

# オンライン手書き解答データを用いた解答戦略の自動推定 —幾何問題を題材として—

岡田 一洸<sup>†</sup> 工藤 雅士<sup>†</sup> 宮崎 公彦<sup>‡</sup> 山名 早人<sup>§</sup>

<sup>†</sup> 早稲田大学 基幹理工学研究科 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

<sup>‡</sup> 早稲田大学 基幹理工学部 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

<sup>§</sup> 早稲田大学 理工学術院 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

E-mail: <sup>†</sup> <sup>‡</sup> <sup>§</sup> {k-okada, kudoma34, , yamana}@yama.info.waseda.ac.jp

**あらまし** 近年、次世代に必要な能力や資質として論理的思考力の育成が重要視されている。中学校学習指導要領によると、幾何学を学習する目的の一つとして、論理的思考力の育成が掲げられている。学習者の論理的思考力を評価するためには、解答過程において用いた解答戦略を把握することが有効である。本研究では、解答過程において用いた解答戦略を把握するため、オンライン手書きデータを利用した解答戦略推定に取り組む。近年、タブレット端末や電子ペンの利用が一般的となり、オンライン手書きデータの取得が容易になっていることから、解答戦略推定は、今後の教育データ解析、テラーメイド教育実現に欠くことのできない研究である。本研究では、幾何問題を題材とし、図中に書き込まれた記号の内容と種類を自動判定すると共に、書き込み順を解析することで、解答戦略の分類に挑戦した。実証実験では、38人の被験者を対象に幾何問題を解いてもらい、事前に用意した3種類の解答への自動分類を試みた。XGBoostを用いた分類の結果、uni-gram, bi-gram, 1-skip-gram 全ての特徴量を使用した場合、正解率 0.71, F 値 0.57 を得た。

**キーワード** 学習分析, 論理的思考力, オンライン手書きデータ, e-Learning, 物体検出

## 1. はじめに

近年、文部科学省が掲げている「生きる力<sup>1</sup>」の構成要素のひとつとして「物事の因果関係を整理し、正解までの道筋を立てて考える能力」である論理的思考力が挙げられており、初等中等教育において論理的思考力の育成が重要視されている。中学校学習指導要領<sup>2</sup>によると、幾何学について「図形の性質や関係を論理的に考察し表現する力を養う」とあるように、幾何学を学習する目的の一つとして論理的思考力の育成を挙げている。学習者の論理的思考力を幾何学で評価するためには、解答過程において用いた解答戦略を学習者個々に把握する必要がある。

一方、近年では、教育分野における ICT (Information and Communication Technology) の活用が進んでいる。ICT によって取得された大量の教育データを分析し、学習者個々の理解度に応じて個別に最適化された学習を実現する「適応型学習」に関する研究も促進させている。オンライン上で受講することができる MOOC (Massive Open Online Course) として edX<sup>3</sup> や JMOOC<sup>4</sup> といったオンライン学習プラットフォームの導入も進んでおり、学習者個々の理解度に応じた「適応型学習」の実現が求められている。

ICT を活用し、学習時に取得できるオンラインデータの例としては、タブレット端末と電子ペンを用いて

取得可能なオンライン手書きデータがある。オンライン手書きデータは、紙とペンでは取得することのできない解答停滞箇所や消去された記述といった思考過程の時系列データの取得を可能としている。

論理的思考力の育成を目的に ICT を活用した研究としては、拡張現実と仮想環境を使用して微積分の学習支援を行うことで論理的思考力の育成を試みた研究 [1] や、タブレット端末を使用して幾何図形問題の学習支援を行うことで論理的思考力の育成を試みた研究 [2] がある。数学の問題を題材としたオンライン手書きデータを用いて理解度の推定を行った研究は、幾何問題を勘で解いたかを自動判定する研究 [3]、解答過程から抽出した特徴量をもとにクラスタリングを行い、グループの学習の目的に応じて、能力が似ている生徒同士のグループや能力が異なる生徒同士のグループを自動的に形成した研究 [4] がある。また、解法分類に関する研究では、著者らの研究グループによる研究として、図形に書き込まれた印を手動で認識し、特徴量として抽出することで解法の分類を行った研究 [5] がある。しかし、筆者らが調べた限り、幾何問題を対象に、自動的に解法戦略を推定する研究はこれまでに無く、本研究が最初の試みとなる。

本研究では、学習者個々の理解度を推定することを目的として、ICT を活用し、取得した幾何問題のオン

<sup>1</sup> 文部科学省, “生きる力”, 2018, [https://www.mext.go.jp/a\\_menu/shotou/new-cs/](https://www.mext.go.jp/a_menu/shotou/new-cs/)

<sup>2</sup> 文部科学省, “中学校学習指導要領(平成 29 年告示)”, 2017, [https://www.mext.go.jp/content/1413522\\_002.pdf](https://www.mext.go.jp/content/1413522_002.pdf)

