

デジタルペン筆記情報に基づく筆記の丁寧度の抽出

戸田 隆道^{1,a)} 三浦 元喜^{2,b)} 赤瀬 駿^{†1,3,c)}

概要：これまで協調的な学習を支援するための手書き筆記共有システムが多数提案されている．筆記共有を伴う協調学習者にとっては，他者に見せることを意識しながら筆記を丁寧に行うことで，読みやすい筆記を共有できたり，また注意不足による間違いを避ける効果が期待できる．そこで我々は，学習者の丁寧な筆記を促すシステムを構築するうえで必要となる，筆記の丁寧度をデジタルペンのオンライン筆記データから抽出する手法について検討した．具体的には筆記の複雑さが低いものを対象として，筆記点の数をストロークの距離で割った指標を提案する．実際の講義で得られた筆記データに対して提案方式をあてはめ，有効性についての検討を行った．

1. はじめに

教育現場においては，他の学習者の意見や考えに触れることで，自分の考えを修正したり深めたりしながら学習をすすめる方法が一般的に行なわれている．通常は口頭による発表や板書による情報共有が中心であるが，多人数の意見や考えを効率的に紹介することができれば，協調的な活動の効果が高まると予想される．

視覚的に表現された多人数の意見や考えを効率良く紹介するため，筆記を電子的に集約・共有する授業支援の方法およびシステムが多く提案されている．具体的にはタブレットを用いた筆記共有システムに関する研究 [1], [2] や，デジタルペンを用いた筆記共有システムに関する研究 [3], [4] がある．紙への筆記は教育現場で一般的に行われている行為であり，デジタルペン自体の操作説明はほとんど不要であることから，タブレットを用いる場合に比べ，学生に対する余分な認知負荷をかけなくて済むというメリットがある．その一方で，視覚的な筆記の共有による協調的な学習効果をより高めるためには，他者の存在を適度に意識し，相手に解法や考えていることが伝わるような丁寧な筆記表

現をすることが望ましい．なぜならば，他者が見ることを意識して丁寧に書くことにより，筆記自体が読みやすいものになり，かつ，注意不足による間違いを避けることにもつながると考えられるからである．

教えることによる学び (Learning by teaching) [5] は効果的な学習戦略の 1 つである．Bielaczyc らは自己説明と自己統制戦略が，生徒の説明能力と学習能力に与える効果を調査している [6]．その結果によれば，特定の自己説明と自己統制戦略は学習および問題解決能力に貢献することが明らかとなっている．また Barnard は学習者の相互指導と理解の関係を，社会文化学の見地から報告している [7]．これらの研究からも，学習内容を他者に説明しようとする意識をもつことや，その戦略を立てることは学習を効果的にするために重要であり，その能力は練習や努力によって向上すると考えられる．

2. 研究の目的

手書き筆記行為は人間がメモやノートへの記録において普段から行っている基本的なスキルであるが，「字は体を表す」という諺があるように，筆記はそれを行った個人の性格や気質を表すといわれている．協調的な授業に参加する学習者についても，綺麗な字とままではいかなくとも，なるべく丁寧な字や図を書くことは論理的な思考を誤りなく進めたり，考えをまとめたりするのに効果的であると考えられるため，推奨される行為である．しかしながら，丁寧な筆記をつづける習慣をつけることは国語や習字の授業以外ではあまり重要視されていない．しかし上記の理由から，他者と共有する考えや筆記については，なるべく丁寧な筆記をする習慣を身につけてもらうことが望ましい．

¹ 九州工業大学 工学府 先端機能システム工学専攻
Graduate School of Engineering, Kyushu Institute of Technology

² 九州工業大学 基礎科学研究系
Faculty of Basic Science, Kyushu Institute of Technology

³ 九州工業大学 工学部 総合システム工学科
School of Integrated System Engineering, Kyushu Institute of Technology

^{†1} 現在，英進館
Presently with Eishinkan Co., Ltd.

a) n350917t@tobata.isc.kyutech.ac.jp

b) miuramo@mns.kyutech.ac.jp

c) akase@ist.mns.kyutech.ac.jp

本研究ではデジタルペン筆記を共有する協調的な授業において、学習者の筆記特性を解析することにより、学習者に丁寧に書くことを促すような適切なフィードバックを行うことを目指す。そのための第一段階として、デジタルペンのオンライン筆記データから、どのようにしたら「筆記の丁寧度」を抽出できるかの基礎検討を行う。

