

Universität Leipzig
Fakultät für Mathematik und Informatik
Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät

Ermittlung von Konfigurationsoptionen im Source Code mit Fokus auf Machine Learning Bibliotheken in Python

Bachelorarbeit

Marco Jaeger-Kufel
geb. am: 10.05.1995 in Hannover

Matrikelnummer 3731679

1. Gutachter: Prof. Dr. Norbert Siegmund
2. Gutachter: Sebastian Simon

Datum der Abgabe: 14. Juni 2022

Erklärung

Hiermit versichere ich, dass ich diese Arbeit selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel verwendet habe.

Leipzig, 14. Juni 2022

.....
Marco Jaeger-Kufel

Zusammenfassung

Über Konfigurationsoptionen können die Nutzenden eine Software an ihre Bedürfnisse anpassen. Im Bereich des maschinellen Lernens liegen Konfigurationsoptionen in Form von Hyperparametern vor, mit denen ML-Algorithmen wie das Trainieren eines Modells gesteuert werden können. Diese Arbeit stellt einen Ansatz vor bei dem ML-Konfigurationsoptionen in Python Source Code extrahiert werden können. Mittels statischer Code-Analyse lassen sich mit diesem Ansatz, die Konfigurationsoptionen populärer ML-Bibliotheken in beliebigen Softwaresystemen lokalisieren. Darüber hinaus können mit Hilfe von Techniken aus der Datenflussanalyse auch bei variablen Hyperparametern, mögliche Konfigurationswerte bestimmt werden.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	iii
Tabellenverzeichnis	iv
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Zielsetzung	3
1.3 Aufbau dieser Arbeit und methodisches Vorgehen	4
2 Hintergrund	5
2.1 Statische Code-Analyse	5
2.2 Datenflussanalyse	6
2.3 Maschinelles Lernen	7
2.3.1 Python-Bibliotheken	8
2.3.2 ML Konfigurationsoptionen	9
2.4 Web Scraping	10
2.5 Abstract Syntax Trees	11
3 Verwandte Arbeiten	12
4 Methodik	14
4.1 Auswahl der Python-Bibliotheken	14
4.2 Web Scraping der ML-Klassen	15
4.3 Parsen der Repositorys	18
4.4 Extraktion der ML-Klassen	19
4.5 Extraktion und Verarbeitung der Konfigurationsoptionen	22
4.6 Ermittlung variabler Konfigurationswerte	25
5 Evaluation	30
5.1 Ergebnisse Web Scraping	31
5.2 Auswahl Subject Systems	32
5.3 Analyse Subject Systems	34

5.4 Diskussion	37
6 Fazit	38
Anhang	39
Literaturverzeichnis	41

Abbildungsverzeichnis

2.1	Kontrollflussgraph [Li et al., 2022]	7
4.1	Nutzung von ML-Frameworks [Kaggle, 2021]	14
A.1	AST der GradientBoostingClassifier-Klasse aus scikit-learn . . .	40

Tabellenverzeichnis

5.1	Scraping Ergebnisse der ML-Dokumentation	31
5.2	Untersuchte Softwareprojekte	33
5.3	Ergebnis der manuellen Analyse	35
5.4	Ergebnis und Genauigkeit des entwickelten Ansatzes	36

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Motivation

Moderne Softwaresysteme ermöglichen den Nutzenden ein breites Spektrum unterschiedlicher Konfigurationsoptionen. Anhand dieser Konfigurationsoptionen sind die Nutzenden in der Lage, die Ausführung einer Software zu steuern. Konfigurationsoptionen können dabei ganz unterschiedliche Funktionen besitzen, die von den Nutzenden nach den eigenen Bedürfnissen angepasst werden können.

Konfigurationsoptionen können in verschiedenen Teilen eines Softwareprojekts verarbeitet, definiert und beschrieben werden, wie beispielsweise in der Konfigurationsdatei, im Source Code und in der Dokumentation [Dong et al., 2016]. Sie werden meist als Key-Value Pair entworfen und gesammelt in einer Konfigurationsdatei gespeichert. Dem Namen der Konfigurationsoption (Key) werden dabei Einstellungsmöglichkeiten beliebigen Typs zugeordnet (Value). Zur Speicherung von Konfigurationsoptionen verwenden einige Systeme, wie das Big Data-Framework Hadoop, strukturierte XML-Formate oder auch JSON-Dateien. Ein einheitliches Schema zur Speicherung als Konfigurationsdatei gibt es jedoch nicht, weshalb sich diese von der Struktur und Syntax unterscheiden [Rabkin and Katz, 2011]. Im Source Code können die Konfigurationsoptionen eingelesen und bearbeitet werden [Dong et al., 2016].

Während die Vielfältigkeit und Individualisierbarkeit der Software größer wird, erhöht sich auch die Komplexität der Software für Entwickler und Entwicklerinnen. Vor allem das Warten und Testen der Konfigurationsoptionen gestaltet sich nun umfangreicher. Besonders problematisch wird es, wenn Konfigurationsoptionen auf unvorhergesehene Weise interagieren. Solche Abhängigkeiten sind in einem wachsenden Spielraum möglicher Kombinationen schwer zu entdecken und zu verstehen. Entwickler und Entwicklerinnen müssen die Konfigurationsoptionen innerhalb der Software verfolgen, um festzustellen,

welche Codefragmente von einer Option betroffen sind und wo und wie sie mit ihr interagieren. Des Weiteren kann es vorkommen, dass Entwickler und Entwicklerinnen Werte von Konfigurationsoptionen nicht aktualisieren, was dazu führen kann, dass über mehrere Module hinweg, unbemerkt mit falschen Werten gearbeitet wird [Dong et al., 2016]. Die verschiedenen möglichen Ausprägungen einer Konfigurationsoption erschweren hierbei die Nachvollziehbarkeit des Kontrollflusses der Software.

In einer empirischen Studie über Konfigurationsfehler stellen Yin et al. fest, dass in kommerziellen Softwareunternehmen für Speicherlösungen, knapp ein Drittel aller Ursachen von Kundenproblemen auf Konfigurationsfehler zurückzuführen sind. Bei Konfigurationsfehlern sind Source Code und Eingabe zwar korrekt, es wird jedoch ein falscher Wert für eine Konfigurationsoption verwendet, sodass sich die Software nicht wie gewünscht verhält. Solche Fehler können dazu führen, dass die Software abstürzt, eine fehlerhafte Ausgabe erzeugt oder nur unzureichend funktioniert [Zhang and Ernst, 2014]. Konfigurationsfehler entstehen zum Beispiel durch die Verwendung unterschiedlicher Versionen einer Software, was am Beispiel des Listings 1.1 weiter ausgeführt wird.

In Softwaresystemen aus dem Bereich des maschinellen Lernens sind Konfigurationsoptionen in Form von sogenannten *Hyperparametern* vorzufinden. Maschinelles Lernen ist ein Teilgebiet der künstlichen Intelligenz, in der die Art und Weise, wie Menschen lernen, imitiert wird. Durch den Einsatz statistischer Methoden werden Algorithmen trainiert, um beispielsweise Klassifizierungen oder Vorhersagen zu treffen. Unter anderem durch den Erfolg und den Möglichkeiten des Internets ist nicht nur das Volumen an Daten enorm gewachsen, auch die Heterogenität der Daten führt dazu, dass herkömmliche Methoden zur Verarbeitung und Informationsgewinnung nicht mehr ausreichen. Gleichzeitig trägt die technologische Weiterentwicklung der Rechen- und Speicherleistung von Computern und in den letzten Jahrzehnten dazu bei, dass durch neue Ansätze des maschinellen Lernens die rasant wachsenden Datenmengen leistungsfähig verarbeitet werden können [Fradkov, 2020].

Bei Hyperparametern handelt es sich um Parameter eines Machine Learning Algorithmus, die vor Beginn des Lernprozesses vom Nutzenden festgelegt werden können. Sie werden als Parameter an die jeweilige Klasse übergeben und bieten den Nutzenden Konfigurationsmöglichkeiten für das Training des Modells [Andonie, 2019]. Im Listing 1.1 wird die Klasse *LogisticRegression* der Machine Learning-Bibliothek scikit-learn initialisiert und der Variable *clf* zugewiesen.

```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
clf = LogisticRegression()
```

Listing 1.1: Nutzung der LogisticRegression-Klasse aus scikit-learn

Da keine Parameter angegeben werden, wird die Klasse mit den Default-Werten initialisiert, zum Beispiel *max_iter* = 100, *verbose* = 0, *n_jobs* = 1. Über den Parameter *max_iter* können beispielsweise die Anzahl der Trainingsiterationen der Logistischen Regression festgelegt werden und über *n_jobs* die maximale Anzahl der parallel zu verwendenden CPU-Kernen. In der Version 0.21.3 von scikit-learn wird für den Parameter *multi_class* als Default noch der Wert *ovr* zugewiesen. Für alle nachfolgenden Versionen ist der Default-Wert für diesen Parameter jedoch *auto* [scikit learn, 2022]. Folglich führt die Verwendung dieser Klasse ohne explizite Parameterangabe, nach Verwendung unterschiedlicher Versionen, zu schwer nachvollziehbaren Programmverhalten.

Durch das Extrahieren dieser Konfigurationswerte, können die Hyperparameter statisch geprüft werden, was für den Nutzenden eine Zeitersparnis bedeutet, wenn sonst ein falscher Konfigurationswert einen langen Batch-Job zum Scheitern bringt oder das Ergebnis nicht den Erwartungen entspricht.

1.2 Zielsetzung

Das Ziel dieser Arbeit ist es, Konfigurationsoptionen im Source Code zu erkennen und zu extrahieren. Der Fokus liegt hierbei auf die Konfiguration (Hyperparameter) von ML Algorithmen, die von bekannten ML Bibliotheken zur Verfügung gestellt werden.

Es existieren bereits einige Forschungsansätze zur Ermittlung und Verarbeitung von Konfigurationsoptionen im Source Code. Viel zitiert wird dabei der Ansatz von Rabkin and Katz, den sie 2011 publizierten. Wie auch Dong et al. oder Lillack et al. entwickelten sie einen Ansatz, mittels statischer Code-Analyse Konfigurationsoptionen im Source Code zu tracken. Dabei fokussierten sie sich auf Java, die nach dem TIOBE-Index jahrelang als beliebteste Programmiersprache galt. Für die Programmiersprache Python, die im Februar 2022 erstmals zur beliebtesten Sprache in diesem Index aufgestiegen seit, ist diese Thematik jedoch bislang allerdings noch wenig beleuchtet [BV, 2022]. Insbesondere im Bereich des wissenschaftlichen Rechnens (Scientific Computing) gewann Python in den letzten Jahren enorm an Popularität, weshalb viele Bibliotheken für maschinelles Lernen auf Python basieren [Raschka et al., 2020].

Gegenstand dieser Arbeit sind daher Konfigurationsoptionen von ML Algorithmen in Python Source Code, die mittels statischer Code-Analyse erkannt

werden. Der Ansatz identifiziert automatisch die Stellen im Source Code, an denen die Optionen der zu untersuchenden Bibliotheken gelesen werden und ermittelt für jede dieser Stellen den Namen der Option. Darauf aufbauend erfolgt eine Datenflussanalyse, um auch für Optionen, die in Form von variablen Parametern übergeben werden, die möglichen Werte zu ermitteln. Der Fokus liegt auf drei der populärsten Machine Learning Bibliotheken in Python [Kaggle, 2021]:

- TensorFlow
- PyTorch
- scikit-learn

1.3 Aufbau dieser Arbeit und methodisches Vorgehen

Im ersten Teil dieser Arbeit wird der theoretische Hintergrund dieser Arbeit vorgestellt. Dies umfasst die verwendeten Methoden aus der statischen Code- und Datenflussanalyse, sowie des Web Scrapings. Zudem erfolgt eine kurze Einführung ins maschinelle Lernen und es wird beschrieben welche Funktionen Python-Bibliotheken und Konfigurationsoptionen in diesem Zusammenhang erfüllen. Abgerundet wird der erste Teil mit einer Erläuterung zu Abstract Syntax Trees. Es folgt ein Exkurs zu den verwandten Arbeiten. Im Anschluss wird das methodische Vorgehen des entwickelten Ansatzes in seinen einzelnen Teilschritten beschrieben. Für die Evaluation dieser Arbeit werden die Ergebnisse zusammengetragen und mit einer manuellen Analyse verglichen. Diese Ergebnisse werden diskutiert und Limitationen des Ansatzes aufgezeigt, bevor es zum Abschluss noch ein Fazit gibt.

Kapitel 2

Hintergrund

2.1 Statische Code-Analyse

Das wichtigste Werkzeug dieser Arbeit ist die statische Code-Analyse, mit der Software-Projekte unabhängig von der Ausführungsumgebung untersucht werden können. Die statische Code-Analyse ist ein Werkzeug, um unter anderem Fehler in einer Softwareanwendung zu reduzieren. So ermöglichen sie den Anwendenden, Fehler in einem Programm zu finden, die für den Compiler nicht sichtbar sind [Bardas et al., 2010].

Im Gegensatz zur dynamischen Analyse wird die statische Analyse zur Übersetzungszeit durchgeführt und setzt damit bereits vor der tatsächlichen Ausführung des Source Codes an. Die erzeugten Ergebnisse der statischen Analyse lassen sich besser Verallgemeinern, da sie nicht abhängig von den Eingaben sind, mit denen das Programm während der dynamischen Analyse ausgeführt wurde [Gomes et al., 2009].

