

修士論文

日本語学習者の作文からの誤り検出 —形態素解析に失敗する箇所の影響—

令和5年度修了

三重大学大学院 工学研究科

博士前期課程 電気電子工学専攻

外崎 海斗

目次

第1章	はじめに	3
1. 1	日本語教育と作文授業	3
1. 2	作文授業支援システムと誤り検出.....	4
1. 3	本研究の目的.....	5
第2章	作文添削システム	6
2. 1	概要.....	6
2. 2	誤りの検出法.....	7
2. 3	決定木の解釈可能性.....	9
第3章	提案	12
3. 1	方針.....	12
3. 2	提案法	13
3. 3	形態素解析失敗の除き方	14
第4章	実験	15
4. 1	実験方法と実験条件.....	15
4. 2	誤り検出の精度と考察	17
4. 3	結果を利用したコメント付与の可能性.....	18
第5章	まとめ	20

図目次

図 1 作文添削システムの概要.....	6
図 2 趙らの手法による決定木	8
図 3 作文添削システムの改良	9

表目次

表 1 各特徴量の変換表.....	10
表 2 混合行列	16
表 3 誤り検出の精度	17
表 4 誤り検出の精度平均	17
表 5 決定木による分類結果.....	19
表 6 分類された文節とその正誤.....	19

第1章 はじめに

1. 1 日本語教育と作文授業

近年、多くの国、地域で第二言語として日本語を学ぶ外国人が増加している。国際交流基金の 2021 年の調査によれば、1979 年から 2021 年までの 43 年間で日本語学習者の数は 29.8 倍に増加しており、教師数は 18.2 倍に増加している[1]。そのため、日本語教育に対する需要が増加している。さらに、日本語学者数に対して日本語教師が不足しているため支援が必要である。また、言語学習では読む力・書く力・話す力・聞く力の涵養が必要である[2]。この 4 技能の中で「書くこと」を指導することについて、文献 [3]には「書く能力は自然に身につくものではない。ライティングとは、トレーニング、指示、習慣、および目的を伴ったものである。」と記されている。本論文では、書く力の涵養に対して効果が高いが、教師への負担が大きい作文授業に注目する。作文授業では、通常、学習者が書いた作文を教師が添削を行いフィードバックとして返す。しかし、添削する際に多くの時間を要するため、講師への負担が大きくなる[4]。このような問題があるため、多人数講義で正確な添削を十分に行うのは、教師一人では困難である[5]。そのため、作文授業そのものに対する支援や、作文の添削における支援が必要である。次節では、作文授業に対する支援システムや誤りの自動検出とその問題点を述べる。

1. 2 作文授業支援システムと誤り検出

作文授業に対する支援システムはとしていくつかの研究がされてきた。張らは、授業を通じて作文中で犯した誤りをデータベース化し、これを共有することで学習を進める授業形式を想定したシステムを開発した[6]。誤りの検出は、講師が誤りと判定すべき文字列をあらかじめ登録し、学習者の作文中にそれと同じ文字列が含まれるかどうかで判定している。この手法では、誤りを十分に検出するために講師が多くの誤り文字列を登録する必要がある、教師の負担の軽減には繋がらない。また、新井らの研究[7]、宇佐美らの研究[8]は、作文指導を行う教師を支援することにより、間接的に学習者の学習を支援することを試みた。この間接的に学習者の学習を支援する手法では、作文とそれに付ける添削結果をデータベースに蓄積し、教師の誤用分析を支援するが、学習者を直接支援するまでに至っていない。

また、誤りの自動検出についても、多くの研究がされてきた。これらは、個別の誤りの検出に特化した研究となっていて、数詞の正誤[9]助詞の正誤[10]、格助詞の正誤[11,12]、前置詞の正誤[13]、冠詞の正誤[14]、形容詞と名詞の対の正誤[15]などがある。しかし、対象とする誤りごとに別の手法が必要になり、運用上問題がある。また、対象言語は英語であるが、学習者向けのシステムとして Rei らの研究[16]や金子らの研究[17]がある。Rei らはすべての誤りを対象とする文法誤り検出を行った。金子らも正誤情報や学習者の誤りパターンを考慮してすべての誤りを対象とした文法誤り検出を行った。しかし、これらの研究では学習者コーパスを用いているため、あらゆる誤りを検出する。このとき、学習していない内容に関する指摘も含むため、作文授業としては過大な指摘をしがちになる。

さらに、近年、大規模言語モデルを利用した ChatGPT[18]などによる校正が高い性能を示している[19]。その反面、あらゆる誤りを訂正するため、学習範囲を超えた指摘がされたり、訂正理由が学習した内容に沿っていなかったりして、作文授業に用いるのには難がある。

