

画像処理技術を用いて定量化した授業中の生徒の表出行動と 内的状況・授業内容の定着度との関係

群馬県立高崎高等学校
中澤義貴 井上悠哉 田中凌雅 湯浅吏宮

要旨

画像処理技術を用いた独自のwebアプリケーションを開発し、授業中の生徒の表出行動と授業内容の定着度との関係を調べた。webアプリケーションによって被験者の授業中に前を向いた量を定量化して、その数値と授業内容の振り返りテストの点数の相関をとった。さらに、被験者の内的状況の調査を行い、前を向いた量と内的状況との相関をとった。結果としては前を向いた量とテストの点数には弱い正の相関が見られた。また、前を向いた量と内的状況、特に理解度や興味度に強い正の相関が見られた。結論として、講義型授業では、前を向いた量が多いほど授業の定着度が高く、その授業に対する理解度や興味度も高くなることがわかった。

1. はじめに

1.1 研究全体の目的

勉強の成績を良くするには勉強時間を伸ばすことは必須であるが、必ずしも勉強時間が長い人が良い成績を取るとは限らないと感ずることがあった。そこで、勉強の成績が良い人と悪い人の間では、授業中の表出行動に違いがあるのではないかと考えた。先行研究で須田¹⁾は、10人の学生が講義型授業を受けたときの7種類の表出行動と理解度、興味度、集中度、満足度といった内的状況との関連を調べた結果、授業者を見る量が多い学生ほどその授業に対する理解度が高いと評価している。しかし、この研究では実験者自身がビデオ映像から被験者の授業中の様子を観察し、各観察単位中(10秒単位)にカテゴリーにある7種類のうちの表出行動があったか否かをチェックしていき、各表出行動についてそのチェックした合計回数を出すことで表出行動を数値化していた。そのため、表出行動についてのデータを取るのに労力や時間がかかってしまう。また、各表出行動があったか否かをチェックする過程でどうしても個人の判断が入ってしまう。そこで、私たちは表出行動の検出を画像処理技術を利用することで、より効率的で客観的に表出行動を検出、数値化できるのではないかと考えた。また、溝上・水間²⁾は学生の興味が引かれた場面では「顔上げ」行動が多いことを実証している。このように須田¹⁾の研究では授業者を見るという行為、溝上・水間²⁾の研究では「顔上げ」行動について取り上げられており、どちらも顔の向きが関係していた。よって、今回の研究では表出行動の中でも顔の向きに着目し、画像処理技術を用いて前を向いているのか否かを判定し、被験者がどのくらい前を向いていたのかを数値化する装置を開発し、そして、その装置を用いても先行研究と同じ結果が得られるのか。また、須田¹⁾の研究の中で出てくるような被験者の内的状況、つまり、被験者自身の感覚としての理解度ではなく、実際の授業内容の定着度と顔の向きとの関係を明らかにしたい。

2. 装置の開発・仕様

①判定モデルの作成

モデルの作成に当たっては、Teachable Machineという機械学習モデルを作成できるwebサービスの画像プロジェクトを使用した。図1のように「前を向いていない」「前を向いている」の2つのクラスを作成し、判定のもととなる画像を学習させた。作成されたモデルは図2、3のようになり、これをアップロードしURLを取得することでサイトやアプリに使うことができる。



図1 モデルのクラス



図2 下を向いているとき



図3 前を向いているとき

②モデルの読み込みや推論をブラウザ側で動作させるwebアプリケーションの作成

webアプリケーションの開発においては「『ゴクリAI認識』webアプリを作ろう³⁾」を参考にした。作成したwebアプリケーション⁴⁾を図4、5に示す。図4は画面に映る被験者が下を向いているとき、図5は前を向いているときを示している。左下の棒グラフはTeachable Machineで作成したモデルを元に、映る映像がクラス1「前を向いていない」とクラス2「前を向いている」のどちらとして認識されているのかを示す。上の棒グラフの値が大きいとき前を向いていないと判定され、下の棒グラフの値が大きいとき、前を向いていると判定されていることになる。「前を向いている」と認識精度75%以上で認識され(左下の2つの棒グラフのうちの下方の値が75以上)、かつ、ある程度連続した時間その状態が続いた場合、前を向いたと判定され、右の大きい棒グラフの縦軸である判定回数が1上がる。横軸は計測を開始してからの経過時間ではなく、現時刻を表し、60分を12等分した5分ごとに表している。計測結果は「ここをクリックして数値を入力」をクリックすると数値を入力するフォームにとび、そこから入力することで実験者側が警告結果を把握できる。

