

大学生のノートテイキングにおけるノート構造の比較分析

本田 彬¹ 木村 泰知¹ 片岡 駿¹ 三浦 克宜¹ 沼澤 政信¹

¹小樽商科大学

kimura@res.otaru-uc.ac.jp

概要

本研究では、大学生6名の講義ノートを対象にOCRによる読み取りと構造解析を行い、精度評価およびノート内容の共通・固有部分の特徴を分析した。複数OCRツールの精度評価を行った結果、記載内容による精度のばらつきが確認され、精度向上の必要性が示唆された。また、OCR結果を行単位で比較したところ、共通部分には板書とみられる重要事項が多く、固有部分には理解を補助する工夫が見られた。一定の誤認識を含む場合でも共通・固有部分の判定が可能であり、ノート構造解析への応用可能性が示された。

1 はじめに

講義や学習の過程で作成されるノートは、学習者の理解や思考の過程を反映する重要な学習成果物である。近年、ノートテイキングの媒体はノートパソコンやタブレットなどに多様化しているが、依然として紙媒体でのノートテイキングが多くみられる[1]。特に紙媒体のノート構造には個人差が大きく、これらを定量的かつ体系的に分析することは容易ではない。近年発展しているOCRや自然言語処理といった分析技術を用いることで、媒体をまたいだノート内容の分析がどの程度可能であるかを検討することは、教育現場の質的向上に大きな意義がある。

そこで本研究では、大学生を対象としてノートテイキングの現状把握とノート構造の分析を行う。本研究の目的は、大学生がどのような方法でノートを取っているのかを明らかにするとともに、ノートが学習効果にどのように寄与しているのかを検討することである。本研究では、先行して得られた現状調査の結果[1]を踏まえ、ノートの読み取り、共通・固有部分の比較を行う。

2 関連研究

ノートテイキングは、学習において重要な活動である。実際、ノート量とテスト成績の相関[2]や、ノートをとる頻度が高い学生ほどノートが学習に役立つと認識していることが報告されている[1]。また、効果的なノートの取り方を指導することで学習成果が向上するとした研究も存在する[3]。

これまでのノートテイキングに関する実態調査で、手書きやPC[4]、タブレット[5]、板書の撮影[6]など、記録媒体ごとの特徴が明らかにされてきた。さらに、見出しや図表などのノートの構造的特性と学習効果との関連についての検討も行われている[7]。しかし、ノート内容を把握し、媒体をまたいで比較・分析した研究はほとんど見られない。

教育現場におけるOCRに関する研究としては、英語ノートの添削支援[8]や、タブレット端末を用いた筆記試験の自動採点[9]などが報告されている。一方で、日本語の手書きノートを対象とし、OCR精度や内容を比較・分析することを目的とした研究は確認されていない。

そこで本研究では、複数のOCRツールによるノートの読み取りを行い、それぞれのOCR精度を調査する。また、得られたOCR結果によりノートの記載内容を比較することで、より良いノートとの関連について考察する。

3 OCRによるノート読み取り

3.1 読み取り精度の重要性

媒体をまたいだノートの分析には、一人数十ページに及ぶ手書きのノート内容を、デジタル媒体と遜色なく取得する必要がある。そのため、元ノートのニュアンスを損なうことなく文字情報を取得できる、高精度な技術が不可欠である。先行研究においても誤認識に関する課題が指摘されており[8]、分析結果の有意性および信頼性を担保する観点から、