作文授業として過大な指摘をしてしまうという問題や、誤りの自動検出が誤りの種類ごとに個別の手法が必要であるという問題を踏まえ、趙らのシステムでは実際の授業の作文を用いることで、授業で学習した誤りのみを検出することを試みた[20]。しかし、このシステムは精度が悪いという問題や、誤りに対して正誤しか返さないといった問題がある。また村田らは、形態素解析に失敗した文節が誤り検出に悪影響を与えている可能性があると述べている[21]。

1. 3 本研究の目的

本研究では，誤り検出の精度比較を行うことで，趙らのシステムにおける，日本語学習者の作文における形態素解析に失敗する箇所の機械学習への影響を調べる．加えて，誤りの有無だけでなく誤りの内容まで指摘することを想定して，誤り検出器の分析を行う．これにより，誤り検出器による結果を利用したコメント付与の手間軽減の可能性を調べる．

以下に本稿の構成を示す．第 2 章では趙らのシステムの概要を示す．第 3 章では提案する誤りの理由を提示する手法について検討する．第 4 章では提案法による検出精度の実験条件とその結果を示す．第 5 章は本研究についてまとめる．

第2章 作文添削システム

2. 1 概要

趙らのシステムによる処理の流れは図1に示すとおりである。作文授業では、学習者は作文を作成し、教師に提出する。教師は提出された作文を添削し、学習者に返却する。誤りを修正しながら提出・添削を繰り返すことで、作文能力を高めていく。

このとき、学習者の作文とその作文に対する添削をシステムに機械学習させる。そして、学習させたシステムに学生の作文をチェックさせることで、学習者は教師からの指摘の代わりにシステムからの指摘を受け取ることができる。その結果、学生は教師が他の学生の作文をチェックし終わるまで待つ必要がなくなり、提出前の早い段階で見直しができるようになる。また、教師は全ての誤りを指摘する必要がなくなり、添削の手間が軽減する。

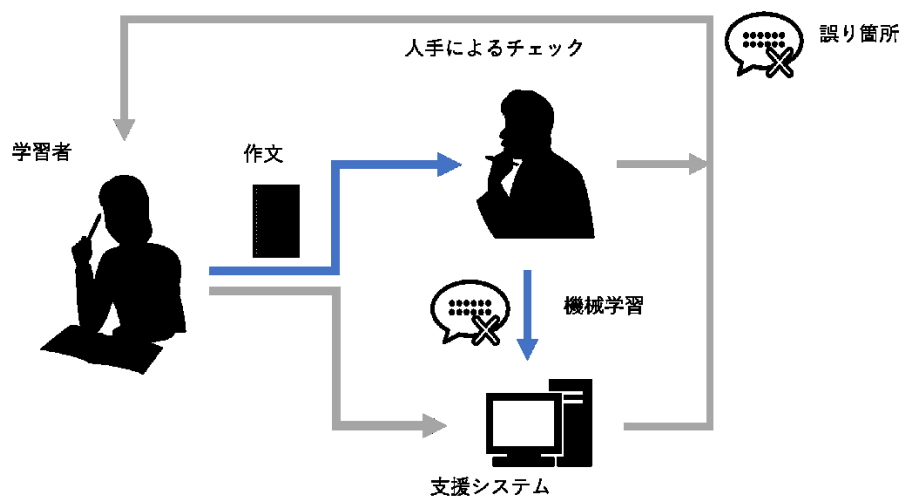


図1 作文添削システムの概要

2. 2 誤りの検出法

趙らは支援システムの誤り検出器を 1 文節のみの誤りを機械学習することにより獲得した。以下に具体的な学習手順を示す。

- (1) 日本語学習者が書いた作文から正しい文節と誤った文節を抽出・収集する。
- (2) 収集した各文節を形態素解析ツールによって形態素単位に分割し、各形態素の文法情報（品詞・品詞の詳細情報・活用形）を得る。
- (3) 手順(2)で得られた各文節の前から 4 つ目までの文法情報 ($f_0 \sim f_3$) は、表 1 を基にしてその文節の特徴量ベクトルを作成する。
例 「私/たち/の」の特徴量： $[f_0, f_1, f_2, f_3] = [22, 71, 61, -1]$
- (4) 作成した特徴量ベクトルとその文節の正誤を対にして学習用データを作成し、ランダムフォレストを用いて機械学習する。

学習後は、以下の手順により誤り検出を行う。

- (1) 日本語学習者が提出した作文の各文節を形態素解析ツールによって形態素単位に分割し、各形態素の文法情報（品詞・品詞の詳細情報・活用形）を得る。
- (2) 手順(1)で得られた各文節の文法情報からその文節の特徴量ベクトルは表 1 を基にして作成する。
例 「私/たち/の」の特徴量： $[f_0, f_1, f_2, f_3] = [22, 71, 61, -1]$
- (3) 作成した特徴量ベクトルと先に学習した学習器に与え、その検出結果を得る。