なお我々が対象としているのは授業時間中に学生が主体となって行う筆記活動（例えば問題解答や意見のまとめ）であり、学生が教師の板書を写すノートの正確性や丁寧度については対象としない。授業時間中に教師が時間を設けて、学生に活動をさせるときは、通常十分な時間を与えることが多い。そのため、本研究が目指している問題解答時の筆記の丁寧度については、教師の板書速度や板書の構成には依存しない。

本研究では、学習者が筆記を行うときの丁寧さを測ることを目的とする。そのため、字が整っているかどうかや、読みやすさ、見やすさといった審美性を判定することは今回の報告には含めず、今後の課題としたい。筆記の審美性は意識および訓練によりある程度は改善されると考えられるが、個人の能力差に依存する部分もあるため、注意深く書いたとしても審美性の低い文字になってしまう場合も考えられる。そのため、本研究では「丁寧さ」を「審美性」とは独立した要因として考えることにする。すなわち、審美性が高くても丁寧さが低い筆記もありうる。

3. 関連研究

Simard ら [8] は、手書き筆記の正規化と綺麗な字に矯正するための、文字形状を修正するアルゴリズムを提案している。彼らは手書き文字認識の認識率を高めるための事前処理として文字形状の正規化と矯正を利用している。正規化や矯正・美化という考え方は手書き筆記を読みやすくするためにも利用できるため、我々の研究とも関連は深い。しかし本研究では学習者の筆記を美化することが目的ではなく、学習者に丁寧な筆記を促すことが目的であるため、研究の方向性は若干異なっている。濱中ら [9] は、オンライン文字認識の精度を高めるために、筆記の丁寧さを用いている。この研究では、筆記が「丁寧」から「乱雑」になるに従って、本来の画数よりも少ないストローク数で書かれる傾向を利用して候補探索の範囲を狭めたり広げたりしている。ただしこの研究では筆記の丁寧さデータは外部から与えられることを想定している。

Julia と Faure [10] は、タブレット型計算機で入力された矩形や円、表、ネットワーク図といった線図を認識し、正確で整った図形に置き変えるためのアルゴリズムを提案している。関連して、Miyao と Maruyama [11] は手書きフローチャートを分割して認識するための SVM を用いた手法を提案し、システムを構築してその有効性を検証している。Paulson と Hammond もまた、PaleoSketch [12] とい

う手書きで入力された図形を 8 種類の基本的な図形とその組み合わせとして認識し、置き換えや整形を行うシステムを構築している。これらの手書き図形を対話的に認識し、きちんとした図として整形して出力する研究はタブレットをはじめとする手書き入力デバイスの普及により、より重要なものとなっている。しかしながら、本研究では図形ではなく一般的な手書き筆記から丁寧度をよみとるための尺度を抽出することを目的としている点が異なる。

Zhu と Jin [13] は漢字による芸術的な書を電子技術を用いて生成したり、筆記を矯正・美化するための研究を行っている。最初に速度に基づくシミュレーションを行い、筆のかすれ表現を生成する。その後、テンプレートマッチングにより筆記が美しく見えるように矯正・美化を行う。筆記を読みやすく加工するための矯正や変形の技術は本研究にも一部関連するが、筆記を行うときの学習者の状況を推測するという点では異なる。

Aşıcıoğlu と Turan は、アルコール摂取が手書き筆記の乱雑さに及ぼす影響を調査している [14]。この研究の目的は、アルコールやアルコールに起因した神経機能の低下がどの程度筆記に影響するかを調査することにある。結果として、単語の長さや大文字と小文字の文字高、単語間のスペースの量、傾きや微動の量、先細りで書き終るといった現象はアルコールの影響下で増加したと報告している。いくつかの指標は筆記の丁寧度を測るうえで参考となるが、この研究では人間の評価者が各指標について判断を下しているため、計算機による指標の提案はされていない。

4. 手法

本章では、デジタルペンで抽出した学生の手書きオンライン筆記データから、どのような指標が丁寧度の推定に寄与するかを検討するための手法について述べる。大量の筆記データから効率良く計算できることを目指して、我々はシンプルなモデルから試行することにした。