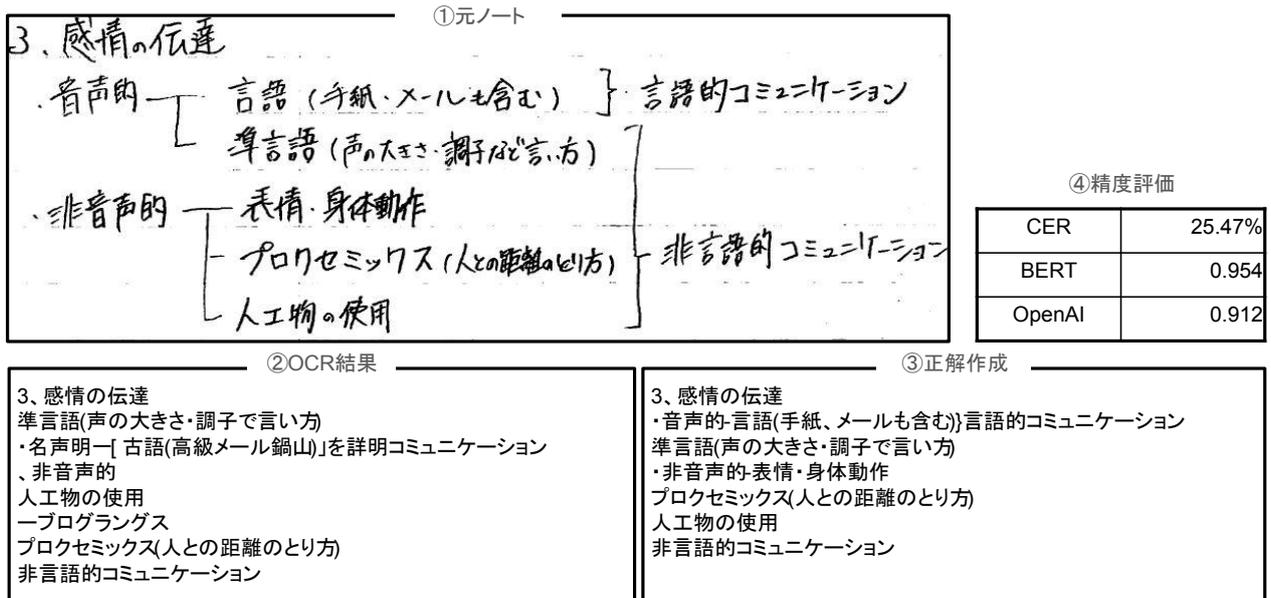


図 1: ノートの読み取りの流れ

十分に高い読み取り精度を有する OCR ツールを選定する必要がある。

3.2 収集したノート

研究にあたり、いくつかのノートを収集した。科目は事前アンケートにてノートをとる生徒が多い科目を調査し、上位を選択した。そして小樽商科大学の学生 6 人から複数教科のノートを収集し、併せて先行研究 [1] と同一のアンケートへ回答してもらった。

収集した科目は、「マーケティング科目」(4 人)、「数学科目」(3 人)、「経済学科目 (1)」(1 人)、「経済学科目 (2)」(1 人)、「心理学科目」(1 人) の 5 教科となった。媒体は、紙媒体が 8 件 159 ページ、Word 形式が 1 件、txt 形式が 1 件であった。

3.3 評価対象のノート

上述したノートのうち、Word、txt 形式を除外し、紙媒体のノートから 10 ページを読み取り精度評価の対象として選定した。選定にあたっては、科目の偏りを抑えるため各科目のページ数を考慮するとともに、文字の薄さや大きさ、数式などの特殊な記載パターンを含むよう配慮した。なお、記載量が極端に少ないページは除外した。

3.4 読み取り・精度評価方法

具体的な読み取りおよび評価の流れを図 1 に示す。まず、元ノートをスキャンして PDF 化し、各

OCR ツールを用いて文字認識を行う。次に、作成した正解データと比較して各指標に基づく精度評価を行う。

OCR ツールは先行研究 [10]などを参考に、YomiToku、Google Cloud Vision API(以下、Vision API)、ChatGPT-4o(以下、GPT-4o)、PyTesseract の 4 種類を選定した。精度評価には、文字精度の指標として CER、単語精度の指標として BERTScore、文章の意味的類似度の評価として OpenAI Embedding Cosine Similarity(以下、OpenAI Embedding)を用いた。日本語は文字種が多く、文字認識精度のみで評価すると必要以上に精度が低く見積もられる可能性がある。そのため本研究では、文字精度および意味的類似度の双方から評価を行うため、これらの指標を併用した。