Für das Aufspüren von Konfigurationsoptionen bietet sich eine statische Code-Analyse daher aus mehreren Gründen an. So kann es viele Optionen geben, die nur in bestimmten Modulen oder als Folge bestimmter Eingaben verwendet werden. Mit der statischen Code-Analyse kann eine hohe Abdeckung hingegen deutlich leichter erreicht werden. Gleichzeitig verbergen sich hinter den Methoden und Klassen, der zu untersuchenden Machine Learning Bibliotheken, teils sehr komplexe und rechenintensive Berechnungen, die bis zu mehreren Tagen laufen könnten. Aus Kosten-Nutzen-Gründen ist hier eine dynamische Analyse nur bedingt sinnvoll.

2.2 Datenflussanalyse

Die Datenflussanalyse ist ein Werkzeug, um Informationen über die möglichen Werte, die an verschiedenen Stellen in einem Codesegment berechnet werden, zu erfassen. Es handelt sich um eine statische Analysetechnik mit dem Ziel, das Programmverhalten schon zur Übersetzungszeit, also bevor es ausgeführt wurde, zu bestimmen. Der Datenfluss kann mittels eines Kontrollflussgraphens dargestellt werden und dem Betrachtenden Rückschlüsse über das Verhalten des Programms geben. Der Graph zeigt an, an welchen Stellen eine Variable verwendet wird und welche Werte sie annehmen kann [Pollock and Soffa, 1989].

Es gibt verschiedene Techniken, die innerhalb der Datenflussanalyse eingesetzt werden, um den Wert von Variablen zu bestimmen. Eine von ihnen ist *Constant Propagation*. Das Ziel von Constant Propagation ist zu bestimmen, an welchen Stellen im Programm, eine Variable einen konstanten Wert besitzt. So kann zum Beispiel toter Code, also redundanter Code, der im weiteren Programmverlauf nicht weiterverarbeitet wird, gefunden werden. Eine weitere Technik ist *Static Single Assignment*. Bei dieser Methodik werden die Variablen im Verlauf des Übersetzungsprozesses in eine Zwischenform überführt, in der jede Variable genau einmal zugewiesen wird. Die Variablen werden in Versionen aufgeteilt und in der Regel mit einem aufsteigendem Index versehen, sodass jede Definition ihre eigene Version erhält [Li et al., 2022].

Die beide Techniken Static Single Assignment und Constant Propagation werden in dem statischen Analyse-Framework *Scalpel* kombiniert. Aus dem folgenden Codebeispiel geht hervor, dass die Variable *a* zwei unterschiedliche Werte annehmen kann.

```
c = 10
a = -1
if c > 0:
    a = a + 1
else:
    a = 0
total = c + a
```

Listing 2.1: Codebeispiel von Scalpel für Datenflussanalyse [Li et al., 2022]

Der daraus resultierende Kontrollflussgraph besteht charakteristisch aus Knoten, die die jeweilige Code-Objekte beinhalten und gerichtete Kanten als Übergang zwischen den Knoten, die den Programmablauf darstellen. Mittels Constant Propagation werden die tatsächlichen Werte der Variablen an den jeweiligen Verwendungszeitpunkten erkannt und über die Φ -Funktion kann

durch Static Single Assignment abgeleitet werden, dass es zwei mögliche Rückgabewerte gibt.

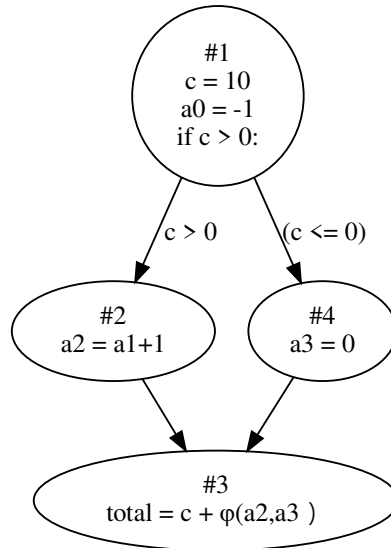


Abbildung 2.1: Kontrollflussgraph [Li et al., 2022]

2.3 Maschinelles Lernen

Die künstliche Intelligenz (KI) ist ein Teilgebiet der Informatik und befasst sich mit der Entwicklung von Computerprogrammen und Maschinen, die in der Lage sind, Aufgaben auszuführen, die Menschen von Natur aus gut beherrschen. Dazu gehören zum Beispiel die Verarbeitung von natürlicher Sprache (Natural Language Processing) oder Bilderkennung (Computer Vision). In der Mitte des 20. Jahrhunderts entstand das maschinelle Lernen (ML) als Teilbereich der KI und schlug eine neue Richtung für die Entwicklung von künstlicher Intelligenz ein, inspiriert vom konzeptionellen Verständnis der Funktionsweise des menschlichen Gehirns [Raschka et al., 2020].

Pionier Arthur Samuel definiert maschinelles Lernen als ein Fachgebiet, das Computern die Fähigkeit verleiht, zu lernen, ohne ausdrücklich programmiert zu werden. Es befasst sich mit der wissenschaftlichen Untersuchung von Algorithmen und statistischen Modellen, die Computersysteme verwenden, um eine Aufgabe zu lösen [Mahesh, 2020]. Dabei werden statistische Methoden verwendet, um aus Daten zu lernen und Muster zu erkennen.

2.3.1 Python-Bibliotheken

Fürs maschinelle Lernen gilt Python schon seit langem als erste Wahl für Entwickler und Entwicklerinnen. Eine im Mai 2019 veröffentlichte Umfrage vom Portal KDnuggets ergab, dass Python in der Kategorie „Top Analytics, Data Science, Machine Learning Tools“ von rund 66% der Teilnehmenden verwendet wird und damit die populärste Programmiersprache in diesem Bereich ist [KDnuggets, 2019].

Python ist eine interpretierte Programmiersprache. Demnach wird während der Ausführung der Python-Code zur Laufzeit interpretiert, wodurch sie im Vergleich mit kompilierten Programmiersprachen wie C / C++ hinsichtlich Leistung und Geschwindigkeit schlechter abschneidet. Ein wichtiger Vorteil von Python ist jedoch die Möglichkeit, Code aus anderen Programmiersprachen relativ einfach einzubinden. Viele Lösungen im maschinellen Lernen basieren auf numerischen und vektorisierten Berechnungen mit Bibliotheken wie *NumPy* oder *SciPy*. Um diese Berechnungen schnell und effizient auszuführen, werden sogenannte *Wrapper* verwendet, die Algorithmen von kompilierten Programmiersprachen implementieren. Die wahrscheinlich am häufigsten verwendete Bibliothek für diesen Zweck ist Cython, die zwar auf Python basiert, aber auch den Aufruf von Funktionen, sowie die Verwendung von Variablen und Klassen aus der Programmiersprache C unterstützt [Stančin and Jović, 2019]. Dadurch können kritische Teile des Codes um ein Vielfaches beschleunigt werden.

Einer der Hauptgründe für die Popularität von Python ist das riesige Ökosystem, das aus einer Vielzahl von umfangreichen und leistungsfähigen Bibliotheken besteht, über die ML-Algorithmen aufgerufen werden können, wodurch die Benutzendenfreundlichkeit bei gleichzeitiger Effizienz in der Performanz gewahrt bleiben kann [Raschka et al., 2020]. So sind nach einer jährlich von der Data Science-Plattform Kaggle durchgeführten Umfrage unter rund 25.000 ML-Engineers und Data Scientists, die Python Bibliotheken mit großem Abstand die am meisten genutzten Frameworks für maschinelles Lernen [Kaggle, 2021].

Eine Python-Bibliothek entspricht einer Sammlung zusammenhöriger Module, die aus vorkompiliertem Code bestehen. Nach erfolgreicher Installation werden die Funktionalitäten der jeweiligen Bibliothek über die *import*-Anweisung für ein Programm zugänglich gemacht. Entwickler und Entwicklerinnen können nun die vorprogrammierten Klassen und Methoden aufrufen und beliebig verwenden, ohne die hinterlegten Algorithmen kennen zu müssen.

2.3.2 ML Konfigurationsoptionen

In objektorientierten Programmiersprachen wie Python sind Klassen einer der grundlegenden Bausteine, die bei der Entwicklung und Anwendung von maschinellem Lernen eingesetzt werden. Sie bieten die Möglichkeit, Daten und Funktionen zu kombinieren und dem Nutzenden von Machine Learning Bibliotheken, bereits vorformulierte Algorithmen aufzurufen. Dabei werden die Konfigurationsoptionen beim Aufruf der jeweiligen Klasse als Parameter übergeben, sodass die Algorithmen an die Bedürfnisse des Anwendenden angepasst werden können. So kann die zielgerichtete Nutzung effizienter und komplexer Algorithmen bei gleichzeitiger Konfigurierbarkeit gewährleistet werden.

Bei den Konfigurationsparametern von Lernalgorithmen handelt es sich um sogenannte *Hyperparameter*. Lernalgorithmen ermöglichen einem Computerprogramm, den menschlichen Lernprozess mittels statistischer Methoden zu imitieren. Sie werden zur Mustererkennung, Klassifizierung und Vorhersage verwendet, indem sie aus einem vorhandenen Trainingsdatensatz lernen. Hyperparameter werden festgelegt bevor der Lernprozess beginnt und um den Lernprozess zu steuern [Andonie, 2019]. Da sich die Algorithmen oft sehr unterschiedlich verhalten, wenn sie mit verschiedenen Hyperparameter instanziiert werden, wurden in den letzten Jahren eine Vielzahl an Hyperparameter-Optimierungsverfahren entwickelt [Hutter et al., 2014]. Optimierte Hyperparameter können die Leistungsfähigkeit eines Modells oder die Geschwindigkeit und Qualität Lernprozesses stark beeinflussen [Andonie, 2019].

Das Codebeispiel in Listing 2.2 wird der *Gradient Boosting Classifier* aus der scikit-learn Bibliothek betrachtet.

```
from sklearn.ensemble import GradientBoostingClassifier

gbc = GradientBoostingClassifier(n_estimators=20,
                                learning_rate=0.05, max_features=2, max_depth=2,
                                random_state=0)
```

Listing 2.2: Nutzung der GradientBoostingClassifier-Klasse aus scikit-learn

Es wird eine Instanz dieser Klasse erzeugt und der Variable *gbc* zugewiesen. Die Klasse verfügt über 20 Parameter (Version 1.0.2), die, sofern bei der Instanziierung für den jeweiligen Parameter kein neuer Wert zugewiesen wird, mit einem eigenen Default-Wert initialisiert werden. So werden im Beispiel, den Hyperparametern wie *n_estimators*, *learning_rate* oder *max_depth* Zahlenwerte übergeben, die von den Default-Werten abweichen.

2.4 Web Scraping

Web Scraping ist eine Technik, um Daten aus dem World Wide Web zu extrahieren, um sie später abrufen oder analysieren zu können. Dafür werden die Webdaten über das Hypertext Transfer Protocol (HTTP) oder über einen Webbrowser ausgelesen. Dies kann entweder manuell durch den jeweiligen Benutzenden oder automatisch durch einen Bot oder Webcrawler erfolgen [Zhao, 2017]. Ein Web Scraper simuliert das menschliche Browsing-Verhalten im Web, um aus verschiedenen Websites detaillierte Informationen in einer vorgegebenen Struktur zu sammeln. Durch die Möglichkeit, für eine bestimmte Website-Struktur systematisch ausgerichtet und programmiert zu werden, liegt der Vorteil eines Web Scrapers in seiner Automatisierungsfähigkeit und Geschwindigkeit [Diouf et al., 2019]. Mögliche Anwendungsfälle sind zum Beispiel das Überwachen von Preis-Änderungen in Online-Shops oder das Auslesen und Kopieren von Kontaktinformationen.

Ein Web Scraping-Prozess gliedert sich üblicherweise in zwei Schritten [Zhao, 2017]:

1. Erfassen der Webressourcen
2. Extrahieren der gewünschten Informationen aus den erfassten Daten

Zunächst wird die Kommunikation zur Ziel-Website über das HTTP-Protokoll hergestellt [Glez-Peña et al., 2013]. Über die HTTP-Anfrage ist der Scraper in der Lage, die Ressourcen der jeweiligen Website zu erfassen [Zhao, 2017]. Dies erfolgt entweder als URL mit einer GET-Abfrage für Ressourcenanfragen oder als HTTP-Nachricht mit einer POST-Abfrage für die Übermittlung von Formularen [Glez-Peña et al., 2013]. Nachdem die Anfrage erfolgreich empfangen und von der Ziel-Website verarbeitet wurde, wird die angeforderte Ressource von der Website aufgerufen und an das Web Scraping-Programm zurückgesendet. Die Ressource kann in verschiedenen Formaten vorliegen: In Auszeichnungssprachen wie HTML (Hypertext Markup Language) oder XML (Extensible Markup Language), JSON-Format (JavaScript Object Notation) oder in Form von Multimedia-Daten wie Bilder-, Audio oder Videodateien [Zhao, 2017].

