

学習コミュニティ活動における 学習者行動リズムのマクロ的な特性と コミュニティの「成長」について

安武 公一¹ 中村 泰之² 多川 孝央³ 北尾 桃子⁴ 田坂 佳子⁴

概要: 本研究では、学習コミュニティ活動（学部専門課程におけるゼミ活動と地域協働学習プロジェクト）を対象として、学習コミュニティが質的に成長するとき、あるいは強い相互作用を通じた活動が行われるとき、そのコミュニティ活動によって蓄積される、学習者の身体的リズムの集計的データの特性とコミュニティの質的变化との間にある関係について解析を行った。分析にあたっては文献 [5] によるアプローチを参考にした。解析の結果、学習コミュニティが強い相互作用を通して成長するとき、コミュニティを構成するメンバーの身体的リズムを集計したデータは有意にベキ分布を示すのではないかという仮説を得ることができた。

Aggregated Properties of behavioral data on a Learning Community

KOICHI YASUTAKE¹ YASUYUKI NAKAMURA² TAKAHIRO TAGAWA³ MOMOKO KITAO⁴
YOSHIKO TASAKA⁴

1. はじめに

ICT（情報通信技術）の発達を受けて教育工学・学習科学の分野でも、学習環境で蓄積・収集される様々な学習履歴データを分析して学習の本質に迫ろうとするアプローチに注目が集まっている。Learning Analytics と称されるこの研究テーマに関する最初の国際会議 [1] は 2011 年に開催された。それ以来、わが国の教育工学・学習科学研究者の間でも Learning Analytics に対する関心は高まってきている。

もともと Learning Analytics に期待されていたのは、学習環境に蓄積されるようになった大量のセンサ・データや

ストリーム・データを（可能であれば）リアル・タイムに収集・分析することによって、そこから学習の本質をつかみとり、効果的な学習・教育戦略のモデルやプランを導き出そうという方向性である [2]。しかしながら、特に日本の Learning Analytics に関する研究はこれまでのところ、デジタル教材の利用を通して LMS (Learning Management System: 学習管理システム) 上に蓄積される情報をうまく可視化したり、学習活動の状況を画像認識技術を使って教授者に（？）分かりやすく表示したりするといった研究が多く、「データ解析から見えてくる学習現象の本質」に迫ろうとする研究はまだそれほど着手されていない [3], [4]。

このことは学習コミュニティ分析にもあてはまる。教育工学・学習科学の分野では現在、学習は個々の学習の中でのみ生起するのではなく学習共同体（コミュニティ）の中での学習者間、あるいは学習者と学習環境との間の相互作用を通して起きるダイナミックなプロセスだとする見方が主流である*¹。だが、こうした研究で採用されているの

¹ 広島大学大学院社会科学部研究科
1-2-1, Kagamiyama, Higashi-Hiroshima, Hiroshima, 739-8525, Japan

² 名古屋大学大学院情報科学研究科
Furocho, Chikusa-Ku, Nagoya, 464-8601, Japan

³ 九州大学情報基盤研究開発センター
744, Motoooka, Nishi-Ku, Fukuoka, 819-0395, Japan

⁴ 広島大学経済学部
1-2-1, Kagamiyama, Higashi-Hiroshima, Hiroshima, 739-8525, Japan

*¹ 状況論的学習理論、正統的周辺参加論などがこれにあたる。アクティブ・ラーニングもこの系統である。

は、参与観察による事実確認、コミュニティ活動中に記録された会話の分析、収集されたデータに対する質的分析、コミュニティ内での個々の学習者の活動状況の強弱を画像で示したなどが主であり、学習コミュニティの変化という質的变化と学習活動を数量的に把握したデータとの関係を追求した研究はほとんどない。