<sup>3</sup> edX, <https://www.edx.org/>

<sup>4</sup> JMOOC, <https://www.jmooc.jp/>

ライン手書き解答データをもとに解法戦略を自動分類する手法を提案する。具体的には、図中に書き込まれた記号の内容と種類を自動判定すると共に時系列変化を用いて学習者の解答戦略を推定する。

本稿では次の構成をとる。2 節で関連研究について述べ、3 節で提案手法について説明する。4 節で手書き解答データの収集について述べ、5 節で評価実験及び考察について示し、6 節でまとめる。

## 2. 関連研究

### 2.1 論理的思考力の育成に関する研究

Herrera ら[1]は、2019 年に、論理的思考力や問題解決力を育成することを目的として、拡張現実と仮想環境を使用した微積分の学習支援システムを開発した。本システムは、三次元空間の視覚化と操作を可能とする。本システムを微積分の授業で使用した結果、学生の三次元空間における可視化能力が育成され、学生の成績が向上することを示した。

小松ら[2]は、2019 年に、論理的思考力を育成することを目的として、タブレット端末を使用した幾何図形問題の学習支援システムを開発した。本システムは、キッドビルド方式[6]、すなわち課題解決までの過程を学習者が自律的に論理立てて組み立てる手法が採用されている。タブレット端末上の本システムで学習した学生は、紙の教科書で学習した学生と比較して成績が向上した。本システムを使用することにより、設問にある平面図形がもつ性質の認識、論理的理解、論理的關係についてそれぞれ考え、試行錯誤を繰り返す必要があるため、論理的思考力が育成されたことを示した。

### 2.2 数学の問題を題材としてオンライン手書き

#### データを用いた研究

#### 2.2.1 理解度推定に関する研究

森山ら[3]は、2018 年に、幾何学図形問題を対象に被験者が「勘で解いたか否か」を分類する手法を提案した。幾何問題の解答中に書かれたストロークの描画時間、筆圧、速度、座標を用いて特徴量を抽出し SVM を適用することで、被験者が「勘で解いたか否か」の分類を行い、0.83 の正解率で分類ができたことを示した。

Yoshitake ら[4]は、2020 年に、二次方程式に関する問題のオンライン手書き解答データにおける解答時間及び数式記入時のストローク数、ストロークの時間間隔、実際に描かれたストロークに対する消しゴムの使用率等の特徴量として抽出し、k-means 法によりクラスターリングを行い、グループ学習時の目的に応じて、能力が似ている生徒同士のグループや能力が異なる生徒同士のグループを自動的に形成する手法を提案した。

#### 2.2.2 解法分類に関する研究

村上ら[5]は、2019 年に、幾何学図形問題を対象に図への書き込みの種類と内容を手動で認識し、解法を分類する手法を提案した。森山らの研究[3]で使用された特徴量に加え、答案を目視で確認し、図への書き込みがあれば「1」、無ければ「0」と解答に必要な辺や角それぞれに対しダミー変数化を行い、特徴量として追加し、SVM を適用することで、3 つの解答パターンの F 値の平均は、0.79 を得た。また、問題によっては完全に誤りなく解答パターンを分類することができ、幾何図形問題において、図への書き込みが思考過程を推測するための重要な要素であることを示した。

### 2.3 関連研究のまとめ

論理的思考力の育成を目的に ICT を活用した研究は、拡張現実と仮想環境を活用した研究 [1]やタブレット端末を使用した研究 [2]がある。本研究においても、論理的思考力の育成及び評価を目的として ICT を活用し、データの収集をすることで学習者の支援を行う。理解度の推定を目的に、オンライン手書き解答データを使用し、勘で解いたかを自動判定する手法[3]、グループの学習の目的に応じて、能力が似ている生徒同士のグループや能力が異なる生徒同士のグループを自動的に形成する手法[4]、問題の定着度を推定する手法[5]が提案されている。森山ら[3]、吉武ら[4]の研究では、筆圧や筆記速度といった特徴量は抽出されていたが、図形に書き込まれた記号の内容や種類といった解答の内容は考慮されていない。また、村上ら[5]の研究では 1 枚 1 枚の答案を目視で確認し、特徴量の抽出を手動で行っているため、特徴量の抽出に時間がかかるといった課題がある。

本研究では、図形に書き込まれた記号の内容や種類の特定について自動で行う手法を提案する。また、村上らの研究は、被験者が記号を図に書き込まれた順番は考慮されていない。筆者らが調べた限り、幾何問題の図形に記号が書き込まれた順番や解答中に消去された内容といった時系列データを用いて学習者の解答戦略を推定する研究は存在しない。

## 3. 提案手法

### 3.1 提案手法の概要

本研究では、ICT を活用して、取得した幾何問題のオンライン手書き解答データを用いて学習者個々の解答戦略を明らかにすることを目的とする。幾何の問題では、問題を解く際に、図形を構成する辺や角の関係を整理するための記号が図形に書き込まれることから、オンライン手書きデータの解析により、解答戦略を判定できるのではないかと考えた。本研究では、図中に書き込まれた記号の内容と種類を自動判定すると