Im zweiten Schritt folgt der Extraktionsprozess. Die heruntergeladenen Daten können nun geparkt werden, um die benötigten Informationen zu filtern und in ein geeignetes Format umzuwandeln [Glez-Peña et al., 2013]. Die Daten können nun weiterverarbeitet werden, indem sie beispielsweise analysiert oder in eine gewünschte Struktur organisiert werden.

2.5 Abstract Syntax Trees

Um die Bedeutung von Abstract Syntax Trees (AST) zu verstehen, ist es hilfreich, die Prozesse, die bei der Ausführung eines Python-Skripts im Hintergrund ablaufen, zu kennen. Als eine interpretierte Programmiersprache wird der Source Code in Python nicht kompiliert, sondern vom Python Interpreter nach einer bestimmten Abfolge von Schritten in Anweisungen übersetzt. Dabei wird der Python Code in Bytecode umgewandelt, sodass dieser von der Python Virtual Machine übersetzt und ausgeführt werden kann [Aycock, 1998].

Zunächst wird der Code geparkt und in sogenannte Tokens unterteilt. Diese Tokens unterliegen einer Reihe von Regeln, damit die verschiedenen Programmierkonstrukte unterschiedlich erkannt und behandelt werden können. Die Liste an Tokens werden dann in eine Baumstruktur, den sogenannten abstrakten Syntaxbaum (Abstract Syntax Tree), umgewandelt. Ein AST ist eine baumartige Darstellung des Codes, bestehend aus einer Sammlung von Knoten, die, basierend auf der Grammatik in Python, miteinander verbunden sind. Der Baum wird in maschinenlesbaren Binärcode umgewandelt und Anweisungen in Bytecode an den Python Interpreter übermittelt. Der Python Interpreter kann den Code nun ausführen und Systemaufrufe an den Kernel starten, um das Programm zu starten [Aycock, 1998].

Während Bytecode eher für Maschinen gemacht ist, sind Abstract Syntax Trees strukturiert aufgebaut und auch für den Menschen lesbar. Abbildung A.1 im Anhang zeigt das Codebeispiel aus Listing 2.2, nachdem es als AST geparkt wurde. Aus der AST-Syntax lassen sich Typ und Struktur einzelner Python Komponenten direkt ablesen. So besteht das Modul aus zwei Codeobjekten vom Typ *ImportFrom* und *Assign*, die sich jeweils in kleinere Objekte verschiedenen Typs unterteilen lassen. Diese Datenstruktur stellt alle relevanten Informationen für die Ausführung des Codes bereit. Jeder Knoten des Baumes kann nun besucht werden, um seine Daten zu verarbeiten und entsprechende Aktionen einzuleiten. Über das *ast*-Modul in Python kann der Code als AST verarbeitet und visualisiert werden, sodass er von Entwicklern und Entwicklerinnen entsprechend seiner AST-Syntax analysiert und manipuliert werden kann.

Kapitel 3

Verwandte Arbeiten

Zwar wurden bereits einige Ansätze zum Auffinden von Konfigurationsoptionen publiziert, jedoch ist diese Thematik im Rahmen von maschinellem Lernen kaum beleuchtet. Die meisten Ansätze, wie der von Rabkin and Katz aus dem Jahre 2011, behandeln Anwendungen in der Programmiersprache Java und ermitteln Konfigurationsoptionen mittels statischer Code-Analyse. Der von Rabkin and Katz entwickelte *Confalyzer* ist vermutlich einer der ersten bekannteren Tools, die sich mit der Thematik befassen. Unter der Annahme, dass Konfigurationsoptionen als Key-Value Pair vorliegen, betrachtet der Confalyzer Methoden, die mit dem für Java typischen Schlüsselwort *get* in der Konfigurationsklasse beginnen. Mittels eines Aufrufgraphens (Call Graph) identifiziert der Confalyzer, wo die Methoden im Source Code aufgerufen werden. An den jeweiligen Aufrufstellen kann er dann die Konfigurationsoptionen aus den String-Parametern ablesen. Der Ansatz beruht auf der Annahme, dass viele Konfigurationsoptionen auf ähnliche Weise verwendet werden und bestimmte Muster ableitbar sind [Rabkin and Katz, 2011].

Der von Dong et al. entwickelte *ORPLocator* orientiert sich an dem Confalyzer und vergleicht sich mit diesem. Der ORPLocator untersuchte dieselben Java-Frameworks wie beispielsweise Hadoop und konnte mehr dokumentierte Optionen und dementsprechend auch mehr Verwendungen im Source Code finden. Dies liegt unter anderem daran, dass der gesamte Source Code nach Aufrufstellen von Konfigurationsschnittstellen durchsucht wird, während der Confalyzer einen Aufrufgraphen erstellt, der manche Optionen nicht erfasst [Dong et al., 2016].

Einen anderen Ansatz verfolgten Lillack et al. bei der Entwicklung von *Lotrack*. Lotrack ist ein Tool, das mittels einer erweiterten Taint-Analyse, einer Datenflussanalyse, die externe Daten (Eingabedaten) über den gesamten Kontrollfluss verfolgt, eine Konfigurations-Map erstellt. Die Konfigurations-Map beschreibt, welche Codefragmente von Konfigurationsoptionen abhängen

und hilft dabei die Beziehungen zwischen dem konkreten Programmverhalten und der Konfiguration zu finden. Der Fokus liegt auf Anwendungen, die auf Android-Systemen laufen [Lillack et al., 2018].

Weitere Ansätze wie der *PrefFinder* von Jin et al. verwenden zusätzlich auch dynamische Analysetechniken, um Konfigurationsoptionen nicht nur zu extrahieren, sondern auch in einer Datenbank zur Abfrage und Verwendung zu speichern. Der *Software Configuration Inconsistency Checker* (SCIC) hingegen von Behrang et al. erweitert die Extraktion von Konfigurationsoptionen im Key-Value-Modell des Confalyzer um ein baumstrukturiertes Modell. Im Gegensatz zu anderen Tools, ist dieses auch in der Lage, mehrere Programmiersprachen zu verarbeiten. Ziel dieses Tools ist die Identifikation von Konfigurationsfehlern [Behrang et al., 2015].

Kapitel 4

Methodik

4.1 Auswahl der Python-Bibliotheken

Bevor auf das Vorgehen zur Extraktion von Konfigurationsoptionen genauer eingegangen wird, werden an dieser Stelle die zu untersuchenden Python-Bibliotheken beschrieben.

Die Grafik 4.1 zeigt das Ergebnis einer jährlich durchgeführten Umfrage der Online-Community *Kaggle* aus dem Jahr 2021. 25.000 Data Scientist und ML-Ingenieure wurden gefragt, welche Frameworks sie im Bereich des maschinellen Lernens verwenden. In der Grafik werden die einzelnen Frameworks der Popularität nach geordnet.

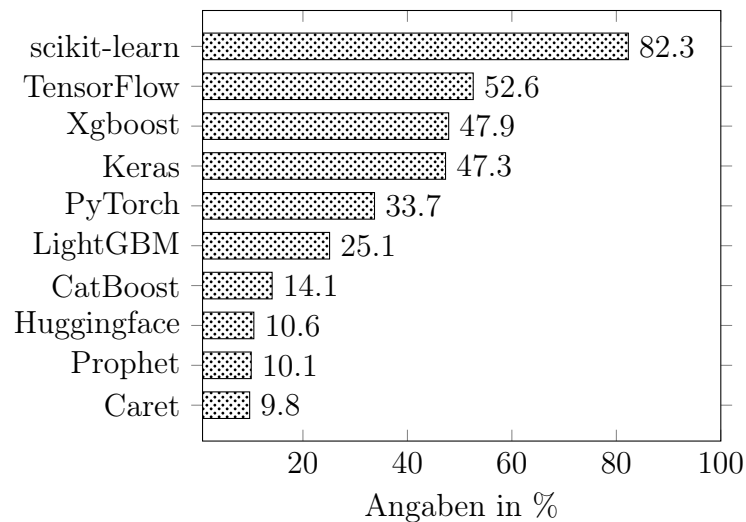


Abbildung 4.1: Nutzung von ML-Frameworks [Kaggle, 2021]

Aus der Grafik lassen sich drei der zu untersuchenden Python Bibliotheken entnehmen. An erster Stelle steht *scikit-learn*, das aufgrund der Vielzahl an implementierten Algorithmen wie ein „Schweizer Taschenmesser“ für die meisten Projekte eingesetzt werden kann und von über 80% der Befragten verwendet wird. Die Vorteile von *scikit-learn* ist die benutzerfreundliche Struktur und Dokumentation mit der maschinelles Lernen auch für unerfahrene oder fachfremde Menschen zugänglich gemacht wird [Varoquaux et al., 2015].

An zweiter Stelle steht *TensorFlow*, das von über 50% der Befragten benutzt wird und wie *scikit-learn* in dem vorliegenden Ansatz untersucht wird. Nachdem TensorFlow 2015 von Forschern bei Google ursprünglich für interne Zwecke entwickelt wurde, hat sich TensorFlow vor allem im Bereich Deep Learning als populäres Werkzeug bewährt. So bietet TensorFlow Projekte, die viel Customizing erfordern, eine leistungsfähige und flexible Umgebung, die das Trainieren künstlicher neuronaler Netze vereinfacht und beschleunigt [Pang et al., 2020].

Die dritte zu untersuchende Bibliothek *PyTorch* wird zwar insgesamt weniger häufig verwendet, verzeichnet jedoch Jahr für Jahr ein starkes Wachstum in der Nutzung [Kaggle, 2021]. PyTorch ist vor allem nützlich beim Umgang mit künstlichen neuronalen Netzen, weshalb es 2019 auch die meistgenutzte Deep Learning-Bibliothek auf allen großen Deep Learning-Konferenzen war [Raschka et al., 2020].

4.2 Web Scraping der ML-Klassen

Bevor im Source Code nach den Konfigurationsoptionen gesucht werden kann, ist es erforderlich, sich einen Überblick über die zu untersuchenden Bibliotheken zu verschaffen. Über die Dokumentation der Websites der Bibliotheken erhält man einen Einblick in die jeweilige Modul- und Klassenstruktur. Da die gesuchten Optionen als Parameter von ML-Klassen übergeben werden, zielt dieser Ansatz darauf ab, alle Klassen mitsamt der möglichen Parameter mithilfe von Web Scraping zu extrahieren. Aufgrund des systematischen Aufbaus der verschiedenen Websites, kann man an dieser Stelle mit technischer Unterstützung die gesuchten Daten automatisiert erfassen. Die Python-Bibliothek *Beautiful Soup* stellt für diesen Zweck, das notwendige Werkzeug bereit. Beautiful Soup ist ein populäres Werkzeug für Web Scraping in Python. So können strukturierte Daten aus HTML- oder XML-Dokumenten als Syntaxbaum geparkt werden. Mit einer Reihe verschiedener Methoden kann dieser dann analysiert oder die benötigten Informationen extrahiert werden [Richardson, 2007].

Der Scraping-Prozess lässt sich für die drei verschiedenen ML-Bibliotheken in folgende Schritte einteilen, die über die Klasse *ClassScraper* aufgerufen werden können.



Je nach Komplexität der Dokumentation, werden diese Schritte teilweise in weitere kleinere Schritte unterteilt. Zudem werden die Informationen in einem jeweils unterschiedlichen HTML-Format abgebildet, sodass kein generischer Algorithmus über alle drei Dokumentationen laufen kann. Deshalb wird für jede Bibliothek eine eigene Klasse implementiert, die vom *ClassScraper* zielführende Methoden erbt und bei einer abweichenden Dokumentationsstruktur Methoden überschreibt.

