

# 学生コメントのテキストマイニング： 授業に対する感性・関与分析の試み

豊川和治

Kazuharu TOYOKAWA. Monitoring Learning Related Emotions and Engagement from Student Comments via Text Mining Analysis. *Studies in International Relations* Vol.37, No.2. February 2017. pp.81-87.

Observing students' emotions, learning attitude and engagement, a teacher adapts his/her teaching and provides appropriate feedback to them. In a large classroom setting, however, it is not easy to observe directly each student's emotions.

In this paper, we report experiments for monitoring students' attitudes in learning from free style comments after each lesson. We used several lexicon based analysis methods. One method used a lexicon for affect analysis, and the other is that of listing characteristic words of course topics.

The experimental result shows that proposed methods can monitor engagement to learning of each student and a whole classroom. Also the methods can predict the final grade score of each student within 9 through 11% root mean square error.

## 1. はじめに

近年、大学への進学率の増加に加えて、入学試験制度の多様化、海外からの留学生の増加などの影響により、学習履歴や基礎教育の習熟度の異なった学生が、共に大学のクラスルームで学ぶこととなった。このような多様なバックグラウンドを持つ学生が、それぞれカリキュラムのなかから適切に授業を履修し、幅広い教養と、専門的な技能や知識を形成できるよう、大学が支援することが求められている。

教員はクラスルームで講義を進めながら、内容が学生にとって難解で、退屈している様子を感じ取ったら、説明を具体的事例に変えて、分かりやすく説明するなど、臨機応変に、柔軟に取り組むなど、さまざまな努力を行っている。しかし、少人数のクラスなら、このような対応は可能かも知れないが、数十人以上の大きなクラスでは、学生の状況を把握することは、一般に困難である。より良いコミュニケーションには、相手の事を知り、相手の状況に反応することが不可欠だけに、この困難は是非克服しなければならない課題である。

授業やコミュニケーションの過程中的、学生やコミュニケーションの相手の感性分析を試みた研究は、近年数多くなされている。

LeeとNarayananは、企業のコールセンターにおける、顧客とオペレータのやり取りの録音データの、ピッチ、フォルマントなどの音声データ、会話の展開などのディスコース情報、言語情報の3つの情報を組み合わせて、顧客は肯定的感情か、そうでないかを判定する事を試みた<sup>(1)</sup>。

D'Melloらは、インテリジェント・チュータリング・システム(ITS)環境で、学習者の視線や、姿勢、それにクリック操作などを、種々のセンサーで観察して、学習中の感情を把握しようとした<sup>(2)</sup>。

Altrabshehらは、学生に授業に関する感情を選択肢から選ばせるとともに、文章で授業について記したTwitterを収集した。これらの感情ラベル付き多数の文書データに対して、文章だけからどれだけ正確に感情を判別出来るか、機械学習の方法を適用して検討した<sup>(3)</sup>。

また、LuoとMineらは、大学授業後に学生が書いた自由コメントを、ニューラルネットワークの方法で特徴抽出し、学生の授業成績をどれだけ正

確に予想できるかを検討した<sup>(4)</sup>。

この研究では、大学の授業の直後に学生が授業について書いた自由コメントを、自然言語処理の方法を使い、専用辞書（Lexicon）を構築し、授業に対する感情、あるいは授業への関与の度合いを分析し、それぞれの学生の学習の成果とどのようにかかわっているかを検討した。

2章では、実験の方法として、授業におけるコメントデータの収集、処理方法、ツールについて、3章では分析結果の詳細について述べ、4章では、この分析方法の応用と今後の研究の発展について考察する。

## 2. 方法

### 2-1. コメントの収集

コメントは、日本大学国際関係学部の2016年前期、2年次以降の学部生61名が受講する授業：情報メディアリテラシーにおいて、収集された。教師は毎レッスンごと出席学生に、出席カード（13cm×4.6cm）を配布し、表の面に日時、学籍番号、氏名などを記入し、裏側面に今日の授業に対するコメント、意見、質問、そのほか何でも、自由に書くよう要請した。また、このコメントは成績評価の対象ではないことも強調し、授業後このカードを回収した。

