

Bachelorarbeit

Sönke Matthias Watzlaw

Klassifikation von Fahrrädern und Kraftfahrzeugen mit
Radarsensorik

Sönke Matthias Watzlaw

Klassifikation von Fahrrädern und Kraftfahrzeugen mit Radarsensorik

Bachelorarbeit eingereicht im Rahmen der Bachelorprüfung
im Studiengang *Bachelor of Science Elektro- und Informationstechnik*
am Department Informations- und Elektrotechnik
der Fakultät Technik und Informatik
der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

Betreuer Prüfer: Prof. Dr. Matthias Kronauge
Zweitgutachter: Prof. Dr. Ulrike Herster

Eingereicht am: 10. April 2025

Sönke Matthias Watzlaw

Thema der Arbeit

Klassifikation von Fahrrädern und Kraftfahrzeugen mit Radarsensorik

Stichworte

Klassifikation, Radar, Fahrräder, Kraftfahrzeuge

Kurzzusammenfassung

In dieser Arbeit wird eine Klassifikation von Fahrrädern und Kraftfahrzeugen mit Radarsensorik durchgeführt. Dabei werden aus den Daten des Radarsensors Merkmale berechnet, die die Unterschiede zwischen den Klassen darstellen. Es wird diskutiert, ob diese Anwendung für die Prävention von Unfällen zwischen den Klassen geeignet ist.

Sönke Matthias Watzlaw

Title of Thesis

Classification of bicicles and motor vehicles with radar sensoric

Keywords

Classification, radar, bicycles, motor vehicles

Abstract

In this thesis a classification of bicycles and motor vehicles is done with radar sensoric. From the radar sensor data, features are calculated to display the differences in the classes. It is discussed if this application is suitable for preventing accidents between these classes.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	vi
Tabellenverzeichnis	ix
Abkürzungen	x
Symbolverzeichnis	xi
1 Einleitung	1
2 Radar	3
2.1 Kalman Filter	4
2.2 Radarsensor	6
2.2.1 Berechnung des vertikalen Aufnahmebereiches	7
2.2.2 Berechnung der zurückgelegten Distanz in 10 Messzyklen	8
2.3 Zielsetzung	9
3 Radarsensordaten	10
3.1 Einlesen	11
3.2 Verarbeiten	13
3.3 Visualisieren	14
3.4 Vorüberlegungen für die Berechnung der Merkmale	16
3.5 Targetdaten der Objekte	18
3.5.1 Distanz zwischen Objekt und Target	18
3.5.2 Gewichteter Mittelwert	20
4 Merkmale	23
4.1 Gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts	23
4.1.1 Monostatische Radargleichung[6]	23
4.1.2 Umformung der Radargleichung	25

4.1.3	Verarbeitung der Daten zum Merkmal	26
4.2	Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen	28
4.2.1	Verarbeitung der Daten zum Merkmal	29
4.3	Mittelwert der minimalen Distanz der Targets zum Objekt	33
4.3.1	Verarbeitung der Daten zum Merkmal	33
5	Darstellung der Ergebnisse der berechneten Merkmale	34
5.1	Gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts	35
5.2	Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen	37
5.3	Mittelwert der minimalen Distanz zwischen Targets und Objekt	38
5.4	Streuung aller Merkmale	39
6	Klassifikator	41
6.1	Lineare Support Vector Machine[4]	41
6.2	Anwendung	43
6.3	Klassifikationsbericht	44
6.3.1	Erklärung der Werte vom Klassifikationsbericht	45
6.3.2	Trainings- und Testfehler	46
6.3.3	Validierungsdaten	47
6.4	Daten der Entscheidungsebene	49
7	Erweiterung der vorhandenen Python Scripte	52
7.1	Warnleuchte	54
8	Fazit	55
8.1	Ausblick	56
8.1.1	Verbesserungen	56
8.1.2	Anstöße zur Erweiterung	56
8.1.3	Herangehensweisen	57
Literaturverzeichnis		58
A	Anhang	61
A.1	Verwendete Hilfsmittel	61
A.2	Inhaltsangabe CD	61
Selbstständigkeitserklärung		66