そこで本研究では、学習コミュニティ活動（学部専門課程におけるゼミ活動と協働的な学習プロジェクト）を対象として、学習コミュニティが質的に成長するとき、そのコミュニティ活動を通して蓄積される、学習者の身体的リズムの集計的データの特性とコミュニティの質的变化との間にどのような関係を見ることができるといふ点に着目した解析を行った。分析にあたっては文献 [5] によるアプローチを参考にした。解析の結果、

- コミュニティ活動における学習者の身体的リズムの集計データは Long-Tail としての特性を持つ。ただし、活動初期には明確にベキ分布であるとは言えない。
- コミュニティ全体で共通する活動を行うなど強い相互作用を通してコミュニティが「ポジティブに成長」するとき、学習者の身体的リズムの集計データは有意にベキ分布を示す。
- こうした特性は、異なる属性（学習内容、構成メンバー、学習目標、学習が行われた地域）を持つ協調的な学習コミュニティ活動のデータからも共通して抽出することができる。

といった結論を得た。

本稿の構成は次の通りである。2 では本研究の分析方法について述べる。3 は、解析の結果とそれに対する考察である。まとめは 4 で行う。

2. 方法

2.1 分析対象

本研究では 2 つの異なる協調的学習コミュニティ活動を分析の対象とした。

分析対象のひとつは、H 大学経済学部の学部専門課程における 3 年生ゼミである（コミュニティ A とする）。このゼミは男子 4 名、女子 7 名で構成されている。ゼミは毎回、卒業論文の研究テーマに関する各自の進捗状況報告と議論、World Cafe 形式によるディスカッション、その他の協調的学習活動によってデザインされている。データ収集期間は 2016 年 6 月から 2016 年 11 月まで、原則として期末試験期間と夏期休暇期間を除く、毎週木曜日であり、合計 17 回のゼミを対象とした。1 回あたり 3 時間分のデータを得た。

もうひとつの分析対象は、2015 年、H 大学がある県とは異なる F 県で実施された、複数大学合同の「地域協働学習プロジェクト」[6] である（コミュニティ B とする）。このプロジェクトは複数の大学から参加した 19 名の学生

と 5 名の教員から構成されている。学生と教員はある地域に実際に出向き、当該地域についての学習とその地域が抱える問題について解決策を立案するというのが、このプロジェクトの主旨である。このプロジェクトの中で行なわれた、プレゼンテーション内容の検討とその準備のための学習活動を分析の対象としてデータの収集を行った。

2.2 データの収集

本研究ではコミュニティ A とコミュニティ B の両方の活動からは共通の数量データを収集した。そのデータは学習活動中に学習者のすべてから集めた身体加速度のデータである。学習者には活動中、加速度センサを内蔵し無線による通信機能を持つ IoT 無線タグ [7] を常時身につけてもらい、このセンサが発信するデータを受信アンテナを接続した PC でリアル・タイムに収集した。図 1 にログ・データの一部を示す。図中 A のカラムはタイムスタンプ、B はセンサ（学習者）ID、C のカラムは加速度の 3 次元データである。このデータをすべてのセンサ（学習者）にわたって記録した。

コミュニティ A の活動に対しては学習コミュニティの質的な変化もとらえるために、ポジティブ心理学の分野で採用されている手法 [8] を導入し、毎回各学習者にゼミ活動終了後、P/N 比アンケートに回答してもらった。P/N 比アンケートとは、各個人の肯定的な感情（ポジティブティ）と否定的な感情（ネガティブティ）の主観的な度合いについてそのレベルを数値で回答してもらい、得た数値から導出される比率（P/N 比）によって各個人の心理的状況を把握しようとするものである。本研究では [5] にしたがって、学習コミュニティ全体にわたる P/N 比の推移を把握するとともにそれが先に述べた身体的データの変化とどのような関係にあるのかに注目した。なお、コミュニティ B に対しては P/N 比アンケートを実施しなかった。これはこのプロジェクトが 1 日で終了するものであるため、コミュニティ構成メンバーとコミュニティ全体の質的な変化をとらえる時間がそれほどなかったためである。