4.1 前提

手書きオンライン筆記データはタブレットやスマートフォン、ペンタブレットデバイス等でも取得できるが、今回我々はアノト方式のデジタルペン (Anoto-Maxell DP-201) によって得られるデータの範囲内で検討をすすめる。

アノト方式のデジタルペンは紙に描かれたドットパターンを読み取り、筆記情報に変換する方式である。一般的な紙への筆記行為から生じる筆記情報を、正確かつ安定的に取得することが可能である。

アノト方式のデジタルペンは、主に (1) ペン先の座標 (x,y) 、(2) ペン先を紙に置いたときの時刻、の 2 つを取得できる。筆記の終了時刻 (ペン先を紙から離れた時刻) については直接取得していないが、座標の取得間隔と座標点の数から推測することができる。今後の説明のため、筆記の座

標点の数を $point$ とした場合、筆記点 P_i の座標を (x_i, y_i) ($0 \leq i \leq point - 1$)、筆記開始時刻を T_0 (ミリ秒) とする。

筆記座標から、1本の線(ストローク)の距離 ($dist$) は連続する2点間の座標 (P_i, P_{i-1}) から以下のように求めることができる。

$$dist = \sum_{i=1}^{point-1} \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2}$$

4.2 仮説

筆記の丁寧度を抽出するにあたって、我々は丁寧な筆記が持つ特徴に関して、以下のような仮説を設けた。

仮説1: 距離に対する筆記点の数が多いほど、丁寧さが高い。筆記点が多いということは、ゆったりとした運筆を行っていたと想定される。よって「丁寧さ」と「座標点の数 ($point$) をストローク距離 ($dist$) で割った値」には正の相関がある。

仮説2: 曲線や折れまがった線など、ストロークの複雑さが増すと、上記の指標 ($point/dist$) は本来の丁寧さよりも増加する。これは、曲線は直線を書く場合に比べて運筆速度が低下するため、座標点の数 ($point$) が相対的に増えることによって生じる。

我々は曲線や折れまがった線など、ストロークの複雑さによって生じる誤差を避けるため、ストロークの複雑さを求めることにした。

4.3 ストロークの複雑さの抽出

我々は当初、1ストロークに含まれる隣接する3点を結ぶ2本の線分がなす角度を用いて、折れ点の数やストロークの複雑さを抽出しようと試みた。具体的には、しきい値となる角度を設定したうえで、1つの角のみでしきい値を越える場合と、2つの角の合計でしきい値を越える場合に、折れ点と判断する方法を検討した(図1)。しかし予備実験を行ったところ、なだらかなカーブを含む筆記で適切に抽出できない問題や、元々の筆記には書き始めの点に角度が急激に変化する点经常出现することが多く、それが折れ点として認識されてしまう問題があった(図2)。

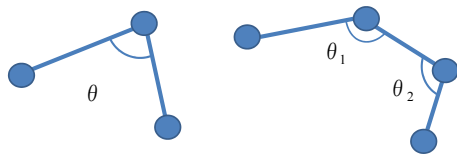


図1 折れ点の検出。1点のみでしきい値を越える場合と、2点の角の合計でしきい値を越える場合に、折れ点と判断。

そこで我々はRamerの方法[15]を用いて、ストロークの複雑さを推測することを試みた。Ramerの方法とは、図3のような筆記が与えられたとき、まず先頭と最終の点を特徴点として登録する。次に、登録済みの隣接する特徴点に

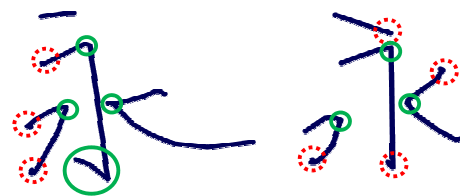


図2 不適切な折れ点(占線)と適切な折れ点(室線)

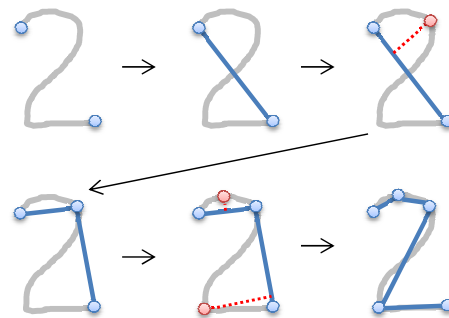


図3 Ramerの方法

ついて、それらを結んだ線分から一番離れた点を、隣接する2つの特徴点のあいだの点から探索し、それを新しい特徴点として追加する(図3右上)。これを再帰的に繰り返すことによって、元の筆記の形状をできるだけ反映しつつ、筆記点の数を減らすことができる。なお線分からの距離がしきい値よりも近いときは、特徴点として追加しない。