Listing 4.1 zeigt wie beispielsweise die Modul-URLs aus der Dokumentation von PyTorch extrahiert werden. Um mit dem Scrapen der Daten zu beginnen, wird über über das *request*-Modul der Python-Bibliothek *urllib* die URL geöffnet. Die HTML-Datei der URL wird in BeautifulSoup geparkt, um auf die Daten der Seite zugreifen zu können. In einem HTML-Dokument werden die Inhalte baumartig gespeichert. Die Knoten dieses Baums werden mit sogenannten *Tags* versehen, die dem Inhalt Form und Struktur verleihen. Um auf den Bereich der Seite zuzugreifen, in dem die PyTorch-Module verlinkt sind, wird der Bereich über die BeautifulSoup-Methoden *find*, *find_next* und *findAll* weiter eingegrenzt. Zunächst wird ein Paragraph (*p*) vom Typ *caption* gesucht, dessen Text *Python API* ist. Die einzelnen Modul-Links befinden sich in der nächstliegenden Liste, die mit dem Tag *ul* (*unordered list*) versehen ist. Von dem Paragraph ausgehend, wird diese Liste mit der *find_next*-Methode erreicht. Die Elemente der Liste sind mit einem *li*-Tag (*list item*) versehen und werden extrahiert und als Set gespeichert. Durch dieses Set wird iteriert, um für jedes Modul die Hyperlink-Referenz zu speichern.

```
def scrape_module_urls(self):
    link = "https://pytorch.org/docs/stable/index.html"
    html = urllib.urlopen(link)
    soup = bs4.BeautifulSoup(html, "html.parser")

    caption = soup.find("p", {"class": "caption"},
                        text="Python_API")
    ul = caption.find_next("ul")
    li = ul.findAll("li", {"class": "toctree-l1"})

    for element in li:
        url = element.find("a").attrs["href"]
        self.module_urls.append(url)
```

Listing 4.1: Web Scraping der Modul-URLs von PyTorch

Im Anschluss kann nun durch die Liste der Modul-URLs iteriert werden, um die Klassen zu extrahieren. Die Hyperlinks der Module werden ebenfalls mit `urllib` geöffnet und die HTML-Datei in `Beautiful Soup` geparkt. Je nach Layout der Dokumentation werden mit Hilfe eben angesprochenen `Beautiful Soup`-Methoden schlussendlich alle Klassen inklusive der Parameter gefunden und in einer JSON-Datei gespeichert werden. In der JSON-Datei wird für jede Klasse der gesamte Pfad als eindeutiger Schlüssel angegeben. Zusätzlich zum Klassen- und zu den Parameternamen, werden die Default-Werte der einzelnen Parameter aufgeführt. Die `scikit-learn`-Klasse *KNeighborsRegressor* wird demnach wie folgt gespeichert:

```
"sklearn.neighbors.KNeighborsRegressor": {
    "short name": "KNeighborsRegressor",
    "parameters": {
        "n_neighbors": "5",
        "*": null,
        "weights": "'uniform'",
        "algorithm": "'auto'",
        "leaf_size": "30",
        "p": "2",
        "metric": "'minkowski'",
        "metric_params": "None",
        "n_jobs": "None"
    }
}
```

Listing 4.2: Web Scraping Ergebnis der `KNeighborsRegressor`-Klasse aus `scikit-learn`

Im Gegensatz zu den anderen Modulen ist der Web Scraping Vorgang nur einmal je Bibliothek notwendig und muss nicht für jedes Projekt von neuem gestartet werden. Die am Ende erzeugte JSON-Datei bildet die Basis für das Extrahieren von Konfigurationsoptionen und kann für beliebige viele Projekte verwendet werden. Da bei diesem Vorgang eine Vielzahl an Websites angesteuert werden, handelt es sich hierbei um das Modul mit der längsten Laufzeit. Das Skript ist allerdings anfällig gegenüber Änderungen im Layout der Website. Änderungen der HTML-Elemente können dazu führen, dass nicht mehr dieselben Ergebnisse erzielt werden.

Das Python-Skript kann sowohl über eine Entwicklungsumgebung, als auch über die Kommandozeile ausgeführt werden. Um Python-Dateien über die Kommandozeile auszuführen, muss man lediglich den Befehl *python3* oder bei älteren Versionen *python*, gefolgt vom Namen der Python-Datei eingeben. Zusätzlich ist es möglich neben diesem Befehl noch weitere Werte hinzugefügt werden. Diese sogenannten Argumente können im Source Code verarbeitet werden, um den Anwendenden einen Gestaltungsspielraum für die Ausführung zu überlassen. In diesem konkreten Fall wird über die Eingabe des Namens der Bibliothek entschieden, von welcher Bibliothek die Klassen extrahiert werden sollen. Damit auch bei unterschiedlichen Schreibweisen einer Bibliothek das Programm ausgeführt wird, sind im Source Code für jede der drei Bibliotheken Tensorflow, PyTorch und scikit-learn mehrere Möglichkeiten hinterlegt. Das Scraping von scikit-learn-Klassen erfolgt zum Beispiel über folgenden Befehl:

```
python3 scraping.py scikit-learn
```

Listing 4.3: Kommandozeilenbefehl für das Web Scraping von scikit-learn

4.3 Parsen der Repositorys

Der erste Schritt, um die Konfigurationsoptionen zu extrahieren, ist eine Umgebung zu schaffen, in der ein zu untersuchendes Git-Repository vorliegt. Über die *GitPython*-Bibliothek wird das Repository geklont, sodass es lokal für die Analyse verfügbar ist. Da sich die Analyse auf Source Code in Python bezieht, werden im nächsten Schritt alle Ordner sukzessiv nach Dateien mit einer *.py*-Endung durchsucht. Diese Python-Dateien werden in einer Liste gespeichert, durch die in der Folge iteriert wird, um die Konfigurationsoptionen auszulesen.

Analog zum Web Scraping kann der gesamte Parse- und Extraktionsprozess inklusive der Datenflussanalyse über die Kommandozeile gestartet werden. Die zu übergebenen Argumente sind zum Einen der Link des zu untersuchenden Git-Repositorys und zum Anderen die ML-Bibliothek, dessen Konfigurationselemente gefunden werden sollen. Der entsprechende Befehl für ein Beispielprojekt mit scikit-learn sieht demnach wie folgt aus:

```
python3 main.py https://github.com/user/project scikit-learn
```

Listing 4.4: Kommandozeilenbefehl für die Extraktion von Konfigurationsoptionen von scikit-learn

Im Gegensatz zum Web Scraping erfolgt der gesamte Parse- und Extraktionsprozess für die zu untersuchenden Bibliotheken generisch. Die Klasse *ConfigOptions* enthält alle Methoden, um aus den Repositorys die Konfigurationsoptionen auszulesen. Für jede der drei Bibliotheken gibt es eine Klasse, die von der *ConfigOptions* abgeleitet ist und ihre Funktionen erbt. Dadurch lässt sich dieses Tool beliebig auf andere Bibliotheken erweitern. Voraussetzung ist jedoch, dass eine JSON-Datei mit den gescrapten Klassen der jeweiligen Bibliothek im entsprechendem Format vorliegt. Möchte man beispielsweise die Funktionalitäten dieses Tools auf die ML-Bibliothek *Keras* anwenden, muss man nach erfolgreichem Scraping, lediglich folgende Codezeilen zur *main.py*-Datei hinzufügen.

```
class KerasOptions(ConfigOptions):
    def __init__(self, repo):
        ConfigOptions.__init__(self, repo)
        self.library = "keras"
```

Listing 4.5: Implementation einer Klasse zur Extraktion von Konfigurationsoptionen einer weiteren ML-Bibliothek

4.4 Extraktion der ML-Klassen

Als nächstes werden die Klassen der jeweiligen ML-Bibliothek aus dem Source Code extrahiert. Dafür wird durch die Liste mit Python-Dateien iteriert und entlang der AST-Struktur nach den entsprechenden Klassen gesucht. Der Extraktion-Prozess der ML-Klassen lässt sich in vier Schritte einteilen, die über die Klasse *MLClasses* aufgerufen werden können.

Ablaufdiagramm folgt noch

1. JSON-Datei mit gescrapten Klassen einlesen

2. Code aus Python-Datei als AST parsen
3. Traversierung des AST
 - (a) AST-Knoten nach Import-Anweisungen der ML-Bibliothek durchsuchen
 - (b) AST-Knoten, die Import-Bezeichnungen enthalten filtern
 - (c) Prüfen, ob es sich um ML-Klassen handelt
 - (d) ML-Klassen als Dictionary speichern
4. Liste mit Dictionaries zurückgeben

Zunächst wird die JSON-Datei mit den gescrapten Klassen eingelesen und der Python-Code über die *ast*-Bibliothek in das AST-Format umgewandelt. Die Traversierung des Syntax-Baumes erfolgt nach dem Preoder-Verfahren, sodass jeder Knoten eines Teilbaums vollständig durchlaufen wird, bevor der nächste Knoten auf der gleichen Stufe betrachtet wird. Im ersten Schritt werden alle Import-Objekte rausgefiltert, um festzustellen, ob und wie die ML-Bibliothek verwendet wird. Import-Objekte, die die ML-Bibliothek betreffen, werden in einer Liste gespeichert und bilden die Basis für die Suche nach den ML-Klassen. Es gibt verschiedene Möglichkeiten wie Elemente einer ML-Bibliothek zugänglich gemacht werden können. Das folgende Codebeispiel zeigt fünf Möglichkeiten, die die Verwendung derselben scikit-learn-Klasse *KNeighborsRegressor* über einen jeweils anderen Pfad im Code ermöglichen.

Bezüglich Bad Smells habe ich keine Quellen gefunden, die solche Fälle eindeutig klassifizieren. Daher würde ich diesen Punkt hier außen vor lassen

import sklearn	# A
import sklearn as skl	# B
from sklearn import neighbors	# C
from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor	# D
from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor as KNN	# E
sklearn.neighbors.KNeighborsRegressor()	# A
skl.neighbors.KNeighborsRegressor()	# B
neighbors.KNeighborsRegressor()	# C
KNeighborsRegressor()	# D
KNN()	# E

Listing 4.6: Import- und Verwendungsmöglichkeiten der *KNeighborsRegressor*-Klasse aus scikit-learn

Die Eindeutigkeit des Pfades ist wichtig, um sicherzustellen, dass es sich bei dem jeweiligen Code-Objekt, um die Klasse einer ML-Bibliothek handelt. Einige Klassen haben geläufige Bezeichnungen, wie zum Beispiel *Pipeline* aus *scikit-learn*. Um zu vermeiden, dass irrtümlicherweise falsche Objekte gefunden werden, werden die Code-Objekte aus dem AST auf Basis der Import-Anweisungen der jeweiligen ML-Bibliothek rausgefiltert.

Angenommen das Codebeispiel in Listing 4.7 wird auf Klassen aus der *scikit-learn*-Bibliothek untersucht.

```
from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor

def knn_func():
    n_neighbors = 6
    knn = KNeighborsRegressor(n_neighbors, leaf_size=25)
    return knn
```

Listing 4.7: Codebeispiel mit *KNeighborsRegressor*-Klasse

Für das Codebeispiel wird der Syntaxbaum nach Knoten durchsucht, deren Name identisch mit *KNeighborsRegressor* ist und vom AST-Typ *Call* ist. Der AST-Typ versichert, dass ein (Klassen-)Aufruf vorliegt und nicht beispielsweise ein gleichnamiger String ohne Klassenbezug. Ist dies zutreffend, wird geprüft, ob es sich bei diesem Knoten um eine ML-Klasse handelt oder um einen Pfad, an dessen Ende eine ML-Klasse steht. Ist auch dies gegeben, wird der gesamte Pfad des Objekts beleuchtet, um die Klasse eindeutig zuordnen zu können. Dieser Schritt ist wichtig, da Klassennamen nicht immer eindeutig sind. So verfügt beispielsweise PyTorch über zwei unterschiedliche *profiler*-Klassen. Die eine Klasse ist Teil des *autograd*-Moduls, während die andere dem *profiler*-Modul zugeordnet ist. Beide verfügen über unterschiedliche Konfigurationsoptionen. An dieser Stelle sollte man sich nicht irritieren lassen, dass die beiden Klassen kleingeschrieben sind. Die Namenskonvention, dass Klassen mit Großbuchstaben beginnen, wird von den ML-Bibliotheken nicht immer eingehalten.

Es kann auch der Fall eintreten, dass eine neu implementierte Klasse von einer ML-Klasse erbt. So ist beispielsweise die PyTorch-Klasse *Module* die Basisklasse für künstliche neuronale Netze [Paszke et al., 2019]. Wenn Anwender ein neuronales Netz implementieren wollen, rufen sie nicht die *Module*-Klasse nicht auf, sondern erben von ihr. Um solche Fälle zu erfassen, wird beim Traversieren des Syntaxbaumes daher zusätzlich nach Klassendefinition (AST-Typ *ClassDef*) gesucht und geprüft, ob als Basisklasse eine ML-Klasse vorliegt.

Die gefundene Klasse aus Listing 4.7 wird als Listenelement in Form eines Dictionaries gespeichert. Das Dictionary enthält nun alle benötigten Informa-

tionen, um im nächsten Schritt die Konfigurationsoptionen auszulesen. Dazu gehört der vollständige Pfad mit dem Namen der Klasse, der verwendete Pfad inklusive Alias, sowie die Datei, indem die Klasse gefunden wurde. Zudem wird das AST-Objekt gespeichert, aus dem sich weitere Informationen wie Parameter und Zeilennummer auslesen lassen. Für das Codebeispiel ergibt sich folgender Listeneintrag.

```
{ 'class ': 'sklearn.neighbors.KNeighborsRegressor ',  
  'class alias ': 'KNeighborsRegressor ',  
  'file ': 'path/file.py ',  
  'object ': <ast.Assign object at 0x106178370> }
```

Listing 4.8: Dictionary-Eintrag der KNeighborsRegressor-Klasse

4.5 Extraktion und Verarbeitung der Konfigurationsoptionen

Der nächste Vorgang gliedert sich in zwei Teilschritte, bei dem die Ergebnisse aus 4.2 und 4.4 miteinander verbunden werden.