2.3 分析方法

得たデータの解析方法は次の通りである。

2.3.1 加速度データの解析

コミュニティ A とコミュニティ B から収集した加速度データの解析は次の手順で行った。

- (1) ログ・データから各学習者のすべての時刻における加速度のノルムを算出する。
- (2) ノルムの差分をとり、さらにその絶対値をとる*2。
- (3) コミュニティ A の場合には各回の活動における各日付毎の差分データをゼミ全体にわたって集計し、その

*2 これは金融データの解析でよく用いられる手法である。

[Fri Nov 11 16:02:27.835 2016]	;47;00000000;153;503	1020927	3120;0000;0000;1413;0733;X	0069;0064;0025
[Fri Nov 11 16:02:27.850 2016]	;47;00000000;135;477	1020a73	3100;0000;0000;1413;0735;X	-089;0019;0046
[Fri Nov 11 16:02:27.913 2016]	;47;00000000;156;504	1020927	3110;0000;0000;1415;0733;X	0071;0064;0026
[Fri Nov 11 16:02:27.976 2016]	;47;00000000;159;505	1020927	3110;0000;0000;1413;0735;X	0066;0062;0025
[Fri Nov 11 16:02:27.991 2016]	;47;00000000;132;479	1020a73	3100;0000;0000;1411;0735;X	-094;0011;0050
[Fri Nov 11 16:02:28.054 2016]	;47;00000000;159;506	1020927	3110;0000;0000;1415;0733;X	0068;0068;0029
[Fri Nov 11 16:02:28.116 2016]	;47;00000000;159;507	1020927	3110;0000;0000;1415;0733;X	0068;0065;0024
[Fri Nov 11 16:02:28.195 2016]	;47;00000000;159;508	1020927	3110;0000;0000;1413;0735;X	0068;0066;0026

図 1 収集した加速度ログ・データの一部

累積分布を計算する。コミュニティ B の場合には活動は 1 日に限られていたため、そのすべての差分データを集計し、累積分布を計算する。

- (4) ここで得た実際のデータ分布から推定される理論上の累積分布関数を最尤法によって導出する。
- (5) 得たデータの Long-Tail 性がベキ分布に由来するものなのか、あるいは対数正規分布にしがっているかを見た方がいいのかを判断するために、Kolmogorov-Smirnov 検定を行なった。有意水準は $p < 0.01$ とした。これらの解析には Python の powerlaw [9] パッケージを使用した。

2.3.2 P/N 比アンケートの集計と分析

P/N 比アンケートの回答結果に対する処理手順は次の通りである。

- (1) 各回の回答から学習者毎の P/N 比を導出した。
- (2) 各学習者の P/N 比から各回のコミュニティ全体にわたる P/N 比の平均値を算出した。
- (3) さらに [8] にしがって P/N 比にもとづくグルーピングを行い、各回のゼミ活動の参加者を「ポジティブグループ」「ネガティブグループ」「中間グループ」の 3 グループに分け、その人数比をそれぞれ算出した。
- (4) 以上によって、コミュニティ A の質的な「成長」を P/N 比の平均値と人数比の推移から把握することとした。

3. 結果と考察

3.1 加速度データの解析結果

解析の結果を図 2、図 3、図 4 に示す。これらの図は、加速度差分データ（絶対値）の実際の累積分布と最尤法によって理論的に導出された累積分布関数とのフィットの度合いを示している。横軸には加速度差分の対数値を、縦軸にはその累積分布確率 $P(X \geq x)$ の対数値をとっている。図 2 と図 3 はそれぞれコミュニティ A の 2016 年 6 月 6 日と 2016 年 11 月 17 日の全データを、図 4 はコミュニティ B の全データをプロットしたものである。どのデータの累積分布も指数分布ではないことは図からただちに読みとれる。しかしその一方で、実際のデータ（図の青のライン）がベキ分布（赤のライン）であるのか対数正規分布（緑のライン）であるのかは直観的にとらえることは困難である。

