Educational Technologies in Learning
https://jti.atu.ac.ir/

ATU PRESS

9(31), 2026, 49-88 eISSN: 2476-3861 ISSN: 2476-3183
Article Type: Research Article
Received April 08, 2025 **Received** in revised form May 11, 2025
Published Online April 13, 2026 **Accepted** May 26, 2025

Discovering Latent Lexical and Syntactic Factors in English Reading Comprehension Responses Using Unsupervised Machine Learning

Nora Darjazini Department of Educational Psychology, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran. E-mail: n.darjazini16@gmail.com
https://orcid.org/0009-0007-4857-810X

Mohammad Hossein Zarghami* *Corresponding Author*, Behavioral sciences Research Center, Life style institute, Baqiyatallah University of Medical Sciences, Tehran, Iran. E-mail: zar100@gmail.com
https://orcid.org/0000-0001-8084-8148

Reza Ghorban Jahromi Assistant Professor, Department of Educational and Personality Psychology, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran. E-mail: rrghorban@gmail.com
https://orcid.org/0000-0002-0295-5295

Leila Shobeiry Assistant Professor, Department of French Language, Faculty of Literature, Humanities and Social Sciences, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran,
Iran. E-mail: shobeiri@srbiau.ac.ir
https://orcid.org/0000-0002-4933-8104

ABSTRACT

Reading comprehension is a complex interdisciplinary skill involving cognitive, linguistic, and educational processes. With the rapid advancement of artificial intelligence and machine learning, new opportunities have emerged to model and understand the linguistic underpinnings of comprehension. Unsupervised machine learning, in particular, offers the potential to uncover hidden patterns in learner language without relying on pre labeled data. Lexical and syntactic features extracted via natural language processing (NLP) have been widely used to analyze written and spoken language, but their latent structure in the context of reading comprehension responses remains underexplored. Previous research has often focused on individual, manually selected variables or supervised models, leaving the underlying dimensionality of a broad set of NLP derived features unexamined. This study aims to fill this gap by applying unsupervised factor llll yii t ri stt ff leii aal yytt ttt i fttt rr ss ttt ratt ... frmmFFL lrrr rrr '' constructed responses to reading comprehension questions. The study addresses two research questions: (1) What latent factors underlie the lexical and syntactic fttt rr ss ff lrrr rrr '' eeeee ee wrntt rsseeeeee? s)) Hww tsss fttt rr s predict reading comprehension performance?

Keywords: reading comprehension, unsupervised machine learning, natural language processing, latent factor, education

Cite this Article: Darjazini, N., Zarghami, M. H., Ghorban Jahromi, R., & Shobeiri, L. (2025). Discovering the latent lexical and syntactic factor structure in responses to English reading comprehension questions using unsupervised machine learning. *Technology of Instruction and Learning.* 9(31), 49-88
doi: https://doi.org/10.22054/jti.2026.85160.1569

Publisher: Allameh Tabataba'i University Press

Extended Abstract

Introduction

Reading comprehension is a complex interdisciplinary skill involving cognitive, linguistic, and educational processes. With the rapid advancement of artificial intelligence and machine learning, new opportunities have emerged to model and understand the linguistic underpinnings of comprehension. Unsupervised machine learning, in particular, offers the potential to uncover hidden patterns in learner language without relying on pre-labeled data. Lexical and syntactic features extracted via natural language processing (NLP) have been widely used to analyze written and spoken language, but their latent structure in the context of reading comprehension responses remains underexplored. Previous research has often focused on individual, manually selected variables or supervised models, leaving the underlying dimensionality of a broad set of NLP-derived features unexamined. This study aims to fill this gap by applying unsupervised factor analysis to a rich set of lexical and syntactic features extracted rr FFL leonnr''' cnnncccclTTTeEssssss s eeagggg crrrr eeennnnnm questions. The study addresses two research questions: (1) What latent aac eeee xxxaaa a syaaaciic eeauuees aaaeeess eeeeeee and written responses? (2) How do these factors predict reading comprehension performance?

Research Question(s)

1. What latent factors can be identified in the lexical and syntactic eearrre exaaac LLP rr FFL aaannn''' ctttt ccc ee..... . using unsupervised machine learning?

www eeeeeeaac aeee''' reagggg crrrr eeennnnnm scores?

Literature Review

NLP techniques have proven effective in capturing fine-grained lexical and syntactic properties of text, such as vocabulary diversity, grammatical complexity, word specificity, and semantic similarity (Zhi-wei, 2006; Nugues, 2014). Unsupervised learning methods—

including clustering, association rules, and factor analysis—have been employed in educational data mining to identify hidden student profiles, detect outliers, and predict academic achievement (Vlachos, 2011; Hodeghatta & Nayak, 2017; Saarela et al., 2020). In language assessment, exploratory factor analysis (EFA) has been used to validate the construct validity of self-efficacy scales and to uncover underlying dimensions of learner perceptions (Seyd et al., 2015; Xiangdong et al., 2022). However, few studies have applied unsupervised ML to simultaneously model the latent factor structure of a large number of NLP-derived linguistic features from both spoken and written modalities and link these factors to objective reading comprehension measures. Recent work by Yapp et al. (2023) used supervised ML to predict reading comprehension from linguistic features, but the underlying dimensionality of those features was not examined. The present study extends this line of research by employing unsupervised factor analysis to reveal the latent organization of lexical-syntactic features and assess their predictive validity.

Methodology

Design and Participants. A quantitative causal-comparative design was adopted. Participants were 360 Iranian EFL learners (180 high proficiency, 180 low proficiency) recruited from language institutes in Tehran. High-proficiency learners were enrolled in advanced levels, while low-proficiency learners were in beginner levels; this categorization was confirmed by their teachers.

Instruments and Procedure. Reading comprehension was measured using the BALA (Balanced Assessment of Literacy Ability) instrument (Jang, 2019). High-proficiency learners completed the regular version αα= www proficiency learners completed the revised version αα= 555 Pacccc . eee ee ppen-ended comprehension questions based on narrative and expository texts. Additionally, a written opinion task on the use of social media by adolescents was administered to elicit extended written responses. Spoken responses were collected via two tasks—picture description and story retelling—delivered through a custom-built application. All spoken responses were transcribed verbatim.

Feature Extraction and Data Analysis. A total of 260 lexical and syntactic features were extracted from the transcribed responses using the COVFEFE (Sinclair, Jang, & Rudzicz, 2021) and quanteda (Benoit & Nulty, 2017) R packages. Features included indices of grammatical complexity (e.g., mean length of T-unit, number of complex nominals), lexical diversity (e.g., type-token ratio, moving average type-token ratio), word properties (e.g., age of acquisition, frequency, imageability, concreteness), and semantic similarity (WordNet-based measures). Unsupervised factor analysis with principal axis factoring was conducted separately on the spoken and written datasets using the psych package (Revelle & Revelle, 2015). The number of factors was determined via scree plots and the eigenvalue-greater-than-1 criterion. Factor scores were saved and entered as predictors in multiple linear regression analyses, with reading comprehension scores as the outcome variable.

Results

The purpose of tables and figures in documents is to enhance your eeaee''' eeee ttt agggggff rrrrr rrrrrrr rrr eeeee ccc is much lucid and efficient if the information is communicated in tables or figures.

Factor Structure. For both spoken and written datasets, scree plots and eigenvalues indicated four factors, accounting for 54% and 55% of the total variance, respectively.

Spoken responses: Factor 1 loaded strongly on grammatical complexity variables (e.g., complex nominals, sentence length); Factor 2 reflected lexical complexity (age of acquisition, word length, low-frequency words); Factor 3 was defined by word specificity and similarity (positive loadings) with negative loadings on personal pronouns and clausal complexity; Factor 4 captured lexical diversity (moving average type-token ratios).

Written responses: Factor 1 combined grammatical complexity and standard type-token ratio (negative loadings on moving average TTRs and word similarity); Factor 2 represented lexical diversity; Factor 3 comprised clausal complexity (clauses, verbs) with negative loadings

on text length; Factor 4 was characterized by word specificity and concreteness (positive) and negative loadings on personal pronouns and word frequency.

Regression Analyses. For spoken data, only Factor 3 (word specificity/similarity) significantly and negatively predicted reading ceeeee eennnnnn = –4.00, *p* < .01); the model explained 7% of the variance (adjusted R^2 = .07, F (4,90) = 2.79, *p* = .03). For written aa Fac gg rammaiica clll extty; = –2.63, *p* = .02), 3 ccaaaaaaallll extty; = –3.04, *p* < .01aaaa (rrr eeeciiictty; = 2.49, *p* = .04) were significant predictors, accounting for 13% of the variance (adjusted R^2 = .13, F (4,94) = 4.72, *p* < .01). Factor 2 (lexical diversity) was not significant in either dataset.

Discussion

The findings reveal that lexical and syntactic features in learner responses are organized into interpretable latent dimensions, with grammatical complexity emerging as a dominant factor across both modalities. This aligns with theoretical perspectives that syntax plays a foundational role in language production (Klein, 2008; Nation & Snowling, 2000). However, the predictive patterns differed by modality. In spoken responses, only word specificity/similarity negatively predicted comprehension, suggesting that overuse of specific, similar words may reflect a limited lexical repertoire or strategic avoidance of complex structures. In written responses, grammatical and clausal complexity negatively predicted comprehension, whereas word specificity positively predicted it. This may indicate that for written tasks, higher-proficiency learners use more specific vocabulary but also produce syntactically complex sentences that do not necessarily lead to higher comprehension scores—possibly due to task difficulty or cognitive load. The negative prediction of clausal complexity is counterintuitive but consistent with some prior studies showing that syntactic complexity does not always correlate with comprehension (Gottardo et al., 1996; Cain, 2007). The positive role of word specificity in written responses echoes research highlighting the importance of precise vocabulary in academic writing (Crossley et al., 2014). The absence of emotional/affective factors in

the latent structure, except in low-proficiency spoken data, suggests that such features may be task-dependent and less structurally stable (Harris, 2018). These results underscore the value of unsupervised ML for uncovering the hidden organization of linguistic features and provide a data-driven basis for designing targeted instructional interventions.

Conclusion

This study demonstrates that unsupervised machine learning, combined with NLP, can effectively identify latent lexical and syntactic factors eeee llynng EFL eeaeeer eeannng cppp eeeeiii ee uu factors were consistently extracted from both spoken and written datasets, explaining substantial variance. The predictive models revealed modality-specific relationships between these factors and reading comprehension, highlighting the importance of word specificity as a consistent predictor and the differential role of grammatical complexity. These findings have practical implications for reading instruction: encouraging the use of specific vocabulary, avoiding over-reliance on personal pronouns and lengthy sentences, and providing learners with varied lexical exposure. Limitations include the cross-sectional design and the lack of a control group. Future research should replicate these findings with diverse samples and longitudinal designs, and further explore the interaction between affective variables and linguistic complexity. The methodology presented here offers a novel framework for leveraging AI in educational assessment and personalized learning.

Acknowledgments

cccc eeeeee rro rrr a’’’’’’ ’’ooctoral dissertation at the Islamic Azad University, Science and Research Branch. The authors gratefully acknowledge the support of the university and the language institutes that facilitated data collection.

فناوری‌های آموزشی در یادگیری
https://jti.atu.ac.ir/

کشف ساختار عوامل نهفته واژگانی و نحوی در پاسخ به سؤالات درک مطلب انگلیسی با استفاده از یادگیری ماشین بدون نظارت

نورا درجزینی دانشجوی دکتری، گروه روانشناسی تربیتی، دانشگاه آزاداسلامی واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران. رایانامه: n.darjazini16@gmail.com

محمدحسین ضرغامی* *نویسنده مسئول*، استادیار، مرکزتحقیقات علوم رفتاری، دانشگاه علوم پزشکی بقیه الله، تهران، ایران. رایانامه: zar100@gmail.com

رضا قربان جهرمی استادیار گروه روانشناسی تربیتی و شخصیت، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. رایانامه: rrghorban@gmail.com

لیلا سهرابی استادیار گروه تخصصی فرانسه، دانشکده ادبیات، علوم انسانی و اجتماعی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. رایانامه: shobeiri@srbiau.ac.ir

دوره ۹، شماره ۳۱، بهار ۱۴۰۵، ۴۹-۸۸
eISSN: 2476-3861
ISSN: 2476-3183
نوع مقاله: مقاله پژوهشی
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۱/۱۹؛ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۲/۲۱
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۳/۰۵؛ تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۱/۲۴

چکیده

این مطالعه به بررسی ساختار عوامل نهفته واژگانی و نحوی در پاسخ به سوالات درک مطلب انگلیسی با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین بدون نظارت می‌پردازد. طرح تحقیق مدلسازی کمی در قالب طرح علی- مقایسه‌ای است. داده ها از ۳۶۰ زبان آموز که انگلیسی زبان دوم آن‌ها به شمار می‌رود و از طریق پاسخ‌های کتبی و شفاهی آن‌ها به سؤالات درک مطلب جمع‌آوری شد. در مجموع ۲۶۰ ویژگی واژگانی و نحوی از داده ها استخراج شد. چهار عامل برای داده‌های شفاهی و چهار عامل برای داده‌های کتبی شناسایی شد که بیش از ۵۰ درصد از واریانس نمرات درک مطلب را توضیح می‌دهند. عوامل به شرح زیر نامگذاری و تفسیر شدند. برای داده‌های مربوط به پاسخ‌های شفاهی: عامل اول پیچیدگی دستوری، عامل دوم، پیچیدگی واژگانی، عامل سوم ویژگی و تشابه کلمات و عامل چهارم تنوع واژگانی. چهار عامل داده‌های مربوط به پاسخ‌های کتبی عبارتند از: عامل ۱، پیچیدگی دستوری، عامل ۲ تنوع واژگان، عامل ۳ پیچیدگی بند، و عامل ۴ اختصاصی بودن کلمه. تحلیل رگرسیون چندگانه در پیش‌بینی درک مطلب بر اساس عوامل کشف شده نشان داد که عامل سوم (ویژگی و تشابه کلمات) تنها پیش‌بینی‌کننده معنادار درک مطلب در داده‌های شفاهی بود، در حالی که عوامل ۱ (پیچیدگی دستوری)، ۳ (پیچیدگی بند) و ۴ (اختصاصی بودن کلمه) به طور معناداری درک مطلب را در داده‌های نوشتاری پیش‌بینی کردند. این یافته‌ها نشان داد که استفاده از کلمات خاص و مشابه با درک خواندن بالاتر در پاسخ‌های شفاهی و نوشتاری همراه است، در حالی که پیچیدگی دستوری و تنوع واژگان بسته به نحوه پاسخ، روابط متفاوتی با درک مطلب دارند. این مطالعه بینش‌های ارزشمندی را در مورد عوامل زمینه‌ای که به درک مطلب در زبان‌آموزان که انگلیسی زبان دوم آن‌ها است، کمک می‌کند و دستاوردهایی در توسعه روش‌های آموزش خواندن و ارزیابی مؤثرتر دارد.