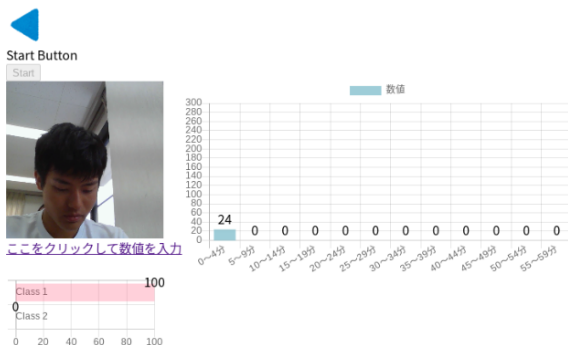


図4 Webアプリ「下を向いているとき」

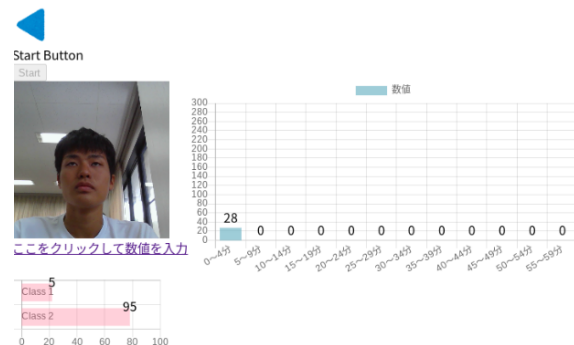


図5 Webアプリ「上を向いているとき」

3. 予備実験

3.1 方法

各個人でwebアプリケーションを開いたPCを机上に置いて自分自身をデバイスに写しながら、60分間の理論化学の授業を受けてもらい、授業中どのくらい顔を前に向いていたのかを被験者 20人を対象に測定した。その翌日にその授業内容の振り返りテスト(暗記中心 10問)を被験者 20人に受けてもらい点数を出した。このようにして得られた「前を向いている」と判定された回数の合計と振り返りテストの点数との相関を調べた。

3.2 結果

60分間の授業のうちに、開発したwebアプリで「前を向いた」と判定された回数の合計と授業の翌日に受けてもらったその授業内容の振り返りテストの点数との相関を図6に示した。相関係数は0.13であり、相関があると言えるほどの結果ではなかった。

