

Forschungsprojekt und Seminar

Computer Science

Handgestenerkennung mit Entscheidungsbäumen

von

Tom Dymel

Februar 2021

Betreut von

Dr. Venzke
Institute of Telematics, Hamburg University of Technology

Erstprüfer Prof. Dr. Volker Turau

Institute of Telematics
Hamburg University of Technology

Zweitprüfer Dr. Venzke

Institute of Telematics
Hamburg University of Technology

Eidesstattliche Erklärung

Ich, TOM DYMEL (Student im Studiengang Computer Science an der Technischen Universität Hamburg-Harburg, Matr.-Nr. 21651529), versichere an Eides statt, dass ich die vorliegende Forschungsprojekt und Seminar selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel verwendet habe. Die Arbeit wurde in dieser oder ähnlicher Form noch keiner Prüfungskommission vorgelegt.

Hamburg, 1. Februar 2021

Tom Dymel

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	iii
Tabellenverzeichnis	v
1 Einleitung	1
2 Methoden	3
2.1 Entscheidungsbäume	3
2.1.1 Konstruktion	4
2.2 Ensemble-Methoden	4
2.2.1 Wahlen	5
2.2.2 Bagging	5
2.2.3 Random Forest	5
2.2.4 Extremely Randomized Trees	6
2.2.5 Boosting	6
3 Stand der Forschung	7
3.1 Ähnliche Arbeiten	7
3.2 Optische Handgestenerkennung	8
3.2.1 Exrahierung von Gestenkandidaten	9
3.2.2 Skalierung des Gestenkandidaten	11
3.2.3 Trainings- und Testdaten	11
3.2.4 Gestenerkennung mit künstlichen neuronalen Netzen	12
4 TODO: Kapitel Titel	15
4.1 Entscheidungsbaum basiertes Model	15
4.1.1 Training	16
4.1.2 C-Code Generierung eines Entscheidungsbaumes	17
4.1.3 C-Code Generierung eines Entscheidungswaldes	18
4.2 Infrastruktur	19
4.3 DymelData	21
4.3.1 Konfigurationen	22
4.3.2 NullGesten	22
4.3.3 Synthetische Helligkeitstestmenge	22
4.4 Features	22
4.4.1 Feature Verbesserungen	23
4.4.2 Featureauswahl	23
5 Evaluation	27
5.1 Erkennungsgenauigkeit	27
5.1.1 Brightness Distribution	27

INHALTSVERZEICHNIS

5.1.2	Motion History	27
5.1.3	Brightness Distribution and Motion History	28
5.1.4	Center of Gravity Distribution Float Ansatz	28
5.1.5	Center of Gravity Distribution Integer Ansatz	28
5.1.6	Center of Gravity Distribution Float and Integer Ansatz	28
5.1.7	Comparison to previous work	28
5.2	Ausführungszeit	28
5.2.1	Feature-Extrahierung	29
5.2.2	Evaluation eines Entscheidungbaumes	30
5.2.3	Evaluation eines Entscheidungswaldes	30
5.3	Programmgröße	31
5.3.1	Maximierung des Zuwachses der Erkennungsgenauigkeit	31
5.3.2	Minimierung der Instruktionen eines Vergleichs	32
5.3.3	Minimierung der Instruktionen einer Rückgabe	34
6	Conclusion	37
A	Inhalt des USB-Sticks	39
	Literaturverzeichnis	41

Abbildungsverzeichnis

2.1	Beispiel eines binären Entscheidungsbaums mit 3 möglichen Klassen, die klassifizierbar sind.	3
2.2	Klassifizierungsprozess mit der Bagging-Methode.	5
2.3	Klassifizierungsprozess mit der Boosting-Methode.	6
3.1	Das Arduino-Board ATmega328P mit 3x3 Matrix von Lichtsensoren in Lego-Verpackung. Illustriert werden die möglichen Handgestentypen mit Ausnahme der Nullgeste.	9
3.2	Implementierung von Kubik's Algorithmus um Gestenkandidaten zu erkennen von Dr. Marcus Venzke. BGMH steht für die Aktion „ B erechnung G leitender M ittelwert der H elligkeit“ und GMH steht für die Variable „ G leitender M ittelwert der H elligkeit“.	10
3.3	Illustration der Handgeste von Links nach Rechts aus Listing 3.1.	11
4.1	Arbeitsablauf um ein Model zu trainieren und zu validieren.	15
4.2	Abhängigkeiten der einzelnen Module.	19
4.3	Verschiedene Helligkeitsstufen unter denen die Gesten von <code>DymelData</code> aufgenommen wurden.	21
4.4	Illustration des Schwerpunktes im 3x3 Fotowiderstand-Array.	25
5.1	Auswirkung von <code>min_samples_leaf</code> Parameter auf resultierende Programmgröße und Baumhöhe.	32

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

Tabellenverzeichnis

3.1 Die von Song et al. genutzten Features [SHL⁺19]. 8

TABELLENVERZEICHNIS

Einleitung

Maschinelles Lernen (ML) gewann in den vergangenen Jahren an Popularität, u.a. durch die Fortschritte in parallelen Rechnen, sinkende Speicherpreise, schnelleren Speicher und den Zugang zu Bibliotheken, wie zum Beispiel Scikit-Learn, Keras und PyTorch, welche den Einstieg in maschinellen Lernen erleichtern (TODO: Quelle?). Ein namhaftes Beispiel für das Potential von maschinellen Lernen ist die AlphaGo-KI, die einen Sieg gegen den besten menschlichen Spieler erringen konnte in dem Spiel Go, welches als besonders schwierig für Computer zu meistern galt durch den enormen Suchraum von möglichen Aktionen (TODO: Quelle).

Ein häufiges Anwendungsgebiet in eingebetteten Systemen ist die optische Gestenerkennung, die zur kontaktlosen Interaktion mit technischen Geräten u. a. genutzt wird (Todo: Quelle). Die eingesetzten Micro-Controller sind jedoch häufig nicht ausreichend leistungsfest, um ein trainiertes Model in passabler Zeit auszuführen (TODO: Quelle). Gründe dafür sind Kosten oder Anforderungen an die Batterielanglebigkeit (TODO: Quelle). Eine Lösung ist das Auslagern der Modelle in einen leistungsstarken Rechenkluster, indem die nötigen Eingabedaten auf dem Mikro-Controller gesammelt werden und anschließend an den Rechenkluster gesendet werden (TODO: Quelle). Dies erzeugt allerdings Latenz und eine Abhängigkeit zu einer solchen Infrastruktur. Ein alternativer Ansatz ist das lokale Ausführen der Modelle, was allerdings die Komplexität des Modells limitiert um eine passable Ausführungszeit zu gewährleisten.

In dieser Arbeit wird die Handgestenerkennung mit Entscheidungsbäumen auf dem Arduino-Board ATmega328P untersucht, das mit 9 Fotowiderständen ausgestattet ist, die in einer 3x3 Matrix angeordnet sind. Der ATmega328P verfügt über eine 8-Bit APU, 2 kB RAM, 32 kB Flash-Speicher und operiert unter 16 MHz. Im Vergleich zu vorherigen Arbeiten, die sich mit Künstlichen Neuronalen Netzen (KNN) auseinander gesetzt haben, versprechen Entschei-

1 EINLEITUNG

dungsbäume einen geringeren Rechenaufwand.

Um dieses Ziel zu erreichen, werden Entscheidungsbaum basierte Klassifizierer auf einem leistungsstarken Computer trainiert und anschließend in eine bestehende Infrastruktur eingebettet, die Gestenkandidaten als Folge von Bildern identifiziert. Es werden insgesamt zwei Komponenten hinzugefügt. Die erste Komponente extrahiert Features, welche an die zweite Komponente, der Klassifizierer, weitergegeben werden um die Handgesten zu erkennen. Der Klassifizierer wird mit den vorherigen Arbeiten verglichen im Hinblick auf Ausführungszeit, Resourcenverbrauch und Erkennungsgenauigkeit unter verschiedenen Verhältnissen, wie Geschwindigkeit, Licht und Entfernung. Zusätzlich wird untersucht inwiefern Nullgesten, i. e. invalide Gesten, erkannt werden können und welche Konsequenzen es auf die Erkennungsgenauigkeit hat.

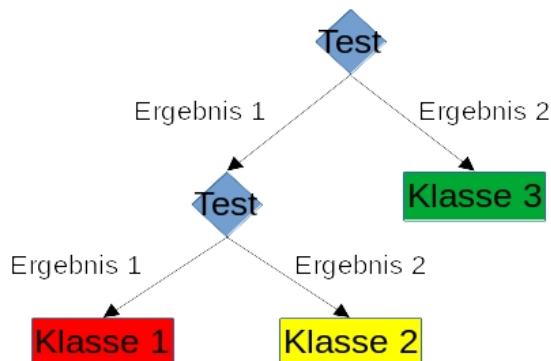
Zunächst werden in Kapitel 2 Entscheidungsbäume eingeführt, verschiedene Ensemble-Methoden erläutert und auf die Generierung von den Modellen eingegangen. In Kapitel 3 wird erläutert, wie Gestenkandidaten extrahiert werden und welche Ansätze vorherige Arbeiten bereits verfolgt hatten. Anschließend präsentiert Kapitel 4 den Kern der Arbeit. Zuallererst wird die Infrastruktur vorgestellt, welche im Rahmen dieser Arbeit angefertigt wurde, um Klassifizierer zu trainieren und zu evaluieren. Anschließend wird das Datenset Dymel vorgestellt, was zusätzlich zu dem bestehenden Datenset von Klisch erstellt wurde, um Nullgesten zu und verschiedene Helligkeitsstufen zu untersuchen. Danach werden die Features vorgestellt, die im Laufe dieser Arbeit untersucht wurden. Zuletzt wird die Erkennungsgenauigkeit, die Ausführungsgeschwindigkeit und der Resourcenverbrauch evaluiert. In Kapitel 5 werden die Schlussfolgerungen dargestellt.

Methoden

Dieses Kapitel verschafft einen Überblick über die genutzten Methoden und erläutert in dem Zusammenhang Begrifflichkeiten die für das Verständnis dieser Arbeit relevant sind. Zuerst wird der Entscheidungsbaum vorgestellt und wie man ihn trainiert und anschließend die in dieser Arbeit genutzten Ensemble-Methoden.

2.1 Entscheidungsbäume

Der Entscheidungsbaum ist eine rekursive Datenstruktur um Entscheidungsregeln darzustellen. Jedem Blatt ist eine Klasse zugeordnet und allen anderen Knoten ist ein *Test* zugeordnet. Der Test hat eine Reihe von sich gegenseitig ausschließenden Ergebnissen. Die Zuordnung einer Klasse zu einem Objekt wird durch das Traversieren dieses Baumes bestimmt bis ein Blatt erreicht wird [Qui90]. Abbildung 2.1 zeigt einen Entscheidungsbaum, wo jeder Test zwei mögliche Ergebnisse hat, i. e. einen binären Entscheidungsbaum. Möglich wäre aber auch das jeder Test eine arbiträre Anzahl an möglichen Ergebnissen hätte.



■ **Abbildung 2.1:** Beispiel eines binären Entscheidungsbaums mit 3 möglichen Klassen, die klassifizierbar sind.

2 METHODEN

2.1.1 Konstruktion

Es gibt viele verschiedene Algorithmen um Entscheidungsbäume zu erzeugen: ID3, C4.5, C5, CART, CHAID, QUEST, GUIDE, CRUISE and CTREE. Am häufigsten wird ID3 (Iterative Dichotomizer 3), bzw. C4.5, welches eine Weiterentwicklung von ID3 ist, und CART (Classification and Regression Trees) verwendet [PVG⁺11, SG14]. Diese Arbeit verwendet die Implementierung für Entscheidungsbaumklassifizierer von *Scikit-Learn*, die eine optimierte Version von CART nutzt [Ent20a]. Scikit-Learn ist ein Python-Modul, das eine große Auswahl von Algorithmen zum maschinellen Lernen implementiert [PVG⁺11].

CART: Classification and Regression Trees

Die Konstruktion eines optimalen binären Entscheidungsbaums ist NP-Komplett [LR76]. CART ist ein Greedy-Algorithmus, der lokal immer die beste Teilung wählt.

```
Weise dem Wurzelknoten alle Trainingsdaten zu.  
Definiere den Wurzelknoten als Blatt.  
WHILE True:  
    Neue_Teilungen = 0  
    FOR jedes Blatt:  
        IF die Größe der zugewiesenen Trainingsdaten zu klein ist oder alle ✓  
            Einträge der Trainingsdaten zur gleichen Klasse gehören:  
            CONTINUE  
        Finde das Attribut, das am besten den Knoten in zwei Kindesknoten ✓  
            unterteilt mit einer erlaubten Teilungsregel.  
        Neue_Teilungen += 1  
    IF Neue_Teilungen == 0:  
        break
```

■ Listing 2.1: Skizze von vereinfachten Baumwachstumsalgorithmus [Ste09].