کلیدواژه‌ها: درک مطلب، یادگیری ماشینی بدون نظارت، پردازش زبان طبیعی، عامل نهفته، آموزش.

استناد به این مقاله: درجزینی، نورا، ضرغامی، محمد حسین، قربان جهرمی، رضا، و شوبیری، لیلا. (۱۴۰۴).کشف ساختار عوامل نهفته واژگانی و نحوی در پاسخ به سؤالات درک مطلب انگلیسی با استفاده از یادگیری ماشین بدون نظارت، *فناوری‌های آموزشی در یادگیری*، ۹ (۳۱)، ۴۹-۸۸.
doi: https://doi.org/10.22054/jti.2026.85160.1569

مقدمه

در زمان نگارش این مقاله، هوش مصنوعی بسیار رشد کرده است و متخصصان در حال تعامل با آن هستند، اما هنوز راه زیادی برای استفاده عمومی در پیش دارد. بسیاری از سیاستمداران درباره هوش مصنوعی حاکم بر جهان صحبت کرده‌اند. برخی از آنها از این پدیده‌ی محتمل استقبال کرده‌اند، درحالی‌که برخی دیگر نگران عواقب آن هستند. در سال ۲۰۱۷، ولادیمیر پوتین، رئیس جمهور روسیه در دیدار با دانشجویان گفت: "هوش مصنوعی یکی از فرصت‌ها و چالش‌های بزرگ برای بشریت است. کسی که در زمینه هوش مصنوعی پیشگام شود، بر جهان حکومت خواهد کرد." روزانه شاهد تولیدات علمی و فناوری در این زمینه هستیم و شرکت‌های آینده‌نگر دنیا بورسیه‌های مختلف تحصیلی و شغلی را برای محققان مشتاق ارائه می‌کنند.

یادگیری ماشین یکی از روش‌های هوش مصنوعی است که به ماشین‌ها توانایی یادگیری از داده‌ها و الگوریتم‌ها را می‌دهد. یادگیری ماشین در حوزه روان‌زبان‌شناسی یا روان‌شناسی زبان می‌تواند برای مطالعه و تحلیل زبان و رفتارهای زبانی انسان مورد استفاده قرار گیرد. برخی از کاربردهای یادگیری ماشین در روان‌زبان‌شناسی عبارتند از: الف) شناخت و تولید زبان طبیعی: این کاربرد شامل درک و پردازش متن یا گفتار و همچنین تولید متن یا گفتار به زبان انسان است. به عنوان مثال چت‌بات‌ها، ترجمه ماشینی، تحلیل احساسات و خلاصه‌سازی متن مربوط به این کاربرد است. ب) مدلسازی زبانی: این کاربرد شامل ساخت مدل‌های احتمالی برای توصیف و پیش‌بینی ساختار و توالی زبانی است. به عنوان مثال مدل‌های N-gram، مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی و مدل‌های مبتنی بر تحلیل عاملی در این دسته قرار می‌گیرند و ج) یادگیری زبان: این کاربست شامل بررسی و شبیه‌سازی فرآیندهای یادگیری زبان در انسان و ماشین می‌باشد. به عنوان مثال، یادگیری زبان اول و دوم، یادگیری زبان از صفر و یادگیری زبان از روی نمونه در این گروه قرار می‌گیرند. پژوهش حاضر در راستای کاربرد دوم یعنی مدل‌سازی زبان بوده و در آن ساختارهای پنهان در گفتار و نوشتار زبان‌آموزان در پاسخ به سوالات درک مطلب را مدلسازی کرده است.

درک مطلب به عنوان یک موضوع بین رشته‌ای در نظر گرفته می‌شود و شامل شاخه‌هایی مانند علوم شناختی، آموزش زبان، زبان‌شناسی کاربردی، نشانه‌شناسی، معناشناسی،

روانشناسی زبان و علوم کامپیوتر است. زمینه‌ی این تحقیق درک مطلب است و به طور خاص به توسعه روش‌هایی برای توضیح فرآیند درک محرک‌های دیداری مربوط به نوشتن (که علاوه بر متن می‌تواند نمادها، تصاویر، نمودارها و... باشد) پرداخته است. توضیح و تبیین چنین فرآیندی منجر به کاربردهایی مانند پیش‌بینی، کنترل، آموزش، اصلاح و بهبود و توسعه فرآیندهای شناختی مرتبط می‌شود.

این توانایی متکی بر دو توانایی دیگر است: خواندن کلمات یعنی توانایی رمزگشایی نمادهای مشاهده شده در صفحه و درک زبان که به معنای توانایی درک معنای کلمات و جملات است. درک مطلب، یادآوری دقیق مطالب خوانده شده نیست، بلکه خواننده یک مدل ذهنی از آنچه که متن توضیح می‌دهد با یکپارچه‌سازی درک کلمات و جملات و دستیابی به یک معنای کلی دارد که به آن درک مطلب گفته می‌شود. برای درک متن، درک مطلب نه تنها بسیار حیاتی است، بلکه تنها پس از درک مطلب می‌توان ارتباطی بین متن و خواننده برقرار کرد. با گسترش هوش مصنوعی و موفقیت آن در زمینه‌های مختلف دانش و به ویژه با تاکید بر الگوریتم‌های موفق در یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق، نیاز به آزمون کاربرد این فناوری در زمینه اندازه‌گیری و یادگیری و آموزش زبان پر اهمیت‌تر است.

دو ساختار اساسی و مقدماتی در همه زمینه‌های زبانی عبارتند از حوزه لکسیس یا واژگان (عمق و دامنه کلماتی که انسان می تواند بفهمد و بازتولید کند واژگان نامیده می‌شود) و دیگری حوزه سینتکتیک یا نحو که نحوه نوشتن و قرار دادن صحیح کلمات و عبارات در یک زبان را مشخص می‌کند. این ساختارهای زبانی به‌طور گسترده در فرم‌ها یا قالب‌های نوشتاری و گفتاری با هدف فهم رابطه آنها با درک مطلب مورد مطالعه قرار گرفته‌اند. به عبارت دیگر، چه مقدار از واریانس درک مطلب را می‌توان از طریق ساختارهای ذکر شده که در پاسخ خوانندگان وجود دارد، توضیح داد. یکی از دلایل بررسی نشدن رابطه درک مطلب با ویژگی‌های زبانی ذکر شده در سوالات پاسخ باز را می‌توان دشواری استخراج شاخص‌ها از متون پاسخ باز دانست. به عبارت دیگر، هدف در اینجا، مانند سایر علوم، تبیین واریانس است. به عبارت دیگر، منشأ تغییرات درک مطلب فرد در موقعیت‌های مختلف یا بین افراد مختلف چیست و تا چه اندازه می‌توان واریانس درک مطلب را از طریق این منابع

توضیح داد؟ محوریت در این پژوهش، شناسایی عوامل پنهان زیربنای ویژگی‌های لغوی و نحوی پاسخ‌های تشریحی نوشتاری و گفتاری دانش آموزان در پاسخ به سوالات درک مطلب است که می‌توان آن را به صورت زیر خلاصه کرد:

"چه عوامل پنهانی را می‌توان در ویژگی‌های واژگانی و نحوی استخراج شده (با استفاده از رویکرد NLP) از پاسخ‌های تشریحی زبان آموزان با استفاده از روش ML بدون نظارت یافت؟ و این عوامل درک مطلب را چگونه پیش‌بینی می‌کنند؟"

پیشینه پژوهش

استخراج ویژگی‌های واژگانی و نحوی از طریق رویکرد پردازش زبان طبیعی تا کنون به کار گرفته شده است. حوزه رو به رشد پردازش زبان طبیعی اهمیت حوزه‌ی واژگانی و نحوی در درک زبان را پررنگ‌تر کرده است (Zhi-wei, 2006). برنامه‌های تشخیص سرقت ادبی از تکنیک‌های پردازش زبان طبیعی برای مقایسه ساختار نحوی و معنایی جملات استفاده می‌کنند و امکان شناسایی دقیق محتوای سرقت‌شده را فراهم می‌کنند (Yuen-Chi-Hon، Yan، 2007). مبانی تشخیص سرقت علمی حتی با انجام ویرایش روی متون سرقت شده، بر قوانین حاکم بر ساختار نحوی و معنایی چه به صورت جداگانه و چه به صورت ترکیبی متمرکز اند. اصول پردازش زبان طبیعی از یک طرف شامل مفاهیم کلیدی یادگیری ماشین مانند طبقه‌بندی و رگرسیون است که برای تجزیه و تحلیل و پردازش متن استفاده می‌شود (Nugues, 2014) و از طرف دیگر بر تجزیه و تحلیل نحوی و معنایی زبان که شامل وظایفی مانند برچسب‌گذاری بخشی از گفتار و ساختن درخت‌های نحوی است (Giersch, 2023) تمرکز دارد. رویکردهای پردازش زبان طبیعی همچنین از ویژگی‌های نحوی، مانند n-gramها گفتار، برای تمایز بین انواع مختلف یک زبان استفاده می‌کنند (کریس، لی، آنتال، بوش، 2017).

تکنیک‌های یادگیری ماشین بدون نظارت، مانند قوانین خوشه‌بندی و تداعی، در پردازش زبان طبیعی (NLP) برای شناسایی الگوهای پنهان در داده‌ها استفاده می‌شوند (Umesh، Hodeghatta، Umesh & Nayak، 2017). این تکنیک‌ها بخشی از تجزیه‌وتحلیل اکتشافی هستند و برای درک ویژگی‌های داده و شناسایی موارد پرت استفاده می‌شوند. در

این بین خوشه بندی به طور خاص به شناسایی گروه های پنهان در یک مجموعه داده کمک می کند (Vlachos, 2011). روش‌های یادگیری بدون نظارت در NLP برای یادگیری یک مدل به داده‌های برچسب‌گذاری شده نیاز ندارند با این وجود ارزیابی آنها با استفاده از استاندارد طلایی برچسب‌گذاری دستی دشوار است (Chen & Lieo, 2016). یادگیری ماشینی مادام العمر (LML) یک حوزه تحقیقاتی است که هدف آن حفظ و انباشت دانش آموخته شده در گذشته برای کمک به یادگیری آینده است و پتانسیل‌هایی دارد که می‌تواند به پیشرفت عمده در وظایف NLP منجر شود (Emms،2011). تکنیک تحلیل عاملی معمولاً در روش‌های یادگیری بدون نظارت برای تعیین ساختار عاملی زیربنایی پاسخ‌های زبان‌آموزان استفاده می‌شود (Chuyuan، 2019). در مطالعه‌ای که روی زبان‌آموزان انگلیسی انجام شد از شرکت‌کنندگان خواسته شد تا در مورد اهمیت آیتم‌های کتاب‌های درسی زبان انگلیسی اظهار نظر کنند و سپس از تحلیل عاملی اکتشافی (EFA) برای اعتبارسنجی ساختار مقیاس خودکارآمدی کتاب‌های درسی زبان‌آموزان انگلیسی استفاده شد. SES-ELLT (سیده و همکاران، 2015). نتایج EFA پنج عامل اصلی را نشان داد که بخش قابل‌توجهی از واریانس کل را تشکیل می‌دهند و شواهد تجربی برای عوامل القاکننده خودکارآمدی در طراحی کتاب‌های درسی و توسعه مواد درسی ارائه می‌دهند (Xiangdong، Xiaoyan، Zhou & Yimin، 2022). این پژوهش در راستای کاربرد یادگیری بدون نظارت، به ویژه تحلیل عاملی، در درک ابعاد اساسی پاسخ های زبان آموزان است که به اهداف و زمینه تحقیق حاضر نزدیک است.