共に時系列変化を用いて学習者の解答戦略を推定する。

### 3.2 図形に書き込まれた記号を認識する手法

著者ら[7]の研究を参考に、図 3.1 に示した記号の検出には、CNN を用いた物体検出アルゴリズムの一つである YOLOv4 [8]を用いる。

図形に書き込まれた記号を学習するために、被験者が図形に書き込んだストロークのみを抽出した 2,188 枚の画像に対して、図形に書き込まれた記号を囲うように手動でアノテーションを行った。

アノテーションを行った記号の種類と表記を図 3.1 に示す。

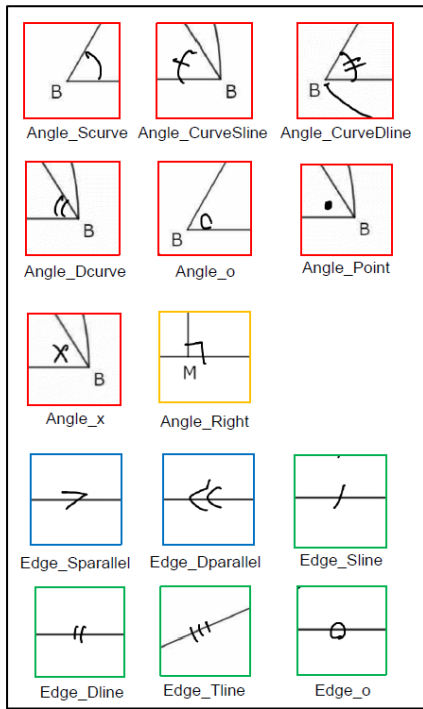


図 3.1 アノテーションを行った記号の種類と表記

図 3.1 で示した記号の例の中で、赤枠で囲まれた記号は、同じ大きさの角を示す記号であり、橙枠で囲われた記号は直角を示す記号である。また、青枠で囲われた記号は平行を示す記号であり緑枠で囲まれた記号は同じ長さの辺を示す記号である。

学習の際は、バッチサイズを 8 とし、28,000 回イテレーションを行った。

記号検出結果の例を図 3.2 に示す。

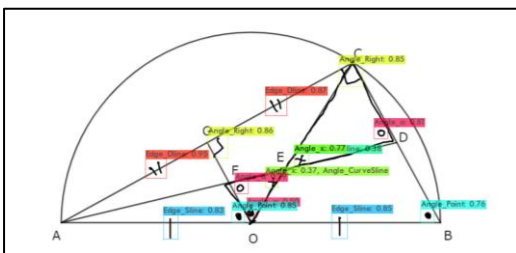


図 3.2 記号検出結果の例

図 3.2 に示すように記号が検出された領域は矩形 (Bounding Box) で囲まれている。1 枚の入力画像ごとに以下の 6 つのデータが出力される。なお、Confidence Score とは、検出物体の位置とクラスの予測確率のことを示す。

1. 検出されたクラス
2. Confidence Score
3. 検出矩形の左上端の x 座標
4. 検出矩形の左上端の y 座標
5. 検出矩形の幅
6. 検出矩形の高さ

F 値 及び各クラスの AP(Average Precision)を用いてモデルの評価を行う。AP は Precision(適合率), Recall(再現率)を用いて以下の式 1 で表される。

$$AP = \int_0^1 p(r)dr \quad \begin{matrix} p : \text{Precision} \\ r : \text{Recall} \end{matrix} \quad (3.1)$$

表 3.2 で示したテスト用のデータセットを使用し、テストを行った結果を表 3.1 に示す。

表 3.1 記号検出精度

記号の意味	記号の種類	AP
同じ大きさの角	Angle_Scurve	0.92
	Angle_CurveSline	0.70
	Angle_CurveDline	0.78
	Angle_Dcurve	0.94
	Angle_o	0.93
	Angle_Point	0.90
	Angle_x	0.83
直角	Angle_Right	0.91
	Edge_Sline	0.95
同じ長さの辺	Edge_Dline	0.92
	Edge_Tline	0.77
	Edge_o	0.95
	Edge_Sparallel	0.52
平行	Edge_Dparallel	0.93
	MAP (mean Average Precision)	0.85

### 3.3 解答戦略の推定手法

幾何問題を解くうえで、図中に書き込まれた記号の内容と種類を自動判定すると共に、書き込み順を解析することで、解答戦略の分類を行う。本研究では、複数の解法がある幾何問題を対象とする。幾何の問題を解く際、図形を構成する辺や角の関係性を整理するための記号が図形に書き込まれるため、複数の解法それぞれで異なるパターンの書き込みが生じると考えられるためである。