Listing 2.1 skizziert wie CART initial einen maximal großen Baum generiert indem die Trainingsdaten solange geteilt werden bis keine weitere Teilung mehr möglich ist oder alle Einträge der gleichen Klasse zugeordnet sind. Zuletzt beginnt der Reduzierungsprozess indem Teilbäume gelöscht werden, die die Klassifizierungsgenauigkeit nicht erhöhen oder der Zuwachs unter einem Nutzer definierten Schwellenwert liegt [Ste09].

2.2 Ensemble-Methoden

Oftmals ist der Suchraum für das Problem zu groß, als das es möglich wäre in tolerabler Zeit die optimale Lösung zu finden [LR76]. Konstruktionsalgorithmen für Entscheidungsbäume arbeiten aus diesem Grund auf Basis von Heuristiken um die lokal optimale Teilung zu bestimmen. Im Gegensatz zu diesen Algorithmen versuchen Ensemble-Methoden nicht die

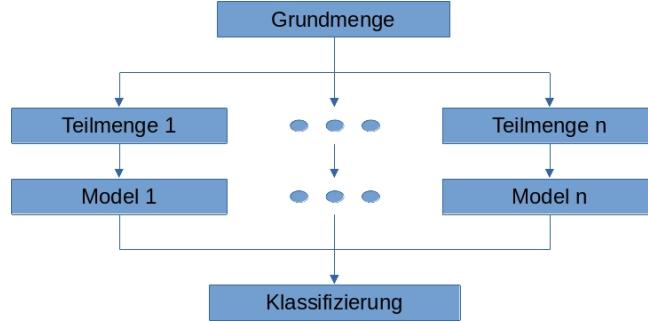


Abbildung 2.2: Klassifizierungsprozess mit der Bagging-Methode.

beste Lösung, sondern konstruieren eine Menge von Lösungen unter denen anschließend gewählt wird, was die finale Lösung für ein Problem ist [D⁺02].

2.2.1 Wahlen

Formal wird also ein „Wahl“-Klassifizierer $H(x) = w_1 h_1(x) + \dots + w_K h_K(x)$ geschaffen, mit Hilfe von einer Menge von Lösungen $\{h_1, \dots, h_K\}$ und einer Menge von Gewichten $\{w_1, \dots, w_K\}$, wobei $\sum_i w_i = 1$. Eine Lösung $h_i : D^n \mapsto \mathbb{R}^m$ weist einer arbiträren, n -dimensionalen Menge D^n jeder der m möglichen Klassen eine Wahrscheinlichkeit zu. Die Summe einer Lösung ist immer 1. Die Klassifizierung einer Lösung ist die Klasse mit der höchsten Wahrscheinlichkeit. Dementsprechend ist analog dazu $H : D^n \mapsto \mathbb{R}^m$ definiert. Für gewöhnlich hat jeder Teilnehmer einer Wahl das gleiche Gewicht [D⁺02].

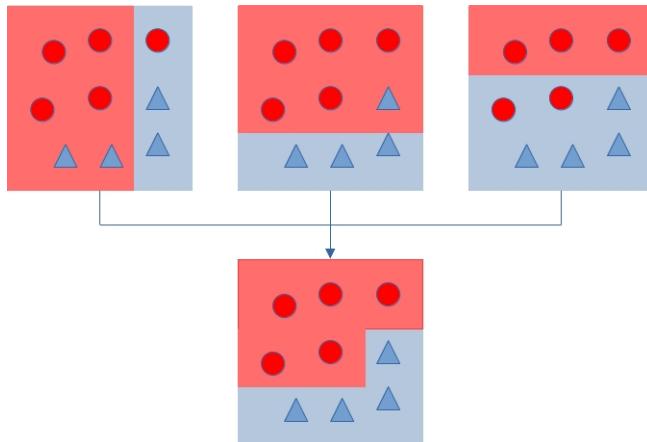
2.2.2 Bagging

Bagging ist ein Acronym für „Bootstrap aggregating“. Die Idee ist aus einer großen Menge von Trainingsdaten, eine Menge von Mengen von Trainingsdaten zu generieren, folgend mit jedem dieser Mengen einen Klassifizierer zu trainieren und schließlich alle Klassifizierer, e.g. durch Wählen, zu aggregieren (siehe Abbildung 2.2) [Bre96]. Die Methode die dahinter steht nennt sich „Bootstrap sampling“, welche einen Prozess beschreibt aus einer Grundmenge m mal jeweils n Einträge zu ziehen, die eine Teilmenge bilden [Efr92]. Der Name ist folglich aus der Methode und dem Aggregierungsprozess abgeleitet.

2.2.3 Random Forest

Random Forest ist eine Erweiterung der Bagging-Methode. Zusätzlich zu der zufällig ausgewählten Menge an Trainingsdaten wird auch zufällig eine Menge von Features ausgewählt. Auf dieser Basis wird ein Menge von Entscheidungsbäumen generiert die anschließend aggregiert werden [Bre01].

2 METHODEN



■ Abbildung 2.3: Klassifizierungsprozess mit der Boosting-Methode.

2.2.4 Extremely Randomized Trees

Im Vergleich zu Random Forest gehen Extremely Randomized Trees einen Schritt weiter. Anstatt den besten Teilungspunkt zu suchen für die ausgewählten Features, werden zufällig ein Teilungspunkte ausgewählt, aus denen der beste genutzt wird. Dies soll die Varianz reduzieren. Außerdem wird nicht wie bei der Bagging-Methode auf Teilmengen trainiert sondern auf dem gesamten Set, was den Bias reduzieren soll [GEW06].

2.2.5 Boosting

Boosting bezeichnet das Konvertieren eines „schwachen“ PAC-Algorithmus (**P**robably **A**pproximately **C**orrect), welcher nur leicht besser ist als Raten, in einen „starken“ PAC-Algorithmus. Ein starker PAC-Algorithmus ist ein Algorithmus der, gegeben $\epsilon, \delta > 0$ und zufällige Beispiele der Trainingsdaten, mit einer Wahrscheinlichkeit $1 - \delta$ klassifiziert mit einem Fehler bis zu ϵ und die Laufzeit muss polynomial in $\frac{1}{\epsilon}, \frac{1}{\delta}$ und anderen relevanten Parametern sein. Für einen schwachen PAC-Algorithmus gilt das Gleiche mit dem Unterschied, dass $\epsilon \geq \frac{1}{2} - \gamma$, wobei $\delta > 0$ [FS97].

In Abbildung 2.3 wird illustriert wie drei schwache Lerner jeweils auf eine Teilmenge nacheinander trainiert werden, wobei die Teilmenge des jeweils nächsten von dem Fehler des vorherigen Models abhängt. Schlussendlich werden alle schwachen Lerner gewichtet aggregiert woraus ein starker Lerner entsteht. In dieser Arbeit wird im speziellen der Boosting Algorithmus **AdaBoost** von Freund und Schapire verwendet [FS97].

Stand der Forschung

Dieses Kapitel verschafft einen Überblick über bisherige Arbeiten im Bereich der Gestenerkennung. Zuerst wird allgemein auf die Gestenerkennung mit Entscheidungsbäumen eingegangen. Anschließend wird der Ansatz zur optischen Gestenerkennung vorgestellt, der im Institut für Telematik an der TUHH entwickelt wurde. Zuletzt wird auf die Ergebnisse von bisherigen Arbeiten mit künstlichen neuronalen Netzen mit diesem Ansatz eingegangen.

3.1 Ähnliche Arbeiten

Es gibt viele Ansätze, die sich mit der Gestenerkennung beschäftigen. Es wird unterschieden zwischen optischen und nicht-optischen Ansätzen. Der optische Ansatz nutzt einen oder mehrere Kameras um eine Folge von Bildern aufzunehmen. Dieser Ansatz ist allerdings empfindlich gegenüber Lichtverhältnisse und der Distanz die der Nutzer zu den Kameras hat [SHL⁺19]. Nicht-optische Ansätze bedienen sich anderen Sensoren, z. B. Infrarot Abstandssensoren [CCRB11], oder nutzen technische Hilfsmittel um zusätzliche Daten zu erfassen.

Song et al. [SHL⁺19] haben die Handgestenerkennung mit Gradient Boosting Entscheidungsbäumen untersucht. Sie wählten einen nicht-optischen Ansatz, der aus einem tragbaren sEMG Recorder der die elektrischen Signale der Muskelaktivitäten erfasst. Als Eingabe für den Entscheidungsbaum wählten sie neun Features die in die Kategorie von zeitabhängigen Features einzuordnen sind (siehe Tabelle 3.1). Damit erzielten sie eine Erkennungsgenauigkeit von 91% unter 12 verschiedenen Handgesten.

Ahad et al. [ATKI12] diskutieren den Motion History Image (MHI) Ansatz. MHI ist ein optischer Ansatz, der eine Sequenz von Bildern in ein einziges komprimiert. Dabei werden dominante Bewegungen die kürzlich verarbeitet wurden heller angezeigt als nicht dominante

3 STAND DER FORSCHUNG

1	Mean absolute value	$\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N x_t $
2	Simple square integral	$\sum_{t=1}^N x_t ^2$
3	Minimum value	$\min x_t$
4	Maximum value	$\max x_t$
5	Standard deviation	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (x_t - \tilde{x})^2}$
6	Average amplitude change	$\frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^{N-1} x_{t+1} - x_t $
7	Zero crossing	$\sum_{t=1}^{N-1} \text{diff}(\text{sgn}(x_{t+1}), \text{sgn}(x_t))$
8	Slope sign change	$\sum_{t=1}^{N-2} \text{diff}(\text{sgn}(x_{t+1} - x_t), \text{sgn}(x_t - x_{t-1}))$
9	Willison amplitude	$\sum_{t=1}^{N-1} u(x_{t+1} - x_t - \text{threshold})$

■ **Tabelle 3.1:** Die von Song et al. genutzten Features [SHL⁺19].

Bewegungen oder Bewegungen die schon länger zurück liegen.

$$H_\tau(x, y, t) = \begin{cases} \tau & \text{if } \psi(x, y, t) = 1 \\ \max(0, H_\tau(x, y, t - 1) - \delta) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.1)$$

Das MHI kann sequentiell berechnet werden. Initial sind alle Werte 0. Wenn $\psi(x, y, t)$ eine dominante Bewegung in einem Pixel (x, y) zu einem Zeitpunkt t signalisiert, dann wird der Pixel zum Maximalwert τ gesetzt. Mit jedem Bild in denen keine dominante Bewegung im Pixel (x, y) stattgefunden hat, wird der Wert um den Zerfallswert δ dekrementiert bis zu einem Minimum von 0 (siehe Formel 3.1).

MHI ist leicht zu berechnen und Invariant zu Lichtverhältnissen. Allerdings ist die Leistung stark abhängig von ψ , τ und δ . MHI ist besonders anfällig für Bildfolgen mit verschiedener Länge. Jenachdem wie τ und δ gewählt sind, ist die Bewegungshistorie nicht sichtbar oder verloren gegangen.

3.2 Optische Handgestenerkennung

Diese Arbeit ist Teil einer Fallstudie zur Handgestenerkennung auf Low-End Mikro-Controllern von dem Institut für Telematik an der TUHH [VKK⁺20]. Das Ziel ist die Handgestenerkennung in Echtzeit mit so wenig Ressourcen wie möglich, damit die Produktion der einzelnen Module so kostengünstig wie möglich ist. Als Eingabe dient, je nach Modul, eine 3x3, bzw. 4x4, Matrix von Lichtsensoren. Dabei werden 5 Typen von Handgesten untersucht: Links nach Rechts, Rechts nach Links, Oben nach Unten, Unten nach Oben und NullGeste, i. e. eine

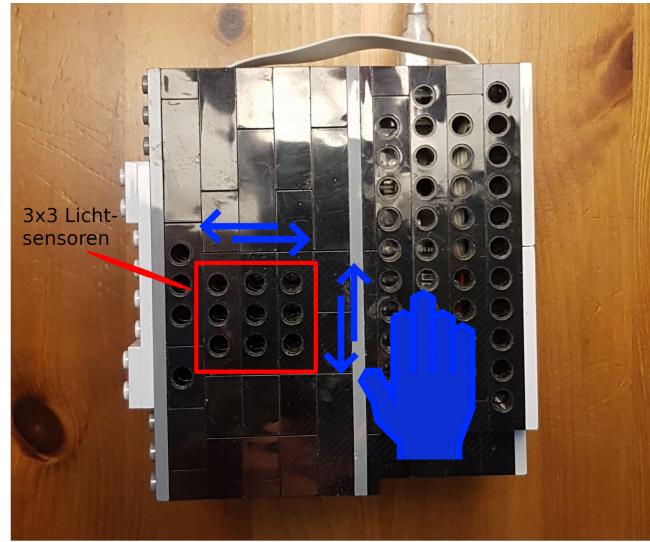


Abbildung 3.1: Das Arduino-Board ATmega328P mit 3x3 Matrix von Lichtsensoren in Lego-Verpackung. Illustriert werden die möglichen Handgestentypen mit Ausnahme der Nullgeste.

invalid Geste (siehe Abbildung 3.1). Die bisherigen Arbeiten haben sich mit künstlichen neuronalen Netzen beschäftigt. Dessen Prozessablauf zur Gestenerkennung lässt sich im Grunde auf 3 Schritte zusammenfassen.