しきい値が小さいと、Ramerの方法で得られる特徴点の数が増える。またしきい値を固定した場合、文字のサイズによる影響を受けやすくなる。そこで我々は、Ramerの方法におけるしきい値を、筆記が含まれる領域(バウンディングボックス)の高さと幅のうち、大きいほうの値を5で割ったものを用いることにした。このようにして求めたRamerの特徴点の数は、筆記に含まれる折れ点やカーブの数に、始点および終点の2を足したものになる。ただし本論文における今後の議論では、Ramerの特徴点の数を始点と終点を含めない数(0以上の値)として扱うことにする。

これまでに述べた指標(筆記点の数 $point$ 、ストローク距離 $dist$ 、Ramerの値 $Ramer$)を中心に、我々は仮説を検証するための実験を行った。

5. 実験

この章では、仮説に基づき我々が収集したデータと、その解析結果について述べる。

5.1 データの収集

我々は、大学の講義において学生レポートの相互寸評を行った際に、10人の学生の筆記データを収集した。1人の学生は自分を除く13本の学生レポートを講義前に読んできており、講義中に自分が書きやすいもの、印象に残っているものから順番に寸評を記入した。用紙はA4サイズ2



図 4 筆記時系列順に, neat5(丁寧) ~ neat1(乱雑) に分類 .

枚であり, 1 つのレポートの寸評を記入する欄は名刺大のサイズであった. 特に文字数制限等は設定していない. また, 筆記は講義内でとりあげて紹介することは伝えているが, 丁寧さに関する指示や注意は行っていない.

我々は個々の学生の筆記について, 図 4 に示すように, 筆記が行われた時系列順に, neat5(丁寧) ~ neat1(乱雑) の 5 つの領域を設定した. ただし学生 1 (左上の 2 枚) は 3 本の寸評しか入力していないため, neat5,3,1 のみ設定した. 筆記の時系列はかならずしも用紙の左上 右下の順とは一致していないが, 学生 6 (図 4 における一番下の行の, 真ん中の 2 枚) のように, 筆記の時系列と用紙の位置関係がきちんと対応している学生が 4 名いた.

neat5 は授業開始直後の筆記データであり, 疲労がなく丁寧に書いていたことが予想される. また neat1 に近づくほど授業は後半となるため, 学生は疲労しており, 筆記の乱雑さが高まっていたと予想される.

設定した領域について, 人数 10 人 \times 筆記の丁寧さ 5 段階の合計 50 種類の筆記データを収集した. 筆記データは 1 ストロークごとに, $Ramer$ (ストロークの複雑さ), $point$ (ストローク中の筆記点の数), $dist$ (ストロークの長さ), を取っており, 各人毎に分けて csv 形式で保存した.

5.2 解析

まず $Ramer$ について, $point/dist$ を分類する指標として使用できるか検証し, $Ramer$ 毎に $point/dist$ を分類, グラフ化して値の比較を行う. その後 $point/dist$ の値における, 学習者の個人差について議論する.

5.2.1 $point/dist$ を $Ramer$ 毎に分類

$point/dist$ を $Ramer$ 毎に分類しグラフにまとめ, 回帰直線を引いた. これを 図 5 に示す.

回帰直線の傾きを見ると, $Ramer$ の値が少ないほど右肩上がりな傾向にあり, ストロークが複雑でない場合は

$point/dist$ は丁寧さを示す指標となりうるということがわかった.

$Ramer$ の値が大きい場合, つまりストロークが複雑である場合には, $Ramer$ の値が少ないときに比べて傾向が顕著に現れていない. もし $Ramer$ の値が大きいときに, $point/dist$ の値が増加していれば, 複雑なストロークに含まれるカーブや折れ点での停留や, 筆記速度の低下により, 筆記点の数が増加したことが予想されるが, 実際には $point/dist$ の値は $Ramer$ の値が 2 以上のときに少なくなっている. この理由としては, 複雑なストロークは「ひらがな」に多く含まれており, 「漢字」を書く場合に比べて「ひらがな」を書く際には相対的に速度を上げて書いていた可能性が示唆される.