یادگیری ماشین بدون نظارت و تحلیل عاملی در خاستگاه آموزشی برای درک عملکرد دانش‌آموز و شناسایی الگوهای پنهان در داده‌ها استفاده شده است. یادگیری بدون نظارت برای شناسایی اینکه چگونه ویژگی‌های جمعیت شناختی و مشارکت در فعالیت‌های یادگیری آنلاین بر پیشرفت دانش آموزان در موقعیت‌های آموزش از راه دور تأثیر می‌گذارد، استفاده کردند. Razaque و Alajlan (2020) عملکرد مدل‌های مختلف یادگیری ماشین را برای تجزیه و تحلیل و ارزیابی دستاوردهای دانش‌آموز مقایسه کردند و دریافتند که نزول گرادیان تصادفی بالاترین دقت را ایجاد می‌کند. Hodeghatta و Nayak (2017) خوشه‌بندی را به عنوان یک تکنیک بدون نظارت برای شناسایی گروه های پنهان در داده‌ها، از جمله داده های آموزشی، مورد بررسی قرار دادند. وو (2020) از

رگرسیون خطی برای تجزیه و تحلیل عوامل مؤثر بر نتایج آموزشی دانش آموزان استفاده کرد و دریافت که عادات مطالعه فردی مهم‌تر از تأثیرات خانوادگی است. Saarela و همکاران (2020) رویکرد جدیدی را با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت و با نظارت برای پیش‌بینی عملکرد دانش‌آموز در نمرات ریاضی با استفاده از داده‌های غنی شناختی که در بستر نظام آموزشی جمع‌آوری می‌شوند، پیشنهاد داد. این رویکرد در مطالعات ارزیابی آموزشی در مقیاس بزرگ کاربرد دارد.

روش‌های یادگیری بدون نظارت با هدف استخراج ابعاد زیربنایی ویژگی‌های واژگانی و نحوی در یادگیری زبان نیز استفاده شده است. هدف این روش ها کشف الگوها و ساختارها به طور مستقیم از داده های متن خام بدون نیاز به برچسب گذاری دستی و کاربست ابزارهای تجزیه و تحلیل است. به عنوان مثال یک رویکرد شامل استفاده از آمار بیزی ناپارامتریک و نمونه‌گیری گیبس برای یادگیری واحدهای واژگانی برای تشخیص گفتار و ترجمه ماشینی بود. رویکرد دیگر از یک تکنیک تجزیه احتمالی برای ساخت واژگان و برچسب‌گذاری موارد مختلف در یادگیری گرامر دسته‌بندی (CG) استفاده می‌کند. علاوه بر این، از روش‌های معناشناسی محاسباتی برای محاسبه شباهت‌های بین کلمات و عبارات استفاده شده است که می‌تواند به درک ساختار زبان کمک کند (Riedl, 2016). این روش‌های بدون نظارت دارای چنان انعطاف‌پذیری و پتانسیل می‌باشند که برای پردازش زبان‌های کم‌منبع یا مجموعه‌های متنوع بدون نیاز به برچسب‌گذاری می‌باشند.

رویکردهای یادگیری ماشینی بدون نظارت (ML) در وظایف درک مطلب استفاده شده است. هدف این رویکردها شناسایی بخش‌های دشوار یک متن برای دانش‌آموزان و درک ایده‌های انتقادی اصلی است. یک مطالعه یک روش نحوی ساده و بدون نظارت را برای مشخص کردن جملات دردسرساز در یک متن پیشنهاد کرد. مطالعه دیگری از خوشه‌بندی k-means چند بعدی همراه با طبقه‌بندی بلوم برای تعیین مجموعه‌های مهارت‌های شناختی مثبت و منفی مرتبط با وظایف درک مطلب استفاده کرد.

رویکردهای ML بدون نظارت برای کشف ساختار عوامل نهفته واژگانی و نحوی در پاسخ به سؤالات درک انگلیسی نیز استفاده شده است. مقالات منتشر شده از این تحقیقات

بینش‌هایی را در مورد کاربرد رویکردهای ML بدون نظارت برای درک ساختار عوامل واژگانی و نحوی در پاسخ های درک انگلیسی ارائه می‌دهند. به عنوان نمونه در یکی از این مقالات رویکردی برای انتقال دانش پیشنهاد شده است که از مدل‌های تجزیه بدون نظارت برای استنتاج برچسب‌گذاری بخش‌های مختلف متن استفاده می‌کند و یک شبکه عصبی سلسله مراتبی بازگشتی (HRNN) وجود دارد که از این برچسب‌گذاری استفاده می‌کند و شکاف بین تقسیم‌بندی نظارت‌شده و بدون نظارت را پر می‌کند (Anup et al, 2021). از سوی دیگر، این مقاله به بررسی نحوه‌ی فعال‌سازی ساختار نحوی در درک اصطلاحات واژگانی با استفاده از پتانسیل‌های مرتبط با رویداد می‌پردازد. نتایج نشان می‌دهد که ساختار نحوی مستقل از آشنایی با معنا و یا حتی شفاف بودن معنا فعال می‌شود (Meichao et al, 2017). علاوه بر این، در یک مطالعه سودمندی مدل‌سازی کلاس پنهان در حل‌مسائل اندازه‌گیری مرتبط با ساختارهای سلسله مراتبی مهارت‌ها، به‌ویژه در ارزیابی درک مطلب نشان داده شده است. جدول مربوط به خلاصه‌ی پیشینه تحقیق حاضر ارائه شده است.

جدول ۱: خلاصه یافته‌های مربوط به پیشینه پژوهش

منبع	یافته‌ها	حوزه کاربردی	روش تحقیق	عنوان مقاله / پژوهش	نویسنده (ها)	سال
Zhi-wei, 2006	استفاده از NLP به درک عمیق‌تر ساختارهای زبانی کمک می‌کند.	زبان‌شناسی کاربردی	NLP	نقش پردازش زبان طبیعی در درک ساختارهای واژگانی و نحوی	Zhi-wei	۲۰۰۶
Chi-Hon amp; & Yuen-Yan, 2007	الگوریتم‌های NLP قادر به شناسایی سرقت ادبی حتی پس از ویرایش هستند.	هوش مصنوعی	NLP	تشخیص سرقت ادبی با استفاده از ویژگی‌های نحوی و معنایی	Chi-Hon, Yuen-Yan	۲۰۰۷
Nugues, 2014	NLP ابزاری قدرتمند برای تجزیه و تحلیل متن است.	علوم کامپیوتر	NLP	مبانی پردازش زبان طبیعی	Nugues	۲۰۱۱
Vlachos, 2011	خوشه‌بندی به شناسایی گروه‌های معنادار در داده‌های بدون برچسب کمک می‌کند.	داده‌کاوی و NLP	خوشه‌بندی بدون نظارت	استفاده از خوشه‌بندی در شناسایی الگوها در داده‌های متنی	Vlachos	۲۰۱۱
Emms, 2011	این رویکرد به بهبود یادگیری در مدل‌های	هوش مصنوعی	یادگیری مادام‌العمر	یادگیری ماشینی مادام‌العمر و	Emms	۲۰۱٤

	کمک NLP می‌کند.			کاربرد آن در NLP		
Seyd et al, 2015	تحلیل عاملی اکتشافی (EFA) به شناسایی ۵ عامل اصلی کمک کرد.	آموزش زبان انگلیسی	EFA	اعتبارسنجی مقیاس خودکارآمدی کتاب‌های درسی انگلیسی	Seyd et al.	۲۰۱۵
Chen & Liu, 2016	بدون استاندارد طلایی، ارزیابی مدل‌ها دشوار است.	داده‌کاوی	یادگیری بدون نظارت	چالش‌های ارزیابی مدل‌های بدون نظارت	Chen, Liu	۲۰۱۶
Umesh et al, 2017	این تکنیک‌ها برای شناسایی الگوهای پنهان در متن استفاده می‌شوند.	پردازش زبان طبیعی	یادگیری بدون نظارت	کاربرد تکنیک‌های بدون نظارت در NLP	Umesh .et al	۲۰۱۷
Hodeghatta & Nayak, 2017	خوشه‌بندی به شناسایی گروه‌های پنهان در داده‌های آموزشی کمک کرد.	داده‌کاوی آموزشی	خوشه‌بندی بدون نظارت	استفاده از خوشه‌بندی در داده‌های آموزشی	Hodeghatta, Nayak	۲۰۱۷
Chuyuan, 2019	تحلیل عاملی به شناسایی ابعاد پنهان در پاسخ‌ها کمک کرد.	آموزش زبان	EFA	استفاده از تحلیل عاملی در پاسخ زبان‌آموزان	Chuyuan	۲۰۱۹

Razaque & Alajlan, 2020	نزول گرادیان تصادفی بالاترین دقت را داشت.	داده‌کاوی آموزشی	یادگیری بدون نظارت و با نظارت	مقایسه مدل‌های ML در تحلیل دستاوردهای دانش‌آموز	Razaque, Alajlan	۲۰۲۰
Saarela et al, 2020	تلفیق روش‌ها به بهبود دقت پیش‌بینی کمک کرد.	آموزش و پردازش داده	یادگیری بدون نظارت و با نظارت	پیش‌بینی عملکرد دانش‌آموز با استفاده از داده‌های غنی	Saarela .et al	۲۰۲۰
Anup et al, 2021	قابلیت HRNN استفاده بدون برچسب گذاری دستی را فراهم کرد.	NLP	شبکه عصبی + بدون نظارت	استفاده از HRNN در تحلیل متن	Anup et .al	۲۰۲۱
Xiangdong et al, 2022	۵ عامل اصلی از مجموعه داده‌ها استخراج شدند.	آموزش زبان انگلیسی	EFA	استفاده از EFA در تحلیل پاسخ زبان‌آموزان	Xiangdo .ng et al	۲۰۲۲

روش

روش تحقیق این پژوهش مدل‌سازی کمی است که در قالب طرح علی – مقایسه‌ای اجرا شده است. تمرکز این پژوهش بر روی روش‌شناسی در زمینه یادگیری زبان است و داده‌ها با هدف مدل‌سازی درک مطلب زبان انگلیسی دانش‌آموزان دوره دوم متوسطه جمع‌آوری شده است. اساس مقایسه، استفاده از تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشین است که همگی مبتنی بر روابط هستند و از این‌رو، تحقیق حاضر یک تحقیق همبستگی در نظر گرفته می‌شود. برای درک جنبه‌های مختلف روش‌شناسی این تحقیق، لازم است طرح تحقیق مشخص شود. در اینجا متغیر اصلی تحقیق (متغیر وابسته) درک مطلب دانش آموزان است. تحقیقات نشان

می‌دهد که نحوه پاسخ زبان آموزان (شفاهی یا نوشتاری) با اتخاذ راهبردهای درک مطلب مرتبط است. بدین منظور در این پژوهش زبان آموزان شرکت‌کننده در تحقیق به دو صورت شفاهی و کتبی به سوالات پاسخ داده‌اند.

ویژگی‌های واژگانی و نحوی پاسخ‌های زبان آموزان از طریق پردازش زبان طبیعی استخراج شده و به عنوان داده‌های خام تحلیل عاملی در نظر گرفته می‌شود. براساس طرح جمع‌آوری داده‌ها، چهار مجموعه داده جمع‌آوری شد که شامل مجموعه پاسخ‌های کتبی زبان آموزان با مهارت بالا، مجموعه پاسخ‌های شفاهی زبان آموزان با مهارت بالا، مجموعه پاسخ‌های کتبی زبان آموزان با مهارت پایین و مجموعه‌ای از پاسخ‌های شفاهی زبان آموزان با مهارت پایین می‌باشد. ویژگی‌های واژگانی و نحوی مبتنی بر پردازش زبان طبیعی از این چهار مجموعه داده استخراج شده است. ۱۸۰ نفر زبان آموز داوطلب با سطح مهارت درک مطلب زبان بالا و ۱۸۰ دانش آموز با مهارت درک مطلب پایین به‌طور داوطلبانه از بین زبان آموزانی که به مراکز آموزش زبان در تهران مراجعه کرده بودند و سطح تحصیلات آنها متوسطه دوم بود انتخاب شدند. در تحقیقات مشابه، حداکثر حجم نمونه ۵۰ نفر در هر گروه در نظر گرفته شده است (Yapp et al, 2021, Gomez Merino, Fajardo & Ferrer, 2021, Trukenmiller, Shen and Sweet, 2021). اما با توجه به احتمال ترک دوره‌ی زبان آموزی، افزایش پایایی پارامترهای آماری برآورد شده و همچنین افزایش قدرت تعمیم نتایج در این تحقیق تعداد ۱۸۰ دانش‌آموز برای هر گروه انتخاب کرده‌ایم. زبان آموزانی که دوره‌ی زبان آموزی آن‌ها ترم‌های بالا و نزدیک به اتمام بود به عنوان گروه نمونه با مهارت‌های زبانی بالا در نظر گرفته شد و ترم‌های یک و دو به عنوان گروه با مهارت درک مطلب پایین در نظر گرفته شد. این معیار تقسیم‌بندی به تأیید معلمان زبان انگلیسی رسیده بود. با وجود این علت گروه‌بندی شرکت‌کنندگان فرض محققان است. پژوهشگران فرض کرده‌اند که یادگیری زبان در سطوح بالا به مهارت‌های زبانی بیشتری نسبت به سطوح پایین نیاز دارد.