1. Extraktion der Parameterwerte aus AST-Objekt des Dictionaries
2. Zuordnung der Werte zu den gescrapten Parametern aus JSON-Datei

Zunächst wird durch die Liste mit Dictionaries aus 4.4 iteriert. Jedes Dictionary wird zusätzlich mit einem Eintrag zu den gescrapten Parametern der jeweiligen Klasse ergänzt und an die Methode *get_parameters()* der Klasse *MLParameters* übergeben. In dieser Klasse wird der Syntaxbaum des Code-Objekts traversiert, um die übergebenen Parameterwerte in der entsprechenden Reihenfolge zu extrahieren. Die Klasse verfügt über eine Vielzahl an Methoden, die die einzelnen Knoten des Syntaxbaums entsprechend ihres Typs verarbeiten können. Da die gesuchten Werte Parameter von Klassenaufrufen sind, ist die Behandlung von Knoten des AST-Typs *Call* von besonderer Bedeutung. Hinter dem AST-Objekt des Dictionaries aus 4.4 verbirgt sich folgender Syntaxbaum:

```
Assign(  
  targets=[  
    Name(  
      id='knn',  
      ctx=Store())],  
  value=Call(  
    func=Name(  
      id='KNeighborsRegressor',  
      ctx=Load()),  
    args=[  
      Name(  
        id='n_neighbors',  
        ctx=Load())],  
    keywords=[  
      keyword(  
        arg='leaf_size',  
        value=Constant(  
          value=25)))]))
```

Listing 4.9: AST der KNeighborsRegressor-Klasse

Ein Code-Objekt vom AST-Typ *Call* besteht aus 3 Teilknoten. Der Knoten *func* gibt den Namen Aufrufs an. Ist an dieser Stelle die *id* des Knoten identisch zur ML-Klasse, werden im nächsten Schritt die Parameter extrahiert. Diese liegen zweigeteilt vor: Im Knoten *args* befinden sich Argumente, die nach ihrer Position übergeben und zugeordnet werden. Im Gegenzug werden im Knoten *keywords* Argumente zusammen mit der Parameterbezeichnung übergeben, so dass direkt kenntlich ist, um welchen Parameter es sich handelt.

Im gegebenen Beispiel wird die Variable *n_neighbors* als Positionsargument vom AST-Typ *Name* klassifiziert. Für jeden übergebenen Parameter wird der AST-Typ vermerkt, um weitere Informationen für die Analyse von ML-Konfigurationsoptionen bereitzustellen. Wenn Parameter vom AST-Typ *Name* oder *Attribute* vorliegen, werden diese zusätzlich vermerkt, um wie in Kapitel 4.6 beschrieben, mittels Datenflussanalyse mögliche Werte für die Variablen zu ermitteln. Das Keyword-Argument für *leaf_size* kann hingegen direkt zugeordnet werden und ist auch konstant.

Zusätzlich zur Ermittlung der Parameter wird in der *MLParameters*-Klasse auch geprüft, ob die Instanziierung der Klasse einer Variable zugewiesen wird. Im gegebenen Beispiel wird die Instanz der Klasse (*value*) von der Variablen *knn* (*target*) referenziert. Darüber hinaus kann eine Zuweisung auch über andere Wege als Keyword-Argument erfolgen: bei der Definition einer Klasse oder Funktion und beim Aufruf eines Objekts.

Wie in Kapitel 4.4 wird auch hier der Fall, dass von einer ML-Klasse ge-

erbt wird, gesondert behandelt. Da in diesem Fall keine Klasse aufgerufen wird, sondern auf der Basis einer ML-Klasse eine neue Klasse erstellt wird, werden die Parameter aus der `__init__()`-Methode entnommen. Die `__init__()`-Methode kann aufgerufen werden, um Attribute einer Klasse zu initialisieren. Über das Schlüsselwort `self` können Werte den Attributen der Klassen zugewiesen werden. Hierbei handelt es sich um die gesuchten Konfigurationsoptionen. Das Listing 4.10 zeigt ein Codebeispiel indem die Klasse `Model` definiert wird und von der PyTorch-Klasse `Module` erbt, um trainierbare Schichten (layers) für ein neuronales Netz zu erstellen. In dem Beispiel handelt es sich bei dem Attribut `self.conv1` um eine Schicht, der die PyTorch-Klasse `Conv2d` zugeordnet wird. Demnach hat die Konfigurationsoption `conv1` den Wert `nn.Conv2d(10, 20, 5)`.

```
import torch.nn as nn

class Model(nn.Module):
    def __init__(self):
        self.conv1 = nn.Conv2d(10, 20, 5)
```

Listing 4.10: Vererbung der ML-Klasse `Module` aus PyTorch

Im zweiten Teil werden die gefundenen Parameter im Code mit den gescrapten aus der JSON-Datei zusammengeführt. Zunächst wird durch die Liste an Positionsargumente iteriert, sodass die Positionsargumente der Reihe nach, den gescrapten Parameter zugeordnet werden können. Für die Keyword-Argumente wird geprüft, ob das Keyword als Parameter vorhanden ist. Bei falschen Keyword-Bezeichnungen, also Keywords, die es als Parameter in der Spezifikation gar nicht gibt, kann keine Zuordnung zu den gescrapten Parametern erfolgen.

Darüber hinaus gibt es drei Besonderheiten in der Spezifikation, die vom Algorithmus bei der Zuordnung der Parameter beachtet werden müssen: `*`, `*args` und `**kwargs`. Befindet sich in der Spezifikation der Parameter ein Sternchen, dürfen danach keine Positionsargumente mehr übergeben werden. Bei der Spezifikation der Parameter der `KNeighborsRegressor`-Klasse aus Listing 4.2 befindet sich dieses Sternchen an zweiter Stelle. Dementsprechend müssen alle Parameter ab dem zweiten Parameter `leaf_size` als Keyword-Argumente übergeben werden. `*args` werden verwendet, wenn die Anzahl der Übergabeparameter variabel bleiben soll oder die Parameter in Form eines Tupels oder einer Liste vorliegen. Im ersten Fall kann die Länge der übergebenen Parameter, die Länge der Parameter in der Spezifikation also überschreiten. Die *überzähligen* Parameter werden zusammen mit dem letzten übergebenen Parameter als Tupel zusammengefasst. Die Übergabe als Tupel oder als Liste

erfolgt mit einem anführenden Sternchen. ***kwargs* hingegen sind eine Möglichkeit, um Dictionaries zu übergeben, die als Schlüssel Parameter der Klasse enthalten können.

Nachdem die Parameter erfolgreich zugeordnet wurden, gibt die *MLParameters*-Klasse ein Dictionary zurück. Es enthält wie das Dictionary aus 4.4 den Namen der Python-Datei, den vollständigen Pfad der Klasse und das AST-Objekt. Ergänzt wird das Dictionary mit Informationen zu den Parametern. Variable Parameter werden zusätzlich gesondert in einem Dictionary aufgeführt. Da die möglichen Werte der variablen Parameter noch unbekannt sind, werden diese mit *None* gekennzeichnet. Sofern vorhanden, wird die Variable, die die Klasse referenziert, ebenfalls aufgeführt, sodass sich für das Codebeispiel aus 4.7 folgendes Dictionary ergibt:

```
{ 'class': 'sklearn.neighbors.KNeighborsRegressor',  
  'file': 'path/file.py',  
  'object': <ast.Assign object at 0x106178370>},  
  'parameter': { 'leaf_size': { 'type': 'Constant',  
                                'value': '25' },  
                 'n_neighbors': { 'type': 'Name',  
                                   'value': 'n_neighbors' } },  
  'variable': 'knn',  
  'variable parameters': { 'n_neighbors': None } }
```

Listing 4.11: Dictionary-Eintrag der *KNeighborsRegressor*-Klasse inklusive Parameter

4.6 Ermittlung variabler Konfigurationswerte

Zunächst wird durch die Liste mit Dictionaries aus Kapitel 4.5 iteriert. Die Ermittlung der variablen Parameterwerte erfolgt über die Methode *get_parameter_value()* der *DataFlowAnalysis*-Klasse. Beim Aufruf der Methode wird für dieses Beispiel das Dictionary zusammen mit der Parametervariable *n_neighbors* übergeben. Die anschließende Datenflussanalyse lässt sich in zwei Bereiche einteilen:

1. Sammeln von Informationen: Kontrollflüsse, Aufrufpfade und Funktionsaufrufe
2. Analyse der Informationen mittels SSA, Constant Propagation und AST

Im ersten Schritt wird über die *CFGBuilder*-Klasse des statischen-Analyse-Frameworks *Scalpel* der Kontrollflussgraph für die Python Datei erstellt und

in einer Liste gespeichert. Der Kontrollflussgraph stellt alle globalen Pfade dar, die während der Ausführung des Programms durchlaufen werden können. Da Klassen- und Funktionskörper sich jedoch nicht auf dieser Ebene befinden, wird zusätzlich jede Klasse und Funktion der globalen Ebene traversiert und die Kontrollflussgraphen dieser Objekte ebenfalls in der Liste gespeichert. Dieser Vorgang wiederholt sich für jede weitere Ebene bis schließlich alle Kontrollflussgraphen der Klassen und Funktionen der Liste hinzugefügt wurden.

Im nächsten Schritt werden die möglichen Pfade, mit denen man die einzelnen Klassen und Funktionen erreichen kann, ermittelt. Diese Ermittlung ist erforderlich, da die Werte gesuchter Parametervariablen möglicherweise über Klassen und Funktionen hinweg übergeben werden. Der Aufrufspfad einer Funktion oder einer Klasse variiert jedoch je nachdem von wo sie aufgerufen werden. Im folgenden sind vier Beispiele aufgelistet, die zeigen, dass es notwendig ist, die Objektzugehörigkeit und die damit verbundenen Aufrufspfade zu kennen.

- *func()*: ruft globale Funktion auf
- *self.func()*: Funktion befindet in einer Klasse und wird innerhalb dieser Klasse aufgerufen
- *C.func()*: Funktion befindet sich in Klasse *C* und wird von außerhalb der Klasse aufgerufen
- *C(1)*: ruft die `__init__`-Methode der Klasse *C* auf

Für jede Klasse und jede Funktion wird daher ein Dictionary erstellt, dessen Werte die möglichen Aufrufspfade sind. Ohne Kenntnisse der Aufrufspfade würde ansonsten bei der Datenflussanalyse beispielsweise der übergebene Wert im vierten Fall nicht der richtigen Methode zugeordnet werden können.

Im Anschluss wird durch die Liste der Kontrollflussgraphen iteriert und alle enthaltenen Anweisungen als AST geparkt. Der abstrakte Syntaxbaum wird traversiert, um Funktionsaufrufe rauszufiltern und in einer Liste zu speichern. Nachdem alle Kontrollflussgraphen durchlaufen wurden, enthält die Liste sämtliche Funktionsaufrufe der Datei im AST-Format. Falls nun die gesuchte Variable als Parameter in der Definition einer Funktion steht, können auf Basis der möglichen Pfade der Funktion, die Funktionsaufrufe gefunden werden. Dadurch kann der Wert einer Variable bzw. des Parameters über den gesamten Kontrollfluss der Datei verfolgt werden.

Nachdem im ersten Teil die notwendigen Informationen gesammelt wurden, werden diese im zweiten analysiert. Für jeden Kontrollflussgraphen der

Datei werden über die `compute_SSA()`-Methode der Scalpel-Klasse `SSA` Zuweisungen und Werte der enthaltenen Variablen ermittelt. Dafür werden von der Methode die Datenflussanalyse-Techniken *Static Single Assignment* und *Constant Propagation* verwendet. Als Ergebnis erhält man eine Liste an Dictionaries. Die Schlüssel sind Variablen, die Ziel einer Zuweisung sind, während die Werte des Dictionaries, den jeweiligen Wert der Zuweisung entsprechen. Wird der gesuchten Variable ein Wert zugewiesen, wird dieser in der Liste möglicher Werte gespeichert. Handelt es sich zudem um einen variablen Wert vom AST-Typ *Name* oder *Attribute*, wird im Anschluss auch für diesen Wert der gesamte zweite Teil der Datenflussanalyse ausgeführt.

In diesem Zusammenhang stößt man an mehrere Grenzen des Scalpel-Frameworks, die im folgenden Codebeispiel dargestellt werden:

```
class A:
    def __init__( self ):
        a, b = 1, 2                # issue 1
        c = 3                     # issue 2
        self.cls_variable = c     # issue 3
        c = 4
```

Listing 4.12: Limitierungen der Datenflussanalyse

Die aktuelle Scalpel-Version (vom 02.06.22) kann keine Zuweisungen an Tupel verarbeiten, sodass für die Variablen *a* und *b* von derzeit keine Wertzuweisungen ausgegeben werden (*issue 1*). Zudem wird in der aktuellen Version nur die letzte Zuweisung. Für die Variable *c* beträgt der Wert bei der Ausgabe demnach 4, obwohl der Variable vorher ein anderer Wert zugewiesen wird (*issue 2*). Das größte Problem ist jedoch, dass in der aktuellen Version von Scalpel Zuweisungen an Objekte des AST-Typs *Attribute* nicht verarbeitet werden und der Wert für `self.cls_variable` nicht ermittelt werden kann (*issue 3*). Da die Lösung dieses Problems essenziell für die Datenflussanalyse ist, wurde der Source Code der `compute_SSA()`-Methode untersucht und so angepasst, dass nun auch Zuweisungen an Instanzvariablen wie `self.cls_variables` verarbeitet werden können. Leider beträgt der Wert für *c* wie in *issue 2* beschrieben zum Zeitpunkt der Zuweisung der SSA-Analyse von Scalpel 4, obwohl 3 richtig ist. Für diese Probleme wurden jeweils ein Issue, teilweise mit Lösungsansatz, im Git-Repository von Scalpel erstellt. Zum Zeitpunkt der Fertigstellung dieser Arbeit wurden diese Probleme zwar zur Kenntnis genommen, jedoch noch nicht behoben.