図 5 の結果から, $Ramer$ の値が 0 および 1 の場合, つまり単純な点や線を書くときにどれだけゆったり書いているかによって, 丁寧度がある程度推測できることわかった. よって仮説 1 はおおむね正しいが, 仮説 2 (複雑さが上昇すると $point/dist$ の指標も増加) は却下されたことになる.

5.2.2 個人差

$Ramer=0 \sim 1$ の $point/dist$ の値を各学生毎に分けて平均値を取り, この特徴量が学生によってどのように変化するかを調べた. $neat$ 毎に分けて, グラフにまとめた結果を図 6 に示す. 横軸は neat(5 ~ 1 の時系列順) を示す. 学生毎にみても, かなりばらつきがみられる. 回帰直線だけを見ると学生 3 および学生 9 については $point/dist$ の指標が時間の経過とともに増加しており, その他の学生については時間経過による疲労が丁寧さを減少させる傾向があるとも読めるが, 慣れによる筆記行動の変化も含まれることが予想されるため, 今後さらに詳細に検討する必要がある.

6. 結論

本研究では学生がノートに文字を書くときに丁寧に書いているかどうかを判断する基準を提案し, 実際の筆記データ

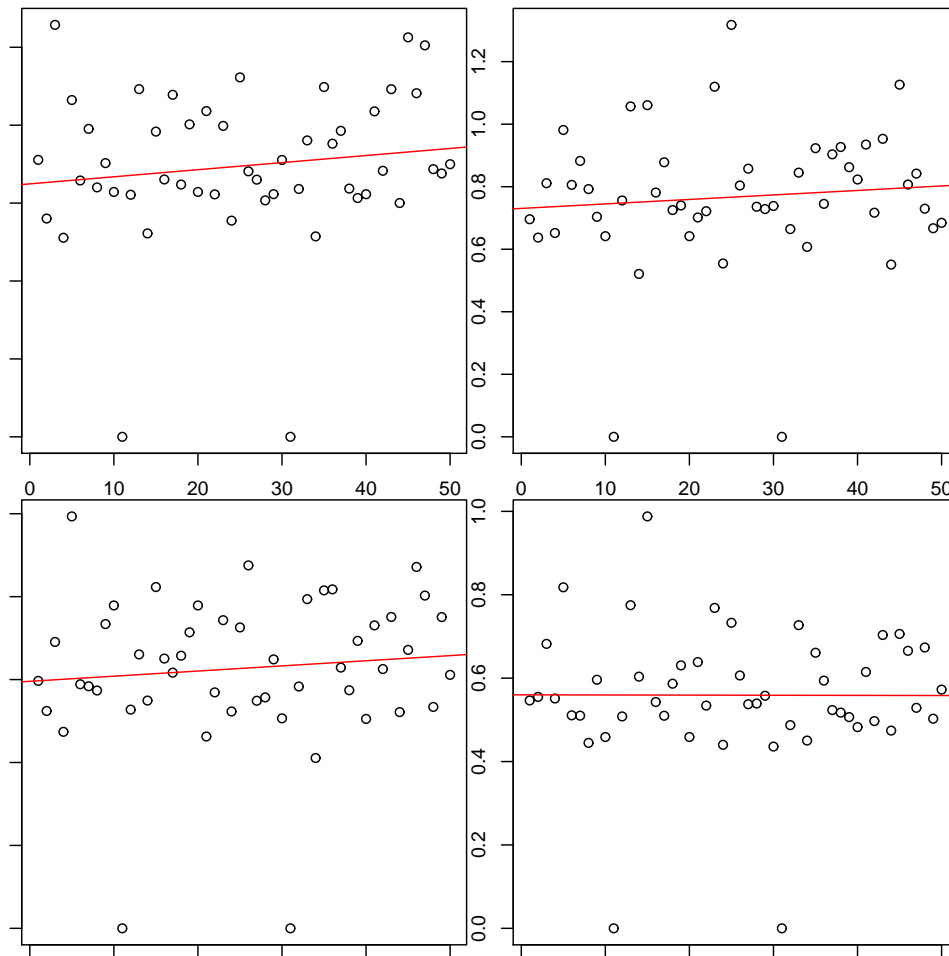


図 5 Ramer 別の Point/Dist グラフ．横軸は neat×10+学生の ID．

に基づいて検証を試みた．筆記データの解析により，我々は丁寧に文字を書いている場合，ストロークにおける筆記点の距離である $dist$ と筆記点の数 $point$ から $point/dist$ という特徴量を設定した．これを筆記のストロークの複雑さを示す $Ramer$ によって分け，値を比較した．結論としては， $point/dist$ は $Ramer$ が小さい場合，文字を丁寧に筆記しているかを判断しうる特徴量であるといえる．しかし，ストロークが複雑化するとその精度は落ちる傾向にある．このあたりの対処は文字種の判定等を含め，今後検討していく必要があると考えている．またフィードバックを与えることによる影響なども今後調査していきたい．

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 (課題番号 23680078) の支援によるものです．

参考文献

[1] 角方寛介, 加藤直樹, 山崎謙介: タブレット PC を用いた他の生徒のノートを覗ける電子ノートシステムの開発, 情報処理学会研究報告. HCI, ヒューマンコンピュータインタラクション研究会報告, Vol. 2009, No. 10, pp. 1-6 (オンライン), 入手先 (<http://ci.nii.ac.jp/naid/110007993426/>) (2009).

[2] Kam, M., Wang, J., Iles, A., Tse, E., Chiu, J., Glaser, D., Tarshish, O. and Canny, J.: Livenotes: A System for Cooperative and Augmented Note-Taking in Lectures, *Proceedings of CHI 2005*, pp. 531-540 (2005).

[3] 嶺 竜治, 牧 敦, 高橋麻衣子, 中邑賢龍: デジタルペンを用いた論理的思考を展開できる教育法の開発: デジタルペン授業支援システムの開発と現場教材を用いた評価 (インタフェース技術と学習支援システム/一般), 電子情報通信学会技術研究報告. ET, 教育工学, Vol. 110, No. 334, pp. 47-52 (オンライン), 入手先 (<http://ci.nii.ac.jp/naid/110008676257/>) (2010).

[4] Miura, M., Sugihara, T. and Kunifuji, S.: Improvement of Digital Pen Learning System for Daily Use in Classrooms, *Educational Technology Research*, Vol. 34, pp. 49-57 (2011).

[5] Gartner, A., Kohler, M. C. and Riessman, F.: *Children teach children: Learning by teaching*, Harper & Row (1971).