正解データは、OCR 結果に記号等の正規化処理を行い、手作業により差分を修正して作成した。

3.5 読み取り結果

表 1 に、各 OCR ツールの平均的な精度評価結果を示す。各ツールの相対的な精度傾向は概ね平均値に表れている。一方で平均結果が最も良好であった YomiToku においても、表 2 に示すようにページごとの精度には大きなばらつきが確認された。

主に文章中心のノートは高い精度が得られたのに対し、図表や数式を多く含むノートでは精度が低い結果となった。

特に数学系科目のノートでは、いずれの OCR

表 1: 10 種類のノートの平均結果

	YomiToku	Vision API	GPT-4o	PyTesseract
CER	30.51%	31.26%	58.15%	97.57%
BERTScore	0.890	0.893	0.840	0.590
OpenAI Embedding	0.933	0.923	0.862	0.409

表 2: YomiToku における精度範囲

	Low	High
CER	1.38%	55.92%
BERTScore	0.726	0.987
OpenAI Embedding	0.879	0.992

ツールにおいても精度が低下し、一部では CER が 100% を超える結果も観測された。これは、正解文字数が少ない場合や挿入誤りが多い場合に、CER が 100% を超えることがあるためである。精度低下の要因として、指数や記号が欠落して認識される事例や、筆記体・ギリシャ文字が正しく認識されない事例、分数がそれに似た単一の漢字として誤認識される事例が多く確認された。

また、全体に共通する精度低下の要因として、ルーズリーフの穴を文字と誤認識する事例、改行位置の誤認識、文字の薄さや傾き、丸数字を「○」や数字と誤認識する事例が挙げられる。一方、Vision API では、指数表記や丸数字を一部正しく認識できる事例もみられ、特定の記号表現においては他よりも優れた性能を示す場合があった。

4 ノートの構造解析

4.1 構造解析の流れ

次に、ノートの構造解析のため、収集したノートを対象として共通・固有部分の比較を行った。

共通部分は、ノートを学習に役立てる上で最低限記載されるべき内容と位置づけ、共通して現れる文章にどのような特徴がみられるのかを分析した。OCR 結果を一行単位に分割し、類似度スコアが一定以上となった行同士を抽出した。スコアの閾値は、予備的検討に基づき 0.760 を基準としている。

一方、固有部分は、ノートを学習に役立てる上で個人差が表れやすい部分と位置づけた。ある一行を他のすべての行と比較した際に、類似度スコアの最大値が一定以下となった行を抽出した。さらに、抽出結果に目視による確認を行い、単なる内容の差異ではなく、個人の工夫が反映された固有部分かを判定した。こちらも予備的検討の結果、閾値は 0.300 以下を基準としている。また、図表など、文章以外の要素が固有部分として現れる可能性もあるため、元ノートにも目視による確認を行った。

OCR には、精度評価で最も良好な結果を示した YomiToku を使い、複数人のノートが得られた「マーケティング科目」、「数学科目」それぞれ全ページを

対象とした。ページ数が多いため正解データは作成せず、改行補正など最低限正規化を施した OCR 結果同士を比較している。類似度スコアとしては、文章全体の意味的類似度を評価可能な OpenAI Embedding を用いた。

4.2 共通部分の比較結果

比較の結果、マーケティング科目では全 2265 行中 65 行 (2.870%) が共通部分として抽出された。一方、数学科目では全 3425 行中 512 行 (14.949%) が抽出された。

共通部分の内容を整理すると、マーケティング科目では用語の定義や重要事項、講義回数、単元タイトルなどが主に確認された。数学科目ではこれらに加え、定義や定理、数式、問題番号などが見られた。これらはいずれも板書内容と考えられるものであり、調査対象とした学生においては、板書を共通して記載していた可能性が示唆される。

一方、マーケティング科目では、講義回の欠落や受講年度の違いとみられる原因により、共通部分が少ないノートも存在した。同一年度、講義とみられるノートのみで再分析した結果、共通部分の割合は 8.980% に上昇した。今後の分析においては、ノート収集時に講義条件をより厳密に設定する必要性が示された。

