

# 手書き情報と睡眠データの関係性の調査

## Investigation of the Relationship Between Handwriting Information and Sleep Data

田中 智彩<sup>\*1</sup>

Chisa Tanaka

新井 将太<sup>\*2</sup>

Shota Arai

バーゴ アンドリュー<sup>\*2</sup>

Andrew W. Vargo

黄瀬 浩一<sup>\*2</sup>

Koichi Kise

<sup>\*1</sup>大阪府立大学 工学域

College of Engineering, Osaka Prefecture University

<sup>\*2</sup>大阪公立大学 大学院情報学研究科

Graduate School of Informatics, Osaka Metropolitan University

小中学生が日常生活に抱えるトラブルの発見は難しいという課題がある。小中学生の生活に携わる人員の増加が対策として考えられるが、人手不足により困難である。そこで、小中学生に一人一台配布されているタブレットから取得可能である手書き情報の活用を考える。しかし、小中学生の手書き情報から推定が行える対象が不明であることに加え、小中学生が抱えるトラブルが彼らのどの側面(行動や精神状態など)の特徴として表れるのかも不明である。本研究は、小中学生が抱える様々なトラブルの発見への第一ステップとして、手書き情報と睡眠データの関係性の調査を行う。手書きのデータ取得を行うタイミングは、起床後、昼食後、就寝前の1日3回とする。1回の手書きの課題は、直線30本と4種類の短いフレーズであり、課題の内容は毎回同一である。睡眠データは指輪型のウェアラブルデバイスを使用し、実環境下での睡眠を記録する。実験参加者は1名、データ収集期間は3週間である。手書きのデータは運動理論に基づくシグマログノーマルモデルで分析した。線形モデルの解析により80%を超える適合度が得られ、手書き情報によって睡眠データが予測できることが示唆された。

### 1. はじめに

小中学生が日常生活において抱えているいじめや虐待などのトラブルの発見が難しいという課題がある。この理由の一つとして、児童・生徒の人数に対して学校教職員の人数が少ないため、学校教職員が児童・生徒一人ひとりの現状を把握しきることができないことが挙げられる。対策として、スクールソーシャルワーカー[山野 18]という児童・生徒が抱えている問題の福祉的な解決を図る職業も存在するが、スクールソーシャルワーカーが介入しても、児童・生徒の保護が求められるほど状況が悪化するまでトラブルが発見できていないのが現状である。そのため、児童・生徒が抱えるトラブルを初期段階で発見する解決策が求められている。

トラブルの発見段階を早めるため、人員を増やす方法が考えられるが、人手不足により実現は難しい。児童・生徒の生活に携わることのできる人員による対応では、児童・生徒が抱えるトラブルの発見が遅れる現状であるため、センサを用いて、児童・生徒の日常生活から取得することができる情報の活用を考える。しかし、実際問題としてカメラやウェアラブルデバイスの導入に対して、強い抵抗感を覚える学校教職員や保護者がおり、僅かでも反対意見が出ると、それらセンサの導入は実現不可能となる。

そこで、児童・生徒に一人一台に配布されているタブレットの活用を考える。学校生活の中でノートに板書をとったり、筆記でテストに回答したりと手書きの機会が多い。それらの手書きが持つ情報を活用して、どの子が問題を抱えているのか、またどのような種類の問題なのか特定を目指す。

この目標を達成するにあたり、大きく二つの課題が存在する。一つ目に、児童・生徒の手書きが持つ情報から推定が行える対象が不明であるということ。二つ目に、子どもが抱えている問題が、児童・生徒のどの側面(行動や精神状態など)の特徴として表れるのかが不明なことである。ここで、子どもが抱えるトラブルに対して薬物療法や入院加療などの医療的介入の緊急性を見分ける点は睡眠(睡眠時間や睡眠の質)と食事(食

思や摂取内容)の大きく2点である。本研究では、より客観的なデータの収集が期待できる睡眠を対象とする。以上の背景から、手書き情報と睡眠データの関係性の調査を行い、その結果トラブルの発見に貢献できるのではないかと期待する。