[6] Bielaczyc, K., Pirolli, P. L. and Brown, A. L.: Training in Self-Explanation and Self-Regulation Strategies: Investigating the Effects of Knowledge Acquisition Activities on Problem Solving, *Cognition and Instruction*, Vol. 13, No. 2, pp. 221-252 (online), DOI: 10.1207/s1532690xc1302.3 (1995).

[7] Barnard, R.: Peer tutoring in the Primary Classroom: A Sociocultural Interpretation of Classroom Interaction,

- New Zealand Journal of Educational Studies*, Vol. 37, No. 1, pp. 57–72 (2002).
- [8] Simard, P. Y., Steinkraus, D. and Agrawala, M.: Ink Normalization and Beautification, *Proc. of 2005 Int. Conf. on Document Analysis and Recognition (ICDAR'05)*, pp. 1182–1187 (2005).
- [9] 濱中雅彦, 山田敬嗣: ストローク数分布モデルを用いたオンライン文字認識, 電子情報通信学会ソサイエティ大会講演論文集, Vol. 1996, p. 371 (オンライン), 入手先 (<http://ci.nii.ac.jp/naid/110003336668/>) (1996).
- [10] Julia, L. and Faure, C.: Pattern Recognition and Beautification for a Pen Based Interface, *Proc. of the 3rd Int. Conf. on Document Analysis and Recognition*, Vol. 1, pp. 58–63 (1995).
- [11] Miyao, H. and Maruyama, R.: On-Line Handwritten Flowchart Recognition, Beautification and Editing System, *Int. Conf. on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR)*, pp. 83–88 (2012).
- [12] Paulson, B. and Hammond, T.: PaleoSketch: Accurate Primitive Sketch Recognition and Beautification, *Proc. of the 13th Int. Conf. on Intelligent user interfaces, IUI '08*, New York, NY, USA, ACM, pp. 1–10 (online), DOI: 10.1145/1378773.1378775 (2008).
- [13] Zhu, X. and Jin, L.: Calligraphic Beautification of Handwritten Chinese Characters: A Patternized Approach to Handwriting Transfiguration, *Proc. of ICFHR2008*, pp. 135–140 (2008).
- [14] Aşıcıoğlu, F. and Turan, N.: Handwriting changes under the effect of alcohol, *Forensic Science International*, Vol. 132, No. 3, pp. 201 – 210 (online), DOI: 10.1016/S0379-0738(03)00020-3 (2003).
- [15] Ramer, U.: An iterative procedure for the polygonal approximation of plane curves, *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 1, No. 3, pp. 244–256 (online), DOI: 10.1016/S0146-664X(72)80017-0 (1972).