多少の誤認識があっても、両教科で概ね有効な比較結果を得られた。ただし、特に「→」や「//」など、一文字だけの意味のない一致が確認されている。コサイン類似度の閾値の他に、文字数などによる制約を設けることで、より適切な抽出が可能になると考えられる。

4.3 固有部分の比較結果

マーケティング科目では全 2265 行中 376 行 (16.600%)、数学科目では全 3425 行中 122 行 (3.562%) が固有部分として抽出された。こちらも同一年度、講義とみられるノートで再分析した結果、マーケティング科目では固有部分の割合が 19.971% に上昇した。

マーケティング科目では、「No.」や「Date」など

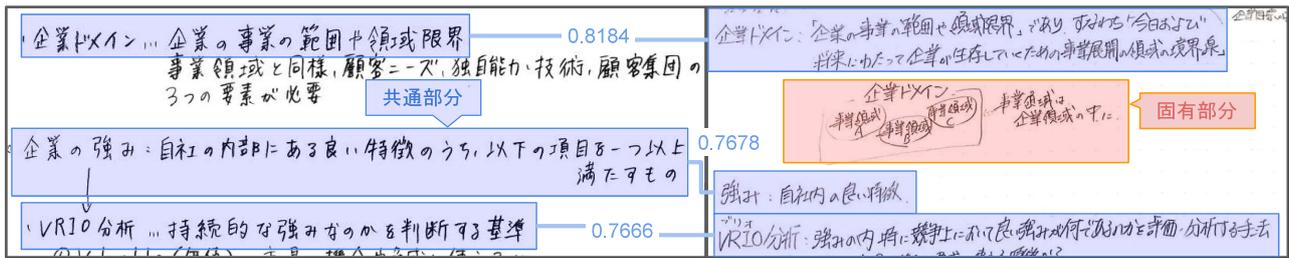


図 2: 共通・固有部分の判定結果。青色の線で示された箇所は共通部分として判定された部分であり、線上の数値は類似度スコアを示す。赤色の箇所は図を基に目視により固有部分と判断した部分である。

ルーズリーフのヘッダー、図表内の数字、文字数が少ないと誤字された行などがみられた。数学科目では数式はほとんど見られず、上記に加え数式や分数を漢字と誤認識した意味不明な文、OCR で読み取れなかった場合に生じるマスクパターンなどがみられた。有用な事例としては、新出の数学記号に対する補足説明や、単語の意味を調べているもの、感想や疑問、自分なりの具体例、試験情報などの記載が確認された。

無意味な抽出結果も多く見られ、OCR ツールの誤認識が分析に与える影響が確認された。一方、こうした部分は出力から判別可能なため、影響を考慮しても OpenAI Embedding を用いた比較は概ね有効であるといえる。

また、目視確認により、図 2 のように表記の異なる同一内容や、図による補足説明、図表に説明を付加しているものが確認された。これらは文章のみの解析では捕捉しにくく、目視や別手法を併用する必要がある。本研究では精度不足から使用しなかったが、YomiToku には図表を自動判定する機能がある。今後この精度が向上すれば、単一 OCR ツールのみでより包括的な固有部分の抽出を行える可能性もある。

5 考察

これらの結果から、現時点での OCR 処理では精度の差が大きく、文章以外が多いノートの認識精度は不十分だと示唆された。CER に比べ他 2 指標の値のばらつきが少ない点に関しては、文字や記号の誤認識が存在しても全体類似度が大きく変動しないことによるものと考えられる。

共通・固有部分比較の結果、マーケティング科目で固有部分が多くなる要因として、数学科目に比べノートの自由度が高い点が挙げられる。今回収集した数学科目のノートは、定義や定理、練習問題が中

心であり、個人の自由意志が反映されにくい内容であったと考えられる。

一方、数学科目で共通部分が多い理由としては、OpenAI Embedding が記号や数字の羅列を、意味的に類似した文だと解釈しているからと考えられる。加えて、「 $x \rightarrow 0$ 」など短い行も一致しがちであった。目視では共通と判断しがたい数式も多く、数式に関しては他スコアの使用を検討する必要がある。