書かれたコメントはすべて日本語で、縦書きもあれば、横書きもある。レッスン毎の出席者数と、コメント数をTable 1に示す。レッスンは学期中、週2回合計30レッスンで、最後のレッスンは、到達度確認のための最終テストで、コメントは集められなかった。

Table 1. レッスン出席者数とコメント数

レッスン	月日	出席者数	コメント数	レッスン	月日	出席者数	コメント数	レッスン	月日	出席者数	コメント数
1	4/7	43	40	11	5/19	51	41	21	6/23	49	31
2	4/11	52	34	12	5/23	50	42	22	6/27	52	40
3	4/14	52	35	13	5/26	50	37	23	6/30	52	38
4	4/18	55	45	14	5/30	49	38	24	7/4	53	43
5	4/21	49	43	15	6/2	53	38	25	7/7	47	33
6	4/25	53	53	16	6/6	51	39	26	7/11	55	38
7	4/28	51	36	17	6/9	47	42	27	7/14	50	37
8	5/9	49	43	18	6/13	46	38	28	7/18	50	41
9	5/12	54	40	19	6/16	53	33	29	7/21	56	33
10	5/16	49	34	20	6/20	52	36	30	7/25	56	33

### 2-2. コメントテキストの前処理

コメントテキストは、学生ID、日付をタグとして、書かれた日本語テキストを、誤字、句読点を修正せず、そのまま入力した。Twitterの場合とは違い、特に顔文字やマークなどのグラフィカル標記（emoticon）は、認められなかった。

入力したデータセットを、日本語テキストマイニングツール：KH Coder<sup>1</sup>を用いて、プリプロセッシングすることによって、複合語検出、登録を行い、コメントの全テキストを形態素解析によって、品詞分解し、すべての語の出現頻度、それぞれの語の前後に出現する語の情報（KWIC）などが抽出され、データベースに記録される。

入力したデータは、学生ID、日付タグ毎に違った見出し（H5タグと呼ばれる）を付けて、文章のブロックとして取り扱われる。空白のコメントも見出しのついた空白のブロックとして扱われ、文章を含むブロックは段落と呼ばれる。今回入力したデータは、1,951個のブロック、うち文章を含むものは1,129段落、文の数は3,884センテンスであった。従って、出席カードの裏面にコメントが書かれる割合は約58%、書かれたコメントは平均3.4センテンスであった。

今回、入力した全テキストから、名詞、動詞、形容詞、形容動詞、副詞、固有名詞、組織名、人名、地名、助動詞、助詞、複合語など詳細に分解し出力を得た。

収集されたコメントテキストは、出現頻度も含めて各レッスン毎、平均512語、複数回出現を1語として数えると、平均259語であった。29回の全レッスンで集計すると、合計14,872語、複数回出現を1語として、合計2,998語であった。

### 2-3. コメントからの感性情報、関与情報の抽出

この研究では、収集した授業に関するコメントから、学生の感情に関する表現を、専用の辞書（Lexicon）を構築して抽出する方法、各レッスンで講義されたトピック固有の表現やキーワード、術語に注目して、特徴を抽出する関与度分析の方法の、2つの方法で、コメントの分析を試みることにする。

### 2.3.1. Lexicon を使う感性分析

ここでは感性分析の方法として、日本語解析エンジン「なずき<sup>2</sup>」で用いられる感性分析項目を使用して、コメントに含まれる感性表現をLexiconに登録して、コメントテキストから感性情報を検出する方法を採用する。主な感性分類項目を、Table 2に示す。