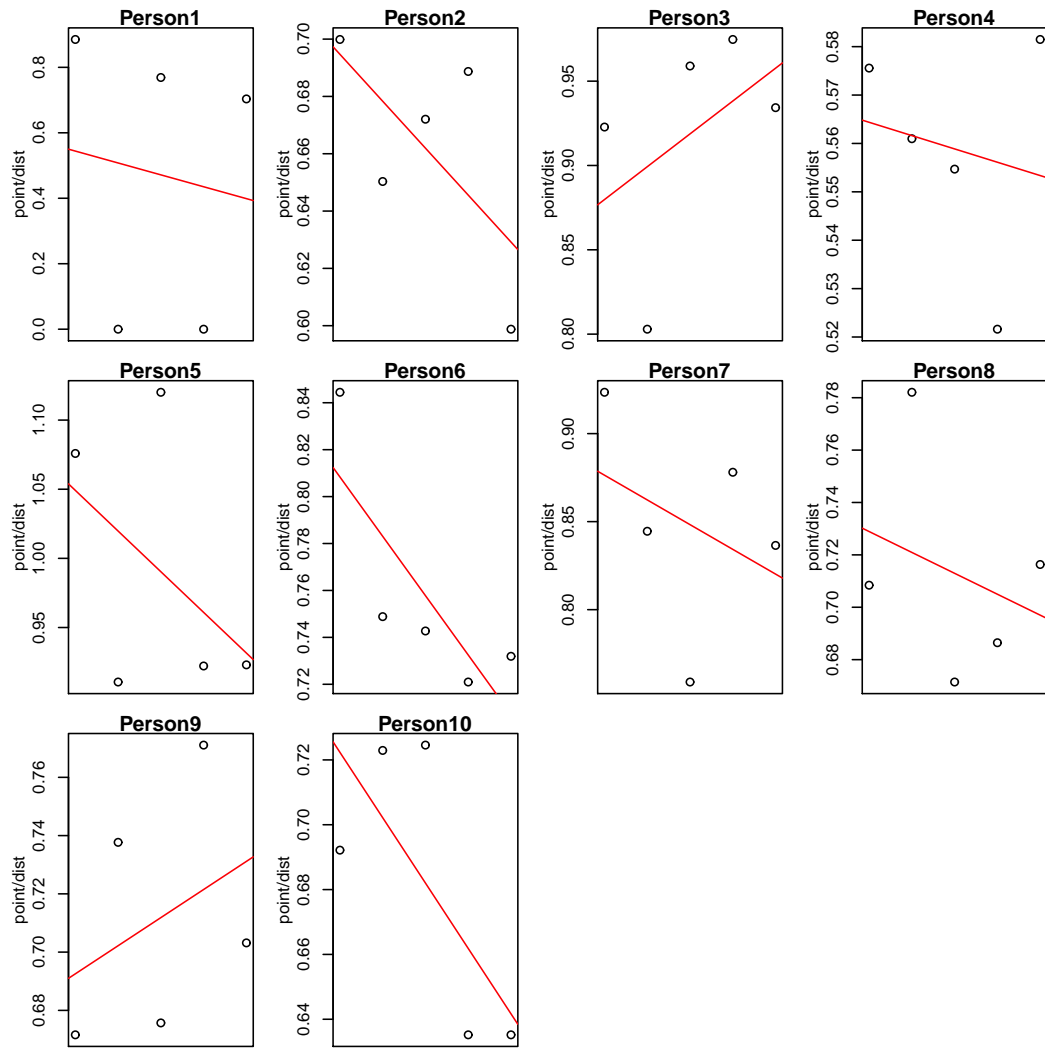


図 6 学生毎の時系列変化 (横軸は左から順に neat5,4,3,2,1)