学習者の解答戦略を推定する問題として、図 3.3 に示す三角形の相似を示す問題を用意した。

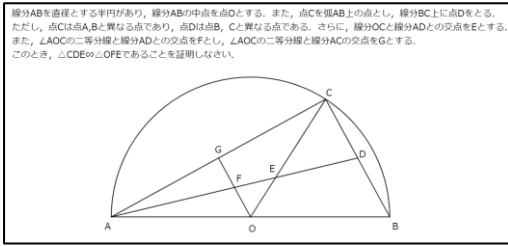


図 3.3 実験に使用する問題

図 3.3 に示す問題は、3つの解法 A, B, C があらかじめ用意されている。あらかじめ用意した3つの解法を表 3.2 に示す。

表 3.2 用意した3つの解法

解法 A	$\angle ECD = \angle OBC = \angle EOF$ を利用
解法 B	$\angle DCE = 90^\circ - \angle FOE$ を利用
解法 C	$\angle DCE = \angle FOE$ (錯角) を利用

YOLOv4 を用いて図形に書き込まれた記号を検出し、表 3.3 に示す図形への書き込みの種類と内容を自動で認識する。

表 3.3 図形への書き込みの種類と内容

記号の種類	内容
同じ大きさの角	$\angle OBC = \angle OCB$
	$\angle COG = \angle AOG$
	$\angle OBC = \angle AOG$
	$\angle OCB = \angle COG$
	$\angle AOG = \angle OCB$
	$\angle COG = \angle OBC$
同じ長さの辺	$\angle CDE = \angle OFE$
	$AG = GC$
	$AO = OB$
	$AO = OC$
平行	$OB = OC$
	$BC \parallel OG$
直角	$ACB = 90^\circ$
	$AGO = 90^\circ$
	$CGO = 90^\circ$

各解答の書き込み順序の特定を行い、表 3.5 に示した図形への書き込みの種類と内容を用いて n-gram を作成し、図形に記号が書き込まれた順番を考慮した特徴量を抽出する。

n-gram とは、時系列順に並べられたデータに対し、連続する n 個のデータを単位として、特徴量を生成する手法である。作成した n-gram の特徴量を用いて、機械学習を行うことで学習者の解答戦略を特定する

1 ストロークごとに取得したデータに対し、YOLOv4 を用いて記号の検出を行うことで、記号が書き込まれた辺や角及び、記号の種類を特定し、解答者が図形に書き込んだ手順を特定する。記号が書き込まれている順序を特定するステップを以下に示す。

- YOLOv4 を用いて、図形に書き込まれた記号の種類及び記号が書き込まれている角や辺を特定し、書き込まれた角や辺及び書き込まれた記号の種類を特定。
- 表 3.3 に示す角や辺同士に同じ種類の記号が書き込まれているかを判定。
  - 表 3.3 に示す角や辺同士に同じ種類の記号が書き込まれていた場合
    - 以下の条件を満たした場合、書き込み順を保存するリストに、表 3.3 に示した図形への書き込み内容を追加
      - 1 ストローク前の画像においても同じ角や辺に、同一種類の書き込みがあった場合
      - 書き込み順を保存するリスト内に、ステップ I で特定した図形への書き込みの内容が存在していない場合
    - ステップ 1 に戻り、次のストローク画像を読み込む
  - 表 3.3 に示す角や辺同士に同じ種類の記号が書き込まれていなかった場合
    - ステップ 1 に戻り、次のストローク画像を読み込む

2 ストローク連続で同じ特徴量の書き込みが検出された場合に限り、書き込み順序を保存する理由は、図 3.1 に示した「Angle\_Scurve」が次のストロークで「Angle\_CurveSline」や「Angle\_Dcurve」になる場合や、「Edge\_Sline」が次のストロークで「Edge\_Dline」となる可能性があることを考慮するためである。本アルゴリズムでは、図形に記号が書き込まれた順番に関わらず、表 3.3 に示す特徴量を抽出している。例えば、OB, AO の順で同じ記号が書かれたとしても、「OB=AO」として特徴量を抽出するのではなく、表 3.3 に示すように「AO=OB」として特徴量を抽出する。

続いて解答者の書き込み順序をもとに n-gram を用いて、全ての書き込みの発生パターンを (0, 1) の One-hot ベクトルで表し、特徴量を生成する。抽出する特徴量の種類を、 $AG=GC, AO=OB, \angle OBC=\angle OCB, \angle COG=\angle AOG$  の4種類として、 $AO=OB, \angle OBC=\angle OCB, \angle COG=\angle AOG$  の順に書き込みがあった場合を例として挙げる。

$AO=OB, \angle OBC=\angle OCB, \angle COG=\angle AOG$  の順で書き込みがあるため、uni-gram(n=1)を作成する場合、 $(AO=OB), (\angle OBC=\angle OCB), (\angle COG=\angle AOG)$ となる。 $AG=GC, AO=OB, \angle OBC=\angle OCB, \angle COG=\angle AOG$  の順で、書き込みが存在したかしていないかを One-hot ベクトルで表すと、uni-gram で生成される One-hot ベクトルは、 $(AG=GC, AO=OB, \angle OBC=\angle OCB, \angle COG=\angle$

AOG)=(0,1,1,1)となる.

bi-gram(n=2)を作成する場合, (AO=OB,  $\angle OBC=\angle OCB$ ), ( $\angle OBC=\angle OCB$ ,  $\angle COG=\angle AOG$ )となる. 抽出を行う4種類の特徴量が連続で出現する全ての組み合わせは, 以下に示す12種類がある.