1. Extrahiere einen Gestenkandidaten.
2. Vorverarbeite den Gestenkandidaten.
3. Wende das Model auf die vorverarbeiteten Daten an.

3.2.1 Extrahierung von Gestenkandidaten

Die Lichtsensorenmatrix liefert einen kontinuierlichen Strom an Bildern. Dabei limitiert die Verarbeitungszeit eines Bildes die Anzahl an Bilder pro Sekunde. Als Gestenkandidat wird eine Folge von Bildern definiert, die ein Ereignis einschließt. In diesem Fall wird das Ereignis durch die Veränderung im gleitenden Mittelwert der Lichtverhältnisse definiert, i. e. sobald der gleitende Mittelwert unterschritten wird ein Gestenkandidat angefangen aufgenommen zu werden und sobald die Lichtverhältnisse zu dem Wert zurückkehren wird die Aufnahme beendet. Der gleitende Mittelwert wird dabei immer angepasst, wenn kein Gestenkandidat aufgenommen wird, um sich den verändernden Lichtverhältnissen anzupassen. Da leichte Veränderungen natürlich sind, muss eine Toleranzgrenze von 10% unterschritten werden, damit die Aufnahme gestartet wird. Dies hat als Folge, dass der Anfang und das Ende nicht vollständig ist. Aus diesem Grund schlug Kubik zusätzlich vor am Anfang und Ende weitere

3 STAND DER FORSCHUNG

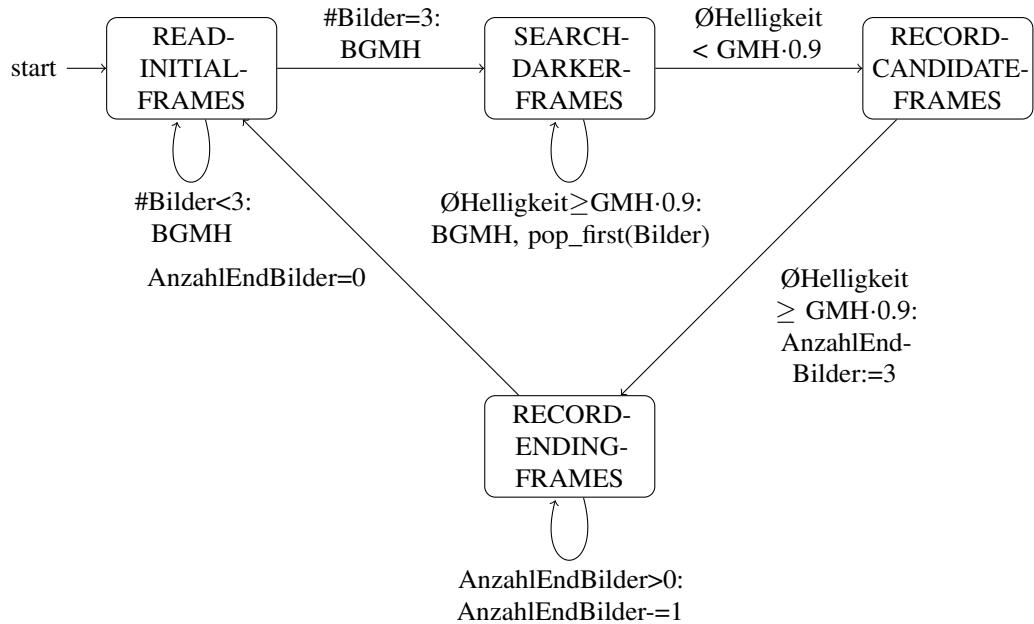
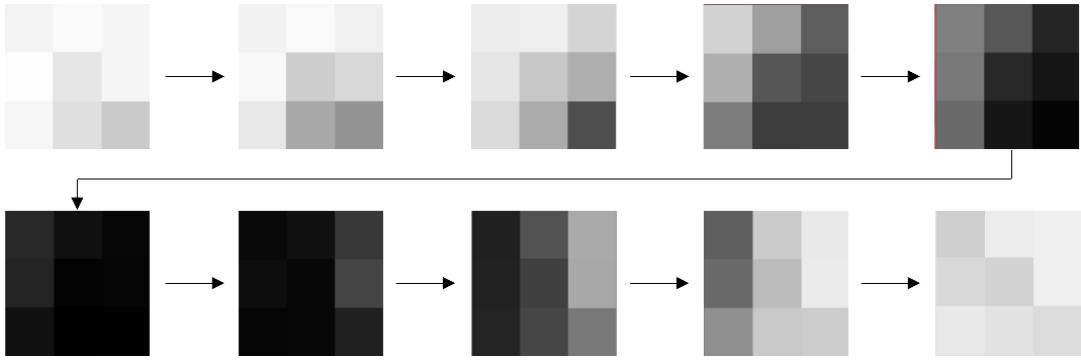


Abbildung 3.2: Implementierung von Kubik's Algorithmus um Gestenkandidaten zu erkennen von Dr. Marcus Venzke. BGMH steht für die Aktion „Berechnung Gleitender Mittelwert der Helligkeit“ und GMH steht für die Variable „Gleitender Mittelwert der Helligkeit“.

Bilder anzufügen [Kub19].

Abbildung 3.2 zeigt die konkrete Implementierung dieses Algorithmus mit einem Zustandsautomaten von Dr. Marcus Venzke. In jedem Zustand wird das aktuelle Bild dem Puffer angefügt. Der Automat verbleibt im Zustand **READ-INITIAL-FRAMES** bis der Puffer 3 Bilder enthält und passt stets den gleitenden Mittelwert der Helligkeit an. Anschließend geht der Automat in den Zustand **SEARCH-DARKER-FRAMES** über, indem er weiterhin den gleitenden Mittelwert anpasst und immer das erste Bild aus dem Puffer entfernt, da lediglich 3 Bilder jeweils vor Aufnehmen und nach dem Aufnehmen des Gestenkandidaten angefügt werden sollen. Sobald die Durchschnittshelligkeit den 90% des gleitenden Mittelwerts unterschreitet wird die Aufnahme begonnen. Der Automat geht in den Zustand **RECORD-CANDIDATE-FRAMES** über. Dort verbleibt der Automat solange bis die Durchschnittshelligkeit 90% des gleitenden Mittelwerts überschreitet, woraufhin der Automat in den Zustand **RECORD-ENDING-FRAMES** über geht, indem die letzten 3 Bilder an den Puffer angehängt werden. Der Zustand des Puffers im Zustand **GESTURE-CANDIDATE-CLASSIFIED** repräsentiert den Gestenkandidaten. Zuletzt werden alle nötigen Variablen zurückgesetzt und der Automat geht in den initialen Zustand wieder über.



■ Abbildung 3.3: Illustration der Handgeste von Links nach Rechts aus Listing 3.1.

3.2.2 Skalierung des Gestenkandidaten

Ein Gestenkandidat besteht aus einer variablen Anzahl an Bildern. Durch die künstlich angefügten Bilder am Anfang und Ende sind es mindestens 8 Bilder. Kubik erkannte, dass ein neuronales Netz eine feste Anzahl an Eingaben hat und diskutierte verschiedene Ansätze. Er verwarf die Idee den Puffer mit irrelevanten Bildern oder Nullen auszufüllen, Bilder zu duplizieren oder Teile des Gestenkandidaten zu verwerfen, da dadurch nicht die vollständige Geste auf die Eingangs-Ebene abgebildet werden würde, oder dass die Geste womöglich verzerrt wäre. Aus diesem Grund hat Kubik sich für lineare Interpolation auf eine fixe Anzahl von 20 Bildern entschieden im Falle wenn weniger als 20 Bilder vorhanden sind. Im Falle, wenn mehr als 20 Bilder vorhanden sind, werden 20 Bilder gleichverteilt ausgewählt [Kub19]. Dieser Ansatz wurde auch von Anton Giese aufgegriffen, der sich in diesem Zusammenhang ebenfalls mit künstlichen neuronalen Netzen beschäftigt hatte [Gie20].

3.2.3 Trainings- und Testdaten

```

...
665,683,669,690,627,670,672,611,557,1
662,679,657,676,564,592,633,467,415,1
645,653,583,627,549,483,598,474,230,1
576,444,269,488,251,209,352,184,187,1
361,254,123,343,130,82,304,83,36,1
131,69,41,120,34,39,72,25,30,1
49,71,174,61,45,206,40,45,110,1
111,242,473,113,195,467,122,210,343,1
272,559,637,304,518,639,401,553,562,1
566,646,654,592,580,654,634,618,602,1
...

```

■ Listing 3.1: Beispiel einer gespeicherten Handgeste von Links nach Rechts.

3 STAND DER FORSCHUNG

Die Modelle werden auf Basis von aufgenommenen Daten trainiert und getestet. Jedes aufgenommene Bild wird durch einen Komma separierten Vektor von Zahlen dargestellt gefolgt von einer Annotation für den Gestentyp. Eine Geste ist eine Folge von Bildern, die die gleiche Annotation teilen (siehe Listing 3.1). Insgesamt gibt es 4792 Aufnahmen von validen Handgesten, die unter verschiedenen Lichtverhältnissen und Distanzen zur Kamera aufgenommen wurden. Dabei wurde die Gesten mit der Hand und Finger ausgeführt in verschiedenen Geschwindigkeiten.

Synthetische Daten

Um die Datenmenge zu erhöhen, können synthetisch Daten aus den bestehenden Daten erzeugt werden indem sie rotiert werden, Rauschen hinzugefügt wird oder die Helligkeit, Kontraste oder Gamma verändert wird [VKK⁺20].

Testdaten und Metrik von Klisch

Als Testdaten wird ein Teil der Datenmenge bezeichnet, die nicht zum trainieren verwendet wurde. Kubik hat Testdaten unter verschiedenen Lichtverhältnissen und Entfernung zur Kamera aufgenommen. Klisch hat daraus eine Testmenge erstellt die von Klisch und Giese zur Verifikation verwendet wurden [Kli20, Gie20]. Klisch definiert die Erkennungsgenauigkeit als Verhältnis zwischen der Anzahl an korrekt erkannten Gesten und der Gesamtanzahl (siehe Formel 3.2) [Kli20].

$$\text{accuracy} = \frac{\#\text{true positives}}{\#\text{total gestures}} \quad (3.2)$$

3.2.4 Gestenerkennung mit künstlichen neuronalen Netzen

Insgesamt gingen dieser Arbeit 4 Arbeiten voraus, die sich mit künstlichen neuronalen Netzen im Zusammenhang dieser Fallstudie beschäftigt hatten.

Engelhardt

Engelhardt führte die in 3.2 definierten Handgesten mit der Hand, einem Finger und 2 Finger unter verschiedenen Helligkeiten aus, auf Basis dessen seine Modelle trainiert und validiert wurden. Er argumentiert, dass rekurrente neuronale Netze (RNN), Feedforward neuronale Netze (FFNN) und Long-Short-Term Memory neuronale Netze (LSTMNN) am besten geeignet für temporale Probleme seien. Convolutional neuronale Netze (CNN) verwirft Engelhardt aufgrund der geringen Auflösung der Gesten und da die Faltung extrem Rechenaufwendig sei. Des Weiteren verwirft er LSTMNN, da diese zu viel Rechenleistung und Speicherplatz benötigen. Als Eingabewerte zu seinen RNNs und FFNNs diente eine Sequenz von 20 Bildern.

die zu 180 Werten konkatiniert wurden und auf Werte zwischen 0 und 1 normalisiert wurden. Als bestes Model stellte sich eines seiner FFNNs heraus, das auf seinen Testdaten bis zu 99% Erkennungsgenauigkeit erzielte. Außerdem erwies es sich als robust gegenüber Rauschen und Helligkeitsveränderungen im Vergleich zum RNN. Die Ausführungszeit des FFNN belief sich auf 11,54 ms mit einem Verbrauch von 11 kB Flash-Speicher und 573 bytes RAM [Eng18].