### 2. 関連研究

手書き情報を用いて ADHD の子どもとそうでない子どもの分類をした研究として、Faci らの研究[Faci et al. 21]がある。この研究では、8歳から11歳のADHDの子ども12名とADHDでない子どもの12名の計24名を対象に長さ13cm以上の直線を引く課題を行なっている。開始音を合図にスタート範囲からゴール範囲まで直線を引くという操作を1試行として、一人当たり30試行行う。シグマログノーマルモデル(3.2節で詳しく紹介する)という運動理論に基づくモデルに手書きのオンラインデータを適用し、このモデルの8つパラメータとそれらから導出された6つのパラメータの14種類の特徴量を扱っている。独立な2群のt検定により有意差が示された4つのパラメータを使用して得られた4次元特徴ベクトルを用いて、主成分分析(PCA)、線形判別分析(LDA)、k近傍法(kNN)、サポートベクターマシン(SVM)、人工ニューラルネットワーク(ANN)により分類を行なっている。それぞれの最良の結果、PCA、LDAは共に91.67%(22/24)、kNNの約85%(k=3)、SVM(カーネルはrbf)は75%、ANNはサンプル不足の影響を大きく受け約50%であった。

### 3. 提案手法

#### 3.1 手書きと睡眠データの取得

手書きのデータはIoT Paper(図1)というタブレット型のデバイスを用いて取得する。このIoT Paperは株式会社Wacomから研究用に提供されており、サンプリング周波数は480Hzである。睡眠データはOura Ring(図2)という指輪型のウェアラブルデバイスを用いて測定する。測定データは医学的に信頼できるデータであり、測定データは「Oura on the web」<sup>\*1</sup>より、CSVファイル形式で取得する。

連絡先: 田中 智彩, 大阪府立大学 工学域, sfb01082@st.osakafu-u.ac.jp

<sup>\*1</sup> <https://cloud.ouraring.com/>

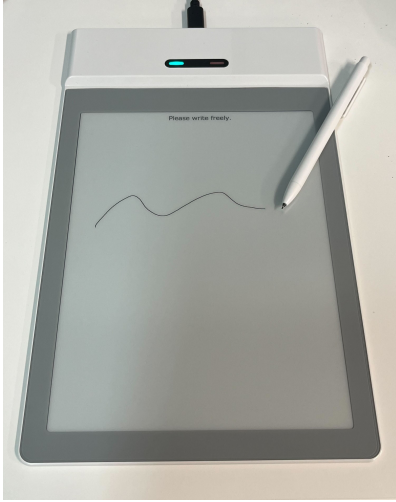


図 1: IoT Paper



図 2: Oura Ring

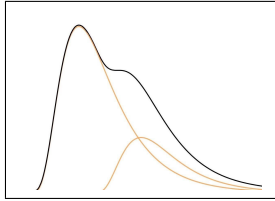


図 3: シグマログノーマルモデルのイメージ。  
速度の分布 (黒の線) が対数正規分布 (黄色の線) の和として記述できる。

### 3.2 シグマログノーマルモデル

手書きの動きも人間の運動の一種であるため、手書きのオンラインデータは運動理論によって記述できる [Plamondon 21]。1 ストロークの速度の分布を対数正規分布の足し合わせ記述するモデルをシグマログノーマルモデル (式 (1), 図 3) という。ここで、 $D$  とは、時刻  $t_0$  において、脳から送られた刺激  $D$  を表し、 $\Lambda$  は刺激  $D$  の人間の運動 (対数正規分布) を表す。

$$\begin{aligned} \vec{v} &= \sum_{i=1}^N \vec{v}_i(t; t_0, \mu, \sigma^2) \\ &= \sum_{i=1}^N D_i \begin{bmatrix} \cos(\theta_i(t)) \\ \sin(\theta_i(t)) \end{bmatrix} \Lambda(t; t_0, \mu, \sigma^2); N \geq 2 \end{aligned} \quad (1)$$

このシグマログノーマルモデルを用いて、表 1 の 5 つの特徴量を抽出する。表 1 の  $D$ ,  $t_0$  はシグマログノーマルモデルを構成する対数正規分布のパラメータである。これらの対数正規分布のパラメータから手書きの速度の分布を再構成し、再構成の精度に関する特徴量 SNR, nblog, SNR/nblog を導出する。

表 1: シグマログノーマルモデルの特徴量

$D$	対数正規分布の振幅
$t_0$	対数正規分布の初期値
nblog	再構成するために必要な対数正規分布の数
SNR	元の分布と再構成した分布の信号対雑音比
SNR/nblog	再構成の精度の基準となる値

