Concept Drift in Recommender Systems: Building a MLOps Pipeline that takes Concept Drift into account

**Bachelorarbeit**

im Studiengang  
Wirtschaftsinformatik und digitale Medien

vorgelegt von

**Sebastian Sätzler**Matr.-Nr.: 37635

am 18. Juli 2022   
an der Hochschule der Medien Stuttgart

Erstprüfer/in: Prof. Dr. Jan Kirenz   
Zweitprüfer/in: Prof. Dr. Hendrik Meth

# Ehrenwörtliche Erklärung

„Hiermit versichere ich, Sebastian Sätzler, ehrenwörtlich, dass ich die vorliegende Bachelorarbeit (bzw. Masterarbeit) mit dem Titel: „Concept Drift in Recommender Systems: Building a MLOps Pipeline that takes Concept Drift into account“ selbstständig und ohne fremde Hilfe verfasst und keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel benutzt habe. Die Stellen der Arbeit, die dem Wortlaut oder dem Sinn nach anderen Werken entnommen wurden, sind in jedem Fall unter Angabe der Quelle kenntlich gemacht. Die Arbeit ist noch nicht veröffentlicht oder in anderer Form als Prüfungsleistung vorgelegt worden.

Ich habe die Bedeutung der ehrenwörtlichen Versicherung und die prüfungsrechtlichen Folgen (§ 26 Abs. 2 Bachelor-SPO (6 Semester), § 24 Abs. 2 Bachelor-SPO (7 Semester), § 23 Abs. 2 Master-SPO (3 Semester) bzw. § 19 Abs. 2 Master-SPO (4 Semester und berufsbegleitend) der HdM) einer unrichtigen oder unvollständigen ehrenwörtlichen Versicherung zur Kenntnis genommen.“

Aichschieß, 30.4.2022,



# Kurzfassung

Gegenstand der hier vorgestellten Arbeit ist eine Dokumentvorlage für Abschlussarbeiten und andere wissenschaftliche Arbeiten (z.B. Bachelorarbeiten, Masterarbeiten, Diplomarbeiten und Studienarbeiten) an der Hochschule der Medien (HdM) Stuttgart. Die Dokumentvorlage basiert auf den Richtlinien zur Erstellung von Abschlussarbeiten in der Fakultät Information und Kommunikation, sie ist aber ohne weiteres über den Fachbereich hinaus innerhalb und außerhalb unserer Hochschule nutzbar und kann für eine Vielzahl wissenschaftlicher Arbeiten und Berichte verwendet werden. Die Dokumentvorlage stellt ein Angebot dar, das von den Studierenden genutzt werden kann, dessen Verwendung an der HdM aber nicht verpflichtend ist. Die existierenden Regelungen zu Abschlussarbeiten bleiben dabei unberührt. Diese Dokumentvorlage wurde zur Verwendung im Textverarbeitungssystem Microsoft Word erstellt. Die hier vorliegende Arbeit ist selbst mit dieser Dokumentvorlage geschrieben und kann in formaler Hinsicht als Muster für die Abfassung von wissenschaftlichen Arbeiten verwendet werden. Auf diese Weise lässt sich die Einhaltung der für wissenschaftliche Arbeiten geltenden Formatvorgaben weitgehend automatisieren, wodurch sich die Qualität der wissenschaftlichen Arbeiten hinsichtlich formaler Kriterien erhöht und sich der Beratungsaufwand verringert.

**Schlagwörter**: Dokumentvorlage, wissenschaftliche Arbeit, Bachelorarbeit, Masterarbeit, Diplomarbeit, Hochschule, Textverarbeitungssystem, Microsoft Word

# Abstract

A style sheet for theses (e.g., master theses, bachelor theses, diploma theses) is being presented. This style sheet may be used by any student, its utilisation, however, is not obligatory in our university. The style sheet is designed for the Microsoft Word text processing system. This document itself is written by using the developed style sheet and can be used as a template for the production of theses. In this way, the fulfilment of the existing formatting guidelines will be automated to a large extent, thus raising the quality of theses with respect to formal criteria as well as reducing the need for training and consulting.