1. (AG=GC, AO=OB)
2. (AG=GC,  $\angle OBC=\angle OCB$ )
3. (AG=GC,  $\angle COG=\angle AOG$ )
4. (AO=OB, AG=GC)
5. (AO=OB,  $\angle OBC=\angle OCB$ )
6. (AO=OB,  $\angle COG=\angle AOG$ )
7. ( $\angle OBC=\angle OCB$ , AG=GC)
8. ( $\angle OBC=\angle OCB$ , AO=OB)
9. ( $\angle OBC=\angle OCB$ ,  $\angle COG=\angle AOG$ )
10. ( $\angle COG=\angle AOG$ , AG=GC)
11. ( $\angle COG=\angle AOG$ , AO=OB)
12. ( $\angle COG=\angle AOG$ ,  $\angle OBC=\angle OCB$ )

上記に示した順で, 書き込みが存在したかしていないかを One-hot ベクトルで表すと, bi-gram で生成される One-hot ベクトルは, (0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0)となる. ここで, uni-gram と bi-gram の両方の特徴量を用いる場合は, uni-gram と bi-gram で作成した特徴量を連結したものとなり, (0,1,1,1,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0)で表される.

また 1-skip-gram を作成する場合は, (AO=OB,  $\angle COG=\angle AOG$ ), となり, bi-gram(n=2)と同様に One-hot ベクトルで表現すると, (0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0)となる.

本研究では表 3.5 に示した 15 種類の特徴量をもとに, n-gram で生成した特徴量を用いて, 機械学習を行うことで解答者が用いた解法を推定する.

## 4. 評価実験

### 4.1 データ収集

#### 4.1.1 データ収集用アプリケーション

村上らの研究[4]にて使用された iOS のアプリケーションである「GeoSol」を利用し, 幾何問題の解答データの収集を行った. 解答の入力には iPad Pro と Apple Pencil を用いた. GeoSol の解答画面を図 4.1 に示す.



図 4.1 GeoSol の解答画面

GeoSol の解答画面上部には, 解答の残り時間, 被験者を識別する番号, 問題番号, 「ペン」と「消しゴム」を切り替えるためのボタン, 解答を保存するための「できた」ボタン, 「解法表示」ボタンがある. 「ペン」と「消しゴム」の切り替えについては, 「ペン」のアイコンが選択されている場合は, 線を描画することができ, 「消しゴム」のアイコンが選択されている場合は, 記述したストロークをタップすることで, タップしたストロークを消すことができる. 解答者は, 画面上を Apple Pencil を用いて, 「ペン」や「消しゴム」機能を使用し, 自由に描画することができる. 「できた」ボタンを押下することで, 解答画面のスクリーンショット及び, 画面に書き込まれたストロークの情報が iPad に保存される. なお, 本実験では「解法表示」ボタンは使用しない.

#### 4.1.2 収集データの内容と形式

本アプリケーションでは, 問題ごとに解答時間に関する情報やストロークを構成する点の情報を含んだ 1 つのテキストファイル及び, 1 ストロークごとに取得する画面に書き込まれたストロークの画像が出力される. ストロークとは, Apple Pencil が画面に触れてから離れるまでの一筆のことを指す. 出力されるテキストファイルは, 以下の 8 項目の情報を持つ.

1. 問題が表示された時刻
2. ストロークが描画された時刻
3. ストロークが記入された x 座標
4. ストロークが記入された y 座標
5. ストローク記入時の筆圧
6. ストローク記入時の Apple Pencil の仰角
7. ストローク記入時の Apple Pencil の方位角
8. 「できた」ボタンがタップされた時刻

仰角は, iPad と Apple Pencil の角度を示しており, iPad と Apple Pencil が平行の場合, 0 となり, iPad と Apple Pencil が垂直の場合,  $\pi/2$  となる. また, 方位角は, Apple Pencil が倒れている方向を示しており, X 軸方向に倒れている場合 0 となり, Apple Pencil を時計回りに回転させると値が増加する.

#### 4.1.3 データ収集実験の実施

幾何問題のオンライン解答データを収集するために, 38 名の学生 (理系 20 名, 文系 18 名. 18 歳から 25 歳)を対象に実験を行った. 実験の前に実験に関する説明を行った. 説明の内容を以下に示す.