表 2: 手書きの課題

直線	30 本 (長さ 13cm 以上)
フレーズ 1	意味ない文字列 (あいうえお)
フレーズ 2	ポジティブなフレーズ (アイスを食べた)
フレーズ 3	ネガティブなフレーズ (コーヒーこぼした)
フレーズ 4	小説の引用 [梨木 01] (オバアチャン ノ タマシイ ダッシュツ ダイセイコウ)

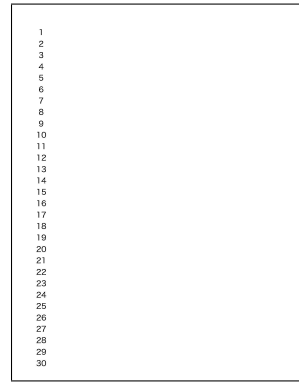


図 4: 直線の書込み画面

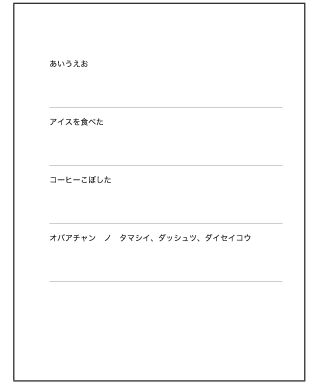


図 5: フレーズの書込み画面

### 3.3 解析方法

線形モデルを用いて解析を行う。シグマログノーマルモデルは、1 ストロークに対して表 1 の 5 つの値を算出する。手書きの課題が直線の場合は 30 ストローク、フレーズの場合はそのフレーズの総画数分のストロークに対しそれぞれ 5 つの特徴量が算出される。多重共線性を起こす可能性を下げるため、本実験では 5 つそれぞれの平均と分散を用いた 10 個の特徴量を説明変数とする。目的変数は Oura Ring によって取得する 4 種類の睡眠時間 [s] (総睡眠時間, 深い睡眠, 浅い睡眠, レム睡眠) や睡眠の質を表すスコア (Oura Ring のソフトで計算されるもの) である。

## 4. 実験

### 4.1 実験概要

手書き情報と睡眠状態の関係性の調査が目的であるため、手書きのデータ取得を行うタイミングは、起床後、昼食後、就寝前の 1 日 3 回とする。1 回につき 5 種類の手書きの課題 (表 2, 図 4, 図 5) に取り組む。いずれの課題も制限時間は設けない。実験期間は 3 週間、実験参加者は大学生 1 名である。

### 4.2 結果

手書きを行ったタイミングは 1 日 3 回で、1 回につきそれぞれ 5 種類の手書きの課題に取り組んだため、1 日に 15 個の手書きのデータを取得した。赤池情報量基準 (AIC) を用いて説明変数の選択し、最も良いモデルの選択を行った。AIC の結果、説明変数が 1 つ以上選択されたモデル適合度 (決定係数) を表 3 から表 7 で示す。ここで、空白は説明変数が全く選択されなかった場合である。また適合度の横の記号は p 値が次の範囲に収まっていることを示す。 (\*\*\*\* p<0.001, \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1, . p<1)

表 3: 線形モデルの適合度と p 値 (総睡眠時間)

	起床後	昼食後	就寝前
直線	0.63 *	0.33 .	0.56 .
フレーズ 1	0.18 .	0.52 .	0.46 *
フレーズ 2	0.62 **	0.47 ***	0.55 *
フレーズ 3	0.64 ***	0.84 ***	0.82 ***
フレーズ 4	0.55 **	0.48 .	0.82 **

表 4: 線形モデルの適合度と p 値 (深い睡眠時間)

	起床後	昼食後	就寝前
直線	0.48 .	0.35 *	
フレーズ 1	0.19 *	0.63 *	0.41 .
フレーズ 2	0.34 **	0.39 **	0.63 .
フレーズ 3	0.52 **	0.73 **	0.52 **
フレーズ 4	0.59 **	0.38 .	0.80 **

表 5: 線形モデルの適合度と p 値 (浅い睡眠時間)

	起床後	昼食後	就寝前
直線	0.77 **	0.53 .	0.62 **
フレーズ 1	0.54 *	0.57 .	0.57 **
フレーズ 2	0.41 *	0.56 .	0.61 *
フレーズ 3	0.55 **	0.73 **	0.93 ***
フレーズ 4	0.46 **	0.72 **	0.82 **