Table 2. 感性表現と分類項目

No.	感性表現	分類項目	
1	嬉しい	好評	
4	幸福		
7	感謝		
8	感動		
9	満足		
10	快い		
14	喜び全般		
15	期待		
16	楽しい		
19	楽しみ全般		
20	褒め・賞賛		
21	好き		
22	激励		
23	体が良い状態		
24	好評・人気		
26	対応が親切		
27	対応への賞賛		
28	説明が良い		
29	良い		
77	買いたい		
33	軽蔑		苦情
35	批判		
36	不快		
38	不味い		
42	対応への不満		
44	説明が悪い		
47	悲しい		
53	謝罪		
58	悩み		
59	苦しい		
61	恐怖		
62	不安		
63	嫌い		
64	困っている		
65	体が悪い状態		
68	悪い		
70	要望	要望	
73	疑問	質問	

感性表現のLexiconは、以下のように構築する。テキストの前処理で抽出された語の中で、自立語の名詞、動詞、形容詞、形容動詞、感動詞、およびタグで、感性表現に関わる語を選出し、前後関係をKWIC機能で確認しながら、感性表現を対応させ、Lexiconに登録する。

語と感性表現が1対1で対応がつくものは、Lexicon

にUnigram（単一語）としての感性表現と対応をつけて登録する。

感性を表現する語の内には、近隣の語に否定助詞「ない」「ん」を伴うと、反対の感性表現となるものがある。例えば、名詞「自信」は、「自信ある」と項目「好評」に分類されるが、「自信ない」「自信ありません」と項目「苦情」分類される表現となる。この場合は、Lexiconには、Bigram（2連接語）として、「自信」+右5語以内「ん」または「ない」として、感性表現と対応をつけて登録する。

このようにして、感性表現Lexiconには、「インパクト」「かんたん」「クール」「楽」「心地よい」（この場合いずれも分類項目：好評）などの109のUnigramを、「使いこなす」+「ない」（分類項目：苦情）などの14のBigramを、感性表現として登録した。

感性情報は、日付、学生IDのタグの付いたコメントテキストを走査し、感性Lexiconに登録した語の出現頻度を、各分類項目ごとにカウントし、そのデータを、コメントの抽出感性特徴とする。Fig.1に、コメントから、感性特徴を抽出する過程の例を示す

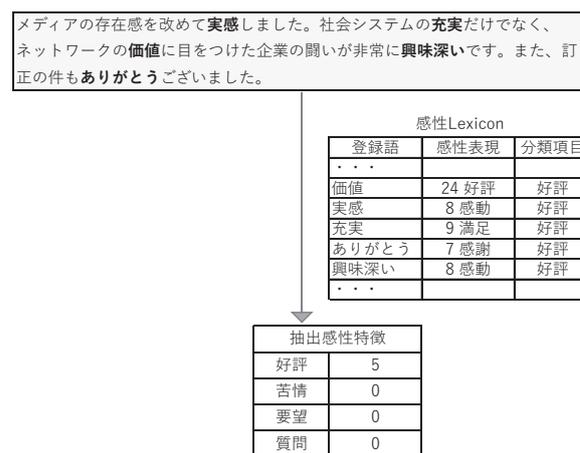


Fig.1. コメントからの感性特徴の抽出

### 2.3.2. 授業への関与の度合いを調べる分析

授業について「自由にコメント」するよう要請して学生が書いたコメントを観察すると、「とてもわかりやすい授業でした。次の授業もよろしくお願ひします。」と、どの授業でも見かける可能性の

あるコメントがあるのに対して、「スティーブジョブスの発想が今のAppleに繋がっていると思った。「金」や「もの」だけでなく「知識」がかわることによって現在の便利な社会が生み出されていると思う。」と、この授業で主に語られたトピックやキーワードを多く含むコメントも多く認められた。

ある授業で語られたトピックやキーワードを含むコメントは、その授業にどれだけ学生が関与したかを表す指標になっていると考えられる。

そこで、この研究では授業の「特徴語」として、コメントに出現した語すべてに対して、ある授業に偏って出現する割合の大小により選ぶこととした。

語aがn回目の授業についてのコメントに出現するとき、Jaccard係数： $Jac(n, a)$ は、

$$Jac(n, a) = \frac{Com(n, a)}{Com(n) + Com(not\_n, a)}$$

ここで、 $Com(n)$  はn回目の授業のコメント数  
 $Com(n, a)$  はn回目の授業コメントで語aを1回以上含む数、  
 $Com(not\_n, a)$  はn回目の授業以外のコメントで語aを1回以上含む数、  
 を示す。