Kubik

Kubik hat in seiner Arbeit den FFNN Ansatz von Engelhardt aufgegriffen. Er untersuchte Gesten die mit der Hand ausgeführt werden mit verschiedenen Distanzen zur Kamera und unter guten und schlechten Lichtverhältnissen. Neben der Facettenkamera, die Engelhardt ebenfalls genutzt hatte, untersuchte Kubik ebenfalls eine Lochkamera. Er stellte fest, dass diese aber wesentlich schwerer war auszuleuchten, was sich auch bei der Erkennungsgenauigkeit bemerkbar machte. Als Eingabe nutze Kubik ebenfalls 180 Werte, die 20 Bilder repräsentieren. Um mit der variablen Länge von Gesten umzugehen schlug Kubik vor die Bildsequenzen auf 20 Bilder zu skalieren (siehe Sektion 3.2.2). Um die Skalierung durchzuführen musste allerdings der Anfang und das Ende der Geste bekannt sein. Aus diesem Grund war es nötig Gestenkandidaten erkennen zu können (siehe Sektion 3.2.1). Er stellte fest, dass dies die Gesamtlänge der Geste limitierte in Abetracht des RAMs von dem Arduino. Um die Erkennungsgenauigkeit zu erhöhen verwendete er synthetische Trainingsdaten, die er aus bestehenden Daten durch Rotation generierte (siehe Sektion 3.2.3). Dies erhöhte die Erkennungsgenauigkeit erheblich. Kubik erstellte Testdaten (siehe Sektion 3.2.3) und evaluierte sein Model darauf. Im allgemeinen stellte er fest, dass mit zunehmender Distanz zur Kamera die Erkennungsgenauigkeit sich verschlechtert. Dies erwies sich besonders als ein Problem für die Lochkamera. Bei guten Lichtverhältnissen konnte sein Ansatz mit der Facettenkamera bis 30 cm eine Erkennungsgenauigkeit von 97,2% erreichen. Bei schlechten Lichtverhältnissen war die Erkennungsgenauigkeit bereits ab 20 cm nur noch bei 83%. Zusätzlich zu den 4 Grundgesten, untersuchte Kubik Nullgesten. Er stellte fest, dass ruckartige Veränderungen der Lichtverhältnisse mit 92% erkannt wurden und Handbewegungen die wieder zurück gezogen wurden mit 96%. Schwierigkeiten hat die Erkennung von diagonalen Bewegungen als Nullgeste bereitet, da diese eine hohe Ähnlichkeit zu den benachbarten horizontalen und vertikalen Gesten hat. Kubiks Ansatz hat insgesamt 36 ms benötigt um das Model auszuwerten und 11 ms für die Skalierung [Kub19].

Klisch

Engelhardt stellte fest, dass RNNs schlechtere Erkennungsgenauigkeiten ergaben, als FFNNs, da sie schwerer zu trainieren sind [Eng18]. Aus diesem Grund schlug Venzke vor, dass man ein RNN als mehrere FFNNs trainieren könnte. Diesen Ansatz hat Klisch in seiner Arbeit auf-

3 STAND DER FORSCHUNG

gegriffen. Klisch hat verschiedene Konfigurationen getestet und stellte am Ende fest, dass ein RNN als einzelnes Netzwerk zu trainieren bessere Ergebnisse liefert als ein RNN als mehrere FFNNs zu trainieren. Mit seinem RNN erzielte Klisch eine Erkennungsgenauigkeit von 71% unter guten und verhältnismäßig schlechten Lichtverhältnissen, welches eine Verbesserung zu dem Ergebnis von Engelhardt ist. Klisch stellte fest, dass das sein Model schnell genug ist, um 50 Hz zu unterstützen [Kli20].

Giese

Der Fokus von Gieses Arbeit lag auf Kompression und Optimierung. Er trainierte ein FFNN und erzielte eine Erkennungsgenauigkeit von 98,96%. Dies ist signifikant besser als das FFNN von Kubik, welches lediglich 83% erzielte. Giese geht davon aus, dass sein FFNN besere Ergebnisse lieferte, da ca. 19x mehr Trainingsdaten zur Verfügung hatte als Kubik. Er untersuchte die Auswirkungen von Pruning, Quantisierung, Sparse Matrix Format, SeeDot und den Optimierungsparametern von GCC. Mit Pruning und Retraining konnte Giese 72% aller Verbindungen entfernen ohne signifikanten Verlust in Erkennungsgenauigkeit. Das wiederholte ausführen von Quantisierung und Retrainieren erhöhte die Erkennungsgenauigkeit sogar etwas. Die beste Ausführungszeit wurde mit dem CSC-MA-Bit Format erzielt, dass unnötige Multiplikationen verhindert und die kleinste Programmgröße wurde mit dem CSC-Centroid Format erzielt. SeeDot hat im Vergleich zum Ausgangsmodell sowohl Ausführungszeit, als auch Programmgröße verringert, hat aber die Erkennungsgenauigkeit signifikant verringert. Der Vorteil von SeeDot ist die geringe Zeit, die diese Optimierung benötigt. Der Optimierungsparameter O2 hat den besten Kompromiss zwischen Programmgröße und Ausführungszeit erzielt. Insgesamt hat die beste Lösung 35,7% weniger Speicher benötigt und die Ausführungszeit wurde von 26,1 ms auf 6,8 ms reduziert [Gie20].

TODO: Kapitel Titel

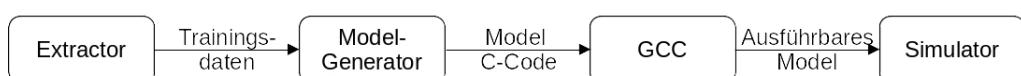
TODO Also talk somewhere about the training sets. Here we can also mention cherry picking, since I cant find any source that mentions something along those lines.

4.1 Entscheidungsbaum basiertes Model

Entscheidungsbäume sind sehr schnell und ressourcenschonend im Vergleich zu neuronalen Netzen. Allerdings eignen sich neuronale Netze oft besser für ML Probleme, da sie bessere Ergebnisse erzielen. Aus diesem Grund wird untersucht, wie gut Entscheidungsbaum basierte Klassifizierer im Vergleich zu neuronalen Netzen sind. Insgesamt werden 67584 verschiedene Konfigurationen getestet. Sie unterscheiden sich in der Baumgröße, Waldgröße, Featureauswahl, Ensemble-Methode, sowie in Blattgröße und Quantifizierungsschwellenwert.

Jeder Entscheidungswald wird mit dem Python-Modul Scikit-Learn trainiert. Scikit-Learn implementiert den Konstruktionsalgorithmus CART (siehe Sektion 2.1.1) für den Entscheidungsbaum und bietet zusätzlich zahlreiche Ensemble-Methoden an. Jede Konfiguration folgt den in Abbildung 4.1 illustrierten Arbeitsablauf.

Zunächst wird die Trainingsmenge vorverarbeitet. Dabei werden die verschiedenen Features extrahiert, die während der Konstruktion eines Entscheidungsbaumes benötigt werden. Dann wird das Model mit Scikit-Learn und den gegebenen Konfigurationsparametern generiert. Anschließend wird aus dem Model ausführbarer C-Code generiert und kompiliert. Zuletzt



■ **Abbildung 4.1:** Arbeitsablauf um ein Model zu trainieren und zu validieren.

4 TODO: KAPITEL TITEL

wird die Erkennungsgenauigkeit des ausführbaren Models auf der Testmenge von Klisch und Dymel ermittelt.

4.1.1 Training

Mit Scikit-Learn werden Wahl basierte Entscheidungswaldklassifizierer mit den in Sektion 2.2 genannten Ensemble-Methoden trainiert. Insgesamt werden Waldgrößen zwischen 1 bis 16 betrachtet und Maximalhöhen von den einzelnen Entscheidungsbäumen zwischen 1 bis 22. Außerdem werden die Blattgrößen, d. h. die minimale Anzahl von Trainingsdateneinträgen pro Blatt, 1, 2, 4 *und* 8 sowie die Quantifizierungsschwellenwerte, d. h. Zuwachs der Entscheidungsgenauigkeit pro Teilbaum, 0, 10^{-3} , 10^{-2} *und* 10^{-1} betrachtet.

Die letzten beiden Parameter verringern potentiell die Erkennungsgenauigkeit von den einzelnen Entscheidungsbäumen, sie verringern aber auch die Größe des Baumes signifikant. Dadurch können bessere Entscheidungswälder gefunden werden, die zuvor nicht in den Programmspeicher eines Arduino Boards gepasst haben (siehe Sektion 5.3).

Die Konstruktion der Entscheidungswälder ist nicht deterministisch. Zuallererst muss die Konstruktion eines einzelnen Entscheidungsbaumes nicht deterministisch sein, da selbst wenn immer die beste Teilung ausgewählt wird, können mehrere Teilungen auch gleich gut sein. Aus diesen müsste zufällig eine ausgewählt werden. Folglich ist jede Ensemble-Methode zufällig. Außerdem wählt die RandomForest-Methode zufällig eine Featureauswahl, und die Bagging-Methode partitioniert die Trainingsmenge zufällig. Aus diesem Grund kann in Scikit-Learn einen `random_state` zuweisen, der den *Seed* des unterliegenden Zufallszahlengenerators setzt.

Dementsprechend kann man die Konstruktion als Monte Carlo Algorithmus betrachten, d. h. wiederholte Ausführungen erhöhen die Wahrscheinlichkeit, dass das beste Ergebnis dieser Konfiguration gefunden wurde. Jede Konfiguration wird aus diesem Grund mit 140 verschiedenen `random_state` ausgeführt.

Zum trainieren wird eine Kombination aus der Trainingsmenge von Fey und Kubik verwendet, sowie 25% der Gestenmenge und 12,5% der Nullgestenmenge von Dymel (siehe Sektion 4.3). Insgesamt 7629 Ausführungen der Handgesten. Davon werden 50% zufällig zum trainieren genutzt und die überbleibenden 50% werden genutzt, um den besten Entscheidungswald aus den 140 verschiedenen `random_state` zu ermitteln.

4.1.2 C-Code Generierung eines Entscheidungsbaumes

Das Model soll auf kleinen eingebetteten Systemen ausgeführt werden. Diese haben eine Toolchain um die Firmware zu generieren, die meistens auf der Programmiersprache C basiert. Dies trifft auch auf das in dieser Arbeit benutzten Arduino Board zu.

```
enum Knoten<T> {
    Blatt(Vec<usize>),
    Elternknoten {
        test: (features: Vec<T>) -> bool,
        knoten_links: Knoten<T>,
        knoten_rechts: Knoten<T>
    }
}
```

Listing 4.1: Skizze der rekursiven Datenstruktur für Entscheidungsbäume die von Scikit-Learn genutzt wird.

Das Model wird mit dem Python-Modul Scikit-Learn generiert. Dementsprechend muss aus der internen Repräsentierung von Scikit-Learn das Model extrahiert werden. Scikit-Learn definiert eine rekursive Datenstruktur in der jedes Blatt für jede Klassifizierungsklasse die Anzahl der Trainingsdateneinträge enthält, die nach dem traversieren aller Test in diesem Blatt eingeordnet werden. Jeder Elternknoten besteht aus einem Test der ein Feature mit einem Schwellenwert vergleicht und einen Knoten für jedes Ergebniss dieses Tests (siehe Listing 4.1). Im Falle von Scikit-Learn ist der der Test immer ein \leq Vergleich, weswegen es genau zwei Kindknoten gibt.

```
if (features[k] <= X) {
    Traversiere Kind Links...
} else {
    Traversiere Kind Rechts...
}
```

Listing 4.2: C-Code eines Elternknotens.

Ein Elternknoten wird dementsprechend als ein `if (test) { ... } else { ... }` Ausdruck modelliert (siehe Listing 4.2). Dabei ist der `test` ein \leq Vergleich eines Features mit einem Schwellenwert und der Inhalt der einzelnen Blöcke ist abhängig von den Kindesknoten.

```
result[0] = (Anzahl Klasse 1) / (Gesamtanzahl im Blatt);
...
result[N] = (Anzahl Klasse N) / (Gesamtanzahl im Blatt);
return;
```

Listing 4.3: C-Code eines Blattes.