BALA که ابزاری جدید و جهانی برای اندازه‌گیری درک مطلب در زبان انگلیسی است و دارای دو فرمت مختلف است برای اندازه‌گیری درک مطلب زبان آموزان استفاده شد. این ابزار امکان اندازه‌گیری درک مطلب را از پاسخ زبان آموزان به صورت مداد کاغذی و تست

آنلاین کامپیوتری دارد. BALA از طریق یک متن روایی و یک متن غیرداستانی مهارت‌های مختلف درک مطلب را به دست می‌آورد. دو نسخه از BALA تاکنون توسعه یافته است، نسخه معمولی و نسخه اصلاح شده. نسخه معمولی بلا از ۱۸ سوال چند گزینه ای (با مقدار آلفای کرونباخ 0.8) و نسخه اصلاح شده بلا از ۱۷ سوال چند گزینه ای (با مقدار پایایی 0.85) تشکیل شده است. نسخه معمول ارزیابی سواد تعادل (BALA) (جانگ، 2019) برای زبان آموزانی است که مشکلات جدی در خواندن (مانند مشکلات خواندن) ندارند و مهارت‌های یادگیری زبان نسبتاً خوبی دارند. نسخه اصلاح شده BALA برای زبان آموزانی استفاده می‌شود که ممکن است مهارت‌های زبانی پایین یا مشکلات جدی در خواندن داشته باشند (این افراد بیشتر به ترم‌های پایین آموزش زبان تعلق دارند). در پژوهش ما زبان آموزان با مهارت بالا از نسخه معمولی آن استفاده کرده‌اند و زبان آموزان با مهارت پایین از نسخه‌ی اصلاح شده. از طرف دیگر، هر زبان آموز باید به سؤالات درک مطلبی که از بلا دریافت می کند به صورت باز پاسخ، پاسخ دهد. چرا که هدف این تحقیق تعیین ابعاد زیربنایی ویژگی‌های استخراج شده از متن پاسخ به سؤالات درک مطلب است و بنابراین لازم است که ابتدا پاسخ‌ها تشریحی باشد.

ابزار دوم یک تکلیف نوشتاری جداگانه است. در این تکلیف فیلمی به زبان آموز نشان داده می‌شود که در مورد استفاده دانش آموزان از شبکه‌های اجتماعی است. بعد از نمایش فیلم سپس از آنها پرسیده شد: «به نظر شما استفاده از شبکه‌های اجتماعی برای نوجوانان خوب است یا بد؟» پاسخ‌های تشریحی زبان‌آموزان به این سؤالات به صورت تشریحی و پاسخ باز و پاسخ آنها به قضاوت درباره استفاده نوجوانان از شبکه‌های اجتماعی به عنوان منبع داده‌های خام برای استخراج ویژگی‌های زبانی مبتنی بر متن (نوشتاری) در نظر گرفته می‌شود.

به منظور به دست آوردن داده های خام براساس گفتار (پاسخ‌های شفاهی) زبان آموزان، از اپلیکیشنی که برای دانش آموزان دبیرستانی طراحی شده بود، استفاده شد. سه چالش اصلی در استفاده از این اپلیکیشن وجود داشت: الف) اطمینان از بیان صحیح و دقیق دستورالعمل‌ها به زبان آموز، ب) ضبط صدای زبان آموز و ج) هزینه ساخت ابزار. در مواجهه با این چالش‌ها دستورالعمل انجام آزمون توسط یک معلم زبان خوانده شد و با کیفیت بالا ضبط شد و این صوت برای هر یک از شرکت‌کنندگان پخش شد. امکان پخش مجدد

دستور و متون شفاهی در صورت درخواست زبان آموز وجود داشت. زبان آموز می‌بایست دو تکلیف را انجام دهد: تکلیف اول، توضیح تصویر و دیگری تعریف مجدد داستانی که می‌شنود. بیان شفاهی زبان آموز به این دو محرک، مبنای استخراج ویژگی‌های زبانی (واژگانی و نحوی) شد. به منظور سنجش روایی صوری نیز مصاحبه‌ای با زبان آموزان جامعه‌ی هدف انجام شد که نشان می‌داد تکالیف برای موقعیتی که آن‌ها در آن قرار دارند مناسب است.

در مرحله اول قبل از تحلیل اصلی، پیش پردازش بر روی داده‌های جمع‌آوری شده انجام شد. همانطور که گفته شد، داده‌های جمع‌آوری‌شده فایل‌های متنی بود که از پاسخ‌های شفاهی و کتبی زبان‌آموزان به سؤالات درک مطلب جمع‌آوری شده بود. بسته NLP استخراج کننده ویژگی(فیچر) در استخراج متغیر اصلی (COVFEFE1) (Sinclair، 2021،Jang & Rudzicz) و تحلیل کمی داده‌های متنی (Quanteda) (Benoit & Nulty،2017) که یک بسته تحت زبان برنامه نویسیR است برای پیش پردازش استفاده شد. از این بسته‌ها برای استخراج ویژگی‌هایی استفاده می‌شود که به آنها فیچر نیز گفته می‌شود. ویژگی‌ها در اینجا ویژگی‌های واژگانی و نحوی زبان است که الگوریتم استخراج آن قبلاً تحت برنامه‌های مختلف رایانه‌ای تنظیم و توسعه یافته است. پس از استخراج ویژگی‌ها، می‌توان بر روی آنها تجزیه‌وتحلیل کرد. استخراج ویژگی اصلی روشی است که برای کاهش داده‌ها بدون از دست دادن اطلاعات حیاتی استفاده می‌شود. تمام روش‌ها و تکنیک‌هایی که برای این منظور استفاده می‌شوند استخراج ویژگی نامیده می‌شوند که در بهبود کارایی و دقت مدل در مدل‌های یادگیری ماشین نقش اساسی دارند. تکنیک‌های استخراج ویژگی با مجموعه‌ای از داده‌های پایه اندازه‌گیری شده شروع می‌شوند و مقادیر یا ویژگی‌ها را به‌گونه‌ای تولید می‌کند که با مقدار متغیرهای کمتر همان داده‌های اصلی در مجموعه‌ای با متغیرهای بیشتر را بازتولید کند و به این صورت از متغیرهای اضافی و تکراری کم می‌کند یا آن‌ها را در متغییری جدید خلاصه می‌کند.

در مجموع ۲۶۰ ویژگی واژگانی و نحوی از پاسخ دانش آموزان به سؤالات درک مطلب به دست آمد. پس از به دست آوردن این ویژگی‌ها در مرحله اول تحلیل با استفاده از رویکرد ML بدون نظارت، ساختار عوامل پنهان در ویژگی‌های استخراج شده شناسایی و از آن

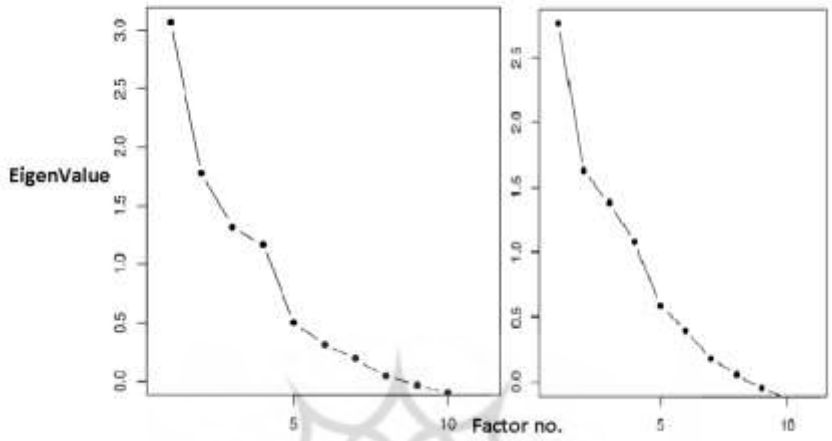
عوامل برای پیش‌بینی درک‌مطلب استفاده شد. تحلیل عاملی به طور جداگانه بر روی هر دو مجموعه داده (شفاهی و کتبی) انجام شد. نمودارهای Scree با استفاده از بسته Psych (Revelle & Revelle, 2015) در R برای تعیین تعداد مناسب عوامل ترسیم شدند. بارهای عاملی و امتیازات عاملی با استفاده از برنامه تحلیل عاملی Scikit-lear محاسبه شد (Buitinck et al, 2013). همبستگی معناداری بین ابعاد کشف شده وجود نداشت و ابعاد چرخش داده نشد. در ادامه با توجه به تعداد زیاد متغیرها، تنها بارهای عاملی بزرگ‌تر از 0.5 گزارش شده است. مرحله نهایی تجزیه‌وتحلیل، انجام یک رگرسیون خطی چندگانه نمرات درک مطلب بر روی نمرات عامل بود به عبارتی از طریق عوامل به مدل‌بندی پیش‌بینی درک مطلب پرداخته شد. چارت زیر خلاصه روش تحقیق این مطالعه را به تصویر کشیده است.

نمودار۱: چارت روش تحقیق مطالعه حاضر

یافته‌ها

نمودارهای زیر به عنوان بازنمایی کلی بارهای عاملی به تفکیک هر مجموعه داده ارائه شده است و نحوه‌ی بارگذاری ویژگی‌های زبانی (مولفه دستوری، پیچیدگی دستوری، غنا و دامنه واژگان، ویژگی واژگانی، شباهت و ابهام و واژگان احساسات و عواطف) را نشان می‌دهد. همان‌طور که در بالا ذکر شد، به دلیل تعداد زیاد متغیرها (۲۶۰ فیچر)، تنها بارگذاری‌های بزرگتر از 0.5 در این بحث گنجانده شده است. با این حال، هنگامی که از نمرات عامل برای رگرسیون چندگانه در بخش بعدی استفاده می‌شود، همه متغیرها وجود خواهند داشت.

نمودار ۲: نمودار اسکری مربوط به ابعاد کشف شده (سمت راست داده‌های کتبی و سمت چپ داده‌های شفاهی)



شکل بالا مقادیر ویژه هر عامل را در مجموعه داده‌های شفاهی و نوشتاری نشان می‌دهد. انتخاب تعداد عوامل را می‌توان به صورت بصری از نمودار اسکری تعیین کرد. بعد از سنگریزه شدن نمودار تعداد زیادی عامل وجود دارد که واریانس معناداری را تبیین نمی‌کنند. تعداد ابعادی که به طور معنادار واریانس فیچرها را تبیین می‌کنند چهار بعد است. روش رایج دیگر برای یافتن تعداد فاکتورها استفاده از نقطه برش مقدار ویژه بزرگتر یا مساوی ۱ است. طبق این روش نیز تعداد فاکتورها ۴ عامل است. مقدار واریانس توضیح داده شده توسط هر عامل در جداول زیر بر اساس نوع داده نشان داده شده است.

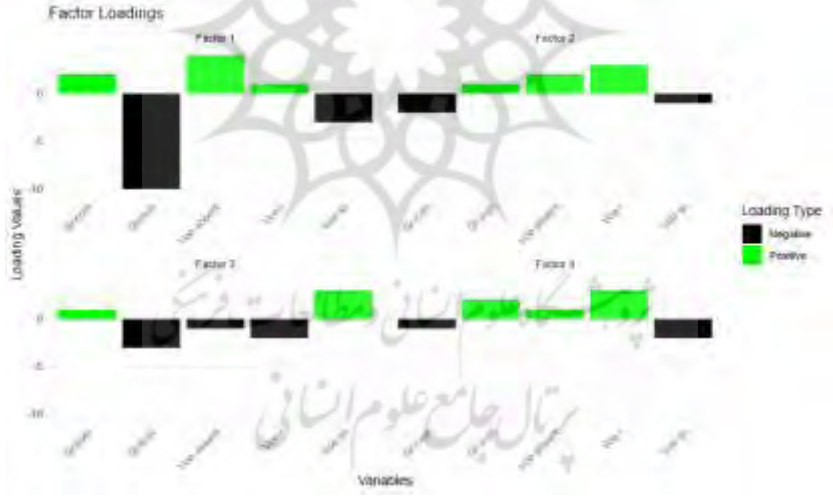
جدول ۲: میزان واریانس تبیین شده توسط هر یک از ابعاد کشف شده (٤ عامل) و میزان واریانس تجمعی آنها در داده های شفاهی و نوشتاری.