各授業のコメントに出現したすべての語について、Jaccard係数の上位の語、ここでは上位75位で全体の約30%までを特徴語として抽出した。

この特徴語から計られる学生のn回目の授業のコメントcに見られる関与する度合い： $E(c, n)$ は、

$$E(c, n) = \sum_{i=1}^{75} Jac(n, a_i) \cdot Freq(c, a_i)$$

ここで、 $Freq(c, a_i)$  はコメントcにおける特徴語 $a_i$ の出現頻度である。

各授業毎に抽出された特徴語の例を、上位20位まで、Table 3に示す<sup>3</sup>。

Table 3. 抽出特徴語の例

授業			4月11日
順位	抽出語	品詞	Jaccard係数
1	情報	名詞	0.1699
2	生命情報	タグ	0.1389
3	社会情報	タグ	0.1389
4	伝わる	動詞	0.1351
5	人間	名詞	0.1304
6	コード化	タグ	0.1176
7	機械情報	タグ	0.1143
8	意識	サ変名詞	0.1026
9	符号器	タグ	0.0882
10	植物	名詞	0.0882
11	伝達	サ変名詞	0.0811
12	伝える	動詞	0.0667
13	動物	名詞	0.0588
14	身の回り	名詞	0.0588
15	コード	名詞	0.0588
16	生命体	タグ	0.0588
17	生命	名詞	0.0588
18	変換	サ変名詞	0.0571
19	認識	サ変名詞	0.0571
20	ステップ	名詞	0.0556

授業			4月14日
順位	抽出語	品詞	Jaccard係数
1	人間	名詞	0.1277
2	防犯カメラ	タグ	0.1143
3	監視カメラ	タグ	0.0857
4	人工知能	タグ	0.0833
5	個人情報	タグ	0.0769
6	驚く	動詞	0.075
7	生活	サ変名詞	0.0638
8	テスト	サ変名詞	0.0625
9	良い	形容詞	0.0602
10	X線	タグ	0.0571
11	大幅	形容動詞	0.0571
12	防犯	名詞	0.0571
13	サーバー	名詞	0.0571
14	手荷物スキャン	タグ	0.0571
15	情報処理装置	タグ	0.0571
16	設置	サ変名詞	0.0571
17	アクセスLog	タグ	0.0571
18	恐ろしい	形容詞	0.0556
19	流出	サ変名詞	0.0556
20	追求	サ変名詞	0.0556

授業			4月18日
順位	抽出語	品詞	Jaccard係数
1	メディア	名詞	0.2807
2	誤報	サ変名詞	0.2
3	ニュース	名詞	0.1731
4	情報	名詞	0.1377
5	信じる	動詞	0.1277
6	信用	サ変名詞	0.1176
7	テレビ	名詞	0.1087
8	正しい	形容詞	0.1053
9	NHK	組織名	0.0889
10	見極める	動詞	0.0851
11	情報メディア	タグ	0.0833
12	発信	サ変名詞	0.0833
13	新聞	名詞	0.0781
14	見る	動詞	0.0759
15	報道	サ変名詞	0.0667
16	流す	動詞	0.0652
17	誤り	名詞	0.0638
18	間違い	ナイ形容 <sup>3</sup>	0.0638
19	思う	動詞	0.061
20	判断	サ変名詞	0.06

### 3. 学習に関する感性・関与の分析結果

#### 3-1. 感性情報の分析

コメントから抽出された感性情報を学生ごと、学期を通して集計した平均値をTable 4に示す。「好評」が一番多く検出され、「苦情」がこれに続き、「要望」「質問」は、まれにしか検出されなかった。

Table 4. 学生の感性情報の平均値

	平均	標準偏差	度数
好評合計	11.25	9.936	61
要望合計	0.25	0.623	61
苦情合計	2.89	2.511	61
質問合計	0.08	0.331	61