学習器は、趙らはランダムフォレストが良いとしていたが、村田らは XGBoost が適していると示している[22]。いずれにしても、決定木をもとにした手法を用いている。

この手法の手順(2)において、形態素解析に失敗し形態素単位への分割を正しく行うことができないと、正誤の判定も正しく行うことができないという問題がある。実際、学習器として XGBoost を用いた誤り検出を行い、図 2 に示した決定木が得られた。これらの決定木を解析したところ、 $f_2 < 1$ のみが判定の要素となった。 f_2 は第 3 形態素の特徴量を意味している。これは、第 3 形態素が存在する場合には 1 以上の整数になるため、文節中の形態素数が 3 つ以上であれば誤りという判定をしていることを示している。これは誤りの文節には形態素解析の失敗により不自然に形態素数が多くなったものも多く存在したことが原因だと考えられる。例えば、「あなたは」の誤り文節である「あたなは」の形態素解析では「あ」、「た」、「な」、「は」の 4 形態素に分割されてしまった。

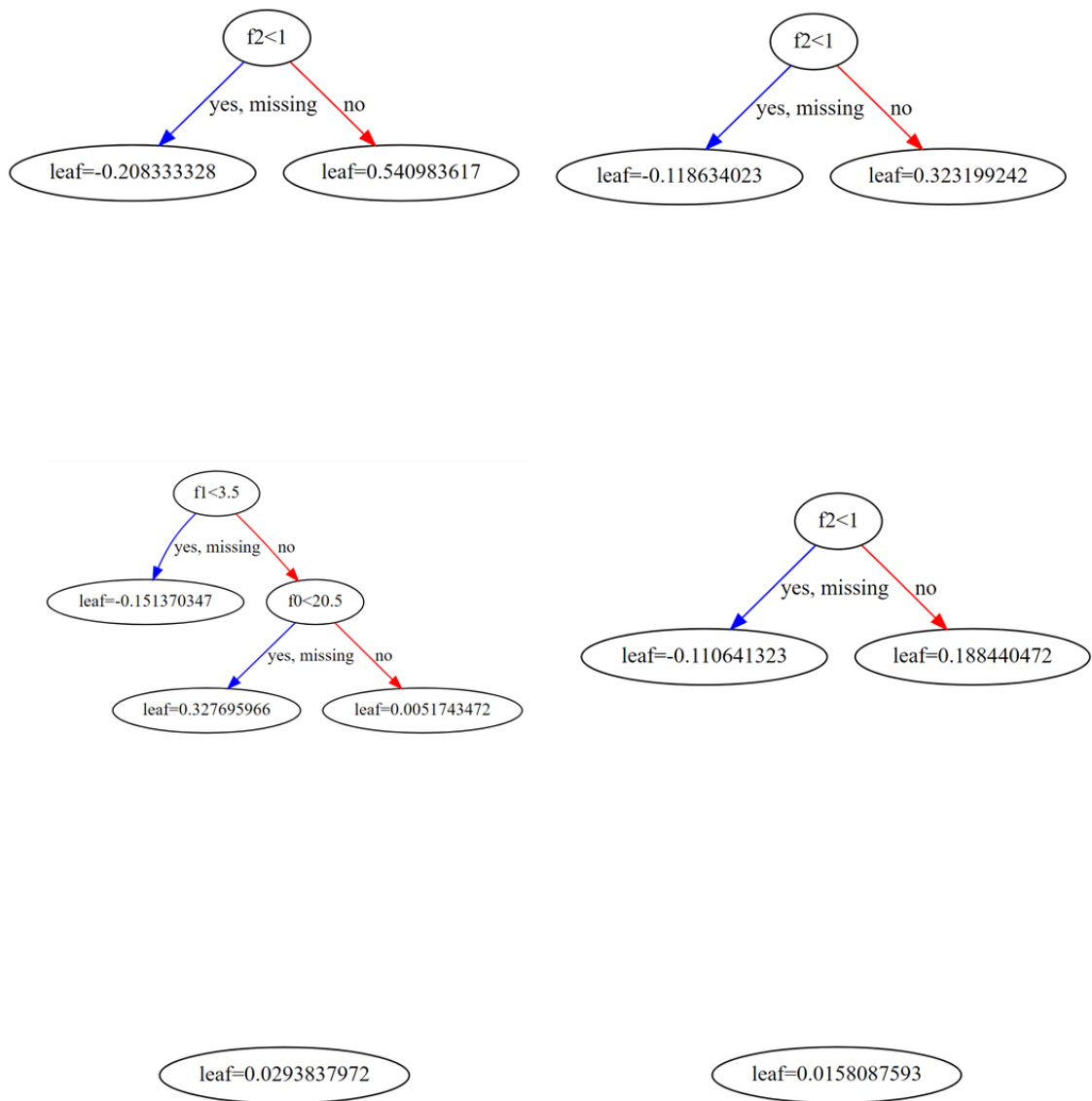


図2 趙らの手法による決定木

2. 3 決定木の解釈可能性

本研究では図2のように、フィードバックとして誤り箇所の指摘だけでなく誤りの理由の指摘を学習者に返すことができるかもしれない。これを論じるために、本研究で用いる学習器である XGBoost とその判別理由の解釈可能性について述べる。XGboost は決定木の勾配ブースティングアルゴリズムである。