

Authorship Analysis: Style Change Detection

Engler, Rebecca; Fandrich, Anna; Gühler, Tobias; Mitterlehner, Johanna; Schilling, Anabel;
Wittmann, Clarissa; Wutke, Leon
Fakultät CB

HS Mittweida

Zusammenfassung—This document is a model and instructions for \LaTeX . This and the `IEEEtran.cls` file define the components of your paper [title, text, heads, etc.]. *CRITICAL: Do Not Use Symbols, Special Characters, Footnotes, or Math in Paper Title or Abstract.

Index Terms—machine learning, text mining, author detection

I. EINLEITUNG

II. VERWANDTE WERKE

Seit dem Jahr 2017 erscheint „Style Change Detection“ als Aufgabe des PAN als Teil des CLEFs (Conference and Labs of the Evaluation Forum). Seitdem wurden zahlreiche Vorgehen erprobt, um die Aufgabenstellung zu bewältigen und die bisherigen Ergebnisse zu verbessern. [1]

Iyer und Vosoughi [2] nutzen Googles BERT-Modell für die Erstellung von Worteinbettungen auf Satzebene als Repräsentation der Texte. Mit den Ausgaben aus BERT wird eine Feature-Matrix erstellt, die dann für aufeinanderfolgende Absätze und das gesamte Dokument zusammengefasst wird. Zuletzt erfolgt die Übergabe an einen Random Forest Klassifikator zum Training.

Singh et al. [3] extrahieren Eigenschaften zweier Absätze und stellen diese als Eigenschaftsvektoren dar. Anhand der Unterschiede dieser zwei Vektoren und eines Klassifikators für Logistische Regression wird die Stiländerungserkennung durchgeführt.

Deibel und Löfflad [4] kombinieren Worteinbettungen mit bekannten stilometrischen Eigenschaften. Sie nutzen ein Multi-Layer-Perceptron zur Erkennung multipler Autoren im Dokument und ein bidirektionales „Long short-term memory“ (LSTM) zur Erkennung der Stiländerung. Der Ansatz iteriert nachfolgend und teilt unter Zuhilfenahme eines Attribution-Algorithmuses einen Autor pro Absatz zu.

Viele der bisherigen Vorgehen extrahieren stilometrische Eigenschaften aus den vorgegebenen Textdaten und nutzen diese, um Ähnlichkeit zwischen den Absätzen festzustellen [5]–[7]. Der in der vorliegenden Arbeit verwendete Ansatz ähnelt diesem Muster. Unterschiede sind unter Anderem bei der Verarbeitung der Features anzumerken.

Wie Deibel und Löfflad [4, S.9] in ihrer Arbeit anmerken, scheint die Auswahl der verwendeten Features großen Einfluss auf das Endergebnis der Style-Change-Detection-Aufgabe zu haben. So erzielten sie auch mit lediglich fünf Eigenschaften gute Ergebnisse auf dem in ihrer Arbeit verwendeten Datensatz.

In der vorliegenden Arbeit wurde hier angesetzt und nur Features verwendet, die aussagekräftig für die Problemlösung waren.

Singh et al [8, S.4] diskutieren die Problematik, dass extrahierte Eigenschaften bei kurzen Dokumenten- bzw. Absatzlängen weniger relevante stilometrische Information böten. Sie nutzten daher kompakte Feature-Sets, die mit dem Stil zusammenhängende Feature über das gesamte Dokument sammeln.

Der in der vorliegenden Arbeit verwendete Lösungsansatz ist die Gewichtung der Features abhängig von der Länge des Absatzes.

Neben der Verwendung bekannter stilometrischer Eigenschaften wurden in verwandten Werken auch Worteinbettungen als textuelle Eigenschaften auf Wort- [9] und Satzebene [2] zur Autorennzuordnung eingesetzt. Auf die Nutzung dieser wird bei der vorliegenden Arbeit verzichtet.

Ein weiterer Unterschied des hier vorgelegten Ansatzes zu vorherigen Arbeiten ist ein neues Vorgehen für den Random Forest Klassifikator, auf das im Abschnitt X noch näher eingegangen wird.

III. METHODEN

A. Datensatz

B. Algorithmus

C. Features

IV. ERGEBNISSE

V. DISKUSSION

VI. FAZIT

LITERATUR

- [1] Pan Webis Group (2021). Shared Tasks. PAN.
- [2] A. Iyer and S. Vosoughi. Style Change Detection Using BERT—Notebook for PAN at CLEF 2020. In Linda Cappellato, Carsten Eickhoff, Nicola Ferro, and Aurélie Nèveol, editors, CLEF 2020 Labs and Workshops, Notebook Papers, September 2020. CEUR-WS.org.
- [3] J. Weerasinghe, R. Singh, and R. Greenstadt. Feature Vector Difference based Authorship Verification for Open-World Settings—Notebook for PAN at CLEF 2021. In Guglielmo Faggioli et al., editors, CLEF 2021 Labs and Workshops, Notebook Papers, September 2021. CEUR-WS.org.
- [4] R. Deibel and D. Löfflad. Style Change Detection on Real-World Data using an LSTM-powered Attribution Algorithm—Notebook for PAN at CLEF 2021. In Guglielmo Faggioli et al., editors, CLEF 2021 Labs and Workshops, Notebook Papers, September 2021. CEUR-WS.org.

- [5] D. Castro-Castro, C. Alberto Rodríguez-Losada, and R. Muñoz. Mixed Style Feature Representation and B0-maximal Clustering for Style Change Detection—Notebook for PAN at CLEF 2020. In Linda Cappellato, Carsten Eickhoff, Nicola Ferro, and Aurélie Névél, editors, CLEF 2020 Labs and Workshops, Notebook Papers, September 2020. CEUR-WS.org.
- [6] E. Zangerle, M. Tschuggnall, G. Specht, M. Potthast, B. Stein. Overview of the Style Change Detection Task at PAN 2019. In L. Cappellato, N. Ferro, D. Losada, H. Müller (Eds.), CLEF 2019 Labs and Workshops, Notebook Papers, 2019. CEUR-WS.org.
- [7] E. Dauber, R. Overdorf, R. Greenstadt. Stylometric Authorship Attribution of Collaborative Documents. In S. Dolev, S. Lodha (Eds.), Cyber Security Cryptography and Machine Learning - First International Conference, CSCML 2017, Proceedings, volume 10332 of Lecture Notes in Computer Science, Springer, 2017, S. 115–135.
- [8] R. Singh, J. Weerasinghe, and R. Greenstadt. Writing Style Change Detection on Multi-Author Documents—Notebook for PAN at CLEF 2021. In Guglielmo Faggioli et al., editors, CLEF 2021 Labs and Workshops, Notebook Papers, September 2021. CEUR-WS.org.
- [9] K. Safin and R. Kuznetsova. Style Breach Detection with Neural Sentence Embeddings—Notebook for PAN at CLEF 2017. In Linda Cappellato, Nicola Ferro, Lorraine Goeuriot, and Thomas Mandl, editors, CLEF 2017 Evaluation Labs and Workshop – Working Notes Papers, 11-14 September, Dublin, Ireland, September 2017. CEUR-WS.org.