学生の感性情報についての相関関係を調べると、Table 5に示すように、「好評」と「苦情」について有意な正の相関が認められた。

Table 5. 学生の感性情報の相関関係

		好評合計	要望合計	苦情合計	質問合計
好評合計	相関係数	1	0.082	.357**	0.024
	有意確率(両側)		0.532	0.005	0.853
要望合計	相関係数	0.082	1	0.029	-0.099
	有意確率(両側)	0.532		0.825	0.447
苦情合計	相関係数	.357**	0.029	1	0.112
	有意確率(両側)	0.005	0.825		0.392
質問合計	相関係数	0.024	-0.099	0.112	1
	有意確率(両側)	0.853	0.447	0.392	

\*\*相関係数は1%水準で有意(両側)。

このことより、検出された学生一人一人の感性情報は、「好評」か「苦情」の一方に偏ったものでなく、「好評」を学期中に頻繁に表明する学生は、「苦情」も比較的多く示すことが認められた。逆に、「好評」の表明の少ない学生は、「苦情」も少ないと言える。

したがって、各学生の各感性情報の値については、感性の振幅を示す情報として捉え、「好評」「苦情」「要望」「質問」の総和を、学習過程の感性表現の振幅を表すと解釈することとする。

各授業毎に、学生の感性情報を集計し、授業日順にプロットしたものを、Fig.2に示す。「好評」と「苦情」が同期して上下している授業が多いが、後半の授業では「好評」が減少し、「苦情」が増え、「好評」に接近している授業もある。

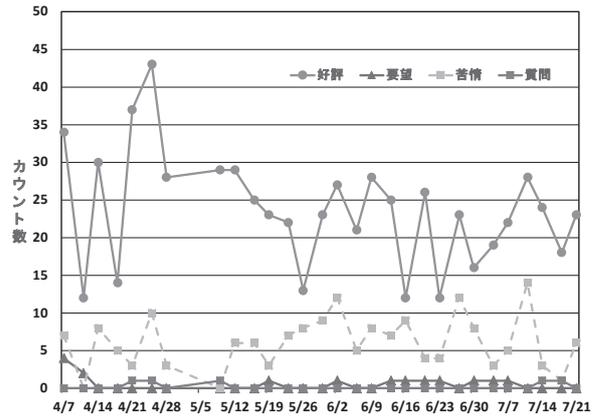


Fig.2. コメントの感性情報のクラス集計

#### 3-2. 関与情報の分析

コメントから抽出した感性情報と関与情報の相関関係を調べる。Fig.3に、関与情報のクラス集計を、授業日順のプロットを表示する。

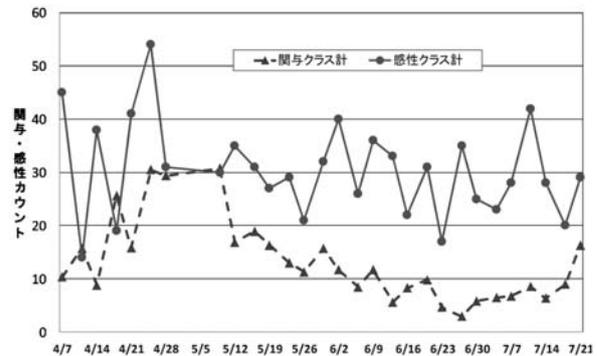


Fig.3. コメントの関与情報のクラス集計

グラフからわかるように、クラス全体の反応の集計と考えると、関与情報と、感性情報はあまり相関していない。感性はクラスごとに増減が激しいが、関与は増減が少なく、授業の前半に比べて、後半では低いレベルにとどまっている。最後の授業では、関与度の上昇が認められる。これは、この授業で最終試験前の総復習を行ったため、学生の関与の度合いが高まったためと考えられる。

このように、抽出した関与情報は、学生の授業で講義された内容へ学ぼうとする関与、いわば理性的反応の度合い、感性情報は授業での好評、苦情など感情の動き、振幅を忠実に反映した情報と考えられる。