Im nächsten Schritt werden die Funktionsdefinitionen der Datei untersucht, um zu überprüfen, ob die gesuchte Variable als Parameter übergeben wird. Ist

die gesuchte Variable in der Definition der Funktion vorhanden, müssen einige Besonderheiten bei der Behandlung der Argumente berücksichtigt werden. Die Parameter einer Funktion können fünf unterschiedliche AST-Typen besitzen: *arg*, *vararg*, *konlyargs*, *posonlyarg* oder *kwarg*. Ähnlich wie die Argumente des Typs *ast.Call* aus Kapitel 4.5 müssen die AST-Typen unterschiedlich behandelt werden, damit die Parametervariable beim Aufruf der Funktion eindeutig zugeordnet werden kann. Im folgenden Codebeispiel werden die verschiedenen Typen mit ihrem Namen kenntlich gemacht:

```
def func(posonlyarg1, posonlyarg2, /, arg1, arg2,
        arg3 = 1, *vararg, konlyarg1, konlyarg2, **kwargs):
    return

func("posonlyarg1", "posonlyarg2", arg2=2, *["arg1"],
    konlyarg1=1, konlyarg2=2, **{"arg3": 3, "new_arg": 0})
```

Listing 4.13: Parametertypen von Funktionen

Positional-only arguments sind Argumente, die vor der */*-Markierung stehen und dürfen nicht mit einem Keyword-Argument übergeben werden. Das Gegenstück dazu sind *Keyword-only arguments*. Sie müssen mit einem Keyword übergeben werden und befinden sich in der Definition immer nach *varargs*. *Args* sind Argumente bei denen nicht festgelegt ist, ob sie mit einem Keyword übergeben werden. Sie werden ansonsten ihrer Position nach zugeordnet. Die Typen *vararg* und *kwarg* referenzieren die übergebenen **args*- und ***kwargs*-Parameter, die in Kapitel 4.5 besprochen wurden. Ist die gesuchte Variable in der Definition der Signatur vorhanden, besteht die Möglichkeit, dass ihr wie bei *arg3* ein Default-Wert zugewiesen wird, der dementsprechend zur Liste möglicher Werte der Parametervariablen hinzugefügt werden muss [Peng et al., 2021].

Im letzten Schritt der Datenflussanalyse wird, sofern die gesuchte Variable ein Funktionsparameter ist, durch die Liste mit Funktionsaufrufen iteriert. Jeder Funktionsaufruf wird mit den möglichen Werten aus der Liste an Dictionaries mit möglichen Aufrufspfaden verglichen und einer Funktion zugeordnet. Für jeden Aufruf der Funktion wird je nach Argumenttyp und Position der gesuchten Parametervariable, der übergebene Wert ausgelesen. Handelt es sich bei einem übergebenen Wert erneut um eine Variable, wird im Anschluss auch für diesen Wert der gesamte zweite Teil der Datenflussanalyse wiederholt.

Nach erfolgreichem Durchlauf gibt die *get_parameter_value()*-Methode der *DataFlowAnalysis*-Klasse eine Liste mit möglichen Werten zurück. Die Liste

wird im Anschluss in ein Dictionary umgewandelt, dessen Schlüssel aufsteigende Zahlen sind. Schlussendlich wird eine JSON-Datei erstellt, die alle gesuchten Konfigurationsoptionen des Git-Repositories enthält. Für das *KNeighborsRegressor*-Beispiel sieht der Eintrag wie folgt aus:

```
{ 'file ': 'path/file.py',  
  'class ': 'sklearn.neighbors.KNeighborsRegressor',  
  'parameter ': { 'leaf_size ': { 'type ': 'Constant',  
                                'value ': '25' },  
                  'n_neighbors ': { 'type ': 'Name',  
                                'value ': 'n_neighbors' } },  
  'variable parameters ': { 'n_neighbors ': { 'type ': 'Constant',  
                                              'value ': '26' },  
  'variable ': 'knn',  
  'line no ': '4' }
```

Listing 4.14: Dictionary-Eintrag der KNeighborsRegressor-Klasse mit möglichen Parameterwerten

Kapitel 5

Evaluation

Im folgenden Kapitel werden die Ergebnisse aus Kapitel 4 evaluiert. Zunächst werden die Resultate des Web-Scraping-Moduls beleuchtet bevor im Anschluss der vorgestellte Ansatz als Ganzes bewertet wird. Die Verwendung von Konfigurationsoptionen von ML-Bibliotheken im Source Code ist jedoch nicht umfassend erforscht, weshalb es keine Datensätze oder Vergleichswerte gibt, um die Genauigkeit beurteilen zu können. Dementsprechend wird der Ansatz auf zwei verschiedene Arten überprüft:

1. Tests
2. Analyse von Projekten

Tests sind ein gängiges Mittel in der Softwareentwicklung. Sie dienen der Qualitätssicherung, um die Funktionalität des Systems zu gewährleisten und zu untersuchen inwieweit die gestellten Anforderungen an eine Software auch erfüllt werden. In der *tests.py*-Datei des Git-Repositorys zu dieser Arbeit befinden sich mehrere Codebeispiele mit Konfigurationsoptionen, die aus verschiedenen Softwareprojekten entnommen wurden [Jaeger, 2022]. Angereichert wurden die Codebeispiele mit sogenannten *edge cases*, mit denen getestet wird, ob der entwickelte Ansatz auch komplexere Herausforderungen bewältigen kann. Ziel des ganzen ist zu prüfen, ob die verwendeten ML-Klassen inklusive der Parameter richtig erkannt und zugeordnet werden. Zudem wird getestet, ob die Werte variabler Parameter, die teilweise auch über Klassen und Funktionen hinweg weitergegeben werden, bestimmt werden können. Mit Hilfe des *pytest*-Frameworks werden die gefundenen Konfigurationsoptionen des entwickelten Ansatzes, mit dem tatsächlichen Ergebnis verglichen. Falls sich die Ergebnisse unterscheiden, gibt *pytest* eine Fehlermeldung aus.

Um darüber hinaus eine aussagekräftige Bewertung abzugeben, wird sich am Evaluationsansatz von Rabkin and Katz orientiert. Dafür werden verschie-

dene Softwareprojekte mit dem vorgestellten Ansatz analysiert und das Ergebnis mit einer manuellen Analyse verglichen. Für die manuelle Analyse wird der Source Code auf die Verwendung von Konfigurationsoptionen der zu untersuchenden ML-Bibliothek händisch untersucht.

5.1 Ergebnisse Web Scraping

ML-Bibliothek	Version	Laufzeit (min)	Klassen	Parameter	P/K
TensorFlow	2.9.1	27:15	844	3728	4,4
PyTorch	1.11.0	0:37	408	1340	3,3
scikit-learn	1.1.1	0:31	262	2081	7,9

Tabelle 5.1: Scraping Ergebnisse der ML-Dokumentation

In der Tabelle 5.1 wird für jede ML-Bibliothek die Anzahl an Klassen und Parameter, sowie die durchschnittliche Anzahl der Parameter je Klasse (P/K) für die jeweilige Version dargestellt. Zudem wird die Laufzeit des Web-Scraping-Vorgangs gemessen. Die angegebene Zeit ist der Mittelwert aus fünf Durchläufen der Anwendung und kann je nach Internetverbindung und Rechnerleistung stark variieren. Die Anzahl der Klassen steht dabei in Relation zur Dauer des Scraping-Prozesses. Während das Web Scraping der Klassen aus der scikit-learn-Dokumentation die geringste Laufzeit hatte, dauerte der Prozess bei TensorFlow deutlich am längsten an. Weitere Einflussfaktoren auf die Laufzeit sind zudem die Dokumentations- und Modulstruktur. Während in TensorFlow und scikit-learn für jede Klasse eine neue Website aufgerufen werden muss, um die Parameter zu extrahieren, sind bei PyTorch teilweise mehrere Klassen inklusive der Parameter auf einer Seite aufgelistet. TensorFlow und PyTorch weisen zudem eine hohe Zahl an Modulen auf und oft müssen mehrere Module durchlaufen werden, um zu einer Klasse zu gelangen. Scikit-learn hingegen verfügt über eine eher flache Modultiefe, sodass die Klassen meist über einen kürzeren Pfad erreicht werden können. Des Weiteren weisen die Klassen von scikit-learn im Schnitt eine deutlich höhere Zahl an Parametern und somit mehr Konfigurationsmöglichkeiten auf.

Zu beachten ist, dass Erfolg und Reproduzierbarkeit des Scraping-Moduls stark mit der Website-Struktur der Dokumentation zusammenhängen, da das Modul nicht Robust gegenüber Änderungen ist. Ändert sich das Layout indem beispielsweise HTML-Elemente anders strukturiert werden, so kann es

sein, dass der Scraping-Algorithmus nicht mehr die gewünschten Ergebnisse liefert. Gleichzeitig müssen insgesamt drei TensorFlow- und sechs PyTorch-Klassen einzeln zum Scraping-Ergebnis hinzugefügt werden, da sie nicht wie die anderen Klassen in die Dokumentation eingebettet und mit den gleichen HTML-Tags versehen sind.

5.2 Auswahl Subject Systems

Die Auswahl der zu untersuchenden Softwaresysteme erfolgt nach folgenden Kriterien:

- Open Source Git Repository mit mindestens 1.000 Sternen
- Verwendung von mindestens zehn Klassen einer ML-Bibliothek
- möglichst Verwendung von variablen Parametern beim Aufruf der Klassen
- Code ist syntaktisch fehlerfrei

Ein vergebener Stern für ein Git-Repository kann sowohl als Lesezeichen als auch als Zeichen der Wertschätzung für das Projekt dienen. Aus der Anzahl an Sternen lassen sich somit Aussagen über die Popularität eines Projektes ableiten. Daher eignet sich die Anzahl der Sterne als Auswahlkriterium für die Erstellung einer repräsentativen Liste an Softwareprojekten, die die ML-Bibliotheken benutzen. Um bei der Analyse auch möglichst viele verschiedene Fälle von ML-Konfigurationsoptionen abzudecken, müssen mindestens zehn Klassen einer ML-Bibliothek verwendet werden. Im besten Fall werden den ML-Klassen auch variable Parameter übergeben, um die Genauigkeit des Datenflussanalyse-Moduls untersuchen zu können. Damit der Code als AST geparkt werden kann, muss er zudem syntaktisch fehlerfrei sein.

Für jede der drei ML-Bibliotheken werden jeweils fünf Softwareprojekte untersucht, die in der Tabelle 5.2 aufgelistet werden.

Projekt	ML-Bibliothek	letzter Commit	Sterne
DeepSpeech	TensorFlow	17.11.21	19.7k
Fast Style Transfer		18.09.21	10.5k
Darkflow		25.02.20	6k
Text Classification		21.07.18	5.5k
Tensorforce		10.02.22	3.1k
Voice Cloning	PyTorch	01.03.22	35k
YOLOv3		04.04.22	6.7k
Image Captioning		03.06.20	2k
BatchNorm		08.04.21	1.4k
TorchIO		25.05.22	1.4k
AutoGluon	scikit-learn	03.06.22	4.5k
igel		06.02.22	3k
MLJAR		14.04.22	1.9k
KServe		03.06.22	1.5k
sklearn-porter		23.05.22	1.2k

Tabelle 5.2: Untersuchte Softwareprojekte

Tensorforce ist ein *Deep Reinforcement Learning*-Framework, dass auf Googles TensorFlow beruht [Kuhnle et al., 2017]. *CNN for Text Classification* und *Fast Style Transfer* basieren ebenfalls auf TensorFlow und verwenden sich faltende künstliche neuronale Netzwerke (*Convolutional Neural Networks*) zur Textklassifizierung [Kim, 2014] und für eine schnelle Stilübertragung von berühmten Gemälden auf beliebige Fotos [Engstrom, 2016]. Mit *DeepSpeech* von Mozilla lässt sich Sprache zu Text auf einem Raspberry Pi verarbeiten [Mozilla, 2022] und mit *Darkflow* Objekte in Echtzeit erkennen und klassifizieren [Trieu, 2018].

Bei *Real-Time Voice Cloning* handelt es sich um ein Deep Learning Framework und ist das erste von fünf analysierten PyTorch-Projekten [Jemine, 2022]. In *YOLOv3* ist der YOLO-Algorithmus zur Bilderkennung in Echtzeit implementiert [Redmon and Farhadi, 2018]. *PyTorch Tutorial to Image Captioning* ist eine Anleitung zur Bildbeschriftung [Vinodababu, 2020]. *TorchIO* bietet eine Reihe von Deep Learning Werkzeugen zur medizinischen Bildgebung [Pérez-García et al., 2021] und *Synchronized Batch Normalization* befasst sich mit synchronisierter Batch Normalisierung zur Objekterkennung in PyTorch [Tete Xiao, 2021].

AutoGluon verwendet scikit-learn und automatisiert Aufgaben des maschinellen Lernens, um ML-Anwendungen mit geringerem Aufwand entwickeln zu

können [Erickson et al., 2020]. *Igel* ist ein ML-Tool mit dem Modelle trainiert und verwendet werden können, ohne Code schreiben zu müssen [Baccouri, 2022]. Bei *MLJAR* handelt es sich um ein Python-Paket für *AutoML* auf tabellarische Daten [Płońska and Płoński, 2021]. *KServe* stellt eine benutzerdefinierte Ressourcendefinition für ML-Modelle beliebiger Frameworks auf *Kubernetes* bereit [Authors, 2022]. Mit *sklearn-porter* können Schätzer von scikit-learn in andere Programmiersprachen übersetzt werden [Morawiec, 2022].