4 TODO: KAPITEL TITEL

Der C-Code im Blatt ist abhängig von dem Wahlklassifizierer. Man kann entweder die Klasse auswählen, die von den meisten Bäumen klassifiziert wurde, oder die Erkennungswahrscheinlichkeiten jedes Baumes im Ensamble wird summiert und davon wird die Klasse mit der größten Summe ausgewählt (siehe Sektion 2.2.1). In dieser Arbeit wurde sich für letzteres entschieden. Im C-Code wird das modelliert durch die Zuweisung der Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Klassen im Blatt zu dem Ergebnisparameter `result` (siehe Listing 4.3).

4.1.3 C-Code Generierung eines Entscheidungswaldes

Ein Entscheidungswald besteht aus einem Ensamble von Entscheidungsbäumen. Bei der Evaluierung eines Entscheidungswaldes wird der jeder Entscheidungsbaum evaluiert und die Ergebnisse zusammengefasst, z. B. durch einen Wahlklassifizierer.

```
function tree_i(float* features, float* result);
```

■ **Listing 4.4:** C-Code Funktionskopf eines Baumes i .

Zunächst wird jeder Entscheidungsbaum als Funktion isoliert (siehe Listing 4.4). Als Eingabe-parameter dienen die extrahierten Features und ein Float-Array `result`, dass das Ergebnis speichert.

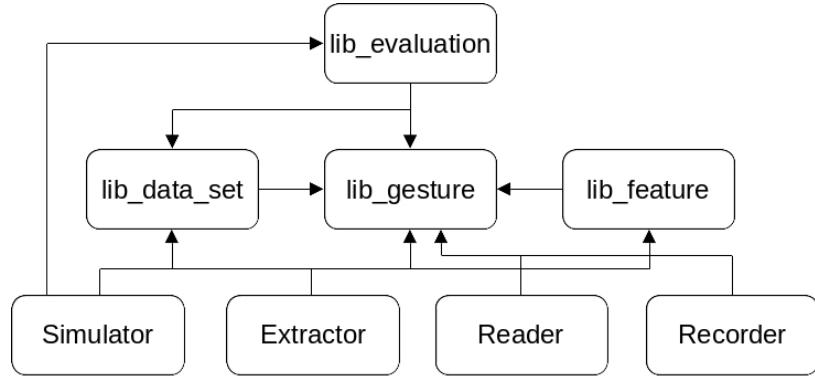
```
float tree_res[N] = { 0.0, ..., 0.0 };
float total_res[N] = { 0.0, ..., 0.0 };
unsigned char result_map[N] = { ... };

// Wiederhole dies für K Bäume
tree_i(features, tree_res);
total_res[0] += tree_res[0];
...
total_res[N-1] += tree_res[N-1];

unsigned char max_index = 0;
float max_value = 0;
for (unsigned char i = 0; i < N; ++i) {
    if (max_value < total_res[i]) {
        max_value = total_res[i];
        max_index = i;
    }
}
return result_map[max_index];
```

■ **Listing 4.5:** C-Code des Wahlklassifizierers mit N Klassen und K Bäumen.

Listing 4.5 zeigt wie ein Ensamble bestehend aus K Entscheidungsbäumen, die jeweils N mögliche Klassifizierungsergebnisse zurückgeben, mit der Wahlklassifizierungsmethode



■ Abbildung 4.2: Abhängigkeiten der einzelnen Module.

evaluiert wird. Zunächst wird jeder Baum evaluiert und die Ergebnisse summiert. Anschließend wird die Klasse mit dem maximalen Wert zurückgegeben.

4.2 Infrastruktur

In dieser Arbeit mussten viele Feature und Konfigurationen der Entscheidungsbäume untersucht und getestet werden. Aus diesem Grund wurde eine umfangreiche Infrastruktur geschaffen, die die Auswertung von ML Modellen mit den Handgestendaten vereinfacht. Die Infrastruktur umfasst ein Datenmodell für Handgesten und kann die Datenmengen mit verschiedenen Parsingmethoden einlesen.

Außerdem können synthetischen Daten auf verschiedene Arten generiert werden. Die Architektur der Infrastruktur erlaubt es weitere Feature hinzuzufügen, ohne Kompatibilitätsprobleme zu verursachen. Alle Funktionalitäten sind in Bibliotheken isoliert, um die Integration in Hilfprogramme zu vereinfachen (siehe Abbildung 4.2).

Im folgenden wird die Funktionalität der einzelnen Module vorgestellt und die daraus erstellten Hilfsprogramme.

`lib_gesture` definiert was eine Geste ist und die vorhandenen Gestentypen. Außerdem implementiert sie zwei Parsing-Methoden. Die erste parsed Gesten nach Annotation und die zweite nach Kubiks Algorithmus (siehe Sektion 3.2.1). Die Geste selber implementiert Methoden um synthetische Daten zu generieren.

- Rotation um 90°, 180° und 270°.

4 TODO: KAPITEL TITEL

- NullGesten durch das Kombinieren der ersten Hälfte der Ausgangsgeste und der zweiten Hälfte von dessen Rotationen.
- Verschiebung der Pixel nach oben und unten für eine Links nach Rechts bzw. Rechts nach Links Geste und analog dazu eine Verschiebung nach links und rechts für die restlichen Gesten.
- Rotation der äußeren Pixel um Diagonale Gesten zu generieren.

```
pub trait Feature {  
    fn calculate(gesture: &Gesture) -> Self where Self: Sized;  
    fn marshal(&self) -> String;  
}
```

■ **Listing 4.6:** Interface, um ein Feature zu implementieren.

`lib_feature` bietet ein einfaches Interface an um Feature mit einer Geste (siehe Listing 4.6) zu implementieren. Zurzeit sind 28 verschiedene Feature implementiert.

`lib_data_set` stellt alle verfügbaren Datenmengen als statische Importe bereit. Einträge sind bereits nach Distanz zur Kamera, Helligkeit, Verdeckungsobjekt und Ausführungs geschwindigkeit klassifiziert. Ein Eintrag kann in der Helligkeit verändert werden durch einen Offset oder indem er skaliert wird.

`lib_evaluation` bietet ein Hilfsobjekt an, dass Datenmengen nach Erkennungsgenauigkeit auswertet und Berichte daraus generiert.

Der `Simulator` ist zweigeteilt. Der aktive Teil nutzt die die Gestenkandidatenerkennungs methode nach Kubik, die in `lib_gesture` implementiert ist, um den seriellen Datenstrom des Arduino zu parsen. Der Gestenkandidat wird anschließend durch das hinterlegte Model klassifiziert und das Ergebnis ausgegeben. Der passive Teil evaluiert die Erkennungsgenauigkeit aller definierten Datenmengen.

Der `Extractor` extrahiert aus spezifizierten Datenmengen die definierten Features und exportiert diese in Dateien, sodass sie von dem Model zum trainieren genutzt werden können. Optional kann die Datenmenge durch synthetische Daten erweitert werden.

Der `Reader` gibt den seriellen Datenstrom des Arduino aus.

Der `Recorder` nutzt ähnlich wie der `Simulator` den seriellen Datenstrom des Ardui no und die Gestenkandidaten-Parsingmethode von Kubik um Gestenkandidaten zu erkennen.

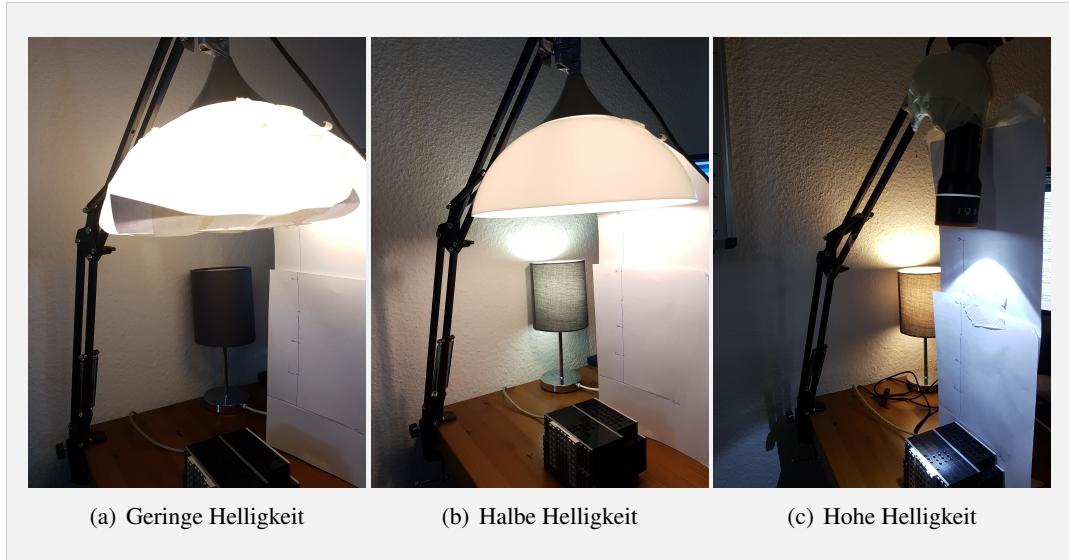


Abbildung 4.3: Verschiedene Helligkeitsstufen unter denen die Gesten von DymelData aufgenommen wurden.

Diese Information wird genutzt, um in eine vordefinierte Datei die Gesten reinzuschreiben.

Um effizient Gesten aufzunehmen wurde der Ansatz von Kubik aufgegriffen mit einem Gestentyp zu starten und folgend immer zwischen dem Inverstyp hin und her zu wechseln [VKK⁺20].

Erweitert wurde das Programm um eine Option immer nur eine bestimmte Geste hintereinander aufzunehmen oder, jedes mal wenn eine Geste erkannt wurde, manuell den Gestentyp anzugeben. Mit diesem Programm wurde die Datenmenge DymelData in wenigen Stunden erstellt (siehe Sektion 4.3).

4.3 DymelData

DymelData ist eine Datenmenge, die mit dem Recorder (siehe Sektion 4.2) erstellt wurde. Sie umfasst insgesamt 14410 Gesten in unterschiedlichen Konfigurationen. Ich habe diese Datenmenge einerseits aufgenommen, um unter den in meinem Zimmer vorliegenden Lichtverhältnissen die Modelle miteinander vergleichen zu können und andererseits, um Test- und Trainingsdaten für NullGesten bereitzustellen. In den bisherigen Datenmengen waren nur wenige Einträge mit NullGesten hinterlegt.

4 TODO: KAPITEL TITEL

4.3.1 Konfigurationen

Jede Geste wurde unter jeder Konfiguration ca. 100 mal aufgenommen bei 90 Bildern pro Sekunde. Insgesamt wurden in 3 Lichtverhältnisse und 4 Distanzen, 6 verschiedene Gesten (Links nach Rechts, Rechts nach Links, Oben nach Unten, Unten nach Oben und 2 NullGesten) jeweils schnell und langsam aufgenommen. Geringe Helligkeit war im Durchschnitt bei ca. 140, Halbe Helligkeit bei ca. 659, Hohe Helligkeit bei ca. 908. Alle waren relativ gleichmäßig ausgeleuchtet. Der Unterschied liegt in der Art der Lichtquelle. Während bei den Lichtquellen 4.3(a) und 4.3(b) relativ breit Licht gestreut hatten, war 4.3(c) eine Punktlichtquelle, wodurch besonders dort der Kontrast sehr stark ist. Die Gesten wurden in den Abständen 5 cm, 10 cm, 20 cm und 25 cm aufgenommen.

4.3.2 NullGesten

Insgesamt wurden 2 Typen von NullGesten aufgenommen. Die erste NullGeste geht *Oben* rein, verschieden weit in Richtung *Unten* und kehrt anschließend um, um bei *Oben* wieder rauszukommen. Die zweite NullGeste geht *Oben* rein, verschieden weit in Richtung *Unten* und anschließend *Rechts* wieder raus. Durch das Rotieren dieser Gesten wurden die Equivalente aus den anderen Richtungen inferiert. Insgesamt entstehen dadurch 19400 NullGesten.

4.3.3 Synthetische Helligkeitstestmenge

Um zu testen wie gut das Model gegenüber den Lichtverhältnissen sich generalisiert hat, ist es nötig mehr als nur 3 Helligkeitsstufen zu testen. Aus diesem Grund wurde aus der Gestenmenge mit den Lichtverhältnissen „Gering“ eine synthetische Testmenge generiert. Dabei wurden jeweils 20 Duplikate der Datenmenge erstellt mit einem Helligkeitsoffset zwischen 50 und 1000 und einer Skalierung zwischen 0,5 und 10 und zu einer Testmenge zusammengefügt.

4.4 Features

Der Entscheidungsbaum nutzt Features um die einzelnen Klassen voneinander zu unterscheiden. Dies funktioniert aber nur, wenn die Klassen klar trennbar sind. Ist eine Trennung nicht möglich, so ist auch keine gute Generalisierung von dem Entscheidungsbaum zu erwarten.