また、アンケートではノートの工夫について、見返した時も見やすいようにするという回答が多かった。確認された固有部分は、見やすさを意識した工夫が反映された箇所と考えられる。

6 おわりに

本研究では、大学生 6 名の講義ノートを対象に、OCR による読み取りおよび構造解析を行い、現状の OCR 精度と、ノートにおける共通・固有部分の特徴を分析した。その結果、検証した OCR ツールではページごとの認識精度に大きなばらつきがみられ、特に数式や改行位置の認識精度に課題が残ることが明らかとなった。また、共通部分には板書由来と考えられる重要事項が多く含まれ、固有部分には様々な個人の工夫が見られた。以上より、一定の誤認識を含む OCR 結果であっても、共通・固有部分の判定にはある程度利用可能であり、コサイン類似度を用いた分析の有効性が確認された。

これらの知見は、より高精度な OCR ツールを使用することで、手軽に正確なノートの構造解析が行える可能性を示唆する。また、共通・固有部分の分析を通じて、今後よりよいノートテイキングを提案するための有用な基礎データが得られたといえる。

今後は、板書とノートを対応付けた分析や、条件を統一したより多くのノート分析を行うことで、実証的根拠に基づくノートテイキング支援モデルの構築を目指す。

謝辞

本研究は、JSPS 科研費 25K00829、および、JST、RISTEX、JPMJRS25L2 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 本田彬, 木村泰知, 片岡駿, 三浦克宜, 沼澤政信. ノートの構造解析に向けた大学生のノートテイキング実態調査の試み. ファジィシステムシンポジウム講演論文集, Vol. 41, pp. 867–871, 2025.
- [2] 岸俊行, 塚田裕恵, 野嶋栄一郎. ノートテイキングの有無と事後テストの得点との関連分析. 日本教育工学会論文誌, Vol. 28, No. suppl, pp. 265–268, 2005.
- [3] 久次米麻衣, 清貴幸, 中村太戯留, 田丸恵理子, 上林憲行. スマート文房具へのアプローチ (2) -復習を前提とした大学生のノートテイキング方法の比較とノートフォームの提案-. 第 73 回全国大会講演論文集, Vol. 2011, pp. 519–520, Mar 2011.
- [4] 長塚隆, 山川茜. 授業におけるノートテイキングの実態. 情報知識学会誌, Vol. 22, No. 2, pp. 57–64, 2012.
- [5] 辛島光彦, 西口宏美. 1g3-4 大学講義における学生のノートテイキングに関する一考察. 人間工学, Vol. 52, No. Supplement, pp. S268–S269, 2016.
- [6] 赤堀侃司. スマートフォンのカメラ機能とノートテイキングの学習効果に関する比較研究. 白大学教育学部論集, Vol. 9(1), pp. 53–67, 2015.
- [7] 橋均, 中井悠加, 吉岡真梨子, 野中陽一朗, 井上弥. 大学生のノートテイキングはどのようになされているか? : 講義ノートの構造的特徴を手がかりとして. 学習開発学研究, Vol. 9, pp. 117–123, 2016.
- [8] 小野祥康, オノヨシヤス. 英語授業におけるデジタルスキャナの「ocr 機能」を活用した英作文指導~ 手書き文字の自動採点と即時フィードバックの可能性~. 北海道科学大学研究紀要, No. 50, pp. 85–92, 2022.
- [9] 中川正樹, 内田吉郎, 佐々木進亮, 三田和広. タブレット上で筆記された回答の自動採点. 信学技報, Vol. 114, No. 513, pp. 157–162, 2015.
- [10] 中村彩乃, 杉山陽菜乃, 阿部瑞稀, 前多陸玖, 坂口遥哉, 佐藤栄作, 木村泰知. 農林業基準技術文書を対象とした PDF 解析ツールの表構造認識の性能評価. 言語処理学会 第 31 回年次大会 発表論文集, pp. 3027–3030, 2025.