		نسبت واریانس تبیین شده	نسبت واریانس تراکمی تبیین شده
داده‌های متنی	Factor1	۰/۲۳	۰/۲۳
	Factor2	۰/۱۵	۰/۳۸
	Factor3	۰/۱	۰/٤۸
	Factor4	۰/۰۷	۰/۵۵

داده‌های شفاهی	Factor1	۰/۲	۰/۲
	Factor2	۰/۱٦	۰/۳٦
	Factor3	۰/۱۱	۰/٤۷
	Factor4	۰/۰۷	۰/٥٤

در هر دو مجموعه داده چهار عامل بیش از ۵۰ درصد از کل واریانس داده های درک مطلب را توضیح می دهند. این مقدار توضیحی با توجه به اینکه بیش از ۲۰۰ متغیر در این تحقیق داریم کافی، مناسب و قابل ملاحظه است. از آنجایی که جداول بارهای عاملی برای تمام عامل ها طولانی می‌شود از ذکر آن‌ها در این مقاله خودداری شده است. در نمودارهای زیر ویژگی هایی که مقدار بار عاملی آنها در هر یک از ابعاد کشف شده بالاتر از 0.5 است، نشان داده شده است.

نمودار ۳: بارهای عاملی بالاتر از 0.5 توسط عوامل در داده های شفاهی (بالا) و داده های نوشتاری (پایین)



در مجموعه داده‌های شفاهی، عامل اول شامل تمام متغیرهای دستوری پیچیده است. به طور شهودی می‌توان تایید کرد که این متغیرها با یکدیگر مرتبط هستند. تعداد کلمات نیز در این بعد بار بالایی دارد که دقیقاً یک ویژگی مربوط به پیچیده نیست و از این‌رو جالب

است به این نکته اشاره کنیم که طول روایت (تعداد کلمات) در موقعیت های مربوط به پاسخ‌های شفاهی با متغیرهای پیچیدگی گرامری مرتبط است.

عامل دوم دارای بار عاملی مثبت با متغیرهای حوزه واژگانی (سن یادگیری و طول کلمه) است و کلماتی که در فرهنگ لغت وجود ندارند روی این عامل بار دارند. متغیرهای مرتبط با لغت[1]بر روی این عامل بار منفی دارند به این معنی که وقتی سن یادگیری بالاتر است آشنایی، فراوانی و تصویرپذیری مقدار پایین‌تری دارد. جالب اینجاست که به نظر می‌رسد پیچیدگی کلمات و استفاده از کلمات کم تنوع در ارتباط با یکدیگر قرار دارند. شاخص نسبت نوع-توکن[2]دارای بارهای عامل منفی و شاخص برونته[3]دارای بار عاملی مثبت است. اگر بخواهیم راهی را برای بررسی مزیت کاربرد زبانی کلمات پیچیده بیابیم می‌توانیم از بارهای عاملی منفی اشکال پیچیده، طول کلمه و عبارات اضافه استفاده کنیم.

میانگین ابهام کلمه با تصویرپذیری و آشنایی رابطه منفی دارد که با بحث قبلی در این زمینه همخوانی ندارد. چولگی و تیزی ابهام کلمه دارای بار عاملی مثبت است که نشان می‌دهد استفاده زیاد از کلمات با ابهام زیاد (به جای استفاده‌ی متوسط از کلمات با ابهام زیاد) در راستای سن یادگیری است. کلمات تابعی[4]و حروف (مانند حروف اضافه، حروف ربط، افعال کمکی و...) به همراه جملات ساده اعلانی[5]روی این عامل بار منفی دارند. به‌طور خلاصه، عامل دوم در درجه اول به پیچیدگی کلمات[6]مربوط است که به نظر می‌رسد با طول عبارات اسمی و عبارات اضافه[7]همبستگی منفی داشته باشد (نتیجه اینکه در صورتی که نتوان کلمات را به خاطر آورد، امتیاز کاربرد عبارات طولانی از این نوع می‌سوزد). جملات ساده خبری با این عامل رابطه منفی دارند که بر اساس آن می‌توان گفت کاربرد اشکال ساده دستوری با استفاده از واژگان پیچیده رابطه منفی دارند.

[1] vocabulary
[2]. type-token ratio
[3]. Bronte index
[4]. function words
[5]. Simple declarative sentences
[6]. vocabulary complexity
[7]. length of noun phrases and prepositional phrases

عامل ۳ در درجه اول با اختصاصی بودن[1] و تشابه کلمات ارتباط مثبت با بار عاملی مثبت و با پیچیدگی دستوری و برخی از اجزای دستوری ارتباط منفی با بار منفی دارد. برای عامل سوم قوی‌ترین همبستگی‌ها منفی است که به طور خاص به استفاده از ضمایر شخصی مربوط می‌شود. برخی موارد مربوط به پیچیدگی گرامری نیز روی این عامل منفی بار می‌شوند که ممکن است به دلیل استفاده از ضمایر شخصی باشد، زیرا ضمایر شخصی می‌توانند به عنوان مرجع جملات عمل کنند. طول کل روایت (قصه‌ای که زبان‌آموز بیان می‌کند) و نسبت نوع به توکن یا علامت متحرک در پنجره ۲۰ کلمه‌ای نیز در این جهت بارگذاری می‌شود. تراکم جمله (که نسبت افعال، صفت، قید، حرف اضافه و حروف ربط به تعداد کل کلمات است) نیز دارای بار منفی با این عامل است. بارهای مثبت عامل ۳ با میانگین ویژگی و شباهت کلمه (و تنوع شباهت)، مؤلفه‌های اسمی و تعیین‌کننده‌ها بود. براساس نتایج بدست آمده، به‌طورکلی تفسیر این عامل دشوار است اما می‌توان آن را به عنوان عاملی تعبیر کرد که بارهای مثبت به استفاده از اسم‌ها، شباهت و ویژگی کلمات مربوط است و بارهای منفی به پیچیدگی دستوری، استفاده از ضمایر شخصی و تنوع واژگان. به‌طور شهودی نیز می‌توان دریافت که اگر کلماتی که فرد بکار می‌برد مشابه یکدیگر باشند، تنوع آنها کمتر است. یکی از نتیجه‌های جالب توجه این است که تعداد اسم‌ها با جملات کوتاه‌تر، بندهای کمتر در هر جمله و کلمات کلی ارتباط بیشتری دارد که به‌طور شهودی این موضوع قابل فهم است چون اسامی قبل از افعال آموخته می‌شوند یادگیری آن‌ها آسانتر است.

عامل چهارم با نسبت میانگین نوع- نشانه متحرک نوع به توکن چند پنجره‌ای (۳۰، ۴۰ و ۵۰ کلمه) که نشان‌دهنده تنوع واژگانی است دارای همبستگی و بار عاملی مثبت بود که هر سه متغیر مربوط به عبارات اسمی پیچیده است. بارهای منفی برای عامل ۴ شامل افعال، میانگین و واریانس برانگیختگی است که از طریق تغییر وضعیت آرام تا هیجان‌زدگی اندازه‌گیری می‌شود.

در داده‌های کتبی زبان آموزان، عامل اول تنها دارای دو بار عاملی مثبت است و سایر بارهای عاملی آن با فیچرها منفی است. دو فیچری که ارتباط مثبت با عامل اول دارند عبارتند از: تعداد واحدهای T استاندارد (که با پیچیدگی دستوری رابطه معکوس دارد) و نسبت نوع به توکن. بارهای منفی این عامل با متغییرهایی مانند پیچیدگی دستوری، نسبت نوع به نشانه

[1]. specificity

متحرک (پنجره‌های ده، سی، چهل و پنجاه کلمه)، میانگین و واریانس شباهت کلمه، واریانس در ابهام اسم، حروف اضافه و شاخص برونته است. فهرست مطالب. عامل ۳ با تعداد بندها، افعال و عبارات جاری ارتباط و بار عاملی مثبت و با تعداد کلمات، میانگین طول بندها و نسبت نوع به نشانه متحرک پنجره چهل کلمه ارتباط و بار عاملی منفی دارد. عامل چهارم با ویژگی کلمه دارای بار عاملی مثبت است و بارهای منفی آن به کاربرد ضمایر شخصی و بسامد کلمه یا فراوانی کلمه مربوط است. تنها عاملی که با ویژگی دامنه‌ی کلمات در ارتباط است، عامل چهارم است که با فراوانی کلمات مربوط است. از مجموعه داده‌های کتبی زبان آموزان با سطح مهارت پایین عاملی وجود ندارد که به دسته یا طبقه‌ی احساسات و عواطف متعلق باشد.

نتایج مربوط به مدل رگرسیونی درک مطلب براساس چهار بعد کشف شده براساس نوع داده‌های جمع‌آوری شده در جدول زیر نشان داده شده است.

جدول ۳: نتایج مدل‌سازی رگرسیون چندگانه به تفکیک مجموعه داده‌های شفاهی و متنی

	مجموعه داده‌های شفاهی				مجموعه داده‌های کتبی			
عوامل	B	SE	T-value	P	B	SE	T-value	P
عامل ۱	۰/٤۲	۱.۰۹	.۳۰	.۷٦	-۲.٦۳	۱.۱٤	-۲.۳٤	.۰۲*
عامل ۲	-۰/۲۹	۱.۰۱	-.۲۰	.۸٥	-۱.٦۳	۱.۱٤	-۱.٤۳	.۱۱
عامل ۳	-٤	۱.۳۲	-۳.۰٦	<.۰۱**	-۳.۰٤	۱.۱٥	-۲.٦٤	<.۰۱**
عامل ٤	-۱.٥۸	۰/۹۹	-۱.۳۰	.۲۰	۲.٤۹	۱.۱٦	۲.۱٥	.۰٤*
ثابت	۷٤.٤٥	۱/۳۲	٦۲.۰٤	<.۰۱	۷٤.۱۹	۱.۱٤	٦٥.۲۹	<.۰۱
(R^2) اصلاح شده)		.۰۷				.۱۳		
مقدار F		۲.۷۹ (٤,۹۰)		*.۰۳	F	٤.۷۲	(٤,۹٤)	<.۰۱

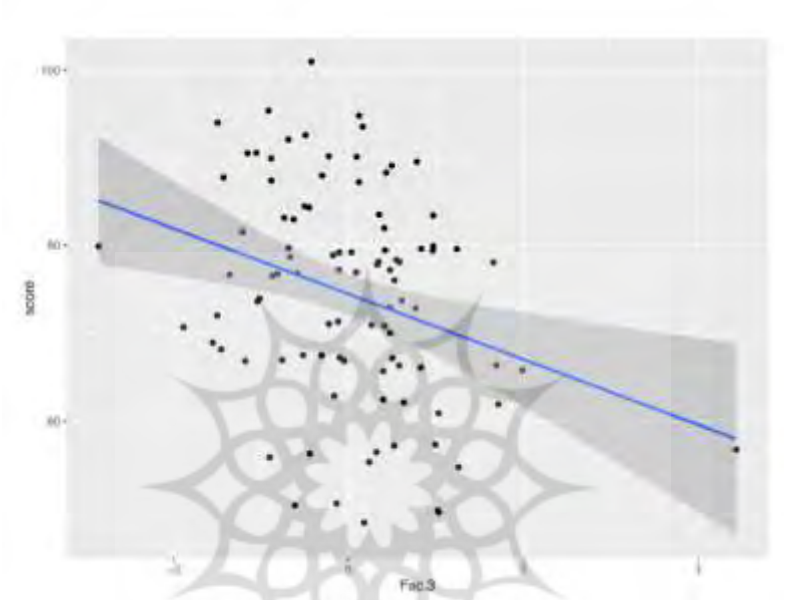
نتایج مدل رگرسیونی نمرات عاملی در مجموعه داده‌های شفاهی نشان می‌دهد که این مدل از نظر آماری معنی‌دار است (p value<0.03) و حدود هفت درصد از واریانس متغیر ملاک را توضیح می‌دهد (مقدار R2 تصحیح شده برابر با 0.07). عامل سوم تنها پیش‌بینی کننده‌ی متغیر درک مطلب است که به لحاظ آماری معنادار است. به بیان دیگر اگر مدل پیش‌بین تنها دربرگیرنده‌ی عامل سوم به عنوان متغییر پیش بین باشد، مقدار کل واریانس توضیح داده شده ۷ درصد است. رابطه عامل سوم با درک مطلب منفی است و درک مطلب را به صورت منفی پیش‌بینی می کند. مقدار ضریب رگرسیونی برای این عامل ۴- است. از آنجایی که این عامل در کاربرد اسم و ویژگی و شباهت کلمه (واریانس آنها) دارای بار عاملی مثبت است می‌توان نتیجه گرفت که این متغییرها با درک مطلب رابطه‌ی معکوس یا منفی دارند اما چون این عامل در پیچیدگی گرامری، طول کلی، ضمایر شخصی، تنوع ضمایر و واژگان (در یک پنجره کوتاه) بار عاملی منفی دارد، رابطه‌ی آن‌ها با درک مطلب مثبت و مستقیم است. این نتیجه‌ی بدست آمده مطابق با پیشینه پژوهشی در زمینه‌ی عوامل مرتبط با توسعه زبان و ادبیات می‌باشد. شاید اختصاصی بودن واژه پیش‌بینی کننده‌ی مثبت مهارت‌های خواندن باشد. با این حال مقدار اختصاصی بودن به دست آمده از WordNet لزوماً معیاری برای پیچیدگی واژگانی نیست.