In dieser Arbeit muss die Richtung der Handbewegung erkannt werden. Die Bewegung kann mit verschiedenen Geschwindigkeiten durchgeführt werden. Aus diesem Grund sollte das Feature invariant gegenüber Geschwindigkeit sein. Außerdem wird die Handbewegung aus verschiedenen Distanzen zur Kamera durchgeführt. Dadurch variiert der Kontrast und die

Helligkeit. Dementsprechend sollte das Feature invariant zu den Lichtverhältnissen sein. Die Richtung der Bewegung ist eine Kombination aus der derzeiten Position der Hand und dem Zeitpunkt. Das Feature soll also Auskunft über die Entwicklung über die Zeit geben und die Position die die Hand zu diesen Zeitpunkten hatte.

Erschwerend ist, dass die Bewegung nie exakt gleich ausgeführt wird. Die Bewegung kann eine Kreisform haben, etwas schräg sein oder einige Fotowiderstände nicht verdecken. Das Feature muss dem gegenüber robust sein.

4.4.1 Feature Verbesserungen

Einige Anforderungen an ein Feature können durch Änderungen hinzugefügt werden. Relative Helligkeitsunterschiede können durch Normalisierung eliminiert werden, Positionen durch das Argument oder partielle Anwendung inferiert werden und die Entwicklung über Zeit durch die Duplizierung von Feature über Zeitfenster dargestellt werden.

Normalisierung ersetzt die Aussage über die absolute gegen die lokale Gesamthelligkeit. Dies erzeugt eine Invarianz gegenüber Skalierung der Helligkeiten jedoch nicht über einen Offset. Die Skalierung passt den Kontrast zwischen hellen und dunklen Stellen mit an, der Offset jedoch nicht.

Informationen über die Positionen können einerseits direkt aus dem Argument einer Funktion als Feature bereitgestellt werden, z. B. $\arg(\max X)$. Andererseits indirekt, indem das Feature dupliziert wird und auf Teilmengen der Definitionsmenge angewendet wird, z. B. die Berechnung eines Features für einzelne Spalten oder Zeilen.

Ähnlich zur Position kann auch die Entwicklung über Zeit durch das Duplizieren von Feature dargestellt werden. Dabei wird die Geste in eine bestimmte Anzahl von gleich großen Zeitfenstern eingeteilt. Für jedes Zeitfenster wird das Feature berechnet.

4.4.2 Featureauswahl

Insgesamt wurden 28 Varianten von Feature untersucht und davon 3 Feature verstärkt aus denen 20 Varianten entstanden sind. Die Features, die von Song et al. genutzt wurden (siehe Tabelle 3.1) eignen sich ohne Änderungen nicht, da sie mindestens eine Anforderung nicht erfüllen.

Mit dem *Mean absolute value* ermöglicht es die einzelnen Handgesten zu unterscheiden, wenn das Feature in verschiedene Zeitfenster aufgeteilt wird. Zusätzlich kann die Helligkeit

4 TODO: KAPITEL TITEL

normalisiert werden. Um die Featuremenge zu verringern, können Spalten und Zeilen zusammengefasst werden. Allerdings generalisierte der Ansatz nicht gut, da die Varianz sehr groß ist durch die fehlende Invarianz zur Geschwindigkeit.

Average amplitude change eignet sich gut um horizontale und vertikale Bewegungen zu unterscheiden. Allerdings ist es nicht möglich symetrische Bewegungen zu unterscheiden. Nicht untersucht wurden Änderungen, die beim *Mean absolute value* durchgeführt wurden.

Feature 2, 5, 7 bis 9 wurden nicht weiter untersucht weil sie zu komplexe Berechnungen bedürfen für das Arduino Board.

Motion History

Die Motion History zeigt eine Bewegunghistorie, indem kürzlich stattgefundene Bewegung heller ist als länger zurückliegende. Es ist invariant gegenüber Lichtverhältnisse, hat jedoch 2 große Schwachpunkte. Einerseits kann es überlappende Bewegungen nicht richtig anzeigen, da eine kürzlich detektierte Bewegung den Wert auf den Maximalwert τ setzt. Dies stellt in diesem Anwendungsfall kein Problem dar, da die definierten Handgesten keine Überlappung erzeugen.

Andererseits ist das Feature bei konstantem τ und δ nicht Invariant gegenüber Geschwindigkeit. Als Lösung wurde δ abhängig von der Gestellänge gemacht, d. h. $\delta = \frac{\tau}{\#Bilder}$. Mit dieser Konfiguration ist die Bewegung nicht unvollständig, wenn sie langsam ausgeführt wird. Allerdings geht dieser Ansatz von einer konstanten Ausführungsgeschwindigkeit der Handgeste aus.

Eine Bewegung in einem Pixel q wird durch die Funktion 4.1 signalisiert, d. h. die Bewegung in q findet statt, wenn eine Veränderung oberhalb des Durchschnitts detektiert wird.

$$\phi(q, t) = \begin{cases} 1 & \text{if } \Delta_{q,t} \geq \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Delta_{q,n} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{where } \Delta_{q,t} = |q_t - q_{t-1}| \quad (4.1)$$

Helligkeitsverteilung

Ein Pixel q ist am hellsten unter allen Pixeln in einem Bild Q , wenn q den höchsten Wert hat. Analog ist der dunkelste Pixel, der mit dem geringsten Wert. Folglich kann der hellste Pixel als $q' = \arg(\max Q)$, bzw. der dunkelste Pixel als $q' = \arg(\min Q)$ definiert werden.

Weiterhin wird die Bildsequenz in eine bestimmte Anzahl von gleich großen Zeitfenstern

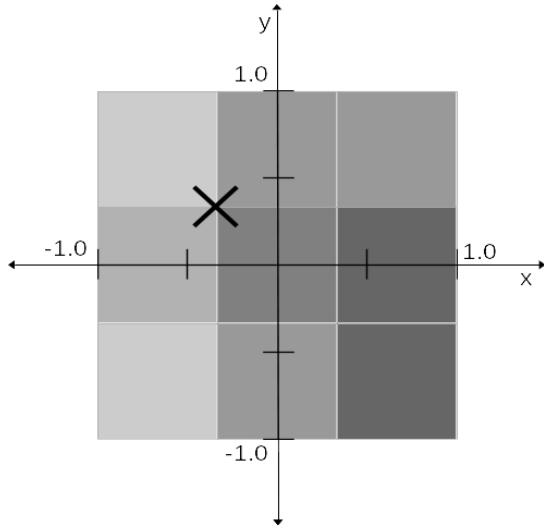


Abbildung 4.4: Illustration des Schwerpunktes im 3x3 Fotowiderstand-Array.

aufgeteilt. In jedem Zeitfenster wird der hellste bzw. dunkelste Pixel ermittelt. Aus der daraus resultierenden Featuremenge kann jede definierte Handgeste inferiert werden. Sie ist invariant zu Lichtverhältnissen und Geschwindigkeiten. Per Definition gibt sie Auskunft über die Entwicklung über Zeit und die Position.

Es gibt mehrere Möglichkeiten die einzelnen Pixel in einem Zeitfenster zusammenzufassen.

- Wähle das Minimum bzw. Maximum.
- Projizierte die Pixel auf ein kartesisches Koordinatensystem und fasste die Punkte über eine Abstandsmetrik zusammen, z. B. über den euklidischen Abstand.
- Unterteile die Pixel in Quadranten und wähle den Quadranten, der die meisten Einträge hat.

Außerdem können die Anzahl der Zeitfenster variiert werden und Pixel zu Gruppen zusammengefasst werden, d. h. Spalten und Zeilen.

Schwerpunktverteilung

$$Q = \begin{pmatrix} q_{00} & q_{01} & q_{02} \\ q_{10} & q_{11} & q_{12} \\ q_{20} & q_{21} & q_{22} \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

4 TODO: KAPITEL TITEL

Der Schwerpunkt (X_Q, Y_Q) in einem Bild Q (4.2) ist über die Helligkeit in den einzelnen Pixel definiert. Der Pixel q_{11} bildet den Nullpunkt des Koordinatensystems. Dann ist relativ zur Gesamthelligkeit $P = \sum_{i,j} q_{i,j}$, $X_Q = \frac{\sum_{i=0}^2 q_{i,2} - \sum_{i=0}^2 q_{i,0}}{P}$ die horizontale Komponente und $Y_Q = \frac{\sum_{i=0}^2 q_{0,i} - \sum_{i=0}^2 q_{2,i}}{P}$ die vertikale Komponente des Schwerpunktes [VT20].

Ähnlich zur Helligkeitsverteilung wird das Feature mit einer Zeithistorie erweitert durch die multiple Anwendung auf verschiedene Zeitfenster, wobei die Anzahl der Zeitfenster variiert werden kann. Die einzelnen Schwerpunkte innerhalb eines Zeitfensters werden über den Durchschnitt zusammengefasst.

Sollte die Anzahl der Bilder einer Handgeste ein Vielfaches von der Anzahl der Zeitfenster sein, wird die gleiche Anzahl an Bilder auf jedes Zeitfenster verteilt. Ansonsten werden Überschüsse einem Muster nach bestimmten Zeitfenstern zugeordnet. Bei 5 Zeitfenstern wird der erste Überschuss dem letzten Zeitfenster zugeordnet, der zweite dem ersten, der dritte dem dritten, der vierte dem zweiten.

Die Schwerpunktverteilung ist durch die Dividierung mit P invariant gegenüber Skalierung der Helligkeit, jedoch nicht gegenüber einen Offset. Alternativ kann P weggelassen werden, damit ausschließlich mit Integer gearbeitet wird. Dadurch können größere Bäume generiert werden (siehe Sektion 5.3) und die Feature-Extrahierung ist schneller (siehe Sektion 5.2).

Evaluation

TODO: Irgendein einleitender Text

5.1 Erkennungsgenauigkeit

Es werden 3 Features näher betrachtet. Motion History, Helligkeitsverteilung und Schwerpunktverteilung. Aus denen werden 6 Featuremengen generiert, die zum Trainieren genutzt werden. Insgesamt wurden X(TODO) verschiedene Konfigurationen trainiert und getestet (siehe Sektion 4.1.1).

Betrachtet wird die beste Konfiguration, die innerhalb der Restriktion des Programmspeichers, nach möglichen Optimierungen (siehe Sektion 5.3), die Summe der Erkennungsgenauigkeiten der Testmenge von Klisch und der Nullgestentestmenge maximiert.

Die verschiedenen Featuremengen werden im Hinblick auf die Erkennungsgenauigkeit auf der Testmenge von Klisch, der Nullgestentestmenge, der neuerstellten Gestentestmenge und der synthetischen Helligkeitstestmenge untereinander verglichen. Außerdem wird die Auswirkung von verschiedenen Baumhöhen und Waldgrößen untersucht. Zuletzt wird die beste Konfiguration mit den Ergebnissen von Giese verglichen.

5.1.1 Brightness Distribution

Show graphs about: Best solution, Best feasible solution, With and WithOUT considering null gestures. Talk when it starts to generalize more poorly(?)

5.1.2 Motion History

Show graphs about: Best solution, Best feasible solution, With and WithOUT considering null gestures. Talk when it starts to generalize more poorly(?)

5 EVALUATION

5.1.3 Brightness Distribution and Motion History

Show graphs about: Best solution, Best feasible solution, With and WithOUT considering null gestures. Talk when it starts to generalize more poorly(?)

5.1.4 Center of Gravity Distribution Float Ansatz

Show graphs about: Best solution, Best feasible solution, With and WithOUT considering null gestures. Talk when it starts to generalize more poorly(?)

Talk about brightness distribution!!

5.1.5 Center of Gravity Distribution Integer Ansatz

Show graphs about: Best solution, Best feasible solution, With and WithOUT considering null gestures. Talk when it starts to generalize more poorly(?)

Talk about brightness distribution!!

5.1.6 Center of Gravity Distribution Float and Integer Ansatz

Show graphs about: Best solution, Best feasible solution, With and WithOUT considering null gestures. Talk when it starts to generalize more poorly(?)

Here state what was expected and state how it worked out! Talk about brightness distribution!! ==> Alternative approach => Stacking (?)

5.1.7 Comparison to previous work

5.2 Ausführungszeit

Die Ausführungszeit der Feature-Extrahierung und Klassifizierung ist ausschlaggebend für die mögliche FPS. Diese ermöglicht die Wahrnehmung von schnellen Handgesten. Ist die FPS bereits ausreichend können leistungs schwächere Module verwendet werden, wodurch die Batterielaufzeit verlängert wird oder die Kosten verringert werden.

