

図形のトレースによる描画熟練者の運筆の巧拙と特徴の分析

田村恭久*、海津一成*、濱野彰人**

* 上智大学 理工学部

** 上智大学大学院 理工学研究科

Analysis of Features and Skills of Drawing Experts by Tracing Figures

Yasuhisa TAMURA*, Kazunari KAIZU*, Akito HAMANO**

* Faculty of Science and Engineering, Sophia University

** Graduate School of Science and Engineering, Sophia University

* ytamura@sophia.ac.jp

概要: デジタルペンを用いて単純図形描画のストロークデータを取得し、熟練者と非熟練者の運筆の巧拙推定や特徴抽出を行った。先行研究に対して注目するデータや描画図形を単純化した。この結果、いくつかの指標において熟練者・非熟練者間に差が見られ、また熟練者の特徴を確認できた。

Abstract: The authors acquired stroke data of simple figure drawing with use of Tablet PCs and digital pens, to estimate skill estimation and feature extraction of skilled learners. We simplified the data and drawing figures to be focused on compared to the previous research. As a result, we found some differences between skilled and unskilled learners in some indices, and confirmed the characteristics of the skilled workers.

キーワード: 描画、ペンストローク、学習分析

Keywords: Drawings, Pen stroke, Learning analytics, Multimodal data, Skill estimation

1. はじめに

芸術(絵画、陶芸、書道、音楽)やスポーツの学習は「スキル学習」と呼ばれる(曾我, 2004)(曾我, 2005)。これは知識学習とは異なり、学習に必要なスキルの定義や学習支援方法が従来から研究されている。学習者のスキルの把握や評価、スキル獲得支援に向けたフィードバックは、教員や指導者の経験に基づく手法が従来から主流である。しかし、近年様々なデバイスやセンサーが発達したことにより、客観的なデータ取得に基づく分析や評価を行う手法が研究されはじめている。

学習活動一般を対象に、学習成果やそれに至るプロセ

ス、学習者の挙動といったデータを自動・半自動で取得し、分析・利活用する研究分野として、学習分析 (Learning Analytics) が知られている(Lang, 2022)。このなかで、学習者の挙動、PC やデバイスの操作といった粒度の細かいデータを扱う分野を特にマルチモーダル学習分析 (Multimodal Learning Analytics; MMLA) と呼ぶ (Ochoa, 2022) (Giannakos, 2022)。Blikstein (2016)はMMLAの対象データを、テキスト、発話、手書き、スケッチ、動作、ジェスチャー、視線、生理指標に分類している。

本研究に関連する手書きやスケッチを対象とした研究として、浅井(2012)はペンストロークデータを利用し数学の問題の解答時の学習者のつまづきを検出した。Ochoa(2013)は、学生に数学の問題を解かせた時のビデ

オ、オーディオ、ペンストローク等のデータを集め専門性の高い生徒を識別できる特徴の検出を行った。その結果、筆記速度といったペンストロークデータが良い予測因子になり得ると判明した。Yoshitake (2020)はデジタル教科書上の手書き文字を分析し、ペン色毎のストローク数、消去回数、解答時間などを基に学習者をクラスタリングした。

美術科目におけるスケッチや描画を対象とした先行研究の描画対象、収集データ、得られた知見を表1に整理する。村田(2014)は書字の活動における視線移動、手の動き、筆圧変化を計測し、「熟練者は筆圧の強弱をつけ、運筆に先行して視線を移動している」特徴を抽出した。永井(2018)は文房具のような人工物をスケッチするドローイングにおいて、線種、筆圧、描画領域、ストローク長を計測した。この結果、「熟練者は輪郭→トーン→ディテールと描き進める」ことや「非熟練者は筆圧が高い」特徴を抽出した。曾我(2005)は食器のような人工物のデッサンにおいて、デッサン中の腕の動作と視線を計測した。この結果、「初心者は図形を見たままに描こうとするため、モチーフを見る時間が長くなる」特徴を抽出した。Tchalenko (2009)は人体のデッサンにおいて視線位置とペンの位置を計測し、「熟練者はeye-hand strategy (眼と手の協応戦略)を持っている」ことを発見した。以上の先行研究と本研究の比較を表1に示す。