5.3 Analyse Subject Systems

Für die Evaluation wird für jedes der 15 Softwareprojekte auf das Auftreten von Konfigurationsoptionen der enthaltenen ML-Bibliothek einmal manuell und mit dem vorgestellten Ansatz untersucht. Das Ergebnis beider Analysen wird am Ende verglichen, um den die Genauigkeit des entwickelten Ansatzes beurteilen zu können.

Im Rahmen der manuellen Analyse wird in jeder Python-Datei des Softwareprojekts untersucht, ob und welche Elemente der ML-Bibliothek importiert werden. Werden Elemente der ML-Bibliothek importiert, wird in der jeweiligen Python-Datei nach ihnen gesucht. Bei jedem gefundenen Objekt wird geprüft, ob es sich um eine Klasse handelt. Dies erfolgt durch einen Abgleich der Beschreibung des Objekts in der Dokumentation oder über die Definition des Objekts im Source Code der ML-Bibliothek. Die gefundenen Klassen werden inklusive der Parameter in einer separaten Textdatei gespeichert. Werden variable Parameter übergeben, wird in der Python-Datei zusätzlich nach möglichen Wertzuweisungen für die Variablen gesucht. Bei der Suche wird berücksichtigt, dass die Variablen auch über Aufrufe von Klassen und Funktionen übergeben werden können oder ihnen ebenfalls ein variabler Wert zugewiesen werden kann. Für diese Fälle werden die übergebenen Werte der jeweiligen Aufrufe betrachtet oder nach Zuweisungen für die neue Variable gesucht. Die gefundenen Zuweisungen werden ebenfalls in separaten Textdatei gespeichert.

Die Ergebnisse werden in der Tabelle 5.3 zusammengefasst. Für jedes der fünfzehn Softwareprojekte ist die Anzahl der gefundenen Klassen und Anzahl der (variablen) Parameter angegeben. Darüber hinaus werden für die variablen Parameter in der letzten Spalte die Anzahl der möglichen Werte anhand der Wertezuweisungen aufgeführt.

ML-Projekt	Klassen	Parameter	variable Parameter	
			insgesamt	Zuweisungen
DeepSpeech	34	48	24	31
Fast Style Transfer	18	10	4	3
Darkflow	15	10	7	9
Text Classification	21	30	11	4
Tensorforce	61	105	58	96
Voice Cloning	107	165	100	99
YOLOv3	31	44	28	35
Image Captioning	32	49	34	26
BatchNorm	14	21	4	3
TorchIO	30	38	36	31
AutoGluon	79	98	52	31
igel	12	8	34	26
MLJAR	33	110	22	29
KServe	21	21	-	-
sklearn-porter	34	34	23	123

Tabelle 5.3: Ergebnis der manuellen Analyse

Im zweiten Schritt wird der entwickelte Ansatz auf die fünfzehn Softwareprojekte angewendet. Die im Ausgabeergebnis erzeugte JSON-Datei wird mit den gefundenen Klassen, Parametern und Zuweisungen der manuellen Analyse verglichen. Für jedes gefundene Objekt der manuellen Analyse wird geprüft, ob es auch vom entwickelten Ansatz gefunden wird. Die Tabelle 5.4 listet alle gefundenen Objekte aus der JSON-Datei auf. Zusätzlich zur Tabelle der manuellen Analyse wird eine Prozentzahl für die Genauigkeit angegeben. Der Wert misst den Anteil der gefundenen Objekte im Vergleich zur manuellen Analyse.

ML-Projekt	Klassen		Parameter		variable Parameter			
	Anz.	%	Anz.	%	insgesamt		Zuweisungen	
					Anz.	%	Anz.	%
DeepSpeech	34	100%	47	98%	24	100%	31	100%
Fast Style Transfer	18	100%	10	100%	4	100%	3	100%
Darkflow	15	100%	10	100%	7	100%	9	100%
Text Classification	21	100%	30	100%	11	100%	4	100%
Tensorforce	61	100%	105	100%	58	100%	76	79%
Voice Cloning	107	100%	165	100%	100	100%	96	97%
YOLOv3	31	100%	44	100%	28	100%	35	100%
Image Captioning	32	100%	49	100%	34	100%	25	96%
BatchNorm	14	100%	21	100%	4	100%	3	100%
TorchIO	30	100%	38	100%	36	100%	31	100%
AutoGluon	79	100%	98	100%	52	100%	31	100%
igel	12	100%	8	100%	34	100%	26	100%
MLJAR	33	100%	110	100%	22	100%	27	93%
KServe	21	100%	21	100%	-	-	-	-
sklearn-porter	34	100%	34	100%	23	100%	123	100%

Tabelle 5.4: Ergebnis und Genauigkeit des entwickelten Ansatzes

Der Vergleich der beiden Analysen ergibt, dass der Algorithmus alle Klassen und fast alle Parameter erkennen kann. Schwächen hat das Programm lediglich bei der Erkennung von Zuweisungen. Dies hat zwei Ursachen: Die aktuelle Version von Scalpel (vom 02.06.22) verarbeitet im Rahmen des *Static Single Assignment* Zuweisungen an Tupel nur dann, wenn auf beiden Seiten die gleiche Anzahl an Elementen stehen [Li et al., 2022]. Steht auf der rechten Seite der Zuweisung beispielsweise eine Funktion, dessen *return*-Wert einem Tupel zugewiesen wird, wird die Zuweisung von Scalpel aktuell nicht verarbeitet. Bei Tensorforce ist dies elf- und bei Real-Time Voice Cloning einmal der Fall. Die zweite Ursache ist die Verarbeitung mehrerer Zuweisungen an die gleiche Variable innerhalb eines Funktionskörpers. Scalpel gibt aktuell nur den letzten Zuweisungswert als möglichen Wert der Variable aus. Die vorherigen Zuweisungen des Funktionskörpers werden nicht ausgegeben. Neun weitere Zuweisungen von Tensorforce, zwei von Real-Time Voice Cloning, zwei von MLJAR und eine Zuweisung vom PyTorch Tutorial to Image Captioning werden dadurch nicht erkannt. Die beiden Probleme wurden bereits den Entwicklern gemeldet und werden derzeit bearbeitet. Darüber hinaus wird in DeepSpeech einer Instanz der TensorFlow-Klasse *SparseTensor* erzeugt und der Parameter **transcript* übergeben. Dass als Übergabeparameter eine Liste als **args* übergeben werden darf, ist aus der Dokumentation nicht ersichtlich und wurde vom

entwickelten Ansatz daher nicht erkannt und verarbeitet.

5.4 Diskussion

Die Analyse der Softwareprojekte zeigt, dass der entwickelte Ansatz die Verwendung von ML-Klassen und Parameter mit einer sehr hohen Genauigkeit erkennt. Hinsichtlich der Wertebestimmung variabler Parameter werden ebenfalls viele verschiedene Fälle abdeckt. Gleichwohl unterliegt diese Wertebestimmung einigen Limitierungen, die auch das Ergebnis der manuellen Analyse beeinträchtigen. Es gibt jedoch Möglichkeiten den Algorithmus zu verbessern, an denen teilweise, wie beim Analyse-Frameworks Scalpel, bereits gearbeitet wird. So werden nur Zuweisungen betrachtet, weshalb die Zahl möglicher Werte der Variablen deutlich höher sein kann. Jede weitere Operation, die auf eine Variable angewendet wird, wird in diesem Ansatz nicht weiter erfasst. Verbirgt sich hinter der Variable zum Beispiel eine Liste oder ein Dictionary, so wird nur der Wert der Variablen bei der Initialisierung bestimmt. Weitere angewendete Operationen wie das Hinzufügen neuer Elemente an die Liste oder Einträge in das Dictionary, werden nicht verarbeitet.

Parameter, die nicht vom AST-Typ *Name* oder *Attribute* sind, können zudem keine Werte zugewiesen werden. Sie werden im Rahmen der Datenflussanalyse grundsätzlich nicht weiter verfolgt oder ausgewertet. Des Weiteren werden nur Klassen- und Funktionsaufrufe betrachtet, die sich innerhalb derselben Python-Datei befinden wie die Parametervariable. Wenn sich also die gesuchte Variable in der Definition einer Klasse oder einer Funktion befindet und der Wert beim Aufruf dieser Objekte von außerhalb der Datei übergeben wird, liegt dies außerhalb des Betrachtungsrahmens. Das gleiche gilt für Parametervariablen deren Wert erst durch die Eingabe während der Ausführung eines Programms oder im Dictionary eines Funktionsdekorsators bestimmt wird. Da alle gleichnamigen Variablen erfasst werden, kann es jedoch auch vorkommen, dass im Rahmen der Datenflussanalyse Zuweisungen ermittelt werden, die für die gesuchte Parametervariable nicht von Bedeutung sind. So kann es sein, dass sich eine solche Variable zum Beispiel nur lokal in einer separaten Funktionen befindet.

Hinsichtlich der Laufzeit des entwickelten Ansatz fällt lediglich die Größe des Git-Repositorys ins Gewicht. Sobald das Git-Repository lokal geklont wurde, beträgt die Laufzeit für ein untersuchtes Softwareprojekt maximal fünf Sekunden.

Kapitel 6

Fazit

In der vorliegenden Arbeit konnte ein Ansatz entwickelt werden, der es ermöglicht, Konfigurationsoptionen von ML-Bibliotheken aus Python Source Code zu extrahieren. Der Ansatz zeigt, dass mittels statischer Code-Analyse Konfigurationsoptionen mit einer hohen Genauigkeit identifiziert werden können. Ein wichtiges Hilfsmittel ist hierbei die Verarbeitung des Codes als Abstract Syntax Tree.

Während der Web Scraping-Prozess für die spezifische Struktur der Dokumentation einer ML-Bibliothek angepasst werden muss, erfolgt der Extraktionsprozess generisch. So lässt sich der Ansatz auf weitere ML-Bibliotheken mit nur geringem Aufwand übertragen. Gleichzeitig weist der Ansatz eine geringe Laufzeit auf. Zwar dauert das Web Scraping je nach Dokumentationsstruktur unterschiedlich lang an, jedoch bewegt sich die Dauer der statische Analyse und des Extraktionsprozesses im einstelligen Sekundenbereich.

Allerdings unterliegt der Ansatz insbesondere bei der Ermittlung variabler Konfigurationswerte einigen Limitierungen. Zwar können die meisten Fälle erfasst werden, es werden jedoch auch Verbesserungsmöglichkeiten aufgezeigt, mit denen sich künftige Arbeiten beschäftigen können. So überrascht es, dass es für eine populäre Programmiersprache wie Python dem Anschein nach, kein ausgereiftes Datenflussanalyse-Tool gibt, dass ohne Workaround auch die *Edge Cases* verarbeiten kann.

Abschließend lässt sich festhalten, dass mit dem vorgestellten Ansatz nützliche Informationen bei der Verwendung von ML-Bibliotheken in Python mit geringem Aufwand extrahiert werden können. Aus diesen Informationen lassen sich bei der Analyse von Softwareprojekten im Bereich des maschinellen Lernens weitere Erkenntnisse gewinnen.