**Keywords:** Concept Drift, MLOps, AutoML, Recommender System, Machine Learning

# Table of Contents

Ehrenwörtliche Erklärung 2

Kurzfassung 3

Abstract 3

Table of Contents 4

Abbildungsverzeichnis 5

Tabellenverzeichnis 5

List of Abbrevations 6

1 Introduction 7

2 State of Research 8

2.1 Design Science Research 8

2.2 Recommender Systems 9

3 Conclusion and Outlook 10

Anhang A: Beispiele für die Gliederung von Abschlussarbeiten 11

A.1 Literaturarbeiten 11

A.2 Systementwicklungen 11

Anhang B: Formatvorlagen 12

Glossar 13

Quellenverzeichnis 14

Stichwortverzeichnis 15

# Table of Figures

Abbildung 1: Verbinden eines Textteils mit einer Formatvorlage 23

Abbildung 2: Verschiedene Schriftarten 24

Abbildung 3: Einfügen von Beschriftungen 26

Abbildung 4: Einfügen eines Querverweises auf eine Abbildung 27

Abbildung 5: Formatierung von Nummerierungen, Aufzählungen und Einrückungen 30

# List of Tables

Tabelle 1: Unterschiede zwischen Abbildungen und Tabellen 27

Tabelle 2: Beispiele für Überschriftebenen 32

Tabelle 3: Aufstellung der wichtigsten Formatvorlagen der Dokumentvorlage 43

# List of Abbreviations

ML Machine Learning

GPU Graphics Processing Unit

CPU Central Processing Unit

RS Recommender System

CD Concept Drift

TFX TensorFlow Extended

TFRS TensorFlow Recommenders

DD Data Drift

STEM Academic disciplines of science, technology, engineering, mathematics

PoC Proof of Concept

IS Information System

SotA State of the Art

AI Artificial Intelligence

API Application Programming Interface

# Introduction

Over the last two decades Machine Learning (ML) has become one of the fastest growing technical fields with an estimated growth of 21% in 2022 compared to its previous year. (Rimol, 2021)

It managed to secure a position as one of the top fields in computer science for scientific research as well as enterprise adoption. ML combines concepts of linear algebra and statistics and applies them to large datasets to find patterns and generalizations in the data, which can be used to make predictions or classifications.

Leveraging these complex algorithms with the computational power of modern GPUs and CPUs, ML has seen application in a large variety of sectors ranging from medicine for diagnostics, to transportation for self-driving cars and e-commerce for shopping cart optimization. (Choy et al., 2018) The latter sector employs so called Recommender Systems (RS) with the goal of suggesting products that coincide with the taste of the customer. With the advent of e-commerce, RSs have gained increasing interest from academia and especially the enterprise sector. (Singh, Choudhury, Dey, & Pramanik, 2021) RSs serve a major role for large tech corporations in engaging, retaining and enticing the user-base of their platform. (Jannach & Zanker, 2022) Netflix for example uses its own RS to suggest its users what movies they might be interested in. In order to incentivize research in the field of Recommender Systems, Netflix introduced the Netflix Prize in 2007: A dataset was made public with users and their movie ratings. The goal was to create a RS that would beat Netflix’ own RS at that time. For this challenge a prize pool of $1.000.000 was written out. (Bennett, Lanning, & others, 2007) To this day datasets of movie ratings remain a popular way to benchmark RSs.

Despite the wide use and success of Recommender Systems and Machine Learning in general, it still is a relatively new field with a lot of research opportunity. (Jordan & Mitchell, 2015) While Recommender Systems are considered integral to many online-platforms, their precision and accuracy often lack in comparison to other ML fields. This is, among other things, due to the nature of the data that Recommender Systems work with, which is often sparse. (Khusro, Ali, & Ullah, 2016) Consequently Recommender Systems are especially susceptible to bad data quality and therefore could profit from comprehensive data curation and monitoring. This lends itself to take a data-centric approach when building, deploying and maintaining a RS, which is one of the subject matters that the field of MLOps sets out to tackle. (Miranda, 2021)

MLOps emerged from the paradigm of DevOps and seeks to apply an automated and standardized approach to the lifecycle of ML applications, similar to what DevOps does for conventional Software. MLOps is attuned to the specific needs and problems of Machine Learning, such that its practices vary from those of DevOps, while still sharing the same goal of rapid and frequent deployment of Software. (Makinen, Skogstrom, Laaksonen, & Mikkonen, 2021) The effect of data quality on the ML model presupposes that data quality management is an integral part of every MLOps system, since data quality affects all aspects of the machine learning lifecycle. (Renggli et al., 2021) Detrimental data to the ML system’s performance can manifest itself in different ways.