決定木をもとにした手法であるため、XGBoost の学習結果における判別理由は比較的解釈しやすい。そこで、この性質を利用して、決定木の同じルートをたどったものには、同じ理由で誤った間違いであるとして同一のコメントを返すことにより教師の負担を減らすことができると考えられる。

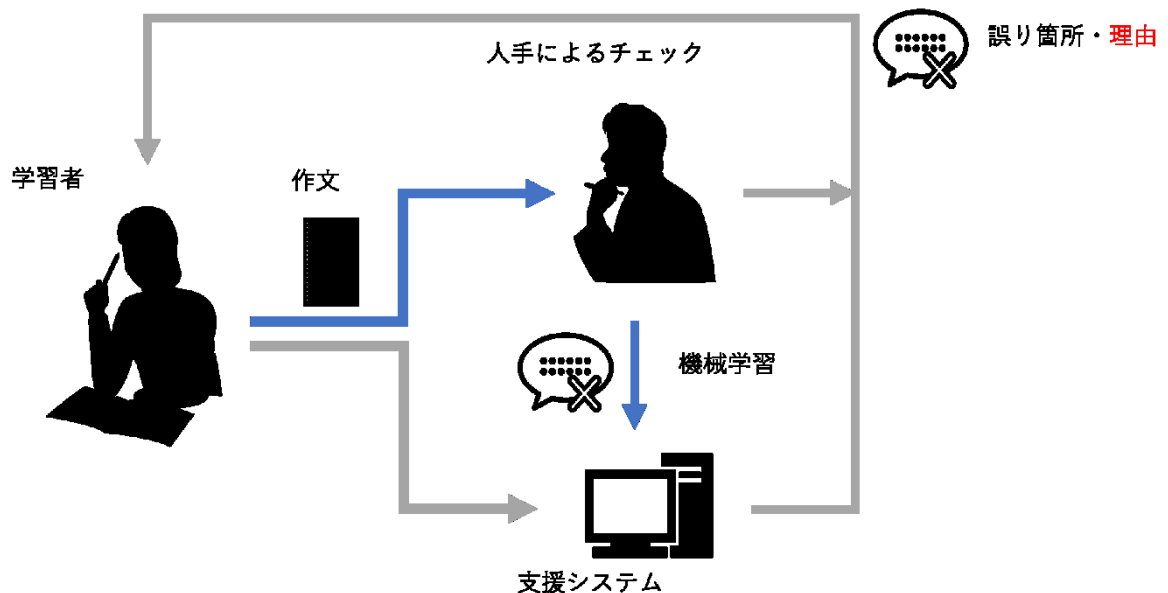


図3 作文添削システムの改良

表1 各特徴量の変換表(1/2)

特徴量	数値
名詞, 副詞可能, *	1
名詞, 一般, *	2
名詞, 接尾, *	3
名詞, 固有名詞, *	4
名詞, 非自立, *	5
名詞, サ変接続, *	6
名詞, 形容動詞語幹, *	7
名詞, 代名詞, *	8
名詞, 数, *	9
接頭詞, 名詞接続, *	10
動詞, 自立, 基本形	20
動詞, 自立, 連用形	21
動詞, 自立, 未然形	22
動詞, 自立, 連用タ接続	23
動詞, 自立, 体言接続特殊	24
動詞, 非自立, 連用形	25
動詞, 自立, 未然ウ接続	26
動詞, 非自立, 基本形	27
動詞, 非自立, 命令 i	28
動詞, 非自立, 連用タ接続	29
動詞, 自立, 体言接続特殊 2	30
動詞, 非自立, 未然形	31
動詞, 接尾, 連用形	32
動詞, 非自立, 未然ウ接続	33
動詞, 自立, 仮定形	34
動詞, 非自立, 命令 yo	35
動詞, 接尾, 未然形	36
動詞, 自立, 未然レル接続	37
動詞, 接尾, 基本形	38

表 1 各特徴量の変換表(2/2)