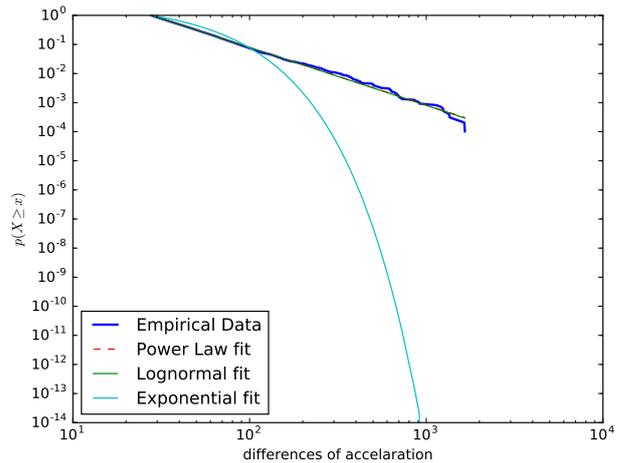


図 2 加速度差分データの累積分布と推定される関数（コミュニティ A 2016-06-09） $N = 5,401,402$

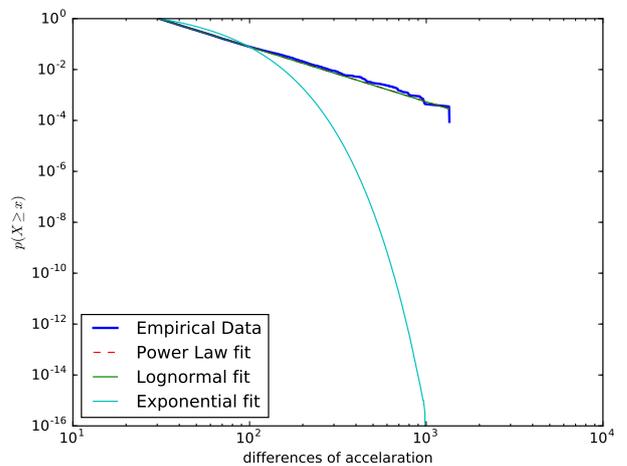


図 3 加速度差分データの累積分布と推定される関数（コミュニティ A 2016-11-17） $N = 1,802,121$

そこでより詳細に解析の結果を見ることにしよう。加速度差分データの統計的な解析結果を示したのが表 1（コミュニティ A）と表 2（コミュニティ B）である。表の第 2 列はデータの累積分布から推定されるベキ分布のベキ指数を表している。第 3 列はデータから理論的に導き出されたベキ分布関数と対数正規分布関数の比較、第 4 列目はそのベキ分布関数と指数関数との比較を示す Deviance であ

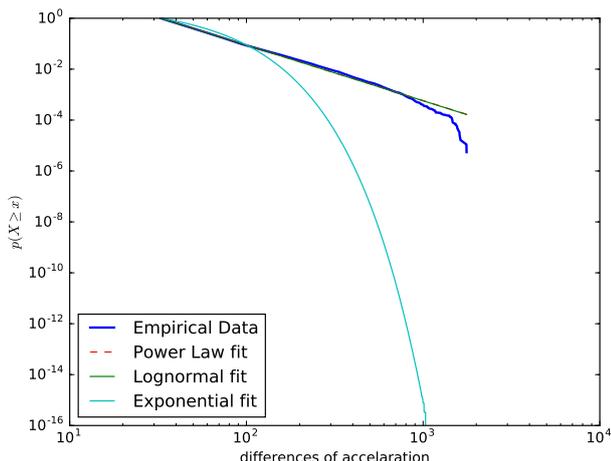


図 4 加速度差分データの累積分布と推定される関数 (コミュニティ B 2015-11-14) $N = 11,060,484$

表 1 コミュニティ A の加速度 (の差分の絶対値) の分布に関する統計値 (*: $p < 0.1$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