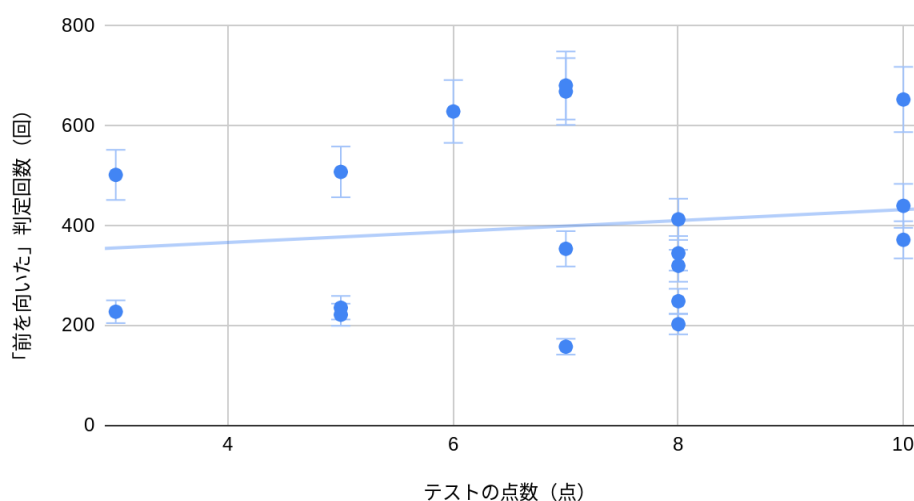


図6 振り返りテストの点数（横軸）と「前を向いた」と判定された回数（縦軸）の相関

3.3 考察と課題

結果だけ見れば、顔の向きと授業内容の定着度には相関がないように思われる。しかし、60分間授業の間では演習時間が設けられ、問題を解く場面があり、そこでは個人で解くスピードが異なり、はやく解き終わった人とそうではない人との間で条件に差が出てしまい、客観性が大きくかけてしまった。さらに、何よりもwebアプリの認識精度が低く、想定よりも明らかに数値が低いものがあるなど、正確な計測ができなかった。授業中のwebアプリケーションの状況を画面録画をして確認すると、画面に映る被験者の顔の角度や位置、PCからの距離によって、認識の精度が変化してしまっていた。このことから、モデル作成時のサンプル画像を撮る段階で、授業中の被験者の画面に映る様々な様子を想定して汎化性能の高いモデルを作成することが必要だとわかった。そこで、顔の角度や位置、PCからの距離、そして背景や光の加減、人物を替えた画像や頬杖をついた場合を想定した画像などをサンプル画像として追加し、汎化性能の高いモデルを作り直した。

4. 本実験

4.1 方法

各個人でwebアプリケーションを開いたPCを机上に置いて自分自身をデバイスに写しながら、60分間の有機化学の授業を受けてもらい、授業中どのくらい顔を前に向けていたのかを被験者 12人を対象に測定した(途中でPCの電源が切れて、60分間計測を行えなかった被験者2名のデータは扱わないものとした)。授業後には須田¹⁾の研究を参考にし、各被験者にその授業に対する理解度、興味度、集中度を5段階(低←1・2・3・4・5→高)で自己評価させた。翌日にその授業内容の振り返りテスト(10問すべて暗記問題)を被験者 12人に受けてもらい点数を出した。このようにして得られた「前を向いている」と判定された回数の合計と振り返りテストの点数との相関を調べた。さらに、その判定回数の合計と被験者の内的状況を表す理解度、興味度、集中度との相関をとり、須田¹⁾や溝上・水間²⁾が導いた結論と同じ結果が画像処理技術を使ったこの実験でも得られるのか調べた。今回の授業では有機化学の暗記分野のみを扱ったため、演習時間や周りの生徒と話し合う時間はなく、ほとんど授業者が一方的に話す講義型授業であったため、予備実験の時よりも公平性が保たれた実験であるうえに、須田¹⁾の実験と類似した条件下で行った。

4.2 結果

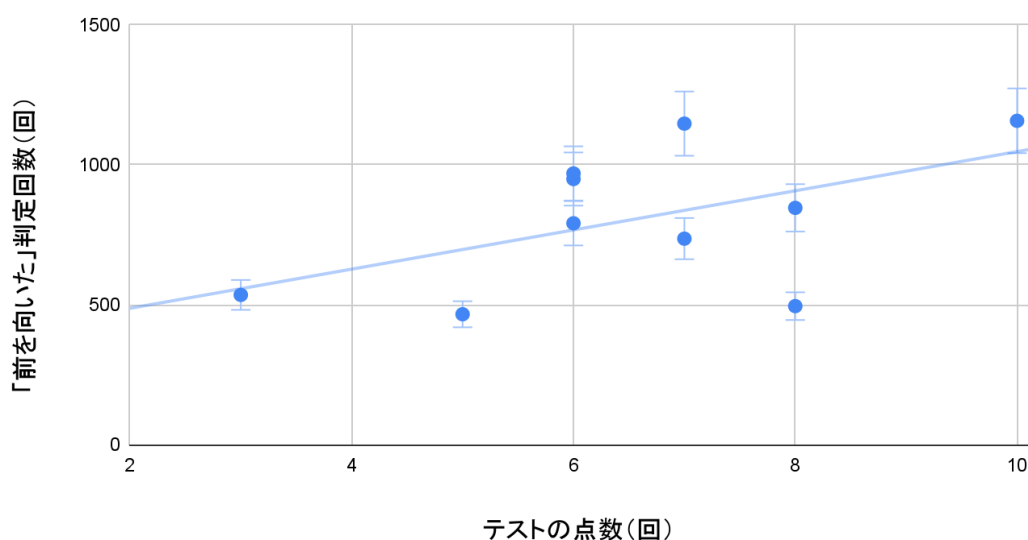


図7 振り返りテストの点数(横軸)と「前を向いた」と判定された回数(縦軸)の相関

60分間の授業のうちに、開発したwebアプリで「前を向いた」と判定された回数の合計と授業の翌日に受けたその授業内容の振り返りテストの点数との相関を図7に示した。相関係数は0.52であり、弱い正の相関があった。

60分間の授業のうちに、開発したwebアプリで「前を向いた」と判定された回数の合計とその授業に対する理解度との相関を図8に示した。相関係数は0.76であり、強い正の相関があった。