Das in dieser Arbeit verwendete Arduino Board ATmega328P verfügt nicht über ein Modul zur Verarbeitung von Gleitkommazahlen. Aus diesem Grund sind Operationen mit Gleitkommazahlen besonders teuer und zu vermeiden. Der ATmega328P verfügt über eine 8-Bit APU, 2 kB RAM, 32 kB Flash-Speicher und operiert unter 16 MHz [Cor15].

Es wird ausschließlich die *Worst-Cast-Execution-Time* (WCET) betrachtet. Ausschlaggebend dafür ist der *Worst-Case-Execution-Path* (WCEP) im Kontrollflussgraph [FL10]. Der

WCEP setzt sich zusammen aus dem lesen des aktuellen Bildes, der Extrahierung der Features und der Evaluation des Entscheidungswaldes.

Ausgewertet werden die Instruktionen des Programms das durch den *AVR GCC* mit der Optimierungsstufe $\textcircled{O}2$ kompiliert wurde. Aus dem ATmega328P Handbuch [Cor15] können für jede Instruktion die Anzahl der Zyklen, die im schlimmsten Fall benötigt werden, entnommen werden. Die Gesamtausführungszeit berechnet sich aus der Anzahl der Zyklen multipliziert mit der Zeit pro Zyklus, d. h. bei 16 MHz, $0,0625\mu\text{s}$.

5.2.1 Feature-Extrahierung

Die Ausführungszeit um das Bild zu lesen wird als konstant angenommen. Diskutiert wird nur die Schwerpunktverteilung, da diese die beste Erfolgsgenauigkeit erzielte.

Jedes mal wenn ein Bild aufgenommen wird der Schwerpunkt des Bildes berechnet und gespeichert. In den WCEP fließt also nur ein mal die Schwerpunktberechnung eines Bildes ein. Insgesamt sind das jedoch bis zu $116,5625\mu\text{s}$. Diese setzen sich zusammen aus 201 Zyklen für die einzelnen Instruktionen ($12,5625\mu\text{s}$), $6 \cdot 4\mu\text{s} = 24\mu\text{s}$ für die Konvertierungsfunktion `_floatsisf`, $2 \cdot 36\mu\text{s} = 72\mu\text{s}$ für die Dividierungsfunktion `_divsf3` und $2 \cdot 4\mu\text{s} = 8\mu\text{s}$ für die Vergleichsfunktion `_lesf2`.

```
Initialisierung.
for (char i = 0; i < 5; ++i) {
    features[i] = 0;
    for (char j = 0; j < zusammenfass_muster[i]; ++j)
        features[i] += *(schwerpunkt_buffer++);
    features[i] /= ((float)zusammenfass_muster[i]);
}
```

■ Listing 5.1: Algorithmus um die Schwerpunktverteilung zu berechnen.

Verbleibend ist nur für jedes der, in diesem Fall 5, Zeitfenster den zusammenfassenden Schwerpunkt durch den Durchschnitt zu ermitteln (siehe Listing 5.1). Die innere Schleife wird im schlimmsten Fall für die gesamte Schwerpunktbuffergröße durchlaufen, die zurzeit 125 ist. Die äußere Schleife wird exakt 5 mal durchlaufen.

Jeder Durchlauf der inneren Schleife bedarf im schlimmsten Fall bis zu $13,6875\mu\text{s}$. Dies setzt sich zusammen aus 27 Zyklen für die einzelnen Instruktionen ($1,6875\mu\text{s}$), und $12\mu\text{s}$ für die Addierungsfunktion `_addsf3`. Bei 125 Durchläufen beläuft sich die Gesamtausführungszeit der inneren Schleife auf bis zu $1710,9375\mu\text{s} \approx 1,7\text{ ms}$.

5 EVALUATION

Jeder Durchlauf der äußeren Schleife bedarf im Schlimmsten Fall bis zu $43,5625 \mu s$. Dies setzt sich zusammen aus 57 Zyklen für die einzelnen Instruktionen ($3,5625 \mu s$), $4 \mu s$ für die Funktion `_floatsisf` und $36 \mu s$ für die Funktion `_divsf3`. Bei 5 Durchläufen beläuft sich die Gesamtausführungszeit der äußeren Schleife auf bis zu $217,8125 \mu s \approx 0,2 ms$.

Für die Initialisierung werden weitere $27,6875 \mu s$ benötigt. Die Schwerpunktverteilung wird in horizontaler und vertikaler Richtung berechnet. Zusammenfassend beläuft sich die WCET zur Berechnung der Schwerpunktverteilung mit Gleitkommazahlen auf bis zu $4029,4375 \mu s \approx 4 ms$.

5.2.2 Evaluation eines Entscheidungbaumes

Der WCEP eines Entscheidungbaumes ist der längste Pfad. Entlang des Pfades werden Vergleiche durchgeführt, bis ein Blatt des erreicht wird. Insgesamt sind die Anzahl der Vergleiche gleich der Höhe des Baumes.

Ein Vergleich in dem Entscheidungsbaum setzt sich aus bis zu 19 Zyklen für die Instruktionen `LDI`, `LDD`, `CALL`, `CP` und `BRLT` ($1,1875 \mu s$) und $4 \mu s$ für die Vergleichsfunktion `_lesf2`. Insgesamt $5,1875 \mu s$ für einen Vergleich.

Zusätzlich kommt noch Funktionsoverhead von bis zu 11 Zyklen hinzu ($0,6875 \mu s$). Bei einer maximalen Entscheidungsbaumhöhe von 15 mit Gleitkommazahlenvergleichen beläuft sich die WCET eines einzigen Entscheidungbaumes auf bis zu $78,5 \mu s$.

5.2.3 Evaluation eines Entscheidungswaldes

Der WCEP eines Entscheidungswaldes setzt sich auf dem WCEP des Wahlklassifizierungsalgorithmus und dem WCEP jedes Entscheidungbaumes zusammen, der im Wald enthalten ist.

Der in Listing 4.5 gezeigte Code implementiert den Wahlvorgang. Die Komplexität ist abhängig von der Anzahl der Features N und der Anzahl der Entscheidungsbäume K . In dieser Analyse wird für die Anzahl der Features $N = 5$ angenommen.

Jede Stimme eines Entscheidungbaumes bedarf 18 Zyklen ($1,125 \mu s$), um die Evaluation aufzurufen und das Ergebnis auf die Gesamtsumme zu addieren. Die restlichen Instruktionen bedürfen 64 Zyklen ($4 \mu s$). Bei 8 Bäumen ist die WCET bis zu $13 \mu s$.

Zusammenfassend ist die WCET für einen Entscheidungswald von 8 Bäumen, die jeweils eine Maximalhöhe von 15 haben, und einer Buffergröße von 125 mit der Gleitkommazahl basierten

Schwerpunktverteilung als Feature $4670,4375 \mu s \approx 4,7 ms$. Dies ist $1,7 ms$, bzw. $36,66\%$, schneller als das beste neuronale Netz von Giese. Die Maximalhöhe des Entscheidungsbaumes und die Größe des Waldes haben dabei nur einen minimalen Einfluss auf die WCET, wodurch dieser Ansatz gut skaliert.

Potentiell kann die Ausführungszeit durch Festkommazahlarithmetik verbessert werden oder durch die Verwendung eines anderen Features. Momentan bedarf die Hardware knapp $10 ms$ um ein Bild auszulesen. Damit sind FPS von bis zu 68 möglich.

Die Gleitkommazahlfunktionen nehmen den Großteil der Ausführungszeit in Anspruch. Ein Feature, dass ausschließlich native 8-Bit Integer verwenden würde, würde die Gesamtausführungszeit deutlich reduzieren.

5.3 Programmgröße

Generell gilt, je größer und dichter der Entscheidungswald ist, desto höher ist die Erkennungsgenauigkeit. Aus diesem Grund sollte immer der vollständige Programmspeicher ausgenutzt werden. Allerdings nimmt der Zuwachs an Erkennungsgenauigkeit mit jeder weiteren Teilung ab bei der Konstruktion eines Entscheidungsbaumes.

Scikit-Learn bietet viele Parameter, um die Teilung zu steuern. Dies mag die potentielle Erkennungsgenauigkeit eines Baumes leicht verringern, kann dafür aber die Größe stark verringern. Dadurch können tiefere Bäume verwendet werden oder mehr Bäume in einem Entscheidungswald, was potentiell einen größeren Zuwachs der Erkennungsgenauigkeit verspricht.

Die Größe und Dichte eines Entscheidungswaldes haben einen direkten Einfluss auf die generierten Instruktionen. Je größer und dichter, desto mehr Instruktionen. Aus diesem Grund soll einerseits der Zuwachs der Erkennungsgenauigkeit pro Vergleich maximiert werden und andererseits die Instruktionskosten pro Vergleich und Blattkosten minimiert werden.

5.3.1 Maximierung des Zuwachses der Erkennungsgenauigkeit

Standardmäßig wächst ein Entscheidungsbaum solange es mindestens eine Teilung gibt, die die Erkennungsgenauigkeit erhöht. Das führt zu sehr großen und sehr granularen Entscheidungsbäumen, die die Trainingsmenge auswendig lernen. Zudem sind die Bäume meistens unbalanciert es gibt viele Teilungen, die die Erkennungsgenauigkeit nur sehr geringfügig erhöhen.

5 EVALUATION

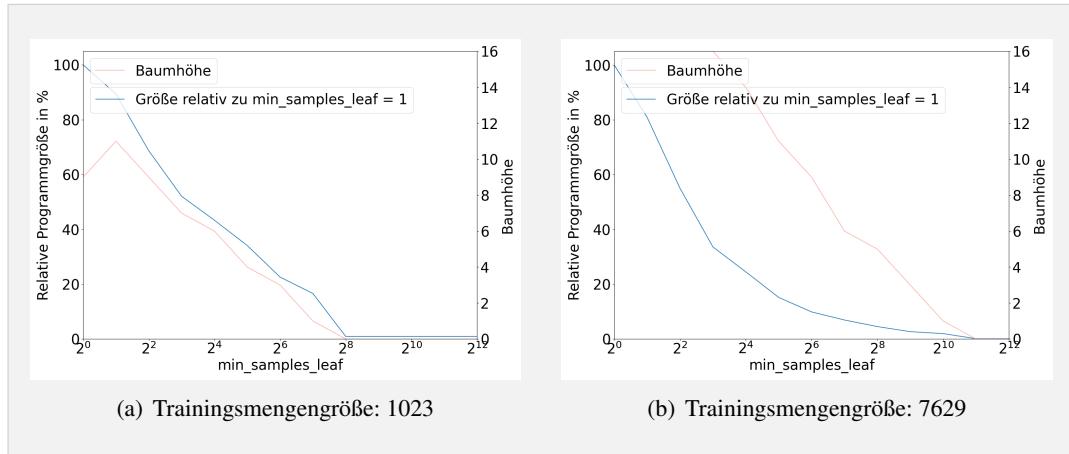


Abbildung 5.1: Auswirkung von `min_samples_leaf` Parameter auf resultierende Programmgröße und Baumhöhe.

Scikit-Learn bietet eine Reihe an Hyperparametern um dieses Verhalten zu steuern. Eine vollständige Analyse aller Parameter würde den Rahmen dieser Arbeit sprengen. Aus diesem Grund wird sich auf den Parameter `min_samples_leaf` beschränkt. Es wird immer eine feste Maximalhöhe von 16 betrachtet und mit der Optimierungsstufe *Os* kompiliert.

Damit eine Teilung stattfinden kann, muss der Knoten mindestens `min_samples_leaf` Einträge enthalten. Standardmäßig ist der Wert 1 [Ent20b]. Abbildung 5.1 zeigt die relative Programmgröße zu der Konfiguration mit `min_samples_leaf = 1` und die resultierende maximale Baumhöhe die erreicht wurde. Zu sehen ist, dass bereits kleine Werte die Programmgröße signifikant verringern. Dieser Effekt ist größer bei großen Trainingsmengen und kleiner bei kleinen Trainingsmengen. Gleichzeitig verringert sich aber auch die maximale Baumhöhe die erreicht wird. Bei der großen Trainingsmenge hat sich die Programmgröße um 66,6% verringert bei gleichbleibender Baumhöhe mit `min_samples_leaf = 16`. `min_samples_leaf` eignet sich dementsprechend am besten für große Trainingsmengen.