date	alpha	vs. lognormal	vs. exponential
2016-06-09	2.98072	0.09850	3696.52147***
2016-06-10	3.05840	-0.03738	4705.82679***
2016-06-16	3.00295	0.21951*	3502.31801***
2016-07-07	2.95986	-0.31628	3350.62626***
2016-07-14	2.93019	-0.80628	420.18670***
2016-07-21	3.00530	0.21046	3541.04238***
2016-07-28	3.11756	0.10697	2294.71790***
2016-10-06	2.89953	-0.71282	4693.54127***
2016-10-13	2.90474	-0.05207	1504.12680***
2016-10-20	3.05256	-1.05519	3595.56476***
2016-11-10	2.93271	0.29300*	4644.07102***
2016-11-11	2.97733	0.31091**	4647.03692***
2016-11-17	3.15682	0.40561***	3928.90142***

表 2 コミュニティ B の加速度 (の差分の絶対値) の分布に関する統計値 (***: $p < 0.001$)

date	alpha	vs. lognormal	vs. exponential
2015-11-14	3.18068	5.23744***	57.39247***

る。この Deviance が正值の場合にはデータは対数正規分布 (あるいは指数分布) であるというよりもベキ分布であることを、負値の場合には逆である可能性があることを示唆している。

これらの解析結果から言えることは、コミュニティ A の場合、分析の前半の段階 (2016 年 6 月 9 日から 7 月 28 日の間) では学習者の加速度差分データを集計した結果がベキ分布として理解できるのか、あるいは対数正規分布であるか、そこに有意な差はないということである。しかしながら、最後の 2 回 (2016 年 11 月 11 日と 2016 年 11 月 17 日) の学習活動から収集したデータは有意にベキ分布であるということが表 1 に示されている。コミュニティ B についてはデータの累積分布は有意にベキ分布であるという



図 5 コミュニティ A 全体にわたる P/N 比 (平均値) の推移

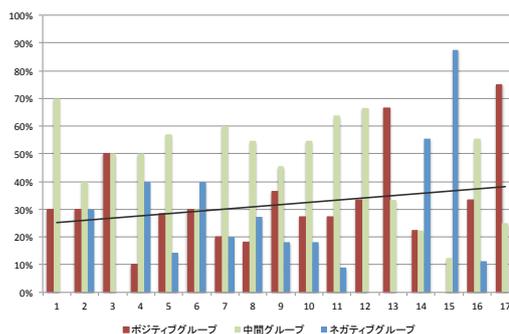


図 6 コミュニティ A における「ポジティブグループ」構成比率の推移

結果を得た。

3.2 P/N 比の推移

P/N 比のコミュニティ全体にわたる平均の推移については図 5 と図 6 の結果を得た。図 5 はコミュニティ A の各回のゼミ終了後に行ったアンケート結果から導き出した、コミュニティ全体にわたる P/N 比平均値の推移である。横軸に時間を、縦軸に P/N 比の値をとっている。図中の青の折れ線がその推移であり、図の下に描かれているバー・チャートは前回からの P/N 比の増減分を示す。一方、図 6 は同じくコミュニティ A のアンケート結果から導出した、「ポジティブ・グループ」の構成比率の推移を表したものである。横軸には時間をとり、縦軸には「ポジティブ・グループ」「ネガティブ・グループ」「中間グループ」のその回のゼミにおける構成比を測っている。グラフ中の直線は「ポジティブ・グループ」構成比率に関する回帰直線である。

図 5 と図 6 からは、分析対象期間中、コミュニティ A はコミュニティ全体として概ね「ポジティブに成長」してきたということが伺える。それは P/N 比のコミュニティ全体にわたる平均値の推移からも、「ポジティブ・グループ」の構成比率の推移からも見てとることができる。