Anhang

A.1 Abstract Syntax Tree

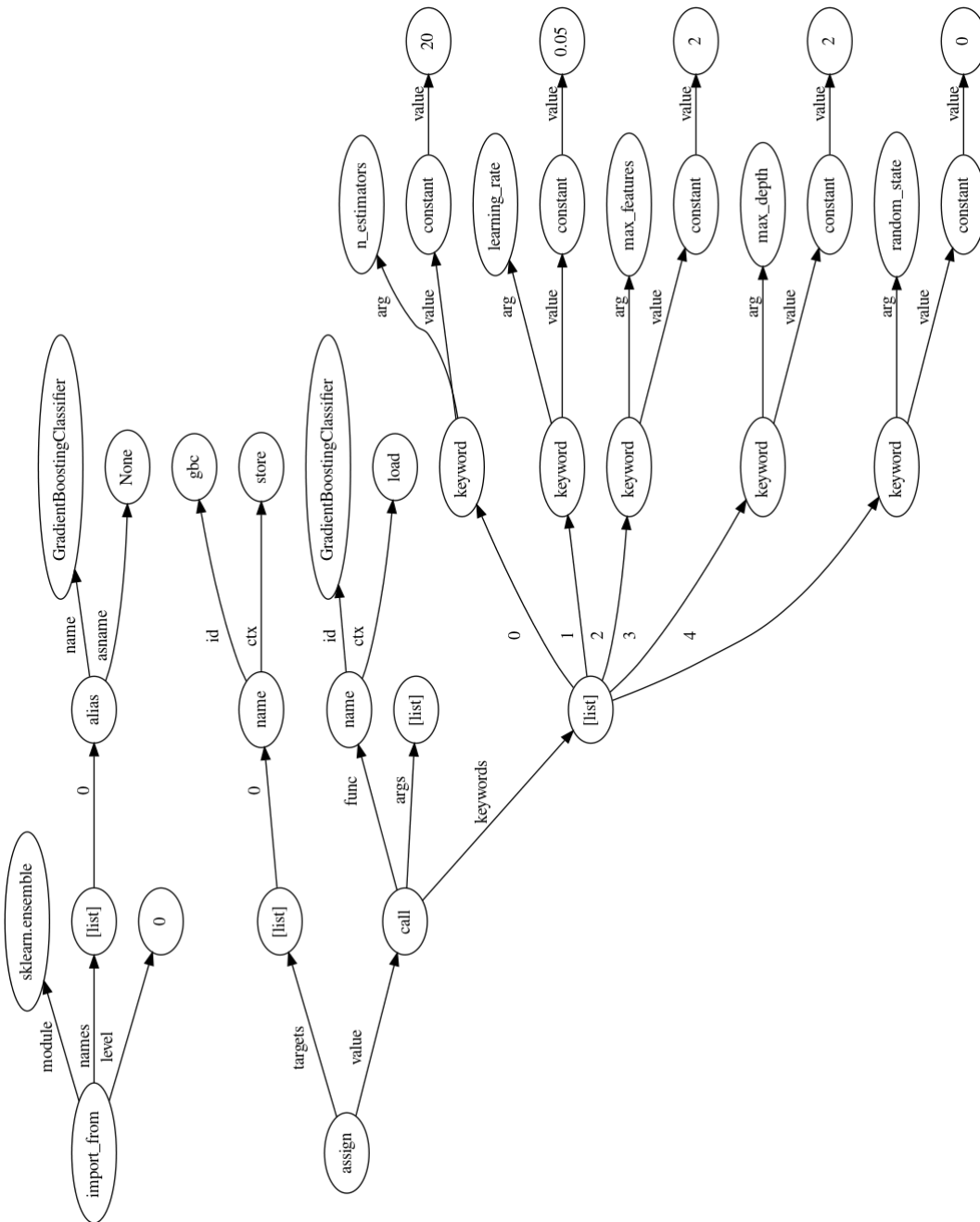


Abbildung A.1: AST der GradientBoostingClassifier-Klasse aus scikit-learn

Literaturverzeichnis

- Răzvan Andonie. Hyperparameter optimization in learning systems. *Journal of Membrane Computing*, 1(4):279–291, 2019. doi: 10.1007/s41965-019-00023-0. URL <https://doi.org/10.1007/s41965-019-00023-0>. 1.1, 2.3.2
- The KServe Authors. Kserve. 2022. 5.2
- John Aycock. Compiling little languages in python. In *Proceedings of the 7th International Python Conference*, pages 69–77, 1998. 2.5
- Nidhal Baccouri. igel. 2022. URL <https://github.com/nidhaloff/igel>. 5.2
- Alexandru G Bardas et al. Static code analysis. *Journal of Information Systems & Operations Management*, 4(2):99–107, 2010. 2.1
- Farnaz Behrang, Myra B. Cohen, and Alessandro Orso. Users beware: Preference inconsistencies ahead. In *Proceedings of the 2015 10th Joint Meeting on Foundations of Software Engineering, ESEC/FSE 2015*, page 295–306, New York, NY, USA, 2015. Association for Computing Machinery. ISBN 9781450336758. doi: 10.1145/2786805.2786869. URL <https://doi.org/10.1145/2786805.2786869>. 3
- TIOBE Software BV. Tiobe index for march 2022. <https://www.tiobe.com/tiobe-index/>, 2022. Online; accessed 22-March-2022. 1.2
- Rabiyatou Diouf, Edouard Ngor Sarr, Ousmane Sall, Babiga Birregah, Mamadou Bousso, and Sény Ndiaye Mbaye. Web scraping: State-of-the-art and areas of application. In *2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pages 6040–6042, 2019. doi: 10.1109/BigData47090.2019.9005594. 2.4
- Zhen Dong, Artur Andrzejak, David Lo, and Diego Costa. Orplocator: Identifying read points of configuration options via static analysis. In *2016 IEEE 27th International Symposium on Software Reliability Engineering (ISSRE)*, pages 185–195, 2016. doi: 10.1109/ISSRE.2016.37. 1.1, 1.2, 3

- Logan Engstrom. Fast style transfer. <https://github.com/lengstrom/fast-style-transfer/>, 2016. 5.2
- Nick Erickson, Jonas Mueller, Alexander Shirkov, Hang Zhang, Pedro Larroy, Mu Li, and Alexander Smola. Autoglun-tabular: Robust and accurate automl for structured data. *arXiv preprint arXiv:2003.06505*, 2020. 5.2
- Alexander L. Fradkov. Early history of machine learning. *IFAC-PapersOnLine*, 53(2):1385–1390, 2020. ISSN 2405-8963. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2020.12.1888>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896320325027>. 21st IFAC World Congress. 1.1
- Daniel Glez-Peña, Anália Lourenço, Hugo López-Fernández, Miguel Reboiro-Jato, and Florentino Fdez-Riverola. Web scraping technologies in an API world. *Briefings in Bioinformatics*, 15(5):788–797, 04 2013. ISSN 1467-5463. doi: 10.1093/bib/bbt026. URL <https://doi.org/10.1093/bib/bbt026>. 2.4
- Ivo Gomes, Pedro Morgado, Tiago Gomes, and Rodrigo Moreira. An overview on the static code analysis approach in software development. *Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Portugal*, 2009. 2.1
- Frank Hutter, Holger Hoos, and Kevin Leyton-Brown. An efficient approach for assessing hyperparameter importance. In Eric P. Xing and Tony Jebara, editors, *Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning*, volume 32 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pages 754–762, Beijing, China, 22–24 Jun 2014. PMLR. URL <https://proceedings.mlr.press/v32/hutter14.html>. 2.3.2
- Marco Jaeger. Ml configuration options. <https://github.com/mj-support/ml-config-options>, 2022. 5
- Corentin Jemine. Real-time-voice-cloning. <https://github.com/CorentinJ/Real-Time-Voice-Cloning>, 2022. 5.2
- Dongpu Jin, Myra B. Cohen, Xiao Qu, and Brian Robinson. Preffinder: Getting the right preference in configurable software systems. In *Proceedings of the 29th ACM/IEEE International Conference on Automated Software Engineering, ASE '14*, page 151–162, New York, NY, USA, 2014. Association for Computing Machinery. ISBN 9781450330138. doi: 10.1145/2642937.2643009. URL <https://doi.org/10.1145/2642937.2643009>. 3
- Kaggle. State of machine learning and data science 2021. <https://www.kaggle.com/kaggle-survey-2021>, 2021. Online; accessed 05-April-2022. (document), 1.2, 2.3.1, 4.1

- KDnuggets. Python leads the 11 top data science, machine learning platforms: Trends and analysis. <https://www.kdnuggets.com/2019/05/poll-top-data-science-machine-learning-platforms.html>, 2019. Online; accessed 04-April-2022. 2.3.1
- Yoon Kim. Convolutional neural networks for sentence classification, 2014. URL <https://arxiv.org/abs/1408.5882>. 5.2
- Alexander Kuhnle, Michael Schaarschmidt, and Kai Fricke. Tensorforce: a tensorflow library for applied reinforcement learning. Web page, 2017. URL <https://github.com/tensorforce/tensorforce>. 5.2
- Li Li, Jiawei Wang, and Haowei Quan. Scalpel: The python static analysis framework. *arXiv preprint arXiv:2202.11840*, 2022. (document), 2.2, 8, 2.1, 5.3
- Max Lillack, Christian Kästner, and Eric Bodden. Tracking load-time configuration options. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 44(12):1269–1291, 2018. doi: 10.1109/TSE.2017.2756048. 1.2, 3
- Batta Mahesh. Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*.*[Internet]*, 9:381–386, 2020. 2.3
- Darius Morawiec. sklearn-porter. Transpile trained scikit-learn estimators to C, Java, JavaScript and others, 2022. URL <https://github.com/nok/sklearn-porter>. 5.2
- Mozilla. Deepspeech. <https://github.com/mozilla/DeepSpeech>, 2022. 5.2
- Bo Pang, Erik Nijkamp, and Ying Nian Wu. Deep learning with tensorflow: A review. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 45(2):227–248, 2020. doi: 10.3102/1076998619872761. URL <https://doi.org/10.3102/1076998619872761>. 4.1
- Adam Paszke, Sam Gross, Francisco Massa, Adam Lerer, James Bradbury, Gregory Chanan, Trevor Killeen, Zeming Lin, Natalia Gimelshein, Luca Antiga, Alban Desmaison, Andreas Kopf, Edward Yang, Zachary DeVito, Martin Raison, Alykhan Tejani, Sasank Chilamkurthy, Benoit Steiner, Lu Fang, Junjie Bai, and Soumith Chintala. Pytorch: An imperative style, high-performance deep learning library. In H. Wallach, H. Larochelle, A. Beygelzimer, F. d'Alché-Buc, E. Fox, and R. Garnett, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 32*, pages 8024–8035. Curran Associates, Inc., 2019. URL <http://papers.neurips.cc/paper/9015-pytorch-an-imperative-style-high-performance-deep-learning-library.pdf>. 4.4

- Yun Peng, Yu Zhang, and Mingzhe Hu. An empirical study for common language features used in python projects. In *2021 IEEE International Conference on Software Analysis, Evolution and Reengineering (SANER)*, pages 24–35, 2021. doi: 10.1109/SANER50967.2021.00012. 4.6
- Fernando Pérez-García, Rachel Sparks, and Sébastien Ourselin. Torchio: a python library for efficient loading, preprocessing, augmentation and patch-based sampling of medical images in deep learning. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, page 106236, 2021. ISSN 0169-2607. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.106236>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169260721003102>. 5.2
- Aleksandra Płońska and Piotr Płoński. Mljar: State-of-the-art automated machine learning framework for tabular data. version 0.10.3, 2021. URL <https://github.com/mljar/mljar-supervised>. 5.2
- L.L. Pollock and M.L. Soffa. An incremental version of iterative data flow analysis. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 15(12):1537–1549, 1989. doi: 10.1109/32.58766. 2.2
- Ariel Rabkin and Randy Katz. Static extraction of program configuration options. In *Proceedings of the 33rd International Conference on Software Engineering, ICSE '11*, pages 131–140, New York, NY, USA, 2011. Association for Computing Machinery. doi: 10.1145/1985793.1985812. URL <https://doi.org/10.1145/1985793.1985812>. 1.1, 1.2, 3, 5
- Sebastian Raschka, Joshua Patterson, and Corey Nolet. Machine learning in python: Main developments and technology trends in data science, machine learning, and artificial intelligence. *Information*, 11(4):193, Apr 2020. ISSN 2078-2489. doi: 10.3390/info11040193. URL <http://dx.doi.org/10.3390/info11040193>. 1.2, 2.3, 2.3.1, 4.1
- Joseph Redmon and Ali Farhadi. Yolov3: An incremental improvement. *arXiv*, 2018. 5.2
- Leonard Richardson. Beautiful soup documentation. *Dosegljivo: https://www.crummy.com/software/BeautifulSoup/bs4/doc/. [Dostopano: 7. 7. 2018]*, 2007. 4.2
- scikit learn. scikit-learn api. https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.LogisticRegression, 2022. Online; accessed 25-March-2022. 1.1

- I. Stančin and A. Jović. An overview and comparison of free python libraries for data mining and big data analysis. In *2019 42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, pages 977–982, 2019. doi: 10.23919/MIPRO.2019.8757088. 2.3.1
- DTennant Tete Xiao. Synchronized batch normalization. <https://github.com/vacancy/Synchronized-BatchNorm-PyTorch>, 2021. 5.2
- Trinh Hoang Trieu. Darkflow. *GitHub Repository. Available online: <https://github.com/thtrieu/darkflow> (accessed on 14 February 2019)*, 2018. 5.2
- G. Varoquaux, L. Buitinck, G. Louppe, O. Grisel, F. Pedregosa, and A. Mueller. Scikit-learn: Machine learning without learning the machinery. *Get-Mobile: Mobile Comp. and Comm.*, 19(1):29–33, jun 2015. ISSN 2375-0529. doi: 10.1145/2786984.2786995. URL <https://doi.org/10.1145/2786984.2786995>. 4.1
- Sagar Vinodababu. a pytorch tutorial to image captioning. <https://github.com/sgrvinod/a-PyTorch-Tutorial-to-Image-Captioning>, 2020. 5.2
- Zuoning Yin, Xiao Ma, Jing Zheng, Yuanyuan Zhou, Lakshmi N. Bairava-sundaram, and Shankar Pasupathy. An empirical study on configuration errors in commercial and open source systems. In *Proceedings of the Twenty-Third ACM Symposium on Operating Systems Principles, SOSP '11*, page 159–172, New York, NY, USA, 2011. Association for Computing Machinery. ISBN 9781450309776. doi: 10.1145/2043556.2043572. URL <https://doi.org/10.1145/2043556.2043572>. 1.1
- Sai Zhang and Michael D. Ernst. Which configuration option should i change? In *Proceedings of the 36th International Conference on Software Engineering, ICSE 2014*, page 152–163, New York, NY, USA, 2014. Association for Computing Machinery. ISBN 9781450327565. doi: 10.1145/2568225.2568251. URL <https://doi.org/10.1145/2568225.2568251>. 1.1
- Bo Zhao. Web scraping. *Encyclopedia of big data*, pages 1–3, 2017. 2.4, 2.4