これらの先行研究に対し本研究では、絵画における熟練度によって、基本的な図形のトレースに違いが見られるのではないかと考えた。具体的には以下の2種類の仮説を設定した。

仮説1:非熟練者と比較して熟練者には特有の運筆の特徴があるのではないかと

仮説2:熟練者と非熟練者で運筆の巧拙に差があるのではないかと

これらの仮説を検証するため、タブレット PC とデジタルペンを用いて基本的な図形のトレースを行い、運筆のペンストロークデータを取得する。このデータを用いて描画の運筆の特徴や巧拙を分析し、描画の熟練度と運筆の関係を検証する。

運筆を定量的に測定・分析することにより、描画スキルを客観的に評価することが可能となる。また描画の熟練度と運筆の巧拙の関係を明らかにすることで、直線や円をただ描画し続けるといった運筆を磨く練習方法が描画の上達に繋がるのかについて再考する根拠になるなど、美術教育の発展に寄与できると考える。

2. 実験方法

2.1 トレース図形

運筆評価のための描画対象として、永井(2018)は文房具のような人工物、曾我(2005)は食器のような人工物、Tchalenko(200)は人体デッサンを取り上げている。これに対し本研究では以下に挙げる13種類の単純な図形を選んだ。

- 横直線 (短、中、長)
- 縦直線 (短、長)
- 三角形 (小、大)
- 円 (小、大)
- 正弦波 (小、大)
- 矩形波 (小、大)

この根拠として、作業療法の臨床現場では上肢機能の

表1 先行研究と本研究の比較

先行研究	描画対象	収集データ	得られた特徴
村田(2014)	書字	視線移動、手の動き、筆圧変化	熟練者は筆圧の強弱をつけ、運筆に先行して視線を移動している
永井(2018)	人工物静物画	線種、筆圧、描画領域、ストローク長	熟練者は輪郭→トーン→ディテールと描き進める。非熟練者は筆圧が高い
曾我(2005)	人工物静物画	デッサン中の腕動作 視線	初心者は図形を見たままに描こうするため、モチーフを見る時間が長くなる
Tchalenko(2009)	人体デッサン	視線位置 ペン位置	熟練者はeye-hand strategy(眼と手の協応戦略)を持っている
本研究	単純図形	速度、筆圧、ペンの傾き、目標とのずれ	

特徴を把握するための評価法として単純図形のトレース課題が使われていること(須鎌, 2007)、また実際に澁谷(2018)が図形トレース課題を用いて運動制御の様子の観察に成功していることが挙げられる。

2.2 運筆データの取得

運筆を定量的に測定するため、iPadとApple Pencilを用いてペンストロークデータを取得する機能を開発した。まず、iPadOSのApple Pencil操作イベントに関するAPIを調査し、Appleが提供するPencilKit APIが表2に示すデータを扱っていることが判明した。次にWebページに埋め込んだJavaScriptを用いてPencilKit APIのデータをフェッチ可能か検証したところ、可能と判明した。これを踏まえ、以下の機能を持つWebページ群を開発した。

- トレース目標とする図形を表示する
- JavaScriptを用いて、PencilKit APIのペンストロークデータをfetch(50ms 毎)
- JavaScriptを用いて、取得したデータをhttprequestにより毎秒サーバに転送

サーバ側では、httprequestで転送されたデータを逐次データベースに格納する機能をPHPにより開発した。

表2 PencilKit APIで取得したペンストロークデータ

データ	説明
event_type	down, move, up 等のイベント
timestamp	時刻(ミリ秒)
coordinate_X	イベント発生のX座標
coordinate_Y	イベント発生のY座標
pressure	Apple Pencilの筆圧(0~1)
tilt	Apple Pencilの角度(度)

上記のトレース図形を各々、図1のようにiPadの画面に表示する。被験者はこの図形の線(=基準線)をApple Pencilでトレースする。この際のペンストロークデータを上記のように取得する。