3.3 考察

コミュニティ A を対象にした分析では加速度の差分デー

タ（の累積分布）が最後の2回においてベキ分布であると判断できること、またこのコミュニティは全体にわたって「ポジティブに成長」してきたと言えること、さらにコミュニティ B の加速度データの分析から加速度の差分データが有意にベキ分布であると示されたこと、こうした解析の結果からコミュニティ活動の質的な変化と加速度の集計データの全体的な特性の間には次のような関係があるのではないかと考えることができる。

仮説 学習コミュニティが学習者間の相互作用を通してポジティブに成長するとき、コミュニティの活動のリズムを集計したデータはベキ分布としての特性を持つ。

ここに提示した仮説においてコミュニティ内の「相互作用」に言及したのは次の理由による。

コミュニティ A において分析対象期間の前半は学部3年生の前期期間である。このゼミの特徴は、他のゼミには見られない協調的な活動をゼミの時間中はもちろんのこと、ゼミの時間外にもネットワーク上のコミュニケーション活動等を通して、あるいは自主ゼミを通して行うことである。そのため3年生の4月から前期終了までの間、このゼミに所属する学生はまずそうした他のゼミでは見られない活動に慣れることに専念しなければならない。図5に示されているように、ゼミ活動が始まった段階から数回は P/N 比は安定せず大きく上下している。このことは3年ゼミ配属当時のコミュニティメンバーの不安定な内面状態を示しているのかもしれない。逆に、ゼミにも慣れた分析対象中期（第6回から第12回まで）には P/N 比の変動に大きな変化はそれほど見られない。おそらくそれはゼミ活動に慣れてきたことがひとつの理由であるのかもしれない。

しかし、第13回のコミュニティ活動以降、こうした安定的な状況に変化が現われている。実際、図5から分かるように、第13回のゼミ活動以降、再び P/N 比は大きく変動し、最終的には最高値を更新した。実はこの時期、H大学の当該学部は次年度ゼミ生の新規募集期間にあっており、ゼミ紹介、ゼミガイダンスなどゼミ単位での次年度生募集のためのイベントが企画されている。コミュニティ A は（おそらく当該学部でもっとも）ゼミ活動時間以外に自主ゼミを開催するなどの能動的な活動を行い、これらの企画を自主的に立案・運営した活動を行った。その結果、定員を大幅に超える第一志望者を得ることができた。こうした、自主ゼミ等の開催と能動的な活動を通じた強い「相互作用」がコミュニティ A に対して P/N 比に見られる質的な変化をもたらした。さらにはその質的なコミュニティの変化が、加速度データという身体的活動のリズムの集計値にベキ分布という固有の特性をもたらしたと推測することができる。

このことはコミュニティ B の分析結果からも補完することができる。コミュニティ B は複数大学による「地域協働学習プロジェクト」内に構成された学習コミュニティ

である。このプロジェクトでは学習者はさらに4名単位のサブグループに分かれて活動を行っていた。各サブグループのメンバー構成はランダムに指定されたものであり、学習の初期にはそれぞれ直接面識があるとは限らないものであった。そのためこのプロジェクトではプロジェクト開始期に、参加メンバーによるプロジェクトの目的の共有化、グループ内で協働して活動を行う上での各留意事項の徹底など、メンバー間で相互作用が生成するようなデザイン上の「仕掛け」が仕組まれていた。このこととコミュニティ B の加速度データ分布が有意にベキ分布であったことを合わせて考えるならば、学習コミュニティの強い「相互作用」がコミュニティにポジティブな成長をもたらした。それと同時に、身体の活動リズムに関する集計的な特性（すなわち集計データのベキ分布としての特性）を生み出したという、先の仮説が成り立つ。