特徴量	数値
助動詞, *, 連用形	70
助動詞, *, 基本形	71
助動詞, *, 連用デ接続	72
助動詞, *, 未然形	73
助動詞, *, ガル接続	74
助動詞, *, 連用二接続	75
助動詞, *, 体言接続	76
助動詞, *, 仮定形	77
助動詞, *, 連用タ接続	78
形容詞, 自立, 基本形	40
形容詞, 自立, 連用テ接続	41
形容詞, 自立, 文語基本形	42
形容詞, 自立, ガル接続	43
形容詞, 自立, 未然ヌ接続	44
形容詞, 自立, 連用タ接続	45
形容詞, 非自立, 基本形	46
助詞, 接続助詞, *	61
助詞, 終助詞, *	62
助詞, 並立助詞, *	63
助詞, 係助詞, *	64
助詞, 副助詞/並立助詞/終助詞, *	65
助詞, 連体化, *	66
助詞, 格助詞, *	67
副詞, 助詞類接続, *	50
副詞, 一般, *	51
助詞, 副詞化, *	52
助詞, 副助詞, *	53
連体詞, *, *	80
接続詞, *, *	81

第3章 提案

本章では、形態素解析が失敗している分析を除きながら正誤判定をする方法を提案し、形態素解析が失敗している文節の検出方法について述べる。

3. 1 方針

前章では、趙らの手法における形態素解析に失敗している文節の影響について述べた。そこで、本論文では学習者の作文から形態素解析に失敗している文節を学習データから取り除き、機械学習を行う。作成した学習器を用いて学習者の作文からの文法の誤り検出を行う。この際には、作文から形態素解析に失敗している文節を取り除き、誤っていると判定する。これにより、形態素数で判定するのではなく、より文法的な理由で誤りの判定が可能になると考えられる。次節ではこの手法についての具体的な手順について述べる。

また、前章で述べたように、学習器として用いる XGBoost は学習結果における判別理由は比較的解釈しやすいため、形態素解析に失敗しているデータを除くことによる判断理由への影響も調査する。

3. 2 提案法

提案法についての具体的な提案手法による学習手順は以下のとおりである。

- (1) 日本語学習者が書いた作文から正しい文節と誤った文節を抽出・収集する。
- (2) 収集した各文節を形態素解析ツールによって形態素単位に分割し、各形態素の文法情報（品詞・品詞の詳細情報・活用形）を得る。
- (3) 手順(2)で得られた文節から形態素解析に失敗している文節を除く。
- (4) 手順(3)で得られた各文節の前から4つ目までの文法情報 ($f_0 \sim f_3$) は、表1を基にしてその文節の特徴量ベクトルを作成する。
例 「私/たち/の」の特徴量： $[f_0, f_1, f_2, f_3] = [22, 71, 61, -1]$
- (5) 作成した特徴量ベクトルとその文節の正誤を対にして学習用データを作成し、XGBoostを用いて機械学習する。

学習後は、以下の手順により誤り検出を行う。

- (1) 日本語学習者が提出した作文の各文節を形態素解析ツールによって形態素単位に分割し、各形態素の文法情報（品詞・品詞の詳細情報・活用形）を得る。
- (2) 手順(1)で形態素解析に失敗している場合は、その文節は誤りと判定する。
- (3) 手順(2)で得られた各文節の文法情報から表1を基にしてその文節の特徴量ベクトルを作成する。
例 「私/たち/の」の特徴量： $[f_0, f_1, f_2, f_3] = [22, 71, 61, -1]$
- (4) 作成した特徴量ベクトルと先に学習した学習器に与え、その検出結果を得る。

これにより、誤り検出の精度向上が期待できる。加えて、誤った形態素を学習に用いないので、検出理由も、異常な形態素の並びではなく、文法上の誤りに沿ったものになることが期待できる。

3. 3 形態素解析失敗の除き方

この節では形態素解析に失敗している文節の除き方について述べる。村田は、言語学習時の作文における形態素解析の失敗を自動で検出する方法を提案した[21]。形態素解析では、ラティスとよばれるデータ構造で考えられるすべての分割候補を列挙し、累積コストが小さいものを解として出力している。そこで、ラティスに着目し、累積コストの値や差を分析することで形態素解析失敗の検出を行う。

しかし、これらの精度は8割程度となっていて実際に検証に用いるには不十分であると考えられる。加えて、村田の研究は、形態素解析の失敗の検出に留まっており、その後の誤り検出への影響は具体的には論じられていない。

本研究では、形態素解析失敗の検出精度の影響を受けないように、形態素解析に失敗しているデータを手動で除くことにより、誤り検出の精度にどのような影響を与えるか実験を通して確かめる。