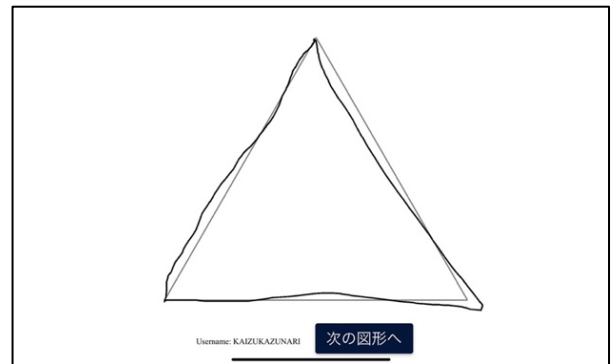


図1 トレースする図形とトレース軌跡の例

2.3 特徴量の計算

サーバに蓄積されたペンストロークデータより、表3に挙げる特徴量を算出する。このうち「平均はみ出し距離」は、トレースする図形の座標を別途保存しておき、トレース軌跡の点座標からトレース図形に直交する線の長さを各々の軌跡について計算し、その平均値をとったものである。

表3 算出する特徴量

特徴量	説明
平均筆圧	全てのイベントにおける筆圧の平均
筆圧の標準偏差	全てのイベントにおける筆圧の標準偏差
平均角度	全てのイベントにおける角度の平均
角度の標準偏差	全てのイベントにおける角度の標準偏差
平均筆記速度	ペンをつけてから離すまでの取得座標間の総距離/タイムスタンプから算出した描画時間
平均はみ出し距離	基準線と実際に描かれた線との平均距離
ストローク数	ペンをつけた、またはペンを離れた回数
平均ストローク長	ペンをつけてから離すまでの取得座標間の総距離/ストローク数

3. 実験

上智大学及び東京藝術大学の学生に対し機縁法により研究協力を依頼した。この際、実験の概要を説明した動画や同意アンケートへのリンク等を載せた被験者募集用のWebページを候補者に公開した。募集によって同意を得た学生30名を被験者とした。2.1節で述べた13種類のトレース課題を用いて2022年11月から12月にかけて実験

を行った。なお、本実験は上智大学「人を対象とする研究」に関する倫理委員会に研究計画書を添えて事前に申請を行い、承認を受けている(2022-83)。

実験に先立ち、被験者属性を取得するため、Google フォームの以下の項目に回答させた。

- 所属大学
- 絵を描く頻度や絵画経験:レベル1(ほとんど描かない)、レベル2(時々描いている)、レベル3(日常的に描いている)
- 利き手:右利き、左利き
- スタイラスペンの慣れ具合:レベル1(慣れていない)、レベル2(少し慣れている)、レベル3(慣れている)

実験は大学の研究室や実験室で実施し、騒音や他者の会話が外乱要因とならないよう配慮した。アンケート回答を除く一人あたりの実験所要時間は 15 分から 20 分程度であり、疲労等による集中力の低下などは特に観察されなかった。

4. 実験結果

4.1 被験者の分類

アンケートの回答により被験者を熟練者と非熟練者に分類した(表 3)。被験者のうち上智大学の学生であり、絵を描く頻度や絵画経験に関する質問に対しレベル1、レベル2と回答した被験者を非熟練者、レベル 3 と回答した被験者を熟練者に分類した。また東京藝術大学の学生である被験者はデッサン分野の学生であるため、アンケートの回答に関わらず熟練者に分類した。この結果、被験者 30 名のうち熟練者は 15 名、非熟練者は 15 名となった。

4.2 熟練者と非熟練者の比較 (全図形合算)

全13種類の図形のペンストロークデータを合算し、Python を用いて8種類の特徴量ごとに熟練者と非熟練者を比較したt検定結果を表4に示す。また、各々の特徴量の分布を箱ひげ図として可視化したものを図2に示す。

表4 特徴量ごとのt検定結果(全図形合算)

特徴量	t 検定結果
平均筆圧	t(28)=1.074, p=0.292
筆圧の標準偏差	t(28)=0.785, p=0.439

平均角度	t(28)=0.887, p=0.383
角度の標準偏差	t(28)=1.229, p=0.229
平均筆記速度	t(28)=0.576, p=0.569
平均はみ出し距離	t(28)=0.403, p=0.690
ストローク数	t(28)=0.855, p=0.400
平均ストローク長	t(28)=1.222, p=0.232

平均筆圧は、熟練者は非熟練者に比べて平均筆圧が低い傾向にある。これは、熟練者は薄い線を重ねて濃淡を表現するデッサンの技術を習得していたためではないかと考えられる。