از آنجایی که عامل سوم به عنوان تنها پیش‌بینی کننده معنادار درک مطلب است و فیچرهای بدست آمده از WordNet بیشترین بار عاملی مثبت را با این عامل دارند، نیازمند بررسی‌های دقیق‌تری هستیم. از این رو نمودار پراکندگی رابطه بین عامل سوم و درک مطلب برای داده‌های شفاهی/ نسخه معمول ترسیم شده است. این نمودار براساس ۹۲ مشاهده‌ای است که در مجموعه داده‌های کلامی/ نسخه معمول وجود داشت. همانطور که این نمودار نشان می‌دهد، داده‌ای با نفوذ یا اهرم[1] بالا در محدوده عدد ۴ در محور x که محور مربوط به عامل سوم است مشاهده می‌شود. این داده‌ها شیب خط رگرسیون را افزایش می‌دهد و به عنوان یک داده‌ی پرت در تحلیل رگرسیونی قلمداد می‌شود. یک نقطه داده پرت دیگر حول

[1]. leverage

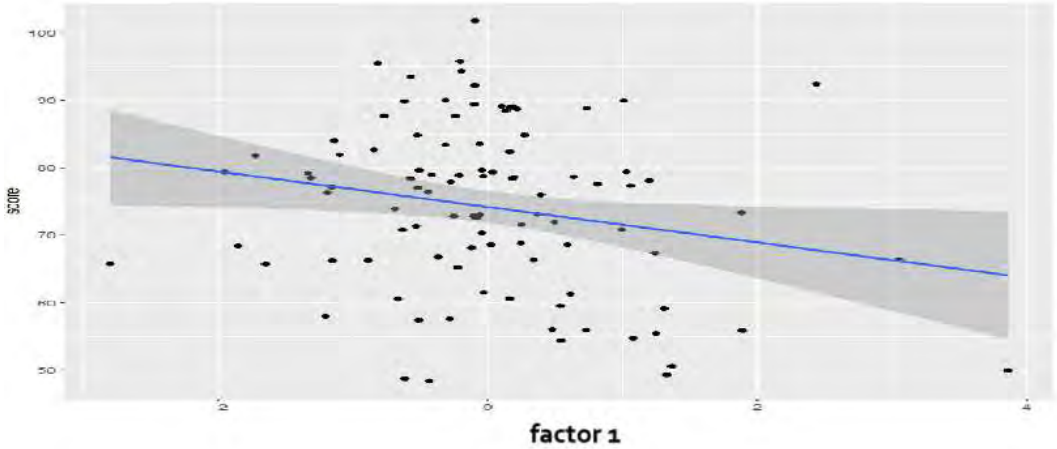
مقدار ۳- در محور X وجود دارد. این دو مشاهده بیشترین و کمترین مقدار را در عامل سوم دارند.

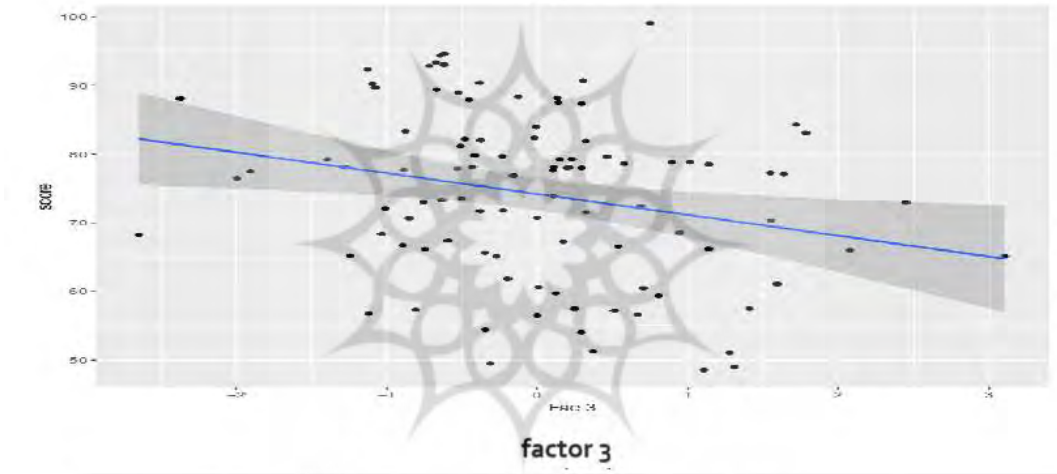
نمودار۴: رابطه بین عامل سوم (تنها عامل معنادار در مدل پیش بینی) و نمرات درک مطلب خواندن در مجموعه داده‌های شفاهی/ معمول

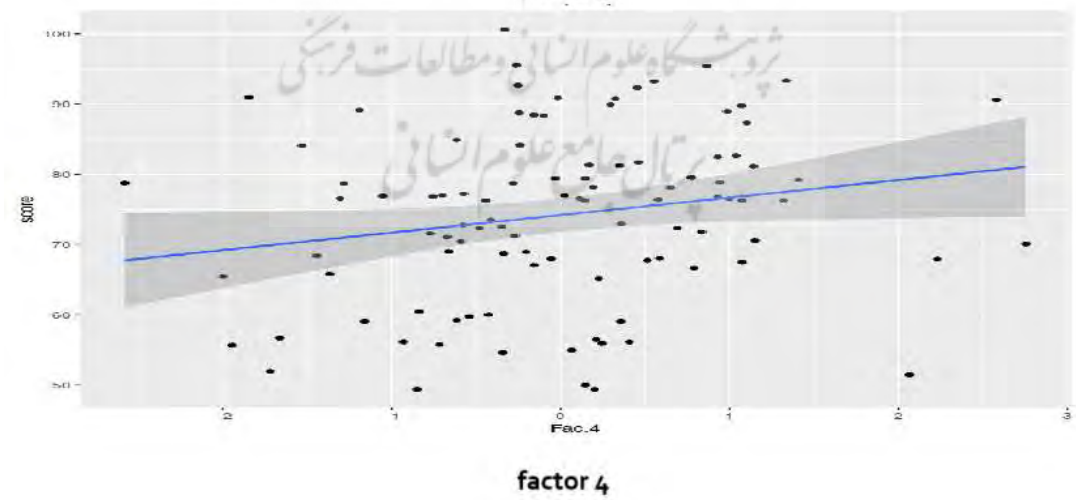


براساس نتایج جدول فوق، مدل رگرسیونی تشکیل شده برای داده‌های کتبی دارای قدرت پیش‌بینی آماری است (F value=4.72 و p value<0.01). عوامل ۱، ۳ و ۴ از نظر آماری در سطح اطمینان ۹۵ درصد به عنوان پیش‌بینی کننده درک مطلب در نظر گرفته می‌شوند. عامل دوم نمی‌تواند پیش‌بینی کننده قابل توجهی باشد. مدل رگرسیون ۵۴ درصد از واریانس درک مطلب را توضیح می‌دهد (مقدار مربع همبستگی برابر با 0.13). سه پیشبینی کننده معنی دار ۱۲,۳ درصد از واریانس را توضیح می‌دهند. در نمودارهای پراکندگی زیر، مدل رگرسیونی عوامل پیش‌بین معنادار با متغیر ملاک درک مطلب ترسیم شده است.

نمودار ۵: رابطه ی بین عوامل معنادار (اول، سوم و چهارم) و نمرات درک مطلب خواندن در مجموعه داده‌های شفاهی/اصلاح شده







بحث و نتیجه‌گیری

همانطور که گفته شد دو روش گردآوری داده وجود داشت: گردآوری از طریق پاسخ‌های نوشتاری زبان آموزان (کتبی) و گردآوری از طریق پاسخ‌های گفتاری زبان آموزان (شفاهی). دو دسته تکلیف (در مجموع چهار تکلیف) به منظور جمع‌آوری داده‌های شفاهی از پاسخ‌های گفتاری شرکت‌کنندگان وجود داشت: شرح تصویر (دو تکلیف) و داستان‌سرایی (دو تکلیف). علاوه‌براین برای جمع‌آوری داده‌های نوشتاری دانش آموزان از متن پاسخ شرکت‌کنندگان به مجموعه‌ای از سؤالات نوشتاری در مورد رسانه‌های اجتماعی و پاسخ‌های کتبی آنها به سؤالات باز پاسخ درباره متون روایی و غیرداستانی گردآوری شد. برای کاهش اثرات کار و یکپارچه‌سازی داده‌ها، ویژگی‌های یا فیچرهای زبانی مربوط به پاسخ زبان آموزان از طریق پردازش زبان طبیعی NLP هم برای داده‌های شفاهی و هم داده‌های کتبی استخراج شد و میانگین آن‌ها در هر مجموعه به‌دست آمد. بنابراین، ما دو مجموعه داده از نمرات شرکت کنندگان داشتیم: نمرات شفاهی و نمرات کتبی.

Hektio (2003) وظایف شنیداری و نوشتاری یکسانی را انجام داد و دریافت که مهارت‌ها در حوزه شفاهی و نوشتاری با هم ارتباط زیادی دارند. مطالعه حاضر ممکن است اولین موردی باشد که از فیچرهای بسیار جزئی استخراج شده از طریق NLP استفاده می کند که در داده های استخراج شده از گفتار و متن یکسان اند و به دلیل همین قابلیت مقایسه‌ی بین داده‌های کتبی و شفاهی وجود دارد.

رویکرد ML با هدف درک ساختار زیربنایی مجموعه داده‌های ویژگی زبانی با استفاده از تحلیل عاملی در Scikit-learn اجرا شد. نتایج تحلیل عاملی نشان داد که حدود ۵۰ درصد از واریانس در مجموعه داده‌های کتبی و شفاهی توسط این عوامل پنهان تبیین می‌شود. به طور کلی، الگوی بارهای عاملی ویژگی‌های زبانی نشان داد که ساختار پیچیدگی دستوری غالب‌تری فیچر در کل داده‌ها و به‌ویژه برای داده‌های شفاهی استخراج‌شده است که نشان می‌دهد زبان آموزان جوان‌تر یا دانش‌آموزان جدیدتر ممکن است از دستور زبان پیچیده به اندازه کافی استفاده نکنند. با این حال، جمله و طول جمله هم در داده‌های نوشتاری و هم در داده‌های گفتاری هر دو روی یک عامل بار می‌گیرند. غنای واژگان (تنوع واژگانی) و پیچیدگی دستوری در هر دو مجموعه‌ی داده همبستگی مثبت دارند با این وجود در داده‌های

به‌دست‌آمده از زبان‌آموزان با مهارت کم این توصیف وجود ندارد که ممکن است به دلیل تفاوت‌های رشدی و فقدان بارگذاری عامل پیچیدگی گرامری در داده‌های مربوط به یادگیرندگان با مهارت پایین باشد. این یافته‌ها نشان می‌دهند که رابطه بین غنای واژگان و پیچیدگی گرامری ممکن است در طول دوره رشد زبان تغییر کند. دامنه واژگان با هیچ بعد کشف شده‌ای در ارتباط نیست و بار عاملی معناداری روی آن‌ها ندارد. نتایج این تحقیق نشان داده است که تنها در داده‌های شفاهی زبان آموزان با مهارت پایین است که در آن غنای واژگان و دامنه هم‌جهت بارگذاری می‌شود. ویژگی‌های اختصاصی بودن واژگان، شباهت و ابهام در عوامل مختلف بار داشتند که تفسیر آن را تا حدودی دشوار می‌سازد. فیچرهای مربوط به احساسات و عواطف واژگانی تنها در داده‌های گفتاری بار عاملی معنادار داشتند.

در تحلیل رگرسیون، عاملی که متشکل بود از پیچیدگی گرامری و غنای واژگان به‌طور مثبت درک مطلب را در مجموعه داده شفاهی پیش‌بینی کرد. در داده‌های نوشتاری، سه عامل درک مطلب را پیش‌بینی می‌کنند: پیچیدگی دستوری و غنای واژگان، طول جمله و طول کل متن، و دامنه واژگان و ویژگی کلمه. نتایج به‌دست‌آمده پژوهش حاضر مطابق با ادبیاتی است که تنوع واژگان، استفاده از عبارات پیچیده دستوری و دامنه واژگان را به‌طور مثبت با درک مطلب مرتبط می‌داند. در مجموعه داده‌های نوشتاری زبان‌آموزان با مهارت پایین، عامل شباهت کلمه (میانگین و تنوع) پیش‌بینی‌کننده منفی و معنادار درک مطلب است که نشان می‌دهد نوشتن تکراری رابطه منفی با نتایج درک مطلب خواندن این زبان آموزان دارد. با این حال، این رابطه منفی در همه موارد صادق نیست، چون شباهت کلمه از انسجام نوشتاری در سایر داده‌ها پشتیبانی می‌کند. در ادامه یافته‌های مربوط به گرامر و واژگان توضیح داده شده است.