Abbildungsverzeichnis

1.1 Kraftfahrzeug mit Fahrradfahrer im seitlichen und rückwärtigen Bereich (toter Winkel)	1
2.1 Messgrößen eines Targets: radiale Distanz zum Radarsensor R , Azimut Winkel α und radiale Geschwindigkeit v_R	3
2.2 Vergleich zwischen einem Kalman Filter und einem rekursiven fließenden Tiefpassfilter erster Ordnung von einer gleichmäßig beschleunigten Bewe- gung	5
2.3 Darstellung des Zusammenhangs zwischen dem vertikalen Aufnahmehr- reich h und der radialen Distanz R zum Radarsensor mit dem vertikalen Öffnungswinkel β	8
3.1 Erstellte GUI zum Einlesen der Radarsensordaten	11
3.2 Parkplatz Ikea Moorfleet ($53^{\circ}30'42.8''\text{N}$ $10^{\circ}05'38.2''\text{E}$)[3]. Die rote Linie markiert die Teststrecke und die roten Punkte die Orte, an denen der Radarsensor aufgestellt wurde	12
3.3 Verwendetes Kraftfahrzeug zur Aufnahme der Klassifizierungsdaten	13
3.4 Grafische Darstellung der Daten des Radarsensors. Bewegte Objekte: links oben Fahrrad und rechts unten Auto	15
3.5 Hauptfenster der GUI zur Visualisierung der Radarsensordaten	16
3.6 Koordinatensysteme der Radarsensordaten, mit Distanz in X-Richtung d_x , Distanz in Y-Richtung d_y , radiale Distanz R vom Radarsensor und Azimut α	18
3.7 Umrechnung von Kugelkoordinaten/Polarkoordinaten in kartesische Ko- ordinaten	19
3.8 Darstellung der verwendeten Größen zur Errechnung der radialen Distanz r zwischen dem Objekt und dem Target	20
3.9 Beispielgraph zur Veranschaulichung der Auswirkung der Gleichung 3.6 unter der Verwendung von den Beispieldaten aus Tabelle 3.6	21

4.1	Visualisierung eines theoretischen monostatischen Radar[6]	24
4.2	Flussdiagramm der Rechnungen innerhalb eines Datensatzes zur Errechnung des Merkmals gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_w$, wobei gilt $A_{dB}[i], R[i], r[i]$, $i = 1, \dots, M$ mit M gleich der Anzahl der Targets im Datensatz. Wenn $M = 0$, dann gilt Ausgänge $\bar{\sigma}_{dBm_w^2}$ und \bar{r}_w gleich <i>None</i>	27
4.3	Flussdiagramm der Rechnungen über die letzten 10 Datensätze zur Errechnung des Merkmals gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts, wobei gilt $\bar{\sigma}_{dBm_w^2}[u], \bar{r}_w[u]$, $u = 1, \dots, U$ mit K gleich der Anzahl der letzten 10 Datensätze, in denen das Objekt und mindestens ein bewegtes Target vorgekommen ist. Wenn $K = 0$, dann gilt Ausgang gleich <i>None</i>	28
4.4	Radialer Geschwindigkeitsverlauf v_R von einem Fahrrad und einem Kraftfahrzeug über die radiale Distanz R zum Radarsensor	29
4.5	Vektorprojektion $\vec{v} = (v_x, v_y)$	30
4.6	Flussdiagramm der Rechnungen innerhalb eines Datensatzes zur Errechnung des Merkmals Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen. Es gilt $v_R[i], r[i]$, $i = 1, \dots, M$ wobei M die Anzahl der Targets im Datensatz ist. Wenn M oder $\text{len}(v_R'[j]) = 0$, dann gilt \bar{v}_{R_w} gleich <i>None</i> . Es gilt $\vec{v} = (v_x, v_y)$ und $\vec{d} = (d_x, d_y)$	31
4.7	Flussdiagramm der Rechnungen über die letzten 10 Datensätze zur Errechnung des Merkmals Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen. Es gilt $\bar{v}_{R_w}[l]$, $i = 1, \dots, L$ wobei L gleich der Anzahl der letzten 10 Datensätze, in denen das Objekt und mindestens ein bewegtes Target, welches die Gleichung 4.16 erfüllt, vorgekommen ist. Wenn $L = 0$, dann gilt $\bar{\Delta v}$ gleich <i>None</i> . Es gilt $v_P[q]$, $i = 1, \dots, Q$ wobei Q die Anzahl der Datensätze ist, in denen das zu klassifizierende Objekt vorkommt.	32
5.1	Häufigkeitsverteilung der Klassen über die radiale Distanz R zum Radarsensor	35
5.2	Streuung vom gewichteten Mittelwert des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_w$ in Abhängigkeit von der radialem Distanz R zum Radarsensor der limitierten Daten	36
5.3	Streuung vom Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen $\bar{\Delta v}$ in Abhängigkeit von der radialem Distanz R zum Radarsensor der limitierten Daten	37