筆圧の標準偏差は、熟練者は非熟練者に比べて低い(筆圧のばらつきが少ない)傾向がある。この原因として、デッサンのトレーニングが影響していると考えられる。デッサンにおいて濃淡を表現する際には、引く線の筆圧を変えるのではなく、一定の筆圧の線をいくつ重ねるかによって濃淡を調節する。この技術が熟練者に備わっていたことが今回の結果として表れたのではないかと推測される。

平均角度は、熟練者は非熟練者に比べて角度の個人差が大きい傾向にあることが読み取れた。これより、熟練者は各々がペンの持ち方を確立していたのではないかと考えられる。ペンの持ち方が角度に影響すると考察した根拠として、例えばペンの先端部分を持つと自然と持つペンの角度が高くなる。このようにペンの持ち方が異なることで角度に差が生じたのではないかと考える。

角度の標準偏差は、熟練者は非熟練者に比べて高い、すなわちばらつきが大きい傾向にあることが明らかになった。このことから、熟練者は対象の図形や線の種類によって角度を使い分けていたのではないかと考えられる。

平均筆記速度は、熟練者・非熟練者間の差が見られなかった。描画の熟練度の違いによる差よりも個人の性格等の違いによる差の方が大きかったのではないかと考えられるが、詳細は後述する。

平均はみ出し距離は、熟練者・非熟練者間の差が見られなかった。これは平均筆記速度と同様に、描画の熟練度の違いによる差よりも個人の性格等の違いによる差の方が大きかったのではないかと考えられる。