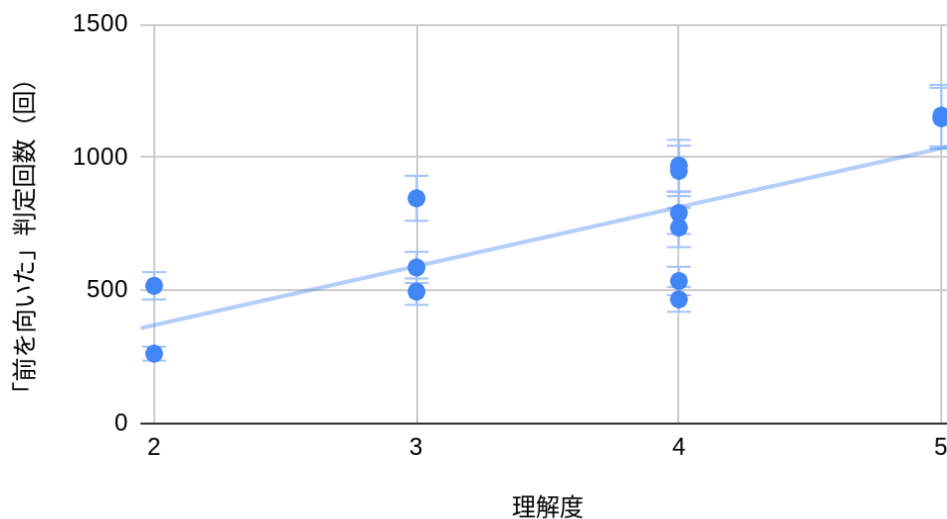


図8 理解度（横軸）と「前を向いた」と判定された回数（縦軸）の相関

60分間の授業のうちに、開発したwebアプリで「前を向いた」と判定された回数の合計とその授業に対する興味度との相関を図9に示した。相関係数は0.75であり、強い正の相関があった。

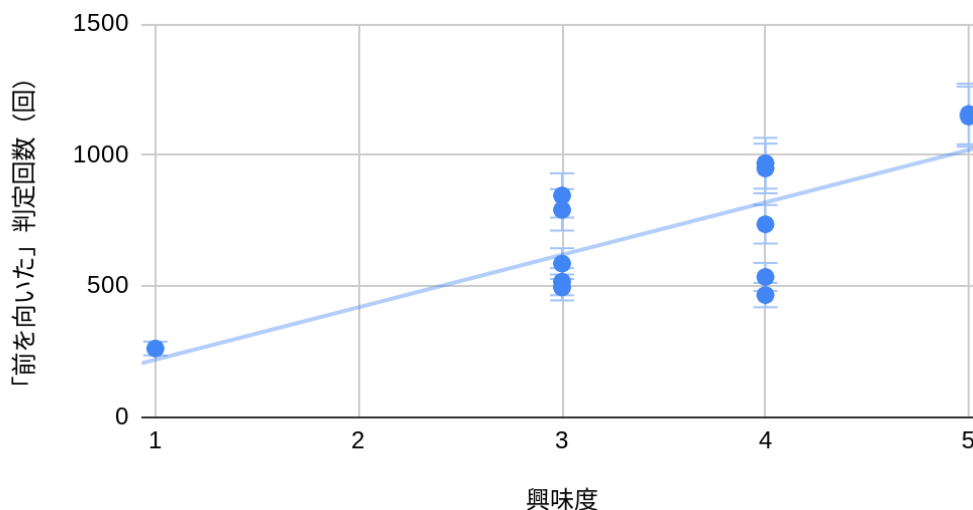


図9 興味度（横軸）と「前を向いた」と判定された回数（縦軸）の相関

60分間の授業のうちに、開発したwebアプリで「前を向いた」と判定された回数の合計とその授業に対する集中度との相関を図10に示した。相関係数は0.57であり、弱い正の相関があった。