1. 本実験は, iPad と Apple Pencil を用いて, 幾何証明問題に解答してもらうものである
2. 問題の出題範囲は, 中学 3 年生までの幾何分野である.
3. 制限時間は問題 20 分である. ただし, 解答が終了した時点で, 「できた」ボタンをタップし, 自



由にその問題を終えて構わない。

4. 画面上の「ペン」を選択すると図形へ線を書き込むことやメモ欄に文字を書くことができ、「消しゴム」を選択すると書いた線一画を消すことができる。
5. 解答中は、制限時間の残り時間に留意すること。

## 4.2 データ収集実験の結果

表 3.4 に示した解法ごとの答案数を 4.1 に示す。

表 4.1 解法ごとの答案数

解法	答案数
A	11
B	8
C	21
その他	1

解答過程において解法 A から解法 C に変わった解答及び、解法 B から解法 A に変わった解答はそれぞれ 3 件ずつあった。表 4.4 に示した答案数は、解法が途中で変わった答案について、それぞれの解法の答案数に重複して計上している。

## 5. 評価実験

### 5.1 特徴量の抽出

#### 5.1.1 記号書き込み箇所の判定方法

YOLOv4 を用いて検出した Bounding Box の座標をもとに、記号が書き込まれた角や辺を特定する。

同じ大きさの角を示す記号及び、直角を示す記号が書き込まれた角の特定には、検出した Bounding Box の中心座標を用いる。左上端を(0,0)、右下端を(1350,650)としたときの、同じ大きさの角を示す記号が書き込まれた角を判定する領域と座標を図 5.1 に示す。

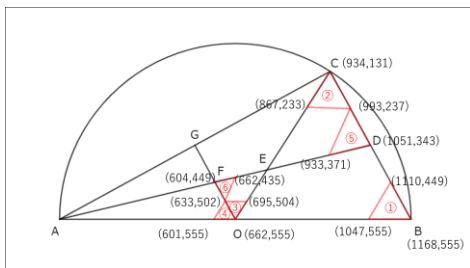


図 5.1 同じ大きさの角を示す記号を判定する領域

図 5.1 中の①, ②, ③, ④, ⑤, ⑥に赤枠で示した領域がそれぞれ  $\angle OBC$ ,  $\angle OCB$ ,  $\angle COG$ ,  $\angle AOG$ ,  $\angle CDE$ ,  $\angle OFE$  の書き込み判定領域を示しており、角への書き込みを判定する領域を与えた。同じ大きさの角を示す記号として検出された Bounding Box の中心座標が、図 5.1 に示したいずれかの角の判定領域内に存在した場合、該当の角に書き込みがあると判定する。

直角を示す記号が書き込まれた角を判定する領域

と座標を図 5.2 に示す。

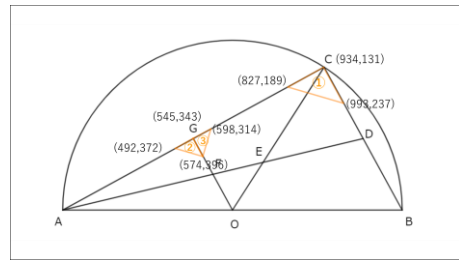


図 5.2 直角記号を判定する領域

図 5.2 に示したように①, ②, ③に示した領域がそれぞれ  $\angle ACB$ ,  $\angle AGO$ ,  $\angle CGO$  の書き込み判定領域を示しており、手動で角への書き込みを判定する領域を与えた。直角を示す記号として検出された Bounding Box の中心座標が、図 5.2 に示したいずれかの角の判定領域内に存在した場合、該当の角に書き込みがあると判定する。

同じ長さの辺を示す記号が書き込まれた辺を判定する線分と座標を図 5.3 に示す。同じ長さの辺を示す記号として検出された Bounding Box が図 5.3 に示すいずれかの線分と交差していた場合、該当する辺に書き込みがあると判定する。

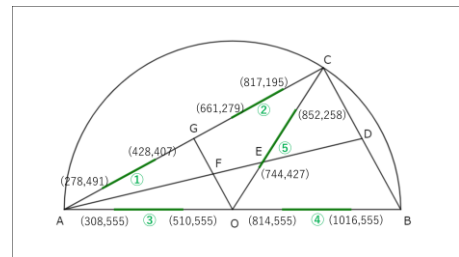


図 5.3 同じ長さの辺を示す記号を判定する線分

図 5.3 に示したように①, ②, ③, ④, ⑤, ⑥に示した線分がそれぞれ  $AG$ ,  $GC$ ,  $AO$ ,  $OB$ ,  $OC$  の書き込みを判定する線分である。経験則に基づいて、各辺への書き込みを判定する線分を設定した。辺  $AG$  に書き込みがあると判定する線分の端点は、辺  $AG$  の両端点から、それぞれ  $AG \times 30\%$  の長さだけ  $AG$  の中点方向に移動した点である。 $GC$ ,  $AO$ ,  $OB$ ,  $OC$  への書き込みをそれぞれ判定する線分も同様に、それぞれの辺の長さ  $\times 30\%$  の長さだけ中点方向に移動した点を端点とした線分としている。