ストローク数は、熟練者は非熟練者に比べて少ない傾向にあることが明らかになった。これについて、熟練者は

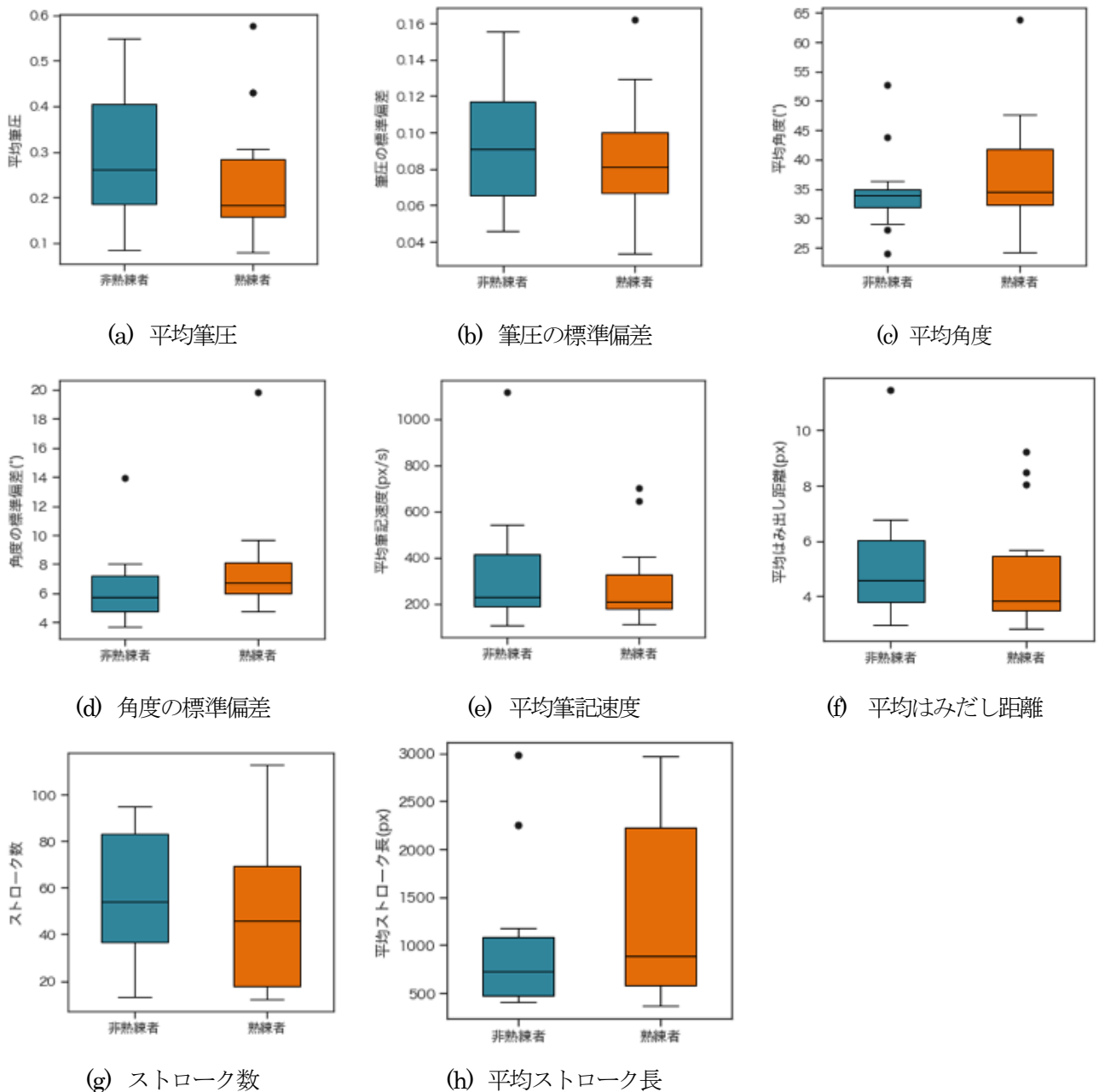


図2 特徴量毎の箱ひげ図

平均ストロークが長い傾向にあることが原因であると考えられる(後述)。

平均ストローク長は、熟練者は非熟練者に比べて長い傾向にあることが明らかになった。このことから、熟練者は長い線を安定して描くことができる技術を持っており、長い線を引いてもはみ出さない自信があったのではないかと考えられる。

4.3 熟練者と非熟練者の比較 (図形別)

それぞれの図形における特徴量を算出し、熟練者・非熟練者間における t 検定の結果一覧を表5に示す。以下、図

形別に結果を考察する。

横直線の図形では、熟練者の方が平均筆圧と筆圧の標準偏差が低い傾向にあった。特に横直線(短)では平均筆圧が $p=0.06$ で有意傾向、筆圧の標準偏差が $p=0.04$ で有意差があった。これより、複雑な図形よりも単純な図形の方が熟練者の運筆の特徴がより明確に表れる傾向があると考えられる。また、横直線(短)の図形はトレース課題において最初に描く図形であった。このことから、被験者はデジタルペンに慣れる前の素に近い状態で描画したため、結果としてより差が拡大したとも考察できる。

縦直線の図形では、熟練者は平均角度が高い傾向にあ

った。縦直線(短)では有意傾向が見られた($p=0.08$)。また縦直線(長)では角度の標準偏差に有意傾向が見られた($p=0.06$)。前節で述べたように、熟練者は非熟練者と比べてペンの持ち方を確立しているため、角度の個人差が大きい傾向にある。この傾向が縦直線において強く表れた原因として、縦直線の図形では線を描く際に左右の動きがないためペンを持つ角度が一定になりやすく、個々の被験者のペンの持ち方が強く結果に反映されたからだと考えられる。

正弦波の図形において、筆圧の標準偏差 ($p=0.06$)と角度の標準偏差 ($p=0.05$) において有意傾向が見られた。これは熟練者がより安定した筆圧で曲線を描画していることを示し、熟練者の評価に曲線の筆圧測定を用いる可能性を示唆している。

5. 考察

運筆の巧拙を定量的に評価するにあたって、中島(2011)は速さと正確さの相互関係から捉えることの重要性について

と言及している。また奥住(2007)は速さと正確さはトレードオフの関係にあり一変数で制御されると述べている。そこで本研究では運筆力を平均筆記速度/平均はみ出し距離として定義することにより、運筆の巧拙の正確な評価を試みた。しかし結果として熟練者・非熟練者間の差は見られなかった。この原因として、熟練度と運筆の巧拙には関係がなかった可能性、もしくは運筆力の定義自体に問題があり運筆の巧拙を正しく評価できていなかった可能性が考えられる。