5.4	Häufigkeitsverteilung vom Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen $\bar{\Delta}v$ in Abhängigkeit von der radialen Distanz R zum Radarsensor	38
5.5	Streuung vom Mittelwert der minimalen Distanz \bar{r}_{min} zwischen Targets und Objekt in Abhängigkeit von der radialen Distanz R zum Radarsensor	39
5.6	Streuung vom gewichteten Mittelwert des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_w$, Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen $\bar{\Delta}v$ und Mittelwert der minimalen Distanz zwischen Targets und Objekt \bar{r}_{min} , der limitierten Daten	40
6.1	Beispiel der Trennung von Datenpunkten mittels einer Support Vector Machine mit angefügten Formeln	42
6.2	Fehlklassifikationen der Trainings- und Testdaten über die radiale Distanz R zum Radarsensor	47
6.3	Fehlklassifikationen der Validierungsdaten über die radiale Distanz R zum Radarsensor	49
6.4	Sigmoid-Gleichung 6.13 der limitierten Daten aus Tabelle 6.7 für die Klasse der Kraftfahrzeuge	50
6.5	Streuung der limitierten Daten mit der Entscheidungsebene aus der Gleichung 6.11 und der Tabelle 6.7	51
7.1	Visualisierung mit Klassifikation	52
7.2	Hauptfenster der GUI zur Visualisierung der Radarsensordaten mit Daten der Klassifikation	53
7.3	GUI zum Einlesen von Radarsensordaten mit grafischer Darstellung der bewegten Objekte und Targets	53
7.4	GUI der Visualisierung der Daten mit Warnleuchte und Warnbereich: Radius 10 m und Winkel $\pm 60^\circ$	54

Tabellenverzeichnis

2.1	Wichtige technische Daten vom SICK-Radarsensor RMS2731C-636111[16]	7
3.1	Konfigurationsbefehle des Radarsensors in dieser Arbeit	10
3.2	Befehle und Antwort zum Anfordern und Abbrechen der Datenübertragung über die Schnittstelle	10
3.3	Objekt Kanäle der gesendeten Daten des Radarsensors	14
3.4	Target Kanäle der gesendeten Daten des Radarsensors	14
3.5	Szenarien, die bei der Datenverarbeitung auftreten	17
3.6	Beispieldaten zur Veranschaulichung der Auswirkung der Gleichung 3.6 .	21
3.7	Reale Beispieldaten des Szenarios 1 der Tabelle 3.5 zur Veranschaulichung der Auswirkung der Gleichung 3.6	22
5.1	Verteilung der Datenpunkte	34
6.1	Konfusionsmatrix von 2 Klassen mit $T = \text{true}$ und $F = \text{false}$ [13]	45
6.2	Klassifikationsbericht der Trainingsdaten des <i>LimitedFinal</i> Modells	46
6.3	Klassifikationsbericht der Testdaten des <i>LimitedFinal</i> Modells	46
6.4	Klassifikationsbericht der unlimitierten Validierungsdaten des <i>LimitedFinal</i> Modells	47
6.5	Klassifikationsbericht der limitierten Validierungsdaten des <i>LimitedFinal</i> Modells	48
6.6	Mittelwert und Standardabweichung der limitierten Daten	49
6.7	Angepasste Werte der Gleichung 6.11 und der Gleichung 6.13 für die limitierten Daten	50
A.1	Verwendete Hilfsmittel und Werkzeuge	61

