

科学研究費助成事業 研究成果報告書



令和 3 年 6 月 13 日現在

機関番号： 3 2 6 8 9

研究種目： 奨励研究

研究期間： 2020 ~ 2020

課題番号： 2 0 H 0 0 8 5 9

研究課題名 学習者のノートテイキング情報からの思考特性抽出に関する研究

研究代表者

吉田 賢史 (Kenji, YOSHIDA)

早稲田大学・高等学院・教諭

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 240,000 円

研究成果の概要：業におけるノートテイキングは、学習者がInputした視覚データや聴覚データを、生徒自身の思考特性とマッチした想起可能な視覚データとしてOutputすることが重要である。そこで、生徒自身にあったノートテイキングがおこなわれているか否かを判定するために、ノートの画像データから文字の検出をおこない、生徒自身の思考特性とマッチした想起可能な視覚データとの関連を検討した。その結果、検出された文字位置は、文字が密に配置されケースと、文字位置が疎であるケースに分けられ、それぞれのケースにおける文字位置と文字検出数の傾向は、(言語的)-(感覚的)の思考特性と関連付けることができると判断できる。

研究成果の学術的意義や社会的意義
 情報を入手する際、我々は無意識に好みの情報表現を選択しているが、中等教育において生徒は、無意識に教員の示す板書を正しく複写しようとする。授業におけるノートテイキングは、学習者がInputした視覚データや聴覚データを、生徒自身の思考特性とマッチした想起可能な視覚データとしてOutputすることが重要である。しかし、思考特性を(言語的)-(感覚的)の軸で分けた場合、教員は(言語的)に属するケースが多く、(感覚的)に属する生徒は、ノートを綺麗に写しても理解に繋がらないケースが見られる。アウトプットされたノート情報から、学習者の思考特性が自動判定できれば、その生徒にあった学習方略を提示可能となる。

研究分野： 教育工学

キーワード： 思考特性 ノートテイキング 個別最適化学習

1. 研究の目的

情報を入手する際、我々は無意識に好みの情報表現を選択しているが、中等教育において学習者は、無意識に教員の示す板書を正しくコピーしようとする。授業におけるノートテイキングは、学習者が **Input** した視覚データや聴覚データを、生徒自身の思考特性とマッチした想起可能な視覚データとして **Output** することが重要である。

生徒自身が想起可能な視覚データは、教員が生徒に学習方略を示す上で重要な要素の一つとなり得る。しかしながら、実際の授業の様子を観察すると、生徒自身が想起再現できる視覚データをノートとして残せていない可能性が高い生徒がいる。

本研究では、生徒自身が想起再現できる視覚データを残すことをノートテイキングと捉える。そこで、生徒自身にあったノートテイキングがおこなわれているか否かを判定するために、ノートの画像データから文字の検出をおこない、生徒自身の思考特性とマッチした想起可能な視覚データとの関連を検討する。

2. 研究成果

分類可能かどうかを判断するために、思考特性における(言語的)-(感覚的)の軸において、言語傾向が強い生徒の特徴的なノート(Case A)と、感覚傾向が強い生徒の特徴的なノート(Case B)を選び出し、文字配置等の情報を調査した。その結果、検出された文字位置は、Case A の場合、文字が密に配置されており、Case B の場合は、文字位置が疎であった。この2つのケースでは、これらの文字位置と文字検出数の傾向は、(言語的)-(感覚的)の思考特性と関連付けることができると判断した(図1)。

このように、ノートには、生徒の思考特性情報が残されていると考えられる。ノートのイメージ情報から思考特性を分類するためには、ノートの画像データをもとに、ニューラルネットワークを用いる方法がある。しかしながら、ニューラルネットワークの場合、多くの画像データが必要となり、本研究におけるデータ数では十分な機械学習おこなえず、また、テストをおこなうこともできない。

そこで、少ない画像情報から(言語的)-(感覚的)の思考特性を分類するために、SVM(Support Vector Machine)を用いて分類可能か検討した。

しかしながら、上記で得られる文字の座標は、検出文字数によって座票数が変わるため、ケース毎にベクトルに次元が変わってしまう。その問題を解決するため、勾配方向ヒストグラム(HOG: Histograms of Oriented Gradients)を用いて、画像の特徴ベクトルを得る(図2)。この方法を用いることで、ノートの文字の分布の情報も得られると考えた。

HOG 特徴ベクトルを得るためのセルサイズは、 $2\text{px} \times 2\text{px}$, $4\text{px} \times 4\text{px}$, $8\text{px} \times 8\text{px}$ を試したが、 $8\text{px} \times 8\text{px}$ では十分な特徴を得ることができなかったため、セルサイズは、 $4\text{px} \times 4\text{px}$ とした。

SVM のケースデータとして用いるデータ項目は、

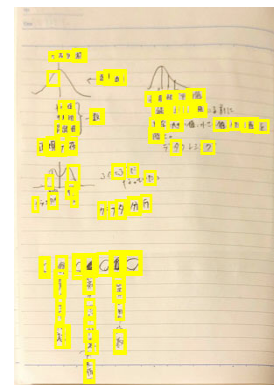
文字の縦長平均[px],
文字の横幅平均[px],
文字数,

HOG 特徴量

の 224680 次元ベクトルとし、csv 形式でデータを保存したが、Windows のノート PC では、1 行の文字数(数値)が多く、すべての数値を確認することができなかった。今後、HOG 特徴ベクトル以外の手法でノートの文字分布を表現する方法を検討する必要がある。



Case A



Case B

図1. 文字位置情報の検出

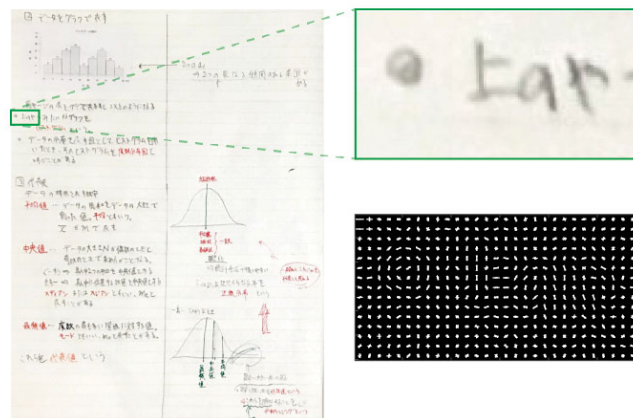


図2. Case A の勾配方向ヒストグラム (部分拡大)

主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計1件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1．発表者名 吉田 賢史
2．発表標題 オンライン授業における学習者のノートテイキング特性の抽出
3．学会等名 コンピュータ利用教育学会
4．発表年 2020年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

研究組織（研究協力者）

氏名	ローマ字氏名
----	--------