6. 結論、今後の課題

本研究では、トレース課題を用いて描画の熟練度と運筆の関係についての分析を行った。その結果、筆圧や角度といったいくつかの特徴量において熟練者・非熟練者間で差が見られ、熟練者の特徴を明らかにすることができた。またトレース課題に用いる図形の種類によって、熟練者の特徴の表れ方が異なることが確認できた。一方で運筆力には差は見られず、熟練度と運筆の巧拙の関係

表5 図形・特徴量ごとの p 値

特徴量 図形	平均筆圧	筆圧の 標準偏差	平均角度	角度の 標準偏差	平均筆記 速度	平均はみ 出し距離	ストローク 数	平均スト ローク長
横直線(短)	0.06†	0.04*	0.85	0.69	0.25	0.63	-	0.17
横直線(中)	0.16	0.31	0.87	0.93	0.89	0.41	0.40	0.48
横直線(長)	0.19	0.18	0.72	0.44	0.30	0.79	0.36	0.46
縦直線(短)	0.25	0.30	0.08†	0.74	0.64	0.48	0.33	0.26
縦直線(長)	0.66	0.88	0.12	0.06†	0.83	0.65	0.30	0.18
三角(小)	0.39	0.13	0.28	0.30	0.64	0.87	1.00	0.80
三角(大)	0.35	0.27	0.49	0.13	0.55	0.63	0.45	0.69
円(小)	0.29	0.36	0.43	0.58	0.46	0.48	0.30	0.88
円(大)	0.22	0.11	0.59	0.59	0.36	0.60	0.47	0.64
正弦波(小)	0.31	0.27	0.35	0.72	0.41	0.60	0.32	0.21
正弦波(大)	0.27	0.06†	0.52	0.05†	0.65	0.91	0.45	0.26
矩形波(小)	0.38	0.31	0.55	0.96	0.49	0.50	0.49	0.24
矩形波(大)	0.45	0.24	0.49	0.52	0.45	0.75	0.30	0.25
平均	0.29	0.44	0.38	0.23	0.57	0.69	0.40	0.23

$p<0.05$ の数値に*、 $p<0.1$ の数値に†(n.s.)を付記

については明らかにできなかった。

今後の課題として、実験課題で使用した図形の種類や大きさの妥当性の再検討が必要である。これは、図形によって描き込む量が大きく異なっており、全ての図形におけるペンストロークデータを統合しての分析や図形同士の比較による分析に不適だった可能性があるためである。また、アンケートにて取得したスタイラスペンの慣れ具合や利き手などの被験者のデータを十分に活用できていなかったため、これらの要素を考慮した分析を行うことで本研究の成果に対する考察がより深まると考える。さらに、分析結果を有意差の有無のみでなく、平均値や標準偏差を用いて考察し、図形トレースに関する熟練度に関する考察を深めていく必要がある。本稿では8種類の特徴量を設定し、その定量的な分析を試みたが、トレースする際にはみ出す部分など、非熟練者特有の定性的な分析も今後の展開として考えられる。