第4章 実験

本章では、学習データにおいて形態素解析に失敗したデータを除いた際の効果を二つの実験によって調べる。

- 1) 誤り検出の精度の変化検出
- 2) 結果を利用したコメント付与の手間軽減の可能性

4. 1 実験方法と実験条件

実験に使用するデータは、実際に中国人の日本語学習者が作文授業で書いた作文と、作文対訳データベース[23]に掲載されている作文を用いた。各作文を係り受け解析ツールのCabocha[24]により分割した重複しない文節 117 個のデータ得た。これらには、日本語の文法として正しい文節 62 個と誤っている重複しない文節 55 個を含む。また用いた日本語の文法として誤っている文節のデータには形態素解析に失敗している文節が 11 個含まれていた。形態素解析器は Mecab[25]を用いた。形態素解析に失敗している文節は著者と大学教員（理系）の 2 人（いずれも日本人）が共通で失敗していると判断したものとした

本実験では、①～③の全てのデータと④～⑥あらかじめ手動で形態素解析に失敗した文節を抜いたデータを用いて趙らのシステムの誤り検出法への影響を調べる。この提案法では形態素解析に失敗したデータは、その時点で誤りと判定するため、誤り検出の精度評価には形態素解析に失敗していないデータに対して Leave-One-Out 法を用いた。評価指標は形態素解析に失敗していないデータの予測に対する正解率、適合率、再現率を用いる。一般に、正解率は全予測に対する正答率、適合率は正と予測したものが実際に正である割合、再現率は実際に正であるものが正であると予測された割合をいう。しかし、本実験では誤りを検出することが目的であるため、適合率は誤と予測したものが実際に誤文節である割合、再現率は実際に誤文節であるものが誤であると予測された割合とする。すなわち

$$\left(\text{正解率} \right) = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

$$\left(\text{適合率} \right) = \frac{TN}{TN + FN} \quad (2)$$

$$\left(\text{再現率} \right) = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3)$$

と定義する。なお、予測も実際も正のものを TP （真陽性）、予測は正で実際は誤のものを FP （偽陽性）、予測も実際も誤のものを TN （真陰性）、予測は誤で実際は正のものを FN （偽陰性）とする（表 2 参照）

さらに、誤りの判断基準評価には学習した際の決定木を解析することにより、誤りがどの

ように分類されているかを調べる．この評価には学習に用いたデータと除いたデータを合わせた 117 個のデータを判定し，その中でも，誤っていると予測されたデータについて評価する．決定木によって分類されたデータのグループ数，グループ内どのようなデータが集まっているかについて調べる．

表 2 混合行列

正解\予測	形態素解析に成功している (POSITIVE)	形態素解析に失敗している (NEGATIVE)
形態素解析に成功している (POSITIVE)	TP(真陽性)	FN(偽陰性)
形態素解析に失敗している (NEGATIVE)	FP(偽陽性)	TN(真陰性)

4. 2 誤り検出の精度と考察

提案法による誤り検出の精度を調べ従来法との比較を行った。その結果を表 2 に記す。このように、従来法では正解率が平均 58%なのに対して、提案法では平均 66%となった。誤りの検出精度に注目するために適合率、再現率に注目する。適合率、再現率はそれぞれ 14%, 18%上昇している。このように、形態素解析に失敗している文節を除くことが誤り検出の精度にいい影響を及ぼすことが分かった。決定木の判定基準の変化については次の節で行う。

今後は、さらに正解率を上げるためにデータの数を増やすとともに、実際の授業で効果を検証してゆく必要がある。

表 3 誤り検出の精度

学習データ		正解率(%)	適合率(%)	再現率(%)
従来法	①	59	59	54
	②	56	57	46
	③	59	62	46
提案法	④	68	65	71
	⑤	65	64	60
	⑥	69	66	69

表 4 誤り検出の精度平均

学習データ	正解率(%)	適合率(%)	再現率(%)
従来法	57	59	48
提案法	66	65	66

4. 3 結果を利用したコメント付与の可能性

この節では誤り検出に用いた決定木についての分析を行った。この結果、従来法の決定木(データ①～③に対する結果)にはいずれも四つ目の形態素に関する判定基準が含まれているのに対して、提案法の決定木(データ④～⑥に対する結果)には四つ目の形態素に関する判定基準はどれにも含まれていなかった。前節の実験結果と併せると、従来法はより多くの形態素に着目して判断しており、それが判定制度に悪影響を与えたと考えられる。実際、形態素解析に失敗しているデータは、形態素数が多くなっている。そのため、形態素解析に失敗しているデータを除くことにより、文法に沿った誤り検出が期待できる。

次に、表 4 は決定木により同じ理由で分類された文節のグループ数を数えたものである。教師がコメントを返す際に、同様と判断された誤りに対するコメントには、過去のコメントを再利用することで、講師の負担を削減できる。この効果は、同じ理由で分類された文節のグループ数・グループの大きさにより決まるため、これを調査する。