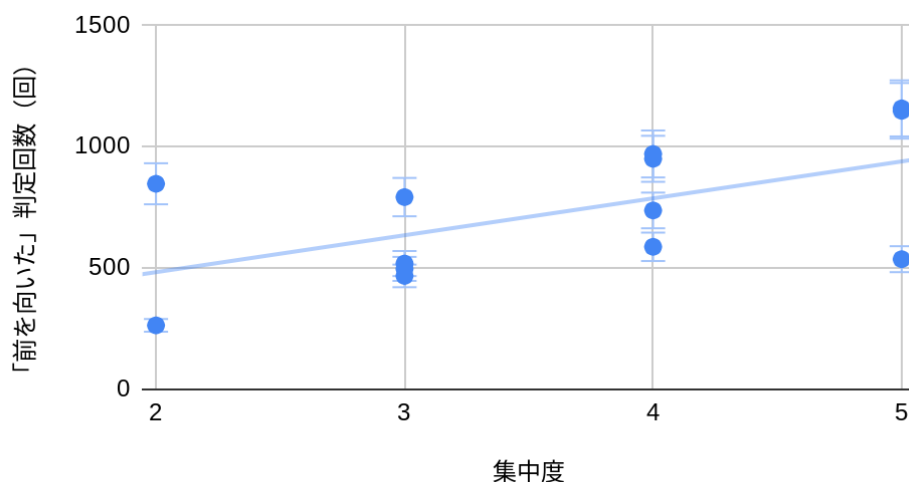


図10 集中度（横軸）と「前を向いた」と判定された回数（縦軸）の相関

4.3 考察と課題

まず、webアプリケーションの認識精度について考察する。今回の実験の「前を向いた」と判定された回数の平均は759回であり、授業内容の変化の影響もあると考えられるものの、予備実験のときの399回と比べて遥かに多くなった。この研究の前に、webアプリケーションが正しく機能、認識しているのか確認するために画面録画をしながら類似した授業内容で自分自身で計測を行ったが、その時の値は692回であった。このことから、予備実験の時よりも、認識精度が上がり、測定値の正確性や信頼度は改善されたと考えられる。

次に、振り返りテストの点数と「前を向いた」と判定された回数との相関についてだが、相関係数は0.52であり、正の相関があると言える。つまり、前を向く、すなわち、授業者や板書を見る人のほうが実際の授業内容の定着度が高い。ただし、実験の回数が少なく、多くの被験者を確保できなかったこと、また、暗記中心の講義型授業という限定された状況の中でしか実験を行えなかったため、普遍性を保証できるほどの結果ではなかった。

さらに、「前を向いた」と判定された回数と理解度、興味度、集中度との相関では特に理解度と興味度との間に強い正の相関が見られ、開発したwebアプリケーションを用いて画像処理技術による実験の効率化を実現しながらも須田¹⁾や溝上・水間²⁾が導いた結論と同じ結果が得られた。

5. まとめ

5.1 結論

生徒に計算や思考ではなく、主に暗記だけを要求するような内容の講義型授業では授業者や板書を見る人のほうが授業内容の定着度が高い。また、画像処理技術を用いたwebアプリを利用して効率化を図りながらも、須田¹⁾や溝上・水間²⁾が導いた結論である授業者を見る量が多い生徒ほど、内的状況としての理解度や興味度が高いという結果が得られた。

5.2 今後の課題・展望

画像処理技術を用いたwebアプリで効率的に実験を進めることができたので、その利点を活かして、被験者の数を増やして客観性を高めたり、様々なタイプの授業で実験を行い、授業の種類で変化があるのかを調べたりしていきたい。また、画像認識では精度に限界があるので、アイトラッキングを利用して被験者が実際に何を見ているのかまで、客観的に測定できたらより価値のある結果が得られると思われる。さらに、このような研究が進んでいけば、生徒の理解度、興味度、集中度を数値化することが教員や教授などの授業に対する新しい評価として取り入れられたり、eラーニングやLMS(学習管理システム)に応用したりすることが可能になると考えられる。

謝辞

研究を進めるにあたり、御助言や御指導を享受していただいた、高崎高校のSSH担当である岡田直之先生や鈴木幸英先生、そして、高崎高校SSH運営指導委員の方々に感謝申し上げます。

参考文献

- 1)須田昂宏「講義型授業における学生の表出行動の内在的意味の解明」
名古屋大学大学院、大学教育学会誌、2015年
- 2)溝上慎一・水間玲子「授業過程の評価指標としての学生の「顔上げ」行動」
京都大学高等教育教授システム開発センター編『大学授業のフィールドワーク—京都大学公開実験授業』玉川大学出版部、2001年
- 3)「ゴクリAI認識」webアプリを作ろう https://github.com/PoodleMaster/gokuri_counter
- 4) 開発したwebアプリのURL:<https://nakazawayoshiki.github.io/>