One manifestation is concept drift (CD), which describes a changing outcome *y* to a constant input *x* over time. (Lu et al., 2018) Real world examples of CD could be changing house prices due to a fluctuating house market, or people changing their taste in movies because of aging or genre trends. Deteriorating RS performance due to CD can directly impact the health of the online platform it is used on, as outputs of RSs are generally reciprocated back to the user experience. For instance, if a movie streaming platform stops recommending appropriate movies to a user because it failed to adapt to the change in taste, the user might stop watching movies on that platform and eventually cancel their subscription. Issues of Concept Drift need to be addressed and mitigated to ensure user-base retention for online services. Additionally, it needs to be incorporated into a MLOps system to benefit from the maintainability, consistency and automation of a unified process.

The product of this work, called an artifact, will be the implementation of a concept drift-aware MLOps pipeline for a RS. CD-awareness meaning, that it possesses the ability to account for potential CD in the data.

This paper serves as a thorough documentation of the design of the artifact, which is based on a comprehensive dissection of scientific literature touching the topics of Recommender Systems, MLOps and Concept Drift. The result will then be qualitatively evaluated and discussed.

# Motivation and Structure

## Environment

Machine Learning serves great value to businesses. In 2017, Netflix for instance claimed estimated savings of $1 billion through their use of RSs. (Columbus, 2017) Since 2017, ML algorithms became more sophisticated and hardware more powerful to make AI operations more efficient, effective and in return more profitable. Gartner calculated the revenue of the AI software market to be over $51 billion in the year 2021 with a prediction to surpass $60 billion by the end of 2022. (Rimol, 2021) Open-source software, ML cloud services and an active community make AI more accessible to a wide variety of businesses. These developments make a growing number of institutions consider optimizing, augmenting, or even reinventing their current operations with ML. McKinsey’s “The state of AI in 2021” reported that 56% of their surveyed businesses have adopted ML and Artificial Intelligence (AI) in at least one of their business functions. An increase of 6% compared to the preceding year. (Chui, Hall, Singla, & Sukharevsky, 2021) It’s apparent that ML and AI[[1]](#footnote-1) receive increasing interest in the enterprise sector.

According to a survey conducted by Refinitiv, out of 447 international institutions that use ML, only 46% have deployed AI in multiple areas and are core to its business, whereas 44% deployed ML in pockets, while the remaining 10% were still prototyping and investing in its infrastructure. (Baker, 2019) This indicates that a majority of enterprises, while considering or using ML for their businesses, struggle to embed it into their existing infrastructure. This observation is also supported by Algorithmia’s 2020 report on enterprise machine learning, which uncovers that 55% of companies “*actively developing machine learning lifecycles or […] beginning their machine learning journey*” have yet to deploy a machine learning model. This report highlights that a lot of the main difficulties of ML lie in its operational aspect, such as reproducibility, versioning of models and scaling of the ML system. This leads to “*unreasonably long roads to deployment*” and impedes evolving the ML system to higher levels of maturity. (Algorithmia, 2020) Another Refinitiv study also identified lacking data quality to remain the biggest challenge for ML and data science. (Refinitiv, 2020)

The aforementioned McKinsey whitepaper made the observation that companies most successful with AI were employing advanced operation procedures such as MLOps, as well as putting greater effort into mitigating and reacting to “*AI-related-risks*”, such as concept drift. This applies to the operation of RSs as well. Operationalizing the ML lifecycle and ensuring high model quality through data quality assurance are essential to a RS in a productive environment. A data-centric approach to RSs combined with the application of MLOps practices should prevent or alleviate unsatisfactory RS performance while ensuring maintainability and reproducibility to an mostly automated ML process. Especially the phenomenon of concept drift needs to be accounted for as it is an inevitable occurrence for a majority of real world data. A key challenge for RS is its often unpredictable nature and sudden appearance, which can be detrimental to business operation. Shift in the data can be subliminal as it is not tangible in most cases and therefore can go unnoticed by Data Scientists and ML engineers. Consequently the effects of CD can first become apparent through degradation of model performance. Scalable and automated ways to account for change in ML data still are in their infancy and therefore require further research and development to engineer solutions. In the long run a state-of-the-art ML infrastructure will make RS operations more profitable for businesses through labor reduction and performance improvements.