表 4 から、形態素解析に失敗している文節を除くことによる影響はデータが 3 個以上のグループ数には見られない。それに対して、形態素解析に失敗している文節を除くことにより、データが 1 個もしくは 2 個分類されているグループ数が少なくなっていることがわかる。これにより教師は、誤っている文節に対して誤りの内容を指摘するコメントの回数を減らすことができる。このような観点からは教師の負担軽減につながるのではないかと考える。

しかしグループの構成を精査すると、同じグループに属する解答に同じコメントをつけるには難しいことが分かった。例えば、学習データ⑥で分類された 1 つの誤っている文節と判断されたグループは表 5 のような内容となっていた。このグループには、正しい文節が二つ存在している。ここで、実験①における学習データ⑥の正答率が 67%となっていた。この結果からも誤っている文節のグループ内に正しい文節が存在することは予測できる。次に、表 5 の誤っている文節の間違い方について注目する。(1)と(7)のは形容詞に関する誤りであり、(3)と(4)、(5)は動詞に関する誤りである。そのため、表 5 のグループへのコメントとして「動詞の活用ミス」とすると(3)と(4)、(5)の三つの文節に適用することができるだろう。しかし、これでは、(3)と(4)、(5)以外の文節には誤ったコメントを返すことになってしまう。それだけでなく、グループ内の多くの誤りに共通するコメントをしようとする、教師はグループ内のほとんどの文節を見る必要があり、教師の負担軽減にはならない。

これらの結果から、形態素解析に失敗している文節を除く提案手法では、誤りの判定理由の改善は見られたものの、人間の判定理由とはかけ離れており、誤りの内容を指摘するコメントを返すことは難しいことがわかった。今後、誤りの分類方法として誤り検出とは別の文法的な特徴を分類するような分類器を用いて誤りの分類を行うことが必要ではないかと考える。

表 5 決定木による分類結果

学習データ		データが 1, 2 個の グループ数	データが 3 個以上の グループ数
従来法	①	14	7
	②	6	4
	③	2	5
提案法	④	2	5
	⑤	5	7
	⑥	4	6

表 6 分類された文節とその正誤

分類された文節	文節の正誤
(1) 嫌くないでしょうか。	誤
(2) 運びなさい。”と	正
(3) 出た。	誤
(4) 引き起こしやすいだ。	誤
(5) 伝わったんですが、	誤
(6) なられます。	正
(7) 古くなったや	誤

第5章 まとめ

本研究は、趙らのシステムにおいて、形態素解析に失敗している文節の影響で正しく誤り文節を検出できないことを防ぐために、形態素解析に失敗している文節をあらかじめ除くことで、検出精度の向上と判定理由の改善を目的とした。

そこで本研究では、形態素解析に失敗している文節を除くことの誤り検出精度への影響を調査する。加えて、誤りの有無だけでなく誤りの内容をまとめて指摘することを想定して、誤り検出器の分析を行った。

実験では形態素解析に失敗している文節を除くことによる影響を誤り検出の精度と決定木の解析を行うことにより評価した。結果は形態素解析に失敗した文節を含めた場合の正解率は約 57%、除いた場合は約 66% となった。ここから、形態素解析に失敗している文節を除くことで誤り検出精度の向上がもたらされた。決定木の解析結果は形態素解析に失敗している文節を除くことに判定基準に少しの改善が見られた。しかし、依然として決定木によって分類されたものは、文法上同じ誤りのものは同じ規則で分類されているとはいい難く、誤りの内容をまとめて指摘するには至らなかった。

今後の課題として、さらに誤り検出の正解率を上げるためにデータの数を増やすとともに、形態素解析に失敗した解答の自動判別法と提案法を組み合わせ、実際の授業で負担軽減につながるのかについて検証してゆく必要がある。またコメントをまとめて返すためには、正確に誤りを分類する必要があるため、文法的な特徴を分類するような分類器を用いて誤りの分類を行う必要がある。

謝辞

本論文は、著者が三重大学工学研究科電気電子工学専攻に在学中に行った研究をまとめたものです。本研究を進めるにあたり、懇切丁寧なご指導とご督励を賜った本学大学院工学研究科電気電子工学専攻の高瀬治彦教授、北英彦准教授、川中普晴教授に深く感謝いたします。また、日頃熱心に討論して頂いた計算機工学研究室の皆様方に厚く御礼申し上げます。最後となりましたが、本論文をまとめるにあたり、御助言、御討論していただいた方、その他お世話になりましたすべての方々に感謝致します。