一方、各学生の学期中のすべての授業について

のコメントの関与情報を集計し、感性情報との相関を調べ、

Table 6, Table 7にその結果を示す。

Table 6. 学生の関与情報・感性情報の平均

	平均	標準偏差	度数
関与の学生集計	6.2	4.9	61
感性の学生集計	14.5	11.2	61

Table 7. 学生の関与情報と感性情報の相関

		関与学生計	感性学生計
関与学生計	相関係数	1	.817**
	有意確率 (両側)		0.000
感性学生計	相関係数	.817**	1
	有意確率 (両側)	0.000	

\*\*相関係数は1%水準で有意 (両側)。

学生の関与と感性情報は、学期を通じて集計すれば、強い正の相関があることがわかる。すなわち、授業に対する感情が豊かな学生は、授業内容に対する関与の度合いも、高いことがわかる。

### 3-3. 成績スコアの予想

回収したコメントからえられた学生の授業への関与情報、感性情報は、学生の学習への態度を反映していることが、これまでの分析から明らかになってきた。では、コメントに関わる情報だけから、学期末の学生の成績スコアがどの程度予想できるか、検討してみる。

予想モデルは、学生の100点満点の成績スコアを目的変数、コメントを出席カードで回収するので、出席データとコメントテキストから得られた、関与情報あるいは感性情報を独立変数として、線形回帰分析を行った。

学生データ61名分を3分割して、約3分の2を学習データ、約3分の1を検証データとして、クロス検証を行った。

線形回帰式による予想成績と、実際の成績の差をRoot Mean Square Error (RMSE) で表した結果をTable 8に、学生の実際の成績の順序に並び替えて、実際の成績と予想成績をプロットしたものを、Fig.4に示す。

回帰分析によるスコアは実際の成績を良く予想できていると考えられる。

Table 8. 回帰分析による成績予想のRMSE

	関与+出席	感性+出席
学習データ	9.64%	9.54%
検証データ	11.36%	11.35%

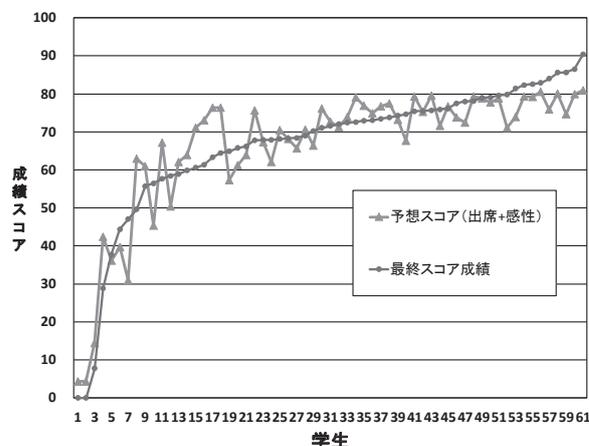


Fig.4. 最終成績と予想スコア

## 4. 考察

この研究では、出席カードという小さな紙面に、数センテンス程度の短いコメントを自由に手書きで書かせるというシンプルな方法で、学生から情報を収集した。

そのテキスト情報を分析すると、学生の授業での学習過程に関する情報が豊富に含まれ、教師の学生に対するの教授法のフィードバックに、改善に役立つものであることが分かった。

テキストの分析方法に、専用辞書 (Lexicon) を構築する方法を採用したが、このアプローチを取ることにより、学習過程における感性情報、授業内容に関与する度合いの、2つの異なった側面から学生の学習過程を知るための情報が抽出できた。

特に感性面の分析では、商用の感性分析の適用事例とは異なり、必ずしも「好評」だけが求められる要件ではなく、「苦情」「要望」「質問」などの感性情報が認められることも、学生の授業にかかる感性の振幅が大きいことを意味して、最終的にはより良い学習結果につながる事が、分析から認められた。