This introduction poses the baseline for the relevance cycle of Hevner’s design science research method. The collected insights from the whitepapers serve to map out the environment and establish the motivation for this research. The acceptance criteria for the later artifact will in part be derived from the findings and motivation in this chapter, which will be elaborated in the following chapter.

## Artifact

The MLOps pipeline will be realized with TensorFlow Extended (TFX), a package with various tools to orchestrate and monitor the ML lifecycle. (Baylor et al., 2017) A Deep & Cross Network RS will be implemented with the TensorFlow Recommenders Python API (TFRS). As the dataset, MovieLens 25M will be used, a collection of 25 million movie scores with 62.000 movies and 162.000 users. (Harper & Konstan, 2016)

In the scope of this work, one solution to CD will be designed that is derived from the literature. It is not a comparison and evaluation of various implementations of CD-awareness. This work does not entail a quantitative evaluation of the artifact, as the focus lies on a qualitative analysis of the prototype. Lastly, the concept of Data Drift (DD) is not subject of this work and thus only will be touched in the context of Concept Drift. The artifact will be built using the Design Science Research (DSR) methodology from Alan R. Hevner. (Hevner, March, Park, & Ram, 2004)

# State of Research

## Design Science Research

Design science is a research paradigm that emerged as a differentiation to natural science in STEM. Natural science, also referred to as behavioral science, is associated with fields like mathematics, physics, biology and chemistry. Its research methodology follows the objective of uncovering facts and theories about reality. Juxtaposed to the natural science lies the design science. Instead of uncovering rules and theories about the nature of reality, design science sets out to engineer and create artifacts with tools from scientific literature. Design science is predominantly represented in the engineering and computer science fields, where proof of concepts (PoC) and prototypes are the result of a lot of academic works. Both behavioral science and design science have distinguished approaches on how to conduct research.

Design science research contains a set of frameworks and best practices to manage academic work in the design science department. One of the more prominent methodologies is Alan R. Hevner’s “three cycles” of DSR. (Hevner et al., 2004) Hevner originally designed his framework to involve the research aspect more closely to the development process of Information Systems (IS) in enterprise environments. It consists of 3 cycles which are closely related to each other and serve to build an artifact. The three cycles are what Hevner argues separates design science from other research paradigms. (Hevner, 2007)

The artifact is the eventual product of the academic work using DSR. Since its first publication in 2004, DSR has found application in a wide variety of fields that surpasses conventional engineering and computer science. This means that the term “artifact” has a broad definition and is consequently hard to delimit. Generally, an artifact means anything that emerges from design science research. It could range from a theoretical model that was derived from other academic work, to a physical prototype or a production-ready software system.

The goal of DSR is to create an innovative artifact, which incorporates both theoretical-scientific, as well as the practical-environmental (e.g. business) aspects into its design. The iteration through the three cycles creates a mutual feedback-loop between the artifact and the science and business environment. (Hevner et al., 2004) The result is an artifact, which is attuned to the business needs of an enterprise, while also holding scientific value and enriching the academic field with new insights and findings.

In the following, the three cycles will be elaborated in more detail.

1. **The relevance cycle**: The relevance cycle initiates the DSR process. In this cycle all requirements relevant to the artifact and the research are worked out. First, a problem is defined and opportunities and arguments are laid out supporting research to resolve the problem with an artifact. Since DSR has its roots in the enterprise sector, it is vital to map out and contextualize the environment this research takes place in, as it directly influences the design of the artifact. In order to evaluate the artifact, acceptance criteria need to be defined. This way a conclusion can be made whether the artifact succeeded in its goals to improve the environment or not. (Hevner & Chatterjee, 2010) In this work the results of the relevance cycle are to be found in the introduction of this paper.
2. **The rigor cycle**: Following the relevance cycle, comes the rigor cycle. While the relevance cycle establishes the requirements for the project, the rigor cycle introduces the methods, drawn from scientific literature, used to create the artifact. (Hevner & Chatterjee, 2010) This so called *knowledge base* consists of engineering methods and scientific theories and sets the foundation from which the artifact will be designed and built from. A thorough rigor cycle ensures that the artifact is grounded on state-of-the-art literature from the academic field. This establishes the connection to other scientific contributions and thus sets it apart from routine designs and routine design processes. (Hevner & Chatterjee, 2010) The rigor cycle gives the artifact the scientific weight it requires to be acknowledged as an academic contribution, consequently it is vital that the design of the artifact draws sufficiently from the knowledge base of the rigor cycle. The knowledge base is referenced in the State of Research of this paper
3. **The design cycle**: “*The internal design cycle is the heart of any design science research project.*” (Hevner & Chatterjee, 2010) The design cycle is the culmination of the relevance and the rigor cycle. The information acquired from the two prior cycles will now be deployed to design and implement the artifact. Hevner points out that it is not possible to retain both maximum relevance and rigor simultaneously, thus a balance between both need to be struck. (Hevner & Chatterjee, 2010) In the context of the design cycle the rigor represents the actual construction of the artifact, meaning the implementation of the knowledge base gained from the rigor cycle. In opposition to the rigor stands the relevance. The relevance represents all the requirements and evaluation criteria that were specified in the relevance cycle. The discrepancy between the relevance and the rigor gets resolved by the artifact, which is the bridge between both and thus constitutes the business and scientific contribution. The design cycle is documented in the Artifact design chapter of this paper.