参考文献

- [1] 国際交流基金, 2021 年度海外日本語教育機関調査結果概要, 2022
- [2] 三井 豊子, 4 技能, 新版日本語教育事典, pp.740-741, 2006
- [3] Grabe W and Kaplan R.B., Theory & Practice of Writing, Longman, 1996
- [4] 石橋 玲子, 作文推敲過程から見る自己訂正, 教師添削の効果一気づきの観点から一, 茨城大学留学生センター紀要, Vol.3, pp.1-9, 2005
- [5] 劉 娜, 中国の日本語作文教育におけるピアレスポンスの可能性, 大学院教育改革支援プログラム「日本文化研究の国際的情報伝達スキルの育成」活動報告書平成 19 年度海外 研修事業編, pp.148-150 , 2008
- [6] 張 莉, 外国人の日本語学習のための誤りに着目した協同学習支援システムに関する研究, 三重大学大学院博士論文, 2019
- [7] 新井 美桜, 金子 正弘, 小町 守, 日本語学習者向けの文法誤り検出機能付き作文用例検索システム, 人工知能学会論文誌, 35 巻 5 号 p. A-K23_1-9 2020
- [8] Usami Y., Yarimizu K., “Design of XECS(XML-based Essay Correction System): Effects and implications.”, In Proceedings of the CASTEL-J in Hawaii 2007, pp.182-184, 2007
- [9] 谷之口 優人, 杉野 勝也, 佐藤 俊也, 絹川 博之, 外国人の初級日本語学習支援システムにおける数詞誤りの訂正方式, 第 10 回情報科学技術フォーラム(FIT2011) 第 3 分冊, pp.789-790 (2011)
- [10] 大木 環美, 大山 浩美, 北内 啓, 末永 高志, 松本 裕治, 非日本語母国語話者の作成するシステム開発文書を対象とした助詞の誤用判定, 言語処理学会第 17 回年次大会発表 論文集, pp.1047-1050 , 2011
- [11] 小川 耀一郎, 山本 和英, 分類モデルを用いた日本語学習者の格助詞誤り訂正, 言語処理学会第 25 回年次大会発表論文集, pp.827-830, 2019
- [12] Oyama H. and Matsumoto Y., “Automatic Error Detection Method for Japanese Case Particles in Japanese Language Learners”, Corpus, ICT, and Language Education, pp.235-245 (2010)

- [13]Tetreault J.R. and Chodorow M., “The Ups and Downs of Preposition Error Detection in ESL Writing”, In Proceedings of 22nd International Conference on Computational Linguistics, pp.865-872, 2008
- [14]Han N.R., Chodorow M., and Leacock C., “Detection Errors in English Article Usage by Non-native Speakers”, Natural Language Engineering, pp.115-129, 2006
- [15]Kochmar E. and Briscoe T., “Detecting Learner Errors in the Choice of Content Words Using Compositional Distributional Semantics”, In Proceedings of 25th International Conference on Computational Linguistics, pp.1740-1751, 2014
- [16]Rei M. and Yannakoudakis H., “Compositional Sequence Labeling Models for Error Detection in Learner Writing”, In Proceedings of 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pp.1181-1191, 2016
- [17]金子 正弘, 堺澤 勇也, 小町 守, 正誤情報と文法誤りパターンを考慮した単語分散表現を用いた文法誤り検出, 自然言語処理, Vol.25, No.4, pp.422-439, 2018
- [18]ChatGPT, <https://chat.openai.com/> (参照 2023-7)
- [19]Maria Carolina Penteadó, Fábio Perez, “Evaluating GPT-3.5 and GPT-4 on Grammatical Error Correction for Brazilian Portuguese”, arXiv:2306.15788 [cs.CL]
- [20]趙 艶, 高瀬 治彦, 北 英彦, 機械学習による日本語学習者の作文からの誤り検出—1文節内の文法誤りの検出—, 知能と情報(日本知能情報ファジィ学会誌), Vol. 32, No. 5, pp.887-890, 2020
- [21]村田紘基, 趙艶, 高瀬治彦, 北英彦: “日本語学習者の作文からの誤り検出 一形態素解析時のラティス値による誤り検出—”, PC カンファレンス 2022, pp. 233-234 (2022)
- [22]村田紘基, 趙艶, 高瀬治彦, 北英彦: 日本語学習者の作文からの誤り検出 一決定木に基づく検出法に関する検討—, PC カンファレンス 2021, pp. 244-245 (2021)
- [23]作文対訳データベース, <https://mmsrv.ninjal.ac.jp/essay/> (参照 2023-7)
- [24]工藤拓, 松本裕治, チャンキングの段階適用による日本語係り受け解析, 情報処理学会論文誌, Vol. 43, No.6, pp.1834-1842, 2002
- [25] MeCab, <http://taku910.github.io/mecab/> (参照 2023-7)