Lexiconを作成してテキストを分析する方法に対して、対照的な方法としてLuoとMineらが先に提示したニューラルネットワークを使う方法<sup>(4)</sup>があるが、この方法だと、機械学習の方法により学

習の簡便さと精度の両方を追求できる点がメリットだが、テキストから抽出される特徴量が、何を意味するのか答えるのが困難で、今回得られた、教授法へのフィードバック情報を得るメリットを享受できないと考えられる。

学生の成績スコアを予想する手法においては、前節で全授業の出席、感性情報あるいは関与情報で、精度よく成績を予想したが、学期の途中数回の授業を経過したときに、少し精度を許容すれば、最終成績が予想できることを示す。

Table 9. 少ない授業数での成績予想RMSE

コメント収集回数	関与+出席	感性+出席
7	14.56%	14.02%
14	12.45%	12.23%
21	10.59%	10.52%
29	9.93%	9.84%

最初から7回の授業での感性情報から得られた成績予想と、実際の成績スコアのプロットをFig.5に示す。

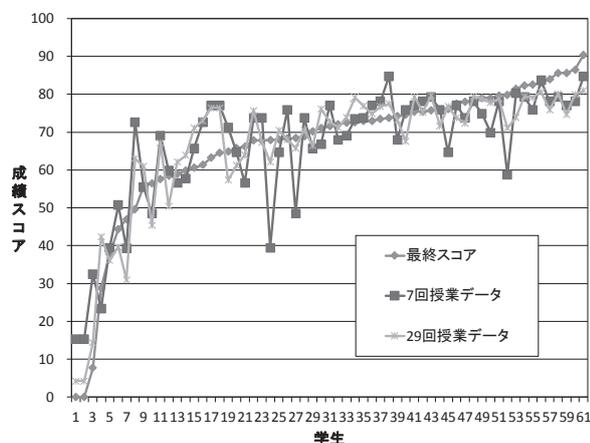


Fig.5. 少ない授業の感性情報からの予想成績

この応用は、数回の授業を進めた所で、教師が学生の学習進捗情報を得て、教授法を改善したり、とくに注意を払うべき学生とその数を把握するなど、教授方法のナビゲーションとして利用できる可能性が開けることを意味している。

授業コメントは、オンライン授業ならばTwitterや、SNSを利用して収集できよう。その場合は、テキストに含まれる顔文字などのemoticonなどのデータ処理が必要となる。また、Retwitteなどの

グループ内の反応などの、グループワークの分析も必要となり、今後の研究の課題としたい。

## 5. 参考文献

- (1) Chul Min Lee, Shrikanth S. Narayanan: "Toward Detecting Emotions in Spoken Dialogs," IEEE Trans. On Speech and Audio Processing, Vol. 13, No. 2, pp. 293-303, March 2005.
- (2) Sidney D'Mello, Rosalind Picard, and Arthur Graesser: "Towards An Affect-Sensitive AutoTutor," IEEE Trans. On Intelligent Systems, Vol. 22, No. 4, pp. 53-61, 2007.
- (3) Nabeela Altrabsheh, Mihaela Cocea, and Sanaz Fallahkhair: "Predicting Learning-Related Emotions from Students' Textual Classroom Feedback via Twitter," Proc. of the 8th Int. Conf. on Educational Data Mining, pp. 436-439, Madrid, 2015.
- (4) Jingyi Luo, Shaymae E. Sorour, Kazumasa Goda, and Tsunemori Mine: "Predicting Student Grade based on Free-style Comments using Word2Vec and ANN by Considering Prediction Results Obtained in Consecutive Lessons," Proc. of the 8th Int. Conf. on Educational Data Mining, pp. 396-399, Madrid, 2015.

<sup>1</sup> <http://khc.sourceforge.net/> KH Coderには、形態素解析：茶筌、複合語検出：TermExtract、統計処理などのツールが含まれている

<sup>2</sup> <http://research.nttcoms.com/solution/textm/index.html>

<sup>3</sup> 表中の語「間違い」は、「ない」という否定表現を伴って文中に出現しているので、形態素解析では、「ナイ形容」と分類される。