DSR is a non-linear process. With progression of the research project, the relevance, rigor, and design cycle can change as new insights are garnered. Through iterative cycles Hevner’s DSR methodology accounts for the often unpredictable nature of the artifact creation process. Should either parts of the relevance, rigor or design fall out of line with the current state of the project, it needs to be updated by reiteration. (Hevner et al., 2004)

Once the research is conducted and the artifact is created it itself becomes part of the knowledge base, whose insights can now be used for other research projects.

## Recommender Systems

Die Idee, eine spezielle Word-Dokumentvorlage zum Schreiben von Abschlussarbeiten und anderen wissenschaftlichen Arbeiten zu entwickeln, ist zwar naheliegend, doch ist eine Internet-Recherche nach einschlägigen Lösungen wenig ergiebig. Der Stand der Technik lässt sich folgendermaßen beschreiben:

* Relativ häufig sind Anleitungen zum Schreiben von Doktorarbeiten, vor allem im angelsächsischen Raum (Phillips/Pugh 1994; Wolfe 2000). Diese Anleitungen beziehen sich jedoch mehr auf die Inhalte als auf die äußere Form einer wissenschaftlichen Arbeit.
* Meist werden die Vorgaben für die Formatierung von Abschlussarbeiten in Form von Richtlinien verbal beschrieben (z.B. HBI 1999). Eine Hilfestellung für die Umsetzung solcher Vorgaben mit Hilfe des in den meisten Hochschulen gängigen Textverarbeitungssystems Microsoft Word wird dabei jedoch nicht angeboten.
* Die vorhandenen von Microsoft für das Textverarbeitungssystem Word (Lambrich 1999) mitgelieferten Dokumentvorlagen sind nicht für wissenschaftliche Arbeiten konzipiert. Eine Recherche im Web erbrachte nur wenige Ansätze, eine spezielle Dokumentvorlage für wissenschaftliche Arbeiten zu entwickeln. So gibt es ein umfangreiches Projekt „Digitale Dissertationen“ an der Humboldt-Universität zu Berlin, in dessen Rahmen auch eine Dokumentvorlage („dissertation-97.dot“) entwickelt wurde, die allerdings in ihrer Komplexität über die hier präsentierte Lösung hinausgeht (Humboldt Universität zu Berlin 2000). Andere Dokumentvorlagen beziehen sich auf das Textverarbeitungssystem LaTeX, das an der HdM wenig gebräuchlich ist (siehe z.B. University of Alberta 2000).

Die durchgeführten Recherchen bestärkten daher den Autor bei seinem Ziel, eine einfach nutzbare Word-Dokumentvorlage für wissenschaftliche Arbeiten zu entwickeln.

# Conclusion and Outlook

Mit der hier vorgelegten Dokumentvorlage steht ein Werkzeug zur Verfügung, das es möglich macht, auf relativ einfache Weise die Textgestaltung für Abschlussarbeiten und andere wissenschaftliche Arbeiten zu automatisieren. Dies spart Arbeitszeit, Beratungsaufwand und erhöht zugleich die Qualität des Ergebnisses hinsichtlich formaler Kriterien.