گرامر: به‌طورکلی، پیچیدگی گرامری در رویکرد تحلیل عاملی بدون نظارت نسبت به رویکرد ML نظارت شده حضور قوی‌تری دارد (Yapp و همکاران، 2023). در رویکرد بدون نظارت که مبنای تحقیق حاضر است، دو عامل از چهار عامل در هر دو مجموعه داده به پیچیدگی دستوری ربط داشتند. از این میان، عامل پیچیدگی گرامری درک مطلب را در داده‌های شفاهی و دو عامل در مجموعه داده‌های نوشتاری درک مطلب را پیش‌بینی

می‌کردند. نکته‌ای که از این مقایسه استخراج می‌شود این است که پیچیدگی دستوری یک ساختار سازماندهنده‌ی مهم زبان سازنده است، همانطور که نتایج به خوبی نشان داده است و عواملی که حول پیچیدگی دستوری سازماندهی شده‌اند درک خواندن را پیش‌بینی می‌کنند. با این حال، به عنوان یک ویژگی تنها، پیچیدگی دستوری ممکن است زمانی که بسیاری از متغیرهای نحوی واژگانی ظریف دیگر وجود دارند، به طور مستقیم درک مطلب را پیش‌بینی نکند. اگرچه این یافته متناقض به نظر می‌رسند اما با پیشینه و ادبیات تحقیق هم‌راستا می‌باشند. ادبیات تحقیق زبان‌شناسی در مورد نقش خاص توانایی نحوی هنوز دارای بحث‌ها و نظریات مختلف و گاهی متناقض یکدیگر است. درحالی‌که برخی از محققان توانایی نحوی را پیش‌بینی‌کننده قوی درک مطلب می‌دانند (برای مثال Demont، Deacon Kiefer، Gombert، 2018، 1996)، دیگران نقش منحصربه‌فرد پیچیدگی نحوی را در درک مطلب زیر سوال می‌برند. به عنوان مثال، Umesh و همکاران (2017)، با ثابت نگه داشتن حافظه کاری کلامی و حساسیت واج شناختی، دریافتند که پردازش نحوی تنها ۱٫۳-۱٫۵ درصد از واریانس درک خواندن را به خود اختصاص می‌دهد. Jang (2019) نیز نتایج مشابهی را هنگام اضافه کردن دانش نحوی به عنوان یک متغیر پیش‌بین در مدل رگرسیونی به دست آورد. با تدوین مدل رگرسیون سلسله مراتبی به این نتیجه رسیدند که اگرچه گرامر پیش‌بینی‌کننده قابل‌توجهی برای درک مطلب در مدل‌های آن‌ها بود، اما لزوماً به این معنی نیست که پردازش گرامری منجر به مشکلات خواندن می‌شود یا مهارت‌های دستوری توسعه‌یافتگی کمتری دارند. این موضوع ممکن است نشانگر چالش‌های زبانی گسترده‌تر باشد. در تحقیق Nation and Snowling (2000) و Bowie (1994) این موضوع مورد بررسی و مطالعه قرار گرفته است. از آنجایی که سایر متغیرها (به عنوان مثال، درک شنیداری) در مدل مطالعه حاضر حضور نداشتند، ملاحظات باید در اینجا در نظر گرفته شوند. برای درک اینکه چرا عوامل سازماندهی شده حول پیچیدگی گرامری بیشتر از ویژگی‌های پیچیدگی گرامری فردی پیش‌بینی‌کننده قوی درک مطلب هستند، به تحقیقات بیشتری نیاز است. از آنجا که اجزای دستوری، به‌جای پیچیدگی دستوری، پیش‌بینی‌کننده‌های رایج در مدل‌های نظارت‌شده بودند، یک مدل دو عاملی یا سلسله مراتبی ممکن است بهتر با این داده‌ها تناسب داشته باشد (به عنوان مثال، پیچیدگی دستوری به عنوان سطح بالاتر از اجزای دستوری).

با این حال، ممکن است همه مولفه‌های گرامری به پیچیدگی گرامری مرتبط نباشند. به عنوان مثال، به نظر می‌رسد که مدل‌های نظارت شده استفاده از اسم را با نمرات درک مطلب پایین‌تر و استفاده از فعل را با نمرات درک مطلب بالاتر مرتبط کنند. به نظر می‌رسد استفاده از فعل مخصوصاً برای تکالیف شفاهی که در آن روایات ارائه شده توسط زبان‌آموزان دربرگیرنده‌ی افعال می‌باشند و در آن زبان آموز نمی‌تواند از سبک توصیف فهرست وار استفاده کند صادق است. با وجود این که نام‌گذاری در زبان آکادمیک کلیدی تلقی می‌شود (Feng و همکاران، 2006)، این یافته‌ها با یافته‌های افراد دیگر مانند Anne, Giersch (2023) هم‌راستا است که استفاده از اسم‌ها را به عنوان عنصری کلیدی برای ارزیابی کنندگان انسانی از نوشتار در نظر نمی‌گیرد. در واقع، در اینجا، استفاده از اسم با نمرات خواندن پایین‌تر همراه است. همان‌طور که Graham & Neubig 2012 اشاره کرده است، یادگیری افعال دشوارتر از اسامی است و وابسته به گروه سنی شرکت‌کنندگان است که کاملاً منطبق بر نتایج تحقیق حاضر است.

کلمه یا واژه: اندازه‌گیری گستره واژگان دقیقاً همان‌طور که انتظار می‌رفت انجام شد: سن اکتساب و طول کلمه به طور مثبت نتایج خواندن را پیش‌بینی می‌کرد، درحالی‌که فراوانی، تصویرپذیری و آشنایی پیش‌بینی‌کننده‌های منفی درک مطلب بودند. با توجه به یافته‌های Pierre & Nugues 2014 مبنی بر اینکه آشنایی، فراوانی و تصویرپذیری با درک مطلب همبستگی مثبت دارند که همه آن طریق مجموعه WordNet تعریف عملیاتی شده‌اند، تعجب‌آور نیست که منجر به تفسیر واضح و منظم نشده است. انتظار می‌رود میانگین ابهام نتیجه خواندن را به طور مثبت پیش‌بینی کند (Kassas و همکاران، 2018)، با این وجود فقط در داده‌های کتبی/نسخه اصلاح شده پیش‌بینی‌کننده مثبت درک مطلب بود. تحقیقات در مورد ابهام و رشد زبان نشان می‌دهد که استفاده کودکان از کلمات مبهم با استفاده‌ی افراد بعد از ۵ سالگی بسیار تفاوت دارد. این یافته تا حدی منطقی است زیرا شرکت‌کنندگانی که به نسخه‌ی اصلاح شده بلا پاسخ دادند کمتر به زبان انگلیسی مهارت داشتند و در عین حال به طور میانگین جوانتر بودند و اختلاف میانگین سنی آن‌ها معنادار بود ($p<0.001$). برخلاف انتظار، توابع ابهام پیش‌بینی‌کننده‌های مثبت قوی درک مطلب زبان‌آموزان بودند اما می‌توان به صورت شهودی درک کرد که اگر فقط از کلمات مبهم استفاده شود، می‌توان از واژگان سطح بالاتر کمتر استفاده کرد، زیرا کلمات مبهم معمولاً

کلماتی با بسامد بالاتر هستند. بنابراین، تغییر در تابع ابهام یک پیش‌بینی‌کننده مثبت برای مجموعه داده‌های شفاهی یادگیرندگان با مهارت پایین و مجموعه داده‌های نوشتاری برای یادگیرندگان با مهارت بالا بود که به تحقیقات بیشتری نیاز دارد.

شباهت کلمه: که شباهت کلمات را در یک قطعه معین اندازه‌گیری می‌کند، یکی از پیش‌بینی‌کننده‌های داده‌های نوشتاری است که به صورت مثبت درک مطلب زبان آموزان با مهارت بالا را پیش‌بینی می‌کند، این درحالی است که همین متغیر پیش‌بینی منفی در پاسخ‌های نوشتاری آزمون‌شوندگان با مهارت پایین است. مرحله توسعه یا اکتساب زبان شرکت‌کنندگان می‌تواند بر این نتیجه تأثیر بگذارد. در تجزیه و تحلیل داده‌های نوشتاری بدون نظارت کودکان کم‌مهارت عاملی وجود دارد که کاملاً از میانگین و انحراف معیار شباهت واژه‌ها شکل گرفته است و یک پیش‌بینی‌کننده منفی معنادار است که با نتایج مدل اصلاح شده در این مجموعه داده هماهنگ است. آنها دریافتند که همپوشانی کلمه- محتوا در نوشتار شرکت‌کنندگان جوان نسبت به شرکت‌کنندگان بزرگ‌تر کاهش یافته است (تحقیق آنها روی نوجوانان و بزرگسالان جوان بود). با این وجود حرکت از همپوشانی زیاد به همپوشانی کم محتوای متن ممکن است خطی نباشد و نیاز به کاوش بیشتر دارد. همان‌طور که انتظار می‌رود، ویژگی افعال حتی اگر این ویژگی به طور مستقیم با گستره واژگان مرتبط نباشد، به‌طور مثبت نتایج خواندن را برای داده‌های نوشتاری کودکان کم مهارت پیش‌بینی می‌کند. در مجموعه داده کلامی، تنوع صفات یک پیش‌بینی‌کننده قابل توجه با جهت ارتباط متفاوت است. این رابطه در داده‌های شفاهی مثبت و در داده‌های شفاهی برای مبتدیان منفی است. موضوع تنوع در میان این فیچرها نیاز به تحقیقات بیشتری دارد. تحقیقات بیشتر می‌تواند برای درک اینکه آیا نتایج به‌دست‌آمده به دلیل عدم توسعه واژگان مناسب در خط لوله COVFEFE است یا اینکه این ویژگی‌ها در واقع به همان اندازه مهم هستند که نتایج فعلی نشان می‌دهند، متمرکز باشد؟

تحقیق نشان داد که عواطف و متغیرهای مربوط به وجه عاطفی واژگان به ویژه برای افراد کم مهارت ممکن است به مراحل رشد و خودتنظیمی آنها برگردد. گنجاندن سایر منابع داده‌ای مانند گزارش‌های خودتنظیمی دانشجویان می‌تواند به این پرسش پاسخ دهد. به نظر می‌رسد اهمیت عواطف و متغیرهای عاطفی در پیش‌بینی درک مطلب را نمی‌توان به همه

تکالیف تعمیم داد. به عنوان مثال، تکالیف مربوط به استنتاج کلامی که شامل برخی رویدادهای شبه دراماتیک بود برای بازگویی دقیق نیاز به استفاده از کلماتی با احساسات منفی داشت. از این رو، ارزش پیش‌بینی‌کننده مثبت احساسات منفی در آن تکالیف معنادار است. همانطور که Heris (2018) اشاره می‌کند، ابزارهای تجزیه و تحلیل احساسات که روی زبان طبیعی آموزش داده‌شده‌اند، فاقد قابلیت تعمیم‌اند، زیرا به شدت وابسته به مجموعه‌ای هستند که در آن آموزش دیده‌اند. مقایسه نتایج احساسات و عواطف در متون مختلف می‌تواند یک سیر مطالعه سودمند قلمداد شود.

سایر ویژگی‌های عواطف و احساسات واژگان به سختی قابل تفسیراند: آیا ارزش پیش‌بینی‌کننده منفی برانگیختگی در مجموعه داده‌های شفاهی برای زبان‌آموزان کم مهارت به این دلیل است که شرکت‌کنندگان احساسات کنترل‌ناپذیری داشتند؟ وارینر و همکاران در توسعه اولیه مجموعه نوشتاری خود (2013) دریافتند که افراد جوان نمرات بالاتری را در ویژگی‌های برانگیختگی و ظرفیت واژگان دارند اما در مجموعه داده‌های کتبی برای همین جوانان یا شرکت‌کنندگان کم مهارت، برانگیختگی متوسط پیش‌بینی‌کننده مثبت درک مطلب است - آیا این نتایج به تفاوت در متن و گفتار مربوط است؟ برانگیختگی در استانداردهای ارزیابی نوشتار نشان دهنده‌ی مشارکت است. برای پاسخ به این پرسش‌ها به تحقیقات بیشتری نیاز است.

نکته قابل توجه عدم وجود عواطف و ویژگی‌های عاطفی در بین نتایج بدست آمده از تحلیل های عاملی است این ویژگی‌ها فقط در داده‌های کلامی برای افراد کم مهارت وجود داشت. تعداد کمی از ویژگی‌های مربوط به پیچیدگی دستوری پیش‌بینی‌کننده‌های برتر در مدل‌های نظارت‌شده بودند (Yapp و همکاران، 2023)، اما در مدل‌های یادگیری ماشین بدون نظارت ساختارهای سازمان‌دهنده مهم به شمار می‌روند. این موضوع نشان می‌دهد که متغیرهای هیجانی می‌توانند درک مطلب را پیش‌بینی کنند (اگرچه ممکن است مختص یک تکلیف خاص باشد و نمی‌توان آن را به تکالیف دیگر تعمیم داد)، اما ویژگی‌های هیجانی ممکن است فاقد ساختارهای کافی در زایش زبانی باشند. با وجود این زبان مشترک باید در کنار ویژگی‌های هیجانی باشد. در مدل‌سازی بدون نظارت داده‌های کلامی برای زبان‌آموزان کم مهارت از نظر آماری مهم‌ترین عامل در پیش‌بینی درک خواندن بود. بارگذاری‌های

قوی روی متغیرهای هیجانی و هیجانات واژگانی با نتایج بدست آمده از مدل‌های نظارت شده‌ی Yapp و همکاران (2023) در مدل‌های نظارت شده منطبق بود. این الگو در سایر مجموعه داده‌ها مشاهده نمی‌شود. بررسی و مطالعه‌ی نقش عواطف در توانایی خواندن در سنین و سطوح مختلف توانایی یک خط مطالعاتی دیگری است که می‌تواند مورد نظر سایر پژوهشگران باشد.