最後に、Learning Analytics に関連して本研究の意義について述べる。冒頭のイントロダクションでも述べたように、教育工学・学習科学の分野でも大量に収集できるようになった学習関連データを分析して、学習という現象の本質に迫ろうとする研究に注目が集まっている。だが教育工学・学習科学の分野では、計算社会科学とは異なり、学習という社会的な現象を数理的に把握しようとする研究はまだほとんど行われていないのが現状である。しかしながら、本研究が示したように、学習現象の背後には何らかの数理的なメカニズムや構造的な特徴が存在する可能性は多いにある。データ解析はその可能性を開く大きな一歩となる。さらにそれによって得た結論をモデル（模型）によって本質的に把握することができるならば、新しい数理科学としての分析アプローチへの道を開くことができるはずである。たとえば、コミュニティのポジティブな成長と身体的データの集計値との間に何らかの関係があるのであれば、そうしたデータの特性を生成する（たとえば乗算過程などの）確率過程モデルによって、学習コミュニティ活動における数理科学的な特性をとらえることができるのかもしれない。Learning Analytics はそうした可能性を持っている。本研究で得た仮説もこうした数理的な Learning Analytics によって検証される必要がある。

4. まとめ

本研究では2つの協調的な学習活動を行うコミュニティを分析対象とし、学習コミュニティ活動を通じたコミュニティの質的な成長とコミュニティ・メンバーの身体的活動の集計的なデータとの間にある関係について考察した。その結果、学習コミュニティが「相互作用」を通してポジティブに成長するとき、学習者の身体的活動リズム（加速度）を集計したデータはマクロ的に見て有意にベキ分布としての特性を持つようになるという仮説を得た。この仮説の妥当性は数理的に検証される必要がある。そのアプローチは

Learning Analytics にひとつの新しい方向性を示している
と言える。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 JP26350323, JP26282033,
JP16K12791, JP25282058 の助成を受けて行われました。

また、広島大学経済学部安武ゼミ (2016 年度加入) のみ
んなに心から感謝いたします。さらに、福井県大学連携コ
ンソーシアム (F-LECCS) の関係者各位、ならびに協働学
習プロジェクトに参加したすべての学生の皆さんに感謝申
上げます。

参考文献

- [1] SoLAR: 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge 2011, Society for Learning Analytics Research, <https://tekri.athabascau.ca/analytics/> (2011) (最終閲覧日 2017-02-15).
- [2] 安武公一: ライフログの教育活用における海外動向— Learning Analytics and Knowledge (LAK) 2012 報告—, サイエンティフィック・システム研究会 2012 年度教育環境分科会第 2 回会合, https://www.sskn.gr.jp/MAINSITE/download/newsletter/2012/20121024-edu-2/lecture-02/SSKEN_edu-2012-2_yasutake_paper.pdf (2012) (最終閲覧日 2017-02-15) .
- [3] 古川雅子, 山地 一禎, 安武公一, 中村泰之, 山田恒夫, 梶田将司: 第 6 回 Learning Analytics & Knowledge Conference (LAK16) 参加報告, 情報教育シンポジウム 2016 論文集, 53-58 (2016).
- [4] 安武公一, 中村泰之, 山地一禎, 古川雅子, 梶田将司, 山川修, 多川孝央: 最先端の Learning Analytics を目指して, 教育システム情報学会第 41 回全国大会講演論文集, 345-346 (2016).
- [5] 矢野和男: データの見えざる手, 草思社 (2014).
- [6] 多川孝央, 田中洋一, 山川修: 加速度計データに基づく協調関係の推測の実験的検討, 教育システム情報学会論文誌, **34** (2) (2017) (印刷中).
- [7] モノワイアレス社 IoT 無線タグ TWE-Lite-2525A, <https://mono-wireless.com/jp/products/TWE-Lite-2525A/> (2016) (2017-02-15 最終閲覧).
- [8] Fredrickson, B. L., ポジティブな人だけがうまくいく 3:1 の法則, 日本実業出版社 (2013).
- [9] Alstott J, Bullmore E, Plenz D: powerlaw: A Python Package for Analysis of Heavy-Tailed Distributions. *PLoS ONE* 9(1): e85777. doi:10.1371/journal.pone.0085777 (2014).