Gleichzeitig unterstützt die Dokumentvorlage die Lehre in Fächern *wie Arbeits-, Lern- und Präsentationstechniken* und *Vorbereitung auf die Bachelor- bzw. Masterarbeit*,

Die Dokumentvorlage wurde im Sommer 2000 in der vorliegenden grundlegend überarbeiteten Version zum ersten Mal hochschulweit benutzt, nachdem bereits die Vorgängerversion im Jahr 1999 für drei Abschlussarbeiten erfolgreich eingesetzt wurde.

Erweiterungen der Dokumentvorlage und der darin enthaltenen Anleitung zur Erstellung von Abschlussarbeiten mit dem Textsystem Microsoft Word sind auch für die Zukunft geplant. Das Feedback aus der Nutzung der Dokumentvorlage für Abschlussarbeiten an der HdM wird dabei fortgesetzt aufgegriffen und zur Verbesserung genutzt werden.

# Anhang A: Beispiele für die Gliederung von Abschlussarbeiten

Die nachfolgenden Gliederungen stellen lediglich Vorschläge dar, die stets am konkreten Fall überprüft und in der Regel angepasst werden müssen.

## A.1 Literaturarbeiten

1. Überblick (oder: Zusammenfassung, „Executive Summary“, alles Wichtige für den „Manager“ oder Schnellleser)
2. Fragestellung (oder: Ziele, Ausgangspunkt, Motivation)
3. Übersicht über den Stand der Wissenschaft und Technik (Beschreibung der Lösungsansätze, Beispiele etc. in einzelnen Abschnitten)
4. Bewertung der einzelnen untersuchten Ansätze, Beispiele etc., Identifikation von Defiziten
5. Synthese: Erstellung einer Gesamtschau, allgemeine Prinzipien, Beschreibung einer eigenen Sicht auf das Problem, evtl. auch eigene Vorschläge
6. Zusammenfassung (Erklärung des Nutzens), Ausblick

Anhang: eventuell recherchierte Texte, Produktbeschreibungen, etc.

## A.2 Systementwicklungen

1. Überblick (oder: Zusammenfassung, „Executive Summary“, alles Wichtige für den „Manager“ oder Schnellleser)
2. Problemstellung (oder: Ziele, Ausgangspunkt), Vorgesehener Benutzerkreis, Bedürfnisse der Benutzer
3. Stand der Technik (Wie wird das Problem bisher gelöst, wo sind die Defizite)
4. Gewählter Lösungsansatz (allgemeines Prinzip, welche Werkzeuge, z.B. Programmiersprachen werden verwendet)
5. Beschreibung der durchgeführten Arbeiten
6. Ergebnis (z.B. Screenshots mit Erläuterungen)
7. Zusammenfassung (Erklärung des Nutzens), Ausblick

Anhang: evtl. (ausgewählte) Programmbeispiele

Evtl. CD-ROM als Beilage

# Anhang B: Formatvorlagen

Nachfolgend sind die für die Benutzer der Dokumentvorlage wichtigsten Formatvorlagen aufgelistet. Vermerkt ist jeweils auch der Zweck der Formatvorlage und ob es sich um eine neue oder eine modifizierte Formatvorlage handelt.

Tabelle 3: Aufstellung der wichtigsten Formatvorlagen der Dokumentvorlage

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Formatvorlage** | **Zweck** | **neu oder modifiziert** |
| Abbildung | Abbildungen | neu definiert |
| Beschriftung | Beschriftung von Abbildungen | modifiziert |
| Computerprogramm | Texte von Computerprogrammen u.ä. | neu definiert |
| Fußnotentext | Fußnoten | modifiziert |
| Fußnotenzeichen | Fußnotenzeichen | modifiziert |
| Fußzeile | Fußzeile (normalerweise ausgeschaltet) | modifiziert |
| Kopfzeile | Kopfzeile (wird automatisch erstellt) | modifiziert |
| Literaturverzeichnis | Literaturangaben im Literaturverzeichnis | neu definiert |
| Standard | normaler Fließtext | modifiziert |
| Tabellenüberschrift | Beschriftung von Tabellen | neu definiert |
| Titel | Titel auf der Titelseite | modifiziert |
| Überschrift 1 | Überschrift der Ebene 1 | modifiziert |
| Überschrift 2 usw. bis ... | Überschrift der Ebene 2 | modifiziert |
| Überschrift 9 | Überschrift der Ebene 9 | modifiziert |
| Untertitel | Text auf der Titelseite | modifiziert |
| Zitat | Hervorgehobenes Zitat | neu definiert |

# Glossar

**Absatz (engl. paragraph):** Absätze gliedern den Fließtext. In dieser Formatvorlage sind Absätze untereinander stets durch einen zusätzlichen Zeilenabstand voneinander getrennt, möglich wären aber auch andere Absatztrennmarkierungen wie z.B. Einrückungen. In Word werden Absatzgrenzen durch sogenannte Absatzmarken festgelegt, die durch einmaliges Betätigen der Enter-Taste eingegeben werden. Mit der Menüfunktion Extras – Optionen – Ansicht können Absatzmarken sichtbar gemacht werden.