表 6: 線形モデルの適合度と p 値 (レム睡眠時間)

	起床後	昼食後	就寝前
直線	0.48 .	0.42 .	0.38 .
フレーズ 1	0.36 *	0.60 .	0.60 *
フレーズ 2	0.36 ***	0.61 **	0.16 .
フレーズ 3	0.70 ****	0.70 **	0.51 **
フレーズ 4	0.74 ***		0.82 **

表 7: 線形モデルの適合度と p 値 (睡眠スコア)

	起床後	昼食後	就寝前
直線	0.41 *	0.17 .	
フレーズ 1	0.24 **	0.65 *	0.68 **
フレーズ 2	0.55 **	0.23 **	0.53 .
フレーズ 3	0.54 **	0.83 ***	0.70 ***
フレーズ 4	0.63 **	0.44 .	0.85 **

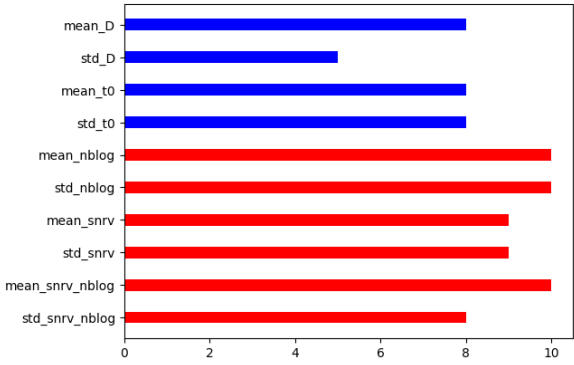


図 6: 手書きの特徴量が選択された回数 (総睡眠時間)

4.3.2 適合度が高い手書きのタイミングと課題 (総睡眠時間)

総睡眠時間の中で手書きを行うタイミングごとに適合度を見ると、起床後の適合度の平均は約 0.53、最小値は 0.18、昼食後の適合度の平均は約 0.52、最小値は 0.33 であるのに対し、就寝前では適合度の平均は約 0.64、最小値も 0.46 と就寝前が手書きのタイミングとして最も適していることが示唆された。また、総睡眠時間の中で手書きの課題ごとに適合度の平均は、直線は約 0.52、フレーズ 1 は約 0.39、フレーズ 2 は約 0.55、フレーズ 3 は約 0.77、フレーズ 4 は約 0.62 であり、フレーズ 3 が手書きの課題として最も適していることが示唆された。

さらに、総睡眠時間の中で適合度が 0.8 を超え、p 値が 0.01 未満と統計的にとても有意な結果が得られたフレーズ 3 の昼食後・就寝前の 2 つを取り上げる。フレーズ 3 の昼食後のモデルでは、AIC によって  $D$  の平均、 $t_0$  の分散、nblog の平均と分散、SNR の平均と分散、SNR/nblog の平均と分散の 8 個の目的変数が選択された。フレーズ 3 の就寝前のモデルでは、AIC によって nblog の分散、SNR の平均と分散、SNR/nblog の分散、 $t_0$  の平均と分散の 5 個の目的変数が選択された。このことは、昼食後・就寝前にフレーズ 3 の手書きの課題に取り組むと、手書きの特徴量から総睡眠時間を、それぞれ 84%・82% 説明できることを意味する。今回扱っている手書き情報と睡眠データはどちらも生体データであり、両者に影響を及ぼす要因は多く存在する。適切な手書きを行うタイミングや手書きの課題が不明瞭な状況下で、手書き情報と睡眠データという両者ノイズの影響を受けている可能性の高いデータを組み合わせた解析だったため、高い適合度は得られない可能性が高いと考えていたが、予想を大きく上回る結果が得られた。

4.3.3 回帰診断

また、同じく総睡眠時間の中で適合度が高かったフレーズ 3 の昼食後・就寝前のモデルを用いて、手書き情報と睡眠データの関係性の調査に線形モデルを用いることが妥当であるのかについて、回帰診断を行う。回帰診断の方法は複数あるが、本稿では正規 Q-Q プロット (normal quantile-quantile plot) を用いて妥当性を判断する。線形モデルによる回帰分析は、線形モデルが成り立つという仮定の元で成り立っており、この回帰分析を行うための一般的な仮定は「残差が正規分布に従う」というものである。Q-Q プロットは 2 つの分布が似ているかを比較する方法であり、縦軸、横軸にそれぞれの分布の分位数を取る。2 つの分布が類似していると、プロットした点が直線に従う。正規 Q-Q プロットはデータが正規分布に従っているかを判断できるプロットであり、これを用いることによって、「残差が正規分布に従う」という仮定の妥当性を評価する。