平行を示す記号が書き込まれた辺を判定する線分と座標を図 5.4 に示す。平行を示す記号として検出された Bounding Box が図 5.4 に示すどちらかの線分と交差していた場合、交差した線分が該当する辺に平行を示す記号の書き込みがあると判定する。

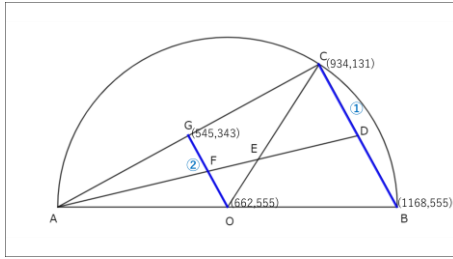


図 5.4 平行記号を判定する線分

図 5.4 に示したように①, ②に示した線分がそれぞれ, BC, OG の書き込みを判定する線分である. BC に書き込みがあると判定する線分の端点は, BC の両端点を結んだ線分であり, OG に書き込みがあると判定する線分の端点は, OG の両端点を結んだ線分である. 平行を示す記号として検出された Bounding Box が, 図 5.4 に示したどちらかの辺の書き込みを判定する線分と交差した場合, 該当の辺に平行を示す記号の書き込みがあると判定する.

### 5.1.2 n-gram を用いた特徴量生成

YOLOv4 を用いて特定した各被験者の書き込み順序をもとに, 以下に示す 3 パターンの n-gram の作成を行った. なお, 被験者から得られたデータの内, 「その他の解法」を使用した 4 件の解答データ及び, 解答過程において解法が途中で変わった 6 件の解答データを除いた解答データを用いて n-gram の作成を行った.

作成した n-gram を用いて, 以下の 4 パターンの特徴量の生成を行った.

1. uni-gram のみ
2. uni-gram と bi-gram
3. uni-gram と 1-skip-gram
4. uni-gram と bi-gram と 1-skip-gram

上記に示したそれぞれの特徴量に対し, UMAP を用いて 2 次元に次元削減を行った.

## 5.2 実験結果

被験者から得られたデータの内, 「その他の解法」を使用した 1 件の解答データ及び, 解答過程において解法が途中で変わった 6 件の解答データを除いた解答データを用いて作成した特徴量を用いて XGBoost で学習を行った. 評価実験に用いたデータセットの各解法における答案数を表 5.1 に示す.

表 5.1 評価実験に用いたデータセットの答案数

解法	答案数
A	5
B	5
C	18

データ数が少ないため, Leave-one-out 交差検証を用いて検証を行った. また, 表 5.1 に示したように解法

A, B の答案数に比べ, 解法 C の答案数が 3 倍程度あるため, 学習データに対し, 解法 C の答案数にデータ数を合わせるようにオーバーサンプリングを行った.

各特徴量を用いて解法の分類を行った結果の混同行列をそれぞれ表 5.2, 5.3, 5.4, 5.5 に示す.

表 5.2 分類結果の混同行列(uni-gram のみ)

		予測値		
		解法 A	解法 B	解法 C
真値	解法 A	2	1	2
	解法 B	1	1	3
	解法 C	2	3	13

表 5.3 分類結果の混同行列(uni-gram と bi-gram)

		予測値		
		解法 A	解法 B	解法 C
真値	解法 A	2	0	3
	解法 B	3	0	2
	解法 C	3	2	13

表 5.4 分類結果の混同行列(uni-gram と 1-skip-gram)

		予測値		
		解法 A	解法 B	解法 C
真値	解法 A	3	1	1
	解法 B	1	1	3
	解法 C	3	5	10

表 5.5 分類結果の混同行列(uni-gram と bi-gram と 1-skip-gram)

		予測値		
		解法 A	解法 B	解法 C
真値	解法 A	3	0	2
	解法 B	1	1	3
	解法 C	2	0	16

表 5.2, 表 5.3, 表 5.4, 表 5.5 に示すように uni-gram と 1-skip-gram で生成した特徴量を使用した場合(表 5.4), uni-gram と bi-gram, 1-skip-gram で生成した特徴量を使用した場合(表 5.5)で, 解法 A を用いた 5 件の解答中 3 件の解答を正しく分類することができた. また, uni-gram と bi-gram, 1-skip-gram で生成した特徴量を使用した場合(表 5.5)で, 解法 C を用いた 18 件の解答中 16 件の解答を正しく分類することができた. 一方, 解法 B を用いた解答については, uni-gram, Bi-gram, 1-skip-gram のどの特徴量を使用した場合も, 正しく分類することができたのは最高で 5 件中 1 件の解答であった. 解法 B の解答を正しく検出できなかった理由としては, 取得したデータ数が少なかったことや, 解法 C における  $\angle COG$  と  $\angle BCO$  の錯角の示し方が, 解法 B と似ている解答があったためであると考えられる. 用意した解法において, 解法 C は AG