غنای واژگان که به عنوان تنوع واژگانی نیز شناخته می‌شود، در مدل‌های بدون نظارت سناریویی شبیه به پیچیدگی دستوری داشت (Yapp و همکاران ،2023). تنها دو ویژگی غنای واژگان در میان پیش‌بینی‌کننده‌های برتر مدل‌های نظارت شده (هم در داده‌های گفتاری و هم در داده‌های نوشتاری) بودند (Yapp و همکاران ،2023). در داده‌های گفتاری، نمره Honore (که تابعی از تعداد کلماتی است که فقط یک بار در یک نمونه زبانی استفاده می‌شود) پیش‌بینی کننده مثبت درک مطلب بود درحالی که در متون نوشتاری، نسبت میانگین متحرک نوع-نشان نقش پیش‌بینی کننده مثبتی داشت. در مدل‌های بدون نظارت، نسبت‌های میانگین نوع-توکن متحرک برای داده‌های مربوط به نسخه معمول ۲ عامل از ۴ عامل اول، در مجموعه داده‌های شفاهی/ نسخه تصحیح شده ۲ عامل از ۳ عامل نخست و برای داده‌های کتبی/ نسخه اصلاح شده ۱ از ۵ عامل اول وجود داشت. در هر دو مجموعه داده (شفاهی و کتبی)، عوامل با نسبت‌های میانگین متحرک نوع-نشانه به طور معنادار و مثبت نتایج خواندن را پیش‌بینی کردند. در زبان گفتاری، میانگین متحرک نسبت‌های نوع- نشانه در همان جهتی بارگذاری می‌شود که طول جمله و طول کل پاسخ بارگذاری می‌شود. در مجموعه داده‌های نوشتاری/ نسخه معمول، نسبت‌های میانگینی نوع-توکن متحرک با پیچیدگی گرامری در یک عامل و با طول جمله و طول کل متن در عامل دیگر بارگذاری شدند. نسبت میانگین متحرک نوع- نشانه یک ساختار مهم در هر چهار مجموعه داده به نظر می‌رسد، زیرا این ویژگی‌ها در عوامل هر چهار مجموعه داده وجود داشت با این وجود فقط درک را در مجموعه داده‌های مربوط به نسخه‌ی معمولی پیش بینی می‌کنند. این یافته ممکن است مربوط به تفاوت در رشد یا بلوغ زبان در مجموعه داده های زبان آموزان با مهارت بالا و کم مهارت باشد، اما این فرضیه باید توسط تحقیقات آینده تأیید شود.

عواملی که بر ویژگی‌های نسبت نوع-نشانه میانگین متحرک بار شده اند، بر ویژگی‌هایی دیگری بار می‌شوند که آن‌ها نتایج خواندن را به طور مثبت پیش‌بینی می کنند. نسبت نوع-توکن استاندارد که غنای واژگان را در کل نمونه زبان می‌سنجد، دارای ویژگی‌های واژگانی و نحوی است که نشان‌دهنده توانایی‌های زبانشناختی و ادبیاتی پایین‌تر است، درحالی‌که میانگین‌های متحرک به طور مداوم با ویژگی‌هایی بارگیری می‌شوند که نشان‌دهنده توانایی‌های زبان شناختی بالاتر است. همچنین قابل ذکر است که در عواملی که هم نسبت نوع-توکن استاندارد و هم میانگین متحرک بارگذاری می‌شوند دارای بارهای عاملی هستند که جهت آن مخالف یکدیگر است. این نتیجه که مستخرج از تحقیق حاضر است هم‌راستا با انتقاداتی است که از سوی پژوهشگران به نسبت استاندارد نوع-توکن می‌شود.

محدودیت‌های مطالعه ما شامل استفاده از یک مجموعه داده واحد و فقدان گروه کنترل است. تحقیقات آینده باید این یافته ها را با استفاده از مجموعه داده‌های مختلف و طرح‌های تجربی تکرار کند. علاوه بر این، تحقیقات بیشتری برای کشف مکانیسم‌های اساسی که رابطه بین ویژگی‌های زبانی و درک مطلب را توضیح می‌دهند، موردنیاز است. درنتیجه، این مطالعه بینش‌های ارزشمندی را در مورد عواملی که به درک مطلب در مجموعه داده‌های شفاهی و نوشتاری کمک می کنند، ارائه می کند. یافته‌ها نشان می‌دهد که ساده‌سازی ساختارهای دستوری، قرار دادن دانش‌آموزان در معرض طیف وسیعی از واژگان، و اجتناب از استفاده بیش‌ازحد از ضمایر شخصی و جملات طولانی ممکن است برای بهبود درک مطلب مفید باشد. این یافته‌ها پیامدهای مهمی برای آموزش و یادگیری دارند و نیاز به تحقیقات بیشتر در این زمینه را برجسته می کنند.

با این وجود، این مطالعه با روش‌های گذشته تفاوت‌های عمده‌ای داشته است که در پایان به ذکر آنها پرداخته می‌شود. روش‌های نوین یادگیری ماشین بدون نظارت و پردازش زبان طبیعی (NLP) به منظور شناسایی عوامل پنهان در ویژگی‌های واژگانی و نحوی پاسخ‌های شفاهی و کتبی زبان‌آموزان مورد استفاده قرار گرفته است و برخلاف رویکردهای قبلی که بیشتر متکی بر متغیرهای دستی و روش‌های نظارت‌شده بودند، این تحقیق با استخراج ۲۶۰ ویژگی زبانی از داده‌های گفتاری و نوشتاری و استفاده از تحلیل عاملی به صورت خودکار چهار عامل مهم را در هر دو مجموعه داده شناسایی کرد. این عوامل شامل "پیچیدگی

دستوری"، "تنوع واژگانی"، "تشابه و ویژگی کلمه" و "پیچیدگی بند" هستند که بیش از ۵۰ درصد از واریانس داده‌ها را توضیح می‌دهند. سپس این عوامل به عنوان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده در مدل رگرسیونی قرار گرفتند و نتایج نشان داد که در داده‌های شفاهی تنها عامل سوم (تشابه و ویژگی کلمه) و در داده‌های کتبی عوامل اول (پیچیدگی دستوری)، سوم (پیچیدگی بند) و چهارم (اختصاصی بودن کلمه) به طور معناداری در پیش‌بینی درک مطلب نقش دارند. این روش، با تلفیق هوش مصنوعی و تحلیل‌های زبانی عمیق، امکان شناسایی الگوهای پنهان در داده‌های زبانی را فراهم کرده و زمینه را برای توسعه روش‌های دقیق‌تر آموزش و ارزیابی زبان فراهم می‌کند.

تعارض منافع

نویسندگان هیچ گونه تعارض منافعی ندارند کفایت می کند.

سپاسگزاری

مقاله حاضر برگرفته از رساله دکتری دانشگاه آزاد واحد علوم تحقیقات است. بدینوسیله از حمایت دانشگاه مربوطه و موسسات زبانی که زمینه اجرای این تحقیق را فراهم کردند، کمال تشکر را داریم.

References

Abdul, Razaque., Abrar, M., Alajlan. (2020). Supervised Machine Learning Model-Based Approach for Performance Prediction of Students. *Journal of Computer Science.*
doi: 10.3844/JCSSP.2020.1150.1162

Amir, Karami., Aryya, Gangopadhyay., Bin, Zhou., Hadi, Kharrazi. (2015). A Fuzzy Approach Model for Uncovering Hidden Latent Semantic Structure in Medical Text Collections.

Andreas, V. (2011). Evaluating unsupervised learning for natural language processing tasks.

Anne, G. (2023). Natural Language Processing.
doi: 10.1007/978-1-4842-8931-0_4

Anup, A, Deshmukh., Q, Zhang., M, Li., J, Lin., Lili, M. (2021). Unsupervised Chunking as Syntactic Structure Induction with a Knowledge-Transfer Approach.

Benoit, K., & Nulty, P. (2017). quanteda: Quantitative analysis of textual data. R package version 0.99, 9.

Buitinck, L., Louppe, G., Blondel, M., Pedregosa, F., Mueller, A., Grisel, O., ... & Varoquaux, G. (2013). API design for machine learning software: experiences from the scikit-learn project. arXiv preprint arXiv:1309.0238.

Henry, Lin. (2018). Syntactic and Lexical Approaches to Reading Comprehension.
doi: 10.18653/V1/W18-3702

Chi-Hong, L., Yuen-Yan, Ch. (2007). A natural language processing approach to automatic plagiarism detection.
doi: 10.1145/1324302.1324348

Chris, v, der, Lee., A, van, d, Bosch. (2017). Exploring Lexical and Syntactic Features for Language Variety Identification.
doi: 10.18653/V1/W17-1224

Chuyuan, Lin. (2019). Unsupervised learning on functional data with an application to the analysis of U.S. temperature prediction accuracy.

Dan, K. (2008). Unsupervised Learning for Natural Language Processing.

Engr., S, Bhutto., I, Farah, S., Qasim, A, Arain., M, A. (2020). Predicting eeeeeets' Aaammin eerfrr mccc Trr ggg eeee rviee Mcchiee Learning.
doi: 10.1109/ICISCT49550.2020.9080033

Feng, Zhi-wei. (2006). Several Features of Current Development of Natural Language Processing. Journal of College of Chinese Language and Culture of Jinan University.

Jang, E.E. (2019). Potential of machine learning approaches for advancing diagnostic language assessment. Keynote presentation at the 9th Canadian Association of Language Assessment (CALA) Symposium. Toronto, ON, Canada.

Gomez-Merino, N., Fajardo, I., & Ferrer, A. (2021). Did the three little pigs frighten the wolf? How deaf readers use lexical and syntactic cues to comprehend sentences. *Research in Developmental Disabilities*, 112, 103908.

Graham, N. (2012). Unsupervised Learning of Lexical Information for Language Processing Systems.

Janel, Wu. (2020). Machine Learning in Education.
doi: 10.1109/ICMEIM51375.2020.00020

Martin, E. (2011). Machine Learning for Natural Language Processing.

Martin, R. (2016). Unsupervised Methods for Learning and Using Semantics of Natural Language.

Meichao, Zh., Aitao, Lu., Pingfang, S. (2017). ERP Evidence for the Activation of Syntactic Structure During Comprehension of Lexical Idiom. Journal of Psycholinguistic Research.
doi: 10.1007/S10936-017-9485-Z

Md., R, Islam., Shuji, S., Yoshihiro, Y., Andrew, W., Vargo., Motoi, Iwata., M, Iwamura., Koichi, K. (2021). Self-supervised Learning for Reading Activity Classification.
doi: 10.1145/3478088

Minh, N. (2022). ViMRC - VLSP 2021: An empirical study of Vietnamese Machine Reading Comprehension with Unsupervised Context Selector and Adversarial Learning. VNU Journal of Science: Computer Science and Communication Engineering.
doi: 10.25073/2588-1086/vnucsce.344

Pierre, N. (2014). Language Processing with Perl and Prolog: Theories, Implementation, and Application.

Revelle, W., & Revell .. (5555) kkkkgg ‘yyy’’’ mmmrr eeeniive R archive network, 337(338).

Seyyedeh, M, Hamedi., R, Pishghadam., M, Ghazanfari. (2015). Detecting the Underlying Constructs of the Self-efficacy Scale for English Language rrrr nrrs’ Txxtookk (SSS-ELLT) through Exploratory Factor Analysis. Journal of Language Teaching and Research.
doi: 10.17507/JLTR.0701.25

Sinclair, J., Jang, E. E., & Rudzicz, F. (2021). Using machine learning to rr ddittt cii lrr’’’ s raadigg mmmrr eeeniio frmm lingii tti faatures extracted from speech and writing. Journal of Educational Psychology, 113(6), 1088.

Shuangyan, Liu., Mathieu, d'Aquin. (2017). Unsupervised learning for understanding student achievement in a distance learning setting.
doi: 10.1109/EDUCON.2017.7943026

Stephen, W., Suresh, M. (2000). Unsupervised lexical learning with Categorial grammars using the LLL corpus. Lecture Notes in Computer Science,

Truckenmiller, A., Shen, M., & Sweet, L. E. (2021). The Role of Vocabulary and Syntax in Informational Written Composition in Middle School. Reading and Writing. 34(4), 911-943.
https://doi.org/10.1007/s11145-020-10099-1

Umesh, R., Hodeghatta., Umesh, Nayak. (2017). Unsupervised Machine Learning.
doi: 10.1007/978-1-4842-2514-1_7

Xiangdong, Wu., Xiaoyan, Liu., Yimin, Zhou. (2022). Review of Unsupervised Learning Techniques.
doi: 10.1007/978-981-16-6324-6_59

Yapp, D., de Graaff, R., & van den Bergh, H. (2023). Effects of reading strategy instruction in English as a second laggaag ttMMt’’ academic reading comprehension. Language Teaching Research, 27(6), 1456-1479.