4.3 考察

目的変数が深い睡眠時間、レム睡眠時間、睡眠スコアにおいては 14/15、目的変数が総睡眠時間、浅い睡眠時間においては 15/15 のモデルにおいて、AIC により説明変数が選択された。このことは、各睡眠データと手書きの特徴量に相関があることを意味する。また、特に総睡眠時間や浅い睡眠時間で適合度が高い結果が多く得られている。

4.3.1 総睡眠時間

総睡眠時間は、子どものトラブルの緊急性の判断項目の一つであり、虐待の有無などトラブルと関連することがわかっている。浅い睡眠時間と比べて総睡眠時間がより一般性が高いと考え、ここでは総睡眠時間が目的変数であるモデルについて考察を述べる。総睡眠時間を目的変数とする 15 個のモデルで、説明変数である 10 個の手書きの特徴量が選択された回数は図 6 の通りである。対数正規分布のパラメータ ( $D$ ,  $t_0$ ) を青色、再構成した分布の精度に関する特徴量 (nblog, SNR, SNR/nblog) を赤色に色分けしている。図 6 より、 $D$ ,  $t_0$  が選択された回数を、nblog, SNR, SNR/nblog が選択された回数が若干上回る結果が得られた。このことから、手書きの正確性を示す値が総睡眠時間の説明により貢献しているのではないかと考える。



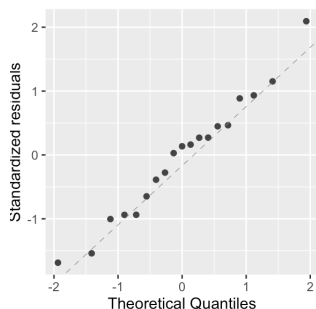


図 7: 残差の正規 Q-Q プロット (総睡眠時間の昼食後, フレーズ 3)

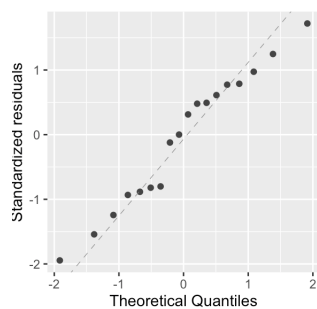


図 8: 残差の正規 Q-Q プロット (総睡眠時間の就寝前, フレーズ 3)

昼食後・就寝前, フレーズ 3 の手書きのデータから回帰を行った総睡眠時間の残差の正規 Q-Q プロットは図 7, 図 8 である。この結果より, 正確に直線と一致こそしていないものの, 点がほぼ直線に従っており「残差が正規分布に従う」という仮定は成り立つ, つまり線形モデルによる回帰分析は妥当であると判断する。

#### 4.3.4 高い適合度のモデル

次に, 予想を上回る高い適合度が得られた理由について考察を述べる。図 9, 図 10 はそれぞれ昼食後・就寝前の総睡眠時間の実測値と線形モデルの回帰による予測値の散布図である。横軸は総睡眠時間の実測値, 縦軸は総睡眠時間の予測値であり, 実測値と予測値が一致する, つまり黒の実線にプロットが従うほど予測精度が良い。また, 図 11, 図 12 にそれぞれの昼食後・就寝前の総睡眠時間の残差と実測値の散布図を示す。赤い実線は残差の平均でどちらのモデルでも約 0.0 秒である。昼食後・就寝前の残差の標準偏差 ( $\sigma$ ) はそれぞれ約 2074 秒, 約 2257 秒であった。数分, 十数分レベルの総睡眠時間の変化は手書きの特徴量のみでは完全に記述できていないことが確認できる。これは前述の通り, 手書き情報も睡眠データも生体情報であり, ノイズを完全に排除することは不可能なためである。ここで, 回帰診断より「残差が正規分布に従う」ため, フレーズ 3 の昼食後・就寝前のどちらのモデルでも全体の約 68% が  $\pm 1\sigma$  (約 30 分) 以内の誤差に, 全体の約 95% が  $\pm 2\sigma$  (約 1 時間) 以内の誤差に, 収まる。つまり, 数十分から数時間の変動は, 手書き情報から予測可能であることがわかった。