5.3.2 Minimierung der Instruktionen eines Vergleichs

Das Ziel ist mit so wenig Instruktionen wie möglich einen Vergleich darzustellen. In Sektion 4.1.2 wurde bereits gezeigt, wie C-Code aus den Entscheidungsbäumen generiert wird.

```

01: ldi r18,lo8(33)
02: ldi r19,lo8(-92)
03: ldi r20,lo8(69)
04: ldi r21,lo8(60)
05: ldd r26,Y+5

```

```

06: ldd r27,Y+6
07: adiw r26,36
08: ld r22,X+
09: ld r23,X+
10: ld r24,X+
11: ld r25,X
12: sbiw r26,36+3
13: call __lesf2
14: cp __zero_reg__,r24
15: brge .+2

```

■ **Listing 5.2:** Vergleich von Gleitkommazahl-Feature mit konstanter Gleitkommazahl.

Listing 5.2 zeigt die Komplexität eines einzigen Vergleiches in Instruktionen. Zeile 1 bis 4 lädt die konstante Gleitkommazahl in 4 hintereinander liegende 8-Bit Register. Zeile 5 bis 7 lädt den Zeiger auf die Featuremenge und inkrementiert sie um 36 um auf das 9. Feature zuzugreifen. In Zeile 8 bis 11 wird das Feature in die Register geladen. Zeile 12 bis 15 führen die Vergleichsfunktion aus. Insgesamt sind es 15 Instruktionen, was ziemlich teuer für einen einzigen Vergleich ist.

Zu Vermeiden sind Zeile 5 bis 11 indem alle Features nur einmal in Register geladen werden. Dies ist allerdings nur möglich, wenn die gesamte Featuremenge in die Register reinpassen und zusätzlich noch Register verfügbar sind, um die Konstanten zu laden. Der Kompiler übernimmt diese Optimierung schon automatisch. Der ATmega328P verfügt allerdings nur über 32 Register. Bei einer Featuremenge von 10 werden dementsprechend regelmäßig Register verdrängt wodurch zusätzliche Instruktionen bestehen. Die Anzahl der Instruktionen können also reduziert werden, indem die Featuremenge reduziert wird bei der gleichen Anzahl von Vergleichen.

```

01: adiw r26,4
02: ld r24,X
03: sbiw r26,4
04: cpi r24,lo8(124)
05: brge .L3

```

■ **Listing 5.3:** Vergleich von 8-Bit-Feature mit konstanter 8-Bit Zahl.

Zusätzlich ist die Gleitkommazahl sehr teuer für einen 8-Bit Prozessor. Es werden immer 4 Register benötigt und zusätzliche Funktionen die die fehlende Hardwareunterstützung ausgleichen. Idealerweise sollte für die Featuremenge und die Vergleiche ein 8-Bit Datentyp gewählt werden. Damit werden einerseits weniger Register benötigt, wodurch wiederum die Featuremenge größer sein kann, und andererseits können native Vergleichsinstruktionen benutzt werden. Dies verringert die Anzahl der Instruktionen signifikant und eliminiert die teure Gleitkommazahlvergleichsfunktion. Mit einem kleinern Datentyp können dementsprechend

5 EVALUATION

Instruktionen vermieden werden. Listing 5.3 zeigt einen Vergleich mit einem 8-Bit Datentyp. Insgesamt werden 66,6% weniger Instruktionen benötigt.

5.3.3 Minimierung der Instruktionen einer Rückgabe

Der Wahlklassifizierer addiert die Wahrscheinlichkeiten für jede Klasse jedes Entscheidungsbaumes. Dadurch muss der Entscheidungsbaum eine derartige Wahrscheinlichkeitsverteilung als Ergebnis zurückgeben. In Sektion 4.1.2 wurde das durch die Zuweisung zu einem Parameter gelöst.

```
01: ldi r24,0
02: ldi r25,0
03: ldi r26,lo8(-128)
04: ldi r27,lo8(63)
05: st Z,r24
06: std Z+1,r25
07: std Z+2,r26
08: std Z+3,r27
09: std Z+4,__zero_reg__
10: std Z+5,__zero_reg__
11: std Z+6,__zero_reg__
12: std Z+7,__zero_reg__
13: std Z+8,__zero_reg__
14: std Z+9,__zero_reg__
15: std Z+10,__zero_reg__
16: std Z+11,__zero_reg__
17: std Z+12,__zero_reg__
18: std Z+13,__zero_reg__
19: std Z+14,__zero_reg__
20: std Z+15,__zero_reg__
21: ret
```

■ **Listing 5.4:** Beispiel des Assemblycodes der Rückgabe der Wahrscheinlichkeitsverteilung eines Entscheidungsbaumes.

Listing 5.4 zeigt das Assembly das generiert wird für die Zuweisung von 4 Klassen 1.0, 0.0, 0.0 und 0.0. Der Kompiler optimiert das bereits, indem für jedes Ergebnis ein eigener Basic block erzeugt wird. Zusätzlich könnte die C-Code Generierung für die Fälle indem das Ergebnis 0 ist keine Zuweisung erzeugen. Wenn allerdings von dem Worst-Case Szenario ausgegangen wird hat diese Optimierung keine Wirkung, da jeder Klasse eine Wahrscheinlichkeit zugeordnet wird.

```
01: ldi r24,lo8(1)
02: ret
```

■ **Listing 5.5:** Beispiel des Assemblycodes der Rückgabe eines diskreten Wahlklassifizierers.

5.3 PROGRAMMGRÖSSE

Ein weiterer Ansatz ist den Wahlklassifizierer diskret zu modelieren. Anstatt die Wahrscheinlichkeiten zu addieren, werden die erkannten Klassen zu gleichen Teilen gezählt und addiert. Der Rückgabeblock verringert sich dann auf genau 2 Instruktionen (siehe Listing 5.5). Auch diese Rückgabe kann der Kompiler in einzelne Basic blocks extrahieren. Diese Optimierung ist hier sogar noch effektiver, da es nur genau N verschiedene Rückgabewerte gibt, für N mögliche Klassen. Tests haben ergeben, dass mindestens 66% Reduzierung der Programmgröße damit möglich ist.

Der Nachteil ist, dass die Ergebnisse instabil werden können, wenn viele Rückgaben nicht klar Eindeutig sind, sondern die Klasse nur eine knappe Mehrheit haben. Das ist insbesonders der Fall in Kombination mit einem hohen Wert für `min_samples_leaf`. Dennoch kann auf dieser Art und Weise die Programmgröße von einem Teil des Waldes oder der ganze Wald reduziert werden und die Stabilität des gefundenen Baumes mit den Testmengen revalidiert werden. Tests haben ergeben, dass die Erkennungsgenauigkeit der Testmengen nur geringfügig schwankt.

5 EVALUATION

Conclusion

Do a summary. Should be brief but also name everything and its result more or less. Say the improvement compared to the old approach. (Or downsides).

Mention future work. => Stacking

6 CONCLUSION

Inhalt des USB-Sticks

- Latex-Quellcode und PDF dieses Dokuments
- Latex-Quellcode und PDF des Antrittsvortrags
- Latex-Quellcode und PDF des Abschlussvortrags
- Quellcode der gesamten Infrastruktur
- Dokumentation der Infrastruktur
- Hilfsskripte zum trainieren, validieren und generieren von Grafiken
- Verschiedene Versionen der Arduino-Firmware
- Trainingsdaten
- Testdaten
- Ergebnisse der Modelle auf den Testdaten in Rohform

Weitere Informationen können dem README.md entnommen werden.

A INHALT DES USB-STICKS

Literaturverzeichnis

- [ATKI12] AHAD, Md Atiqur R. ; TAN, Joo K. ; KIM, Hyoungseop ; ISHIKAWA, Seiji: Motion history image: its variants and applications. In: *Machine Vision and Applications* 23 (2012), Nr. 2, S. 255–281
- [Bre96] BREIMAN, Leo: Bagging predictors. In: *Machine learning* 24 (1996), Nr. 2, S. 123–140
- [Bre01] BREIMAN, Leo: Random forests. In: *Machine learning* 45 (2001), Nr. 1, S. 5–32
- [CCRB11] CHENG, Heng-Tze ; CHEN, An M. ; RAZDAN, Ashu ; BULLER, Elliot: Contactless gesture recognition system using proximity sensors. In: *2011 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)* IEEE, 2011, S. 149–150
- [Cor15] CORPORATION, Atmel: *ATmega328P*. http://ww1.microchip.com/downloads/en/DeviceDoc/Atmel-7810-Automotive-Microcontrollers-ATmega328P_Datasheet.pdf. Version: 2015
- [D⁺02] DIETTERICH, Thomas G. u. a.: Ensemble learning. In: *The handbook of brain theory and neural networks* 2 (2002), S. 110–125
- [Efr92] EFRON, Bradley: Bootstrap methods: another look at the jackknife. In: *Breakthroughs in statistics*. Springer, 1992, S. 569–593
- [Eng18] ENGELHARDT, Sebastian: Optische Gestenerkennung mit künstlichen neuronalen Netzen für kleine eingebettete Systeme. (2018), 10, S. 1–53
- [Ent20a] ENTWICKLER scikit-learn: 1.10.6. Tree algorithms: ID3, C4.5, C5.0 and CART. <https://scikit-learn.org/stable/modules/tree.html#tree-algorithms>. Version: 2020
- [Ent20b] ENTWICKLER scikit-learn: *sklearn.tree.DecisionTreeClassifier*. <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.tree.DecisionTreeClassifier.html>. Version: 2020
- [FL10] FALK, Heiko ; LOKUCIEJEWSKI, Paul: A compiler framework for the reduction of worst-case execution times. In: *Real-Time Systems* 46 (2010), Oct, Nr. 2, 251–300. <http://dx.doi.org/10.1007/s11241-010-9101-x>. – DOI 10.1007/s11241-010-9101-x. – ISSN 1573–1383
- [FS97] FREUND, Yoav ; SCHAPIRE, Robert E.: A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. In: *Journal of computer and system sciences* 55 (1997), Nr. 1, S. 119–139
- [GEW06] GEURTS, Pierre ; ERNST, Damien ; WEHENKEL, Louis: Extremely randomized trees. In: *Machine learning* 63 (2006), Nr. 1, S. 3–42
- [Gie20] GIESE, Anton: Compression of Artificial Neural Networks for Hand Gesture Recognition. (2020), 10, S. 1–46

LITERATURVERZEICHNIS

- [Kli20] KLISCH, Daniel: Training of Recurrent Neural Networks as Multiple Feed Forward Networks. (2020), 01, S. 1–39
- [Kub19] KUBIK, Philipp: Zuverlässige Handgestenerkennung mit künstlichen neuronalen Netzen. (2019), 04, S. 1–47
- [LR76] LAURENT, Hyafil ; RIVEST, Ronald L.: Constructing optimal binary decision trees is NP-complete. In: *Information processing letters* 5 (1976), Nr. 1, S. 15–17
- [PVG⁺11] PEDREGOSA, F. ; VAROQUAUX, G. ; GRAMFORT, A. ; MICHEL, V. ; THIRION, B. ; GRISEL, O. ; BLONDEL, M. ; PRETTENHOFER, P. ; WEISS, R. ; DUBOURG, V. ; VANDERPLAS, J. ; PASSOS, A. ; COURNAPEAU, D. ; BRUCHER, M. ; PERROT, M. ; DUCHESNAY, E.: Scikit-learn: Machine Learning in Python. In: *Journal of Machine Learning Research* 12 (2011), S. 2825–2830
- [Qui90] QUINLAN, J R.: Decision trees and decision-making. In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 20 (1990), Nr. 2, S. 339–346
- [SG14] SINGH, Sonia ; GUPTA, Priyanka: Comparative study ID3, cart and C4. 5 decision tree algorithm: a survey. In: *International Journal of Advanced Information Science and Technology (IJAIST)* 27 (2014), Nr. 27, S. 97–103
- [SHL⁺19] SONG, Wei ; HAN, Qingquan ; LIN, Zhonghang ; YAN, Nan ; LUO, Deng ; LIAO, Yiqiao ; ZHANG, Milin ; WANG, Zhihua ; XIE, Xiang ; WANG, Anhe u. a.: Design of a flexible wearable smart sEMG recorder integrated gradient boosting decision tree based hand gesture recognition. In: *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems* 13 (2019), Nr. 6, S. 1563–1574
- [Ste09] STEINBERG, Dan: Chapter 10 CART: Classification and Regression Trees. (2009), 01, S. 179–201
- [VKK⁺20] VENZKE, Marcus ; KLISCH, Daniel ; KUBIK, Philipp ; ALI, Asad ; DELL MISSIER, Jesper ; VOLKER, Turau: Artificial Neural Networks for Sensor Data Classification on Small Embedded Systems. (2020), 08, S. 1–25
- [VT20] VENZKE, Marcus ; TURAU, Volker: Ansatz: Schwerpunkt der Pixel. (2020), 11, S. 1