**Formatvorlage (engl. style):** Formatvorlagen dienen zur Formatierung eines Textstückes, meist eines Absatzes. In Formatvorlagen können Texteigenschaften wie Zeicheneigenschaften, Absatzeigenschaften, Tabulatoren, Rahmen, Sprache und Nummerierungen festgelegt werden und in dieser Kombination einem Textstück zugewiesen werden

**Dokumentvorlage (engl. style sheet):** Dokumentvorlagen sind Gesamtheiten von Formatvorlagen, die erforderlich sind, um einen bestimmten Dokumenttyp (z.B. Diplomarbeit) zu formatieren. Im Textsystem Microsoft Word stellen Dokumentvorlagen einen eigenen Dateityp mit der Dateiendung .dotx dar. Im Kontext dieser Arbeit wird der Be­griff Dokumentvorlage etwas weiter gefasst und umfasst auch ein Word-Dokument, das neben einer Definition von Formatvorlagen auch musterhafte Textteile enthält.

# References

# Index

Abbildung 25

Abbildungsverzeichnis 18

Abkürzungsverzeichnis 18

Absatz 35, 44

Absatzmarken 39

Abstand zwischen Absätzen 35

Abstract 18

Angebotsorientiertheit 12

Anhänge 19

Anleitungen 13

Ansicht 37

Arbeitserleichterung 12

Aufzählungen 30

Auto-Wiederherstellen 38

Beschriftung 25

Bildschirmabzüge 25

Bindestrich 36

Computerprogramm 29

Datei-Info 39

Dokumentvorlage 13, 44

Ebenen 31

Eidesstattliche Versicherung 18

Einrückungen 30

Fehler 37

Fließtext 24

Formatvorlage 14, 22, 44

Formatvorlagen-Katalog 33

Funktionalitäten 22

Fußnoten 25

Glossar 20

Index 20

Inhalt der Arbeit 19

Inhaltsverzeichnis 18

Keywords 18

Kopfzeile 23

Kurzfassung 18

Leerzeichen 39

Literaturverzeichnis 33

Muster 14, 16

nicht druckbare Zeichen 20, 36

Nummerierungen 30

Qualitätssicherung 12

Quellenangabe 29

Rechtschreibprüfung 25

Rechtschreibung 16, 35, 39

Schlagwörter 18

Schnellspeicheroption 38

Schriftart 24

Seiteneinrichtung 23

Serifenschrift 24

Sicherungen 37

Sichtbarkeit 36

Silbentrennung 25, 36, 39

Speichern 37

Standard (Formatvorlage) 24

Stichwortverzeichnis 20

Tabellen 27

Tabellenüberschrift 28

Tabellenverzeichnis 18

Titelblatt 17

Trennstriche 36

Überschriften 31

Untertitel 17

Vorgaben 13

Vorwort 19

Word-Dokument 14

Word-Dokumentvorlage 14, 33

Zitat 28

References

Algorithmia. *2020 state of enterprise machine learning*. Retrieved from https://info.algorithmia.com/hubfs/2019/Whitepapers/The-State-of-Enterprise-ML-2020/Algorithmia\_2020\_State\_of\_Enterprise\_ML.pdf

Baker, T. (2019). *Smarter Humans. Smarter Machines.* Retrieved from Refinitiv website: https://www.refinitiv.com/en/resources/special-report/refinitiv-2019-artificial-intelligence-machine-learning-global-study

Baylor, D., Breck, E., Cheng, H.‑T., Fiedel, N., Foo, C. Y., Haque, Z., . . . Zinkevich, M. (2017). TFX: A TensorFlow-Based Production-Scale Machine Learning Platform. In S. Matwin, S. Yu, & F. Farooq (Eds.), *Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 1387–1395). New York, NY, USA: ACM. https://doi.org/10.1145/3097983.3098021

Bennett, J., Lanning, S., & others (2007). The netflix prize. In *Proceedings of KDD cup and workshop.* Symposium conducted at the meeting of Citeseer.

Choy, G., Khalilzadeh, O., Michalski, M., Do, S., Samir, A. E., Pianykh, O. S., . . . Dreyer, K. J. (2018). Current Applications and Future Impact of Machine Learning in Radiology. *Radiology*, *288*(2), 318–328. https://doi.org/10.1148/radiol.2018171820

Chui, M., Hall, B., Singla, A., & Sukharevsky, A. (2021, December 8). *The state of AI in 2021*. Retrieved from McKinsey website: https://www.mckinsey.com/business-functions/quantumblack/our-insights/global-survey-the-state-of-ai-in-2021

Columbus, L. (2017, July 9). McKinsey's State Of Machine Learning And AI, 2017. *Forbes*. Retrieved from https://www.forbes.com/sites/louiscolumbus/2017/07/09/mckinseys-state-of-machine-learning-and-ai-2017/?sh=63414b1b75b6

Harper, F. M., & Konstan, J. A. (2016). The MovieLens Datasets. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*, *5*(4), 1–19. https://doi.org/10.1145/2827872

Hevner, March, Park, & Ram (2004). Design Science in Information Systems Research. *MIS Quarterly*, *28*(1), 75. https://doi.org/10.2307/25148625

Hevner, A. (2007). A Three Cycle View of Design Science Research. *Scandinavian Journal of Information Systems*, *19*.

Hevner, A., & Chatterjee, S. (Eds.) (2010). *Integrated Series in Information Systems*. *Design Research in Information Systems*. Boston, MA: Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-5653-8

Jannach, D., & Zanker, M. (2022). Value and Impact of Recommender Systems. In F. Ricci, L. Rokach, & B. Shapira (Eds.), *Recommender Systems Handbook* (pp. 519–546). New York, NY: Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4\_14

Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science (New York, N.Y.)*, *349*(6245), 255–260. https://doi.org/10.1126/science.aaa8415

Khusro, S., Ali, Z., & Ullah, I. (2016). Recommender Systems: Issues, Challenges, and Research Opportunities. In K. J. Kim & N. Joukov (Eds.), *Lecture Notes in Electrical Engineering. Information Science and Applications (ICISA) 2016* (Vol. 376, pp. 1179–1189). Singapore: Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-10-0557-2\_112

Lu, J., Liu, A., Dong, F., Gu, F., Gama, J., & Zhang, G. (2018). Learning under Concept Drift: A Review. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 1. https://doi.org/10.1109/TKDE.2018.2876857

Makinen, S., Skogstrom, H., Laaksonen, E., & Mikkonen, T. (2021). Who Needs MLOps: What Data Scientists Seek to Accomplish and How Can MLOps Help? In *2021 IEEE/ACM 1st Workshop on AI Engineering - Software Engineering for AI (WAIN)* (pp. 109–112). IEEE. https://doi.org/10.1109/WAIN52551.2021.00024

Miranda, L. J. (2021). Towards data-centric machine learning: a short review. *Ljvmiranda921. Github. Io*.

Refinitiv (2020). *THE RISE OF THE DATA SCIENTIST:: Machine learning models for the future*. Retrieved from https://www.refinitiv.com/en/resources/special-report/refinitiv-2020-artificial-intelligence-machine-learning-global-study

Renggli, C., Rimanic, L., Gürel, N. M., Karlaš, B., Wu, W., & Zhang, C. (2021, February 15). *A Data Quality-Driven View of MLOps*. Retrieved from http://arxiv.org/pdf/2102.07750v1

Rimol, M. (2021, November 22). *Gartner Forecasts Worldwide Artificial Intelligence Software Market to Reach $62 Billion in 2022*. Retrieved from Gartner website: https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2021-11-22-gartner-forecasts-worldwide-artificial-intelligence-software-market-to-reach-62-billion-in-2022

Singh, P. K., Choudhury, P., Dey, A. K., & Pramanik, P. K. D. (2021). Recommender systems: an overview, research trends, and future directions. *International Journal of Business and Systems Research*, *15*(1), 14. https://doi.org/10.1504/ijbsr.2021.10033303

1. Throughout this paper ML and AI will be used interchangeably. [↑](#footnote-ref-1)