=GC及びAO=OBによる中点連結定理によりBC//OGであることを示し、 $\angle COG$ と $\angle BCO$ が錯角であることを利用することを想定していたが、 $\angle ACB = \angle AOG(\angle OGC) = 90^\circ$ であるため、BC//OGであることを利用した解答は、 $\angle ACB$ や $\angle AGO$ に直角の記号が書き込まれる。解法Bの解答についても、円周角の定理より $\angle ACB$ が直角であることを利用するので、 $\angle ACB$ に直角の記号が書き込まれる。このことから、解法Bと解法Cの解答において、書き込みが似ている解答が生じてしまったことが原因にあると考えられる。

各特徴量における評価結果を表5.6に示す。

表 5.6 各特徴量における評価結果

特徴量	正解率	適合率	再現率	F 値
uni-gram	0.57	0.44	0.44	0.44
uni-gram, bi-gram	0.54	0.32	0.37	0.34
uni-gram, 1-skip-gram	0.50	0.45	0.43	0.43
uni-gram, bi-gram, 1-skip-gram	0.71	0.75	0.56	0.57

表 5.6 に示すように uni-gram, bi-gram, 1-skip-gram 全ての特徴量を使用した場合、正解率 0.71, F 値 0.57 を得た。図形に書き込まれた記号の内容と種類の時系列データを用いて、解法の分類を行うことができる可能性を示した。

本研究にて使用した記号検出モデルは MAP が 0.8 以上の精度で記号の検出を行っている。しかし、検出すべき記号が検出できていない場合もある。このため、bi-gram だけでなく、1-skip-gram で生成した特徴量を使用することで、記号の検出ができなかったパターンを考慮することができたと考えられる。これにより、「uni-gram と bi-gram を使用して分類した結果」に比較し、「uni-gram と bi-gram, 1-skip-gram の全ての特徴量を使用して分類した結果」における正解率や F 値が向上したと考えられる。

## 6. まとめ

本研究では、ICT を活用し、取得した幾何問題のオンライン手書き解答データをもとに、図中に書き込ま

れた記号の内容と種類を自動判定すると共に、書き込み順を解析することで、学習者の解答戦略を推定する手法を提案した。

図形に書き込まれた記号の内容と種類及び、記号が書き込まれた順番を特徴量として抽出し、uni-gram, bi-gram, 1-skip-gram 全ての特徴量を使用した場合、28 件中 20 件の解答を正しく分類し、正解率 0.71, F 値 0.57 を得た。

今後の課題としては、取得するデータ数を増やすことや解法が途中で変わった場合の検出を行うことが今後の課題である。また、図形に書き込まれた記号をリアルタイムで検出し、学習者が解答中に理解している部分を自動で把握することで、解答の段階に応じた動的なヒントを提供するシステムを開発することが今後の課題として挙げられる。

## 謝辞

本研究の一部は科学研究費補助金(20H04292)によるものである。

## 参 考 文 献

- [1] L. M. M. Herrera, M. A. Abalo and S. J. Ordóñez, "Learning calculus with augmented reality and virtual environments", ICETC 2019: Proceedings of the 2019 11th International Conference on Education Technology and Computers, pp. 18-22, 2019.
- [2] 川本佳代, 佐々木崇大, 内田智之, 林雄介, 平嶋宗, "平面図形問題を用いた論理的思考力育成支援システムの開発", 第 86 回 先進的学習科学と工学研究会, pp.18-23, 2019.
- [3] 森山優姫菜, 山名早人, "シーケンス情報を用いて幾何学の手書き解答データを解答パターンに分類する手法", 早稲田大学大学院基幹理工学研究科情報理工・情報通信専攻修士論文, 2018.
- [4] D.Yoshitake, B.Flanagan, and H.Ogata, "Supporting Group Learning Using Pen Stroke Data Analytics", Proc. of the 28th International Conference on Computers in Education. Asia Pacific Society for Computers in Education, pp.1-6, 2020.
- [5] 村上統馬, 山名早人, "オンライン手書きデータを用いた幾何学図形問題に対する答案の自動分類と解答者の理解度推定", 早稲田大学基幹理工学部情報理工学科卒業論文, 2019.
- [6] T.Hirashima, K.Yamasaki, H.Fukuda and H.Funaoui, "Kit-Build Concept Map for Automatic Diagnosis", In Proc. of International Conference on Artificial Intelligence in Education, pp.466-468, 2011.
- [7] 岡田一洸, 田中聖也, 工藤雅士, 三浦将人, 山名早人, "幾何問題を題材とした解答戦略の自動推定 -オンライン解答データを用いて-" DEIM2022 第 14 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, pp.1-8, 2022.
- [8] Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang, HongYuan and Mark Liao. "Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection", arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.