参考文献

- Apple, PencilKit API, <https://developer.apple.com/documentation/pencilkit> (accessed 2024-2-20)
- 浅井洋樹, 野澤明里, 苑田翔吾, 山名早人. (2012). オンライン手書きデータを用いた学習者のつまづき検出. 情報処理学会 DEIM Forum 2012, A8-4.
- Blikstein, P., & Worsley, M. (2016). Multimodal learning analytics and education data mining: Using computational technologies to measure complex learning tasks. *Journal of Learning Analytics*, 3(2), 220-238, <https://doi.org/10.18608/jla.2016.32.11>.
- Giannakos, M., Spikol, D., Di Mitri, D., Sharma, K., Ochoa, X., & Hammad, R. (2022). Introduction to Multimodal Learning Analytics. In M. Giannakos, D. Spikol, D. Di Mitri, K. Sharma, X. Ochoa, & R. Hammad (Eds.), *The Multimodal Learning Analytics Handbook* (pp. 3-28). Springer International Publishing.
- Lang, C., Siemens, G., Wise, A.F., Gašević, D., & Merceron, A. (2022). *Handbook of Learning Analytics: Second Edition*, Society for Learning Analytics Research.
- Ochoa, X., Lang, C., Siemens, G., Wise, A., Gasevic, D., & Merceron, A. (2022). Multimodal learning analytics: Rationale, process, examples, and direction. In *Handbook of Learning Analytics: Second Edition* (pp. 54-65). Society for Learning Analytics Research.
- 村田厚生, 井上紘佑. (2014). 書字を対象とした手と眼の協応と筆圧変化に基づく熟練要素抽出に関する基礎研究. *日本感性工学会論文誌*, 13(2), 315-323, <https://doi.org/10.5057/jjske.13.315>.
- 永井孝, 香山瑞恵. (2018). ドローイングプロセスグラフを用いた美術入門者に対するドローイング学習支援の可能性. *人工知能学会第二種研究会資料*, 2018(SKL-25), 02, https://doi.org/10.11517/jsaisigtwo.2018.SKL-25_02.
- 中島そのみ, 大柳俊夫, 中村裕二, 坂本香代子, 仙石泰仁. (2011). 運筆速度と筆圧の変化に着目した運筆遂行能力の評価. *作業療法*, 30(5), 563-571, <https://doi.org/10.11477/mf.6003100056>.
- Ochoa, X., Chiluzza, K., Méndez, G., Luzardo, G., Guamán, B., & Castells, J. (2013). Expertise estimation based on simple multimodal features. *Proceedings of 15th ACM International Conference on Multimodal Interaction*, 583-590, <https://doi.org/10.1145/2522848.2533789>.
- 奥住秀之, 國分充, 島田恭子. (2007). 児童の道具操作における速度・正確性トレードオフの発達変化—なぞり書き, 折り紙, シール貼りの3つの課題から—. *Anthropological Science (Japanese Series)*, 115(1), 37-40, <https://doi.org/10.1537/asj.115.37>.
- 澁谷智久, 光川眞壽. (2018). 線引き課題を用いた運動制御ならびに運動のなめらかさ評価への試み. *東洋学園大学紀要*, 26(2), 191-199, <http://doi.org/10.24547/00000095>.
- 曾我真人, 松田憲幸, 高木佐恵子, 瀧寛和, 吉本富士市. (2004). スキル学習に共通な特徴とスキル学習支援システムに必要な機能について. 第18回人工知能学会全国大会論文集, 224, <https://doi.org/10.11517/pjsai.JSAI04.0.224.0>.
- 曾我真人, 瀧寛和, 松田憲幸, 高木佐恵子, & 吉本富士市. (2005). スキルの学習支援と学習支援環境. *人工知能*, 20(5), 533-540.
- 曾我真人, 岩城朝厚, 前野浩孝, 六十谷伸樹, 中田早苗, 松田憲幸, 高木佐恵子, 瀧寛和, 吉本富士市. (2005). 学習者のデッサン描画時における腕動作・視線・認識の分析. 第19回人工知能学会全国大会論文集, 112, <https://doi.org/10.11517/pjsai.JSAI05.0.112.0>.

須鎌ひろの, 大柳俊夫, 仙石泰仁. (2007). 運筆の速度変化と注視状態に基づく新しい上肢機能評価システムの開発. 札幌医科大学保健医療学部紀要, 10, 35-40, <http://doi.org/10.15114/bshs.10.35>.

Tchalenko, J. (2009). Segmentation and Accuracy in Copying and Drawing: Experts and Beginners. *Vision research*, 49(8), 791-800, <https://doi.org/10.1016/j.visres.2009.02.012>.

Yoshitake, D., Flanagan, B., & Ogata, H. (2020). Supporting Group Learning Using Pen Stroke Data Analytics. *Proceedings of the 28th International Conference on Computers in Education*, 1, 634-639.

著者紹介

田村恭久

1987年 上智大学大学院 理工学研究科 博士前期課程修了。同年日立製作所。1993年 同大学理工学部助手。工学博士。講師、准教授を経て2014年より教授。2004年 チュービンゲン大学 知識メディア研究センター 客員准教授。学習分析の研究、技術標準化、実証事業に従事。学習分析学会理事、ICT CONNECT21 理事/技術標準WG 座長。ISO/IEC JTC1/SC36 委員。教育システム情報学会、日本教育工学会、情報処理学会、電子情報通信学会、人工知能学会、各会員。

海津一成

2020年 上智大学理工学部 情報理工学科。

濱野彰人

2021年 上智大学理工学部 情報理工学科卒。同年 上智大学大学院 理工学研究科 情報学領域 博士前期課程。