## 5. まとめ・今後の展望

手書き情報を用いて子どもが抱えるトラブルの推定を目指し, 本研究では, トラブルの発見に役立つ睡眠データと手書き情報の関係性の調査を行なった。実験結果から, 目的変数である睡眠時間 [s] (総睡眠時間, 深い睡眠, 浅い睡眠, レム睡眠) や睡眠の質を表す睡眠スコアのいずれも, 15 個のモデルのうち, 14 個もしくは 15 個のモデルにおいて説明変数である手書きの特徴量が選択された。いずれの目的変数においても統計的に有意なモデルが半数やそれ以上確認できた。また, いずれの目的変数においても 80% を超える適合度が確認できた。

本研究ではシグマログノーマルモデルの特徴量から基本統計量として, 平均と分散の 2 つのみを選択した。最大値や最小値, 中央値などの異なる基本統計量を用いると, AIC により選択される回数が上下したり, 統計的に有意な説明変数が変化する可能性は十分に残っているため, 睡眠データとより密接に結びついている手書き情報の調査も行いたい。また本研究では

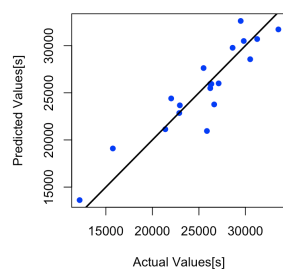


図 9: 実測値と予測値 (総睡眠時間の昼食後, フレーズ 3)

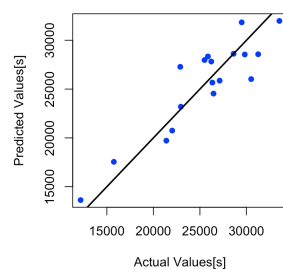


図 10: 実測値と予測値 (総睡眠時間の就寝前, フレーズ 3)

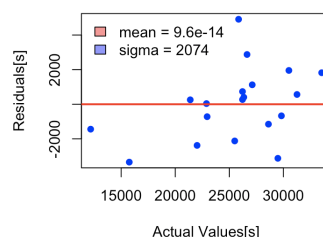


図 11: 残差と実測値 (総睡眠時間の昼食後, フレーズ 3)

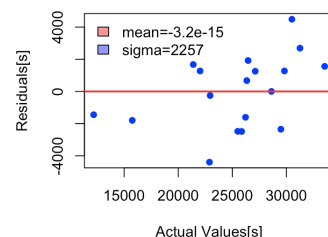


図 12: 残差と実測値 (総睡眠時間の就寝前, フレーズ 3)

1 日の睡眠データと 1 日の手書き情報を組み合わせた 1 日ごとの睡眠データについて調査を行った。しかし, 睡眠の影響を受ける人間の能力などに, その日の睡眠が影響を及ぼすことに加え, その日以前の睡眠傾向も影響を及ぼすことがわかっている。そのため, 手書き情報もその日以前の睡眠傾向からも影響を受けている可能性が高いと考える。トラブルと関係がある慢性的な睡眠障害 (不眠や過眠) とその日のみ極端に総睡眠時間が短く (長く) なった日を区別することができるような総睡眠時間の新たな指標を導入することで, よりトラブルの発見に貢献できるのではないかと期待する。また本研究は, 実験参加者 1 名のみを対象に実施したため, 今後は実験参加者の人数を増やした手書き情報と睡眠データの関係性の調査を行いたい。

## 参考文献

- [山野 18] 山野 則子: 学校プラットフォーム, 有斐閣 (2018).
- [梨木 01] 梨木 香歩: 西の魔女が死んだ, 新潮文庫 (2001).
- [Plamondon 21] Plamondon, R.: The Lognormality Principle: A Personalized Survey, in The Lognormality Principle and its Applications in e-Security, e-Learning and e-Health, Chapter 1, pp. 1–39, World Scientific (2021)
- [Faci et al. 21] Faci, N., Nguyen, H. T., Laniel, P., Gauthier, B., Beauchamp, M. H., Nakagawa, M., and Plamondon, R.: Classifying the Kinematics of Fast Pen Strokes in Children with ADHD using Different Machine Learning Models, in The Lognormality Principle and its Applications in e-Security, e-Learning and e-Health, Chapter 5, pp. 117–142, World Scientific (2021)