Abkürzungen

ACK Acknowledgment.

GUI Graphical User Interface.

SVM Support Vector Machine.

TCP Transmission Control Protocol.

Symbolverzeichnis

A Skalierungsfaktor der Sigmoidfunktion.

a Beschleunigung.

A_{dB} Amplitudenpegel der reflektierten Leistung.

A_E Elektrische Wirkfläche der Empfangsantenne.

\mathbf{A} Dynamikmatrix.

A_Z Elektrische Wirkfläche des Radarziels.

α Azimut/Horizontaler Öffnungswinkel.

B Verschiebung der Sigmoidfunktion.

b Bias der Entscheidungsfunktion.

β Höhenwinkel/Vertikaler Öffnungswinkel.

C Regularisierungsparameter der Kostenfunktion der SVM.

d_x Kartesische Distanz vom Radarsensor entlang der x-Achse.

d_y Kartesische Distanz vom Radarsensor entlang der y-Achse.

FA Anzahl der als Klasse A klassifizierten Objekte, die wirklich Klasse B sind.

FB Anzahl der als Klasse B klassifizierten Objekte, die wirklich Klasse A sind.

\bar{g}_w Ausgangsskalar der Formel des gewichteten Mittelwertes.

G_E Gewinn der Empfangsantenne.

Symbolverzeichnis

g Eingangsdatenpunkte der Formel des gewichteten Mittelwertes.

G_S Gewinn der Senderantenne.

G_Z Verluste und/oder Winkelabhängigkeiten des Ziels.

γ Gewichtungsfaktor vom Tiefpassfilter erster Ordnung.

h Vertikaler Aufnahmebereich des Radarsensors.

H Messmatrix: physikalischer Zusammenhang von Systemvektor und Messvektor.

K Konstante.

K Kalman-Verstärkung.

λ Wellenlänge.

μ Mittelwert.

P Anzahl der Trainingsdatenpunkte.

P_E Empfangsleistung.

P⁻ Schätzung der Fehlervarianzmatrix.

P Fehlervarianzmatrix: Qualität der Schätzung.

P_S Sendeleistung.

P_Z Am Radarziel auftreffende Leistung.

Q Prozessrauschmatrix: Abweichung zum angenommenen System.

R Radiale Distanz von einem Target/Objekt zum Radarsensor.

r Radiale Distanz von einem Target zum Objekt.

R Messrauschmatrix: Ungenauigkeit der Sensormesswerte.

$\overline{r_{min}}$ Merkmal: Mittelwert der minimalen Distanz der Targets zum Objekt.

\bar{r}_w Gewichteter Mittelwert der radialen Distanz zum Objekt.

r_{\min} Minimale radiale Distanz von einem Target zum Objekt innerhalb eines Datensatzes.

S Leistungsdichte.

s Standardabweichung.

S_r Leistungsdichte der reflektierten Welle.

σ Radarquerschnitt.

σ_{dBm^2} Pegel des Radarquerschnitts.

$\bar{\sigma}_{dBm_w^2}$ Gewichteter Mittelwert vom Pegel des Radarquerschnitts.

$\bar{\sigma}_w$ Merkmal: Gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts.

TA Anzahl der als Klasse A klassifizierten Objekte, die wirklich Klasse A sind.

TB Anzahl der als Klasse B klassifizierten Objekte, die wirklich Klasse B sind.

$\overline{\Delta v}$ Merkmal: