跡を一連のものとした場合にノイズになる可能性が高いためである。

2.3 技能評価方式

今回開発した技能評価AIモデルは、入力した二つの動画像の技能的な優劣を評価する方式⁽⁴⁾をベースとして、TCN (Temporal Convolutional Network)によって固定長データ128フレーム(4.3秒)で評価するようにした。時系列データである研磨の軌跡を扱うためにはTCNやRNN(Recurrent Neural Network)を用いる必要があるが、熟練者は非熟練者よりも研磨する時間が短く、この傾向をモデルが捉えてしまわないようにRNNによる可変長データではなくTCNによる固定長データを採用した。このAIモデルは、熟練者と非熟練者の軌跡のペアをそれぞれ入力して、熟練者と非熟練者の評価が逆転してしまった場合この差を損失として与えることで、熟練者がより高く評価されるよう距離学習を行う。そして、推論時には習熟を支援したい作業者の研磨の軌跡を入力すると、これまで学習した軌跡データと対比して優劣を評価できる(図2)。

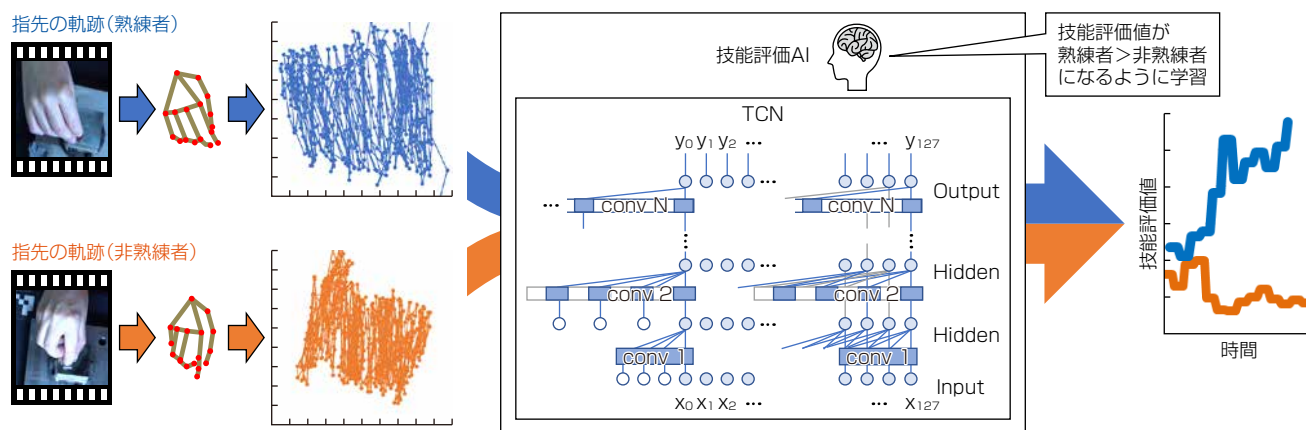


図2-技能評価AIモデル

3. 評価

面の歪み等に関する測定から熟練者の方が品質良く作業できていたため、取得した研磨の軌跡から訓練データとして39,873組の軌跡のペアを作成し、熟練者の評価値が常に非熟練者よりも高くなるように学習させた。その結果、全ての熟練者・非熟練者のペアに対して、熟練者の方が非熟練者よりも評価値が高い場合を正解、逆転した場合を不正解として精度を求めたところ、96.3%で判定できることを確認した。

次に、動きに関する技能を捉えることができているかを確認するため、何フレーム分の軌跡で良し悪(あ)しを評価しているのかを示す頻度グラフを作成した(図3)。図3(a)と(b)では熟練・非熟練の技能評価値に差は出ず、図3(c)の128フレームで差が出ていることから、AIモデルは特定の位置にだけ反応して技能を捉えているわけではなく、動きによって技能を捉えていることが分かった。

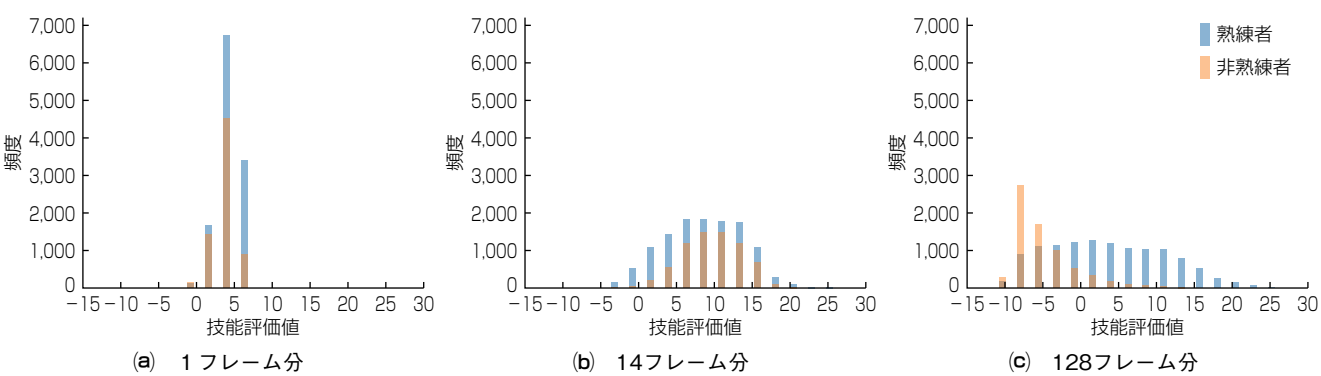


図3-軌跡のフレーム数に対する技能評価値の分布

さらに、どのような軌跡に対してAIモデルが反応しているのかを調べるために、人があらかじめ技能者の観察に基づいて作成した表1の特徴量と紐(ひも)づけて、AIモデルが算出した技能評価値との相関を調査した。図4に表1の特徴量を横軸に、AIモデルが求めた技能評価値を縦軸にして、熟練・非熟練の全ての研磨の軌跡に対しての分布をプロットし、各特徴と技能評価値の相関係数を示した。図4で、熟練者が研磨したデータは青色、非熟練者が研磨したデータはオレンジ色で示しており、表1のうち技能評価値と相関が高い三つの特徴に関する分布だけを示している。図4から面積が広いほど評価値が高い傾向があり、偏り度合いが高く局所的に集中して研磨している場合は評価値が低い傾向があることが分かった。また、ストローク長平均と面積の広さは相互相関しているため、ストローク長平均は面積の代わりになるような有効な特徴ではないことが分かった。

表1-人が作成した特徴量の名称と説明

| 特徴量名 | 説明 |
|----------|-------------------------------|
| 平均X座標 | 右側／左側に偏って研磨する傾向があるかを分析 |
| 平均Y座標 | 手前側／奥側に偏って研磨する傾向があるかを分析 |
| 合計移動距離 | 研磨の軌跡の合計移動量が長い／短いかを分析 |
| 角度の平均 | 研磨の軌跡の移動方向が常に同じであるかを分析 |
| 角度の分散 | 研磨の軌跡の移動方向にばらつきがあるかを分析 |
| ストローク長平均 | 研磨の軌跡の往復のストローク長が長い／短いかを分析 |
| ストローク長分散 | 研磨の軌跡の往復のストローク長にばらつきがあるかを分析 |
| 面積 | 研磨の軌跡の面積が広いかを分析 |
| 速度平均 | 研磨の軌跡の速度が速いかを分析 |
| 加速度平均 | 研磨の軌跡の加速度が速いかを分析 |
| 偏り度合い | 研磨の軌跡が他の箇所比べて局所的に偏っているかどうかを分析 |

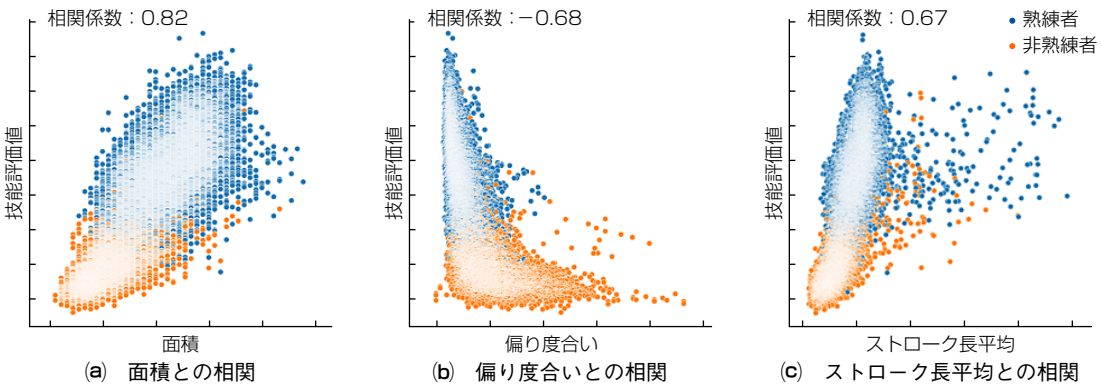


図4-人が作成した特徴量とAIモデルが求めた技能評価値の関係

AIモデルが算出した評価値でソートして、上位と下位に当たる軌跡を可視化した結果を図5に示す。図5で、全体の軌跡を灰色で示す。全体軌跡のうち128フレーム分の軌跡について色を付けて示しており、熟練者が研磨した軌跡は青色、非熟練者が研磨した軌跡はオレンジ色で示している。図5(a)(b)のように熟練者がより広い面積で研磨している軌跡は高い順位に評価され、図5(c)のように非熟練者が局所的に研磨している軌跡は低い順位に評価される傾向を確認した。また、熟練者であっても図5(d)のように、局所的に研磨している軌跡は順位が低いことを確認した。

熟練者に事前にヒアリングを行ったところ、“面を歪ませないためには、ほかすように研磨すると良い。ほかすとは、集中して研磨した分周辺や全体も合わせて研磨すること。”というコメントを得た。この発言は、集中して研磨し過ぎないことや、周辺や全体も合わせて研磨することで面積を広くすることを示しており、今回開発のAIモデルの挙動と一致することが分かった。

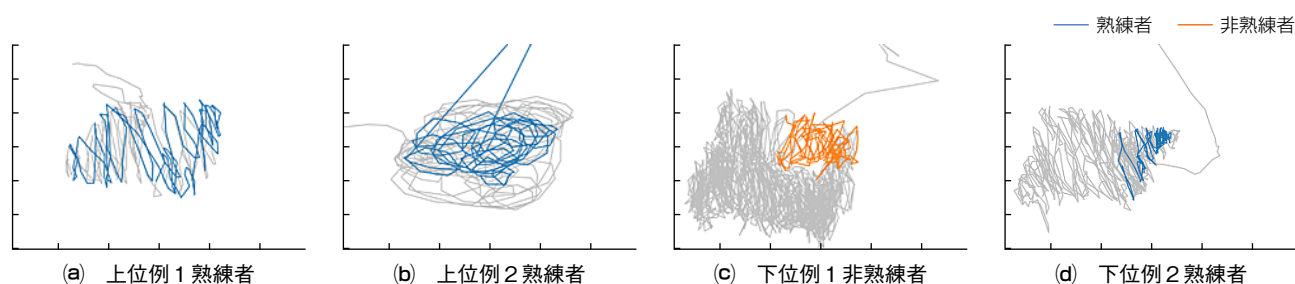


図5-技能評価値上位と下位の研磨の軌跡

4. む す び

面の歪みを抑制する上で重要な“ほかす”研磨方法の特徴を、熟練者・非熟練者の研磨の軌跡を比べてどちらの評価値が高いかを学習させたAIモデルによって捉えることができた。従来方式⁽⁴⁾は熟練者・非熟練者を見分ける特徴が多数含まれる動画像を比較するため、技能とは関係のない特徴も抽出されてしまう問題があったが、開発方式は指の動きという技能を捉えるための特徴に絞り込んで比較するため、先に述べた研磨方法に関する特徴が抽出できた。このようにAIモデルを活用すれば、非熟練者の研磨方法を評価でき、さらに、より評価の高い熟練者の事例を手本として提示し適宜参照することで技能継承を支援できる。

製造業の技能人材不足の深刻化に対して、今回開発した技能評価AI技術を取り入れることで、技能を捉え、継承を促して、技能人材の育成を加速していく一助になると考えている。今後は、早期の技能人材育成へ向けて、今回開発した技能評価AI技術を用いた技能継承支援システムを作成し、有効性を検証する予定である。

この成果は、NEDOの委託業務(JPNP20006)の結果得られたものである。

参 考 文 献

- (1) 経済産業省，厚生労働省，文部科学省：2019年版ものづくり白書（2019）
- (2) 経済産業省，厚生労働省，文部科学省：2022年版ものづくり白書（2022）
- (3) Lugaresi, C., et. al.: MediaPipe: A Framework for Perceiving and Processing Reality, Third Workshop on Computer Vision for AR/VR at IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (2019)
- (4) Doughty, H., et. al.: Who's better? who's best? Pairwise deep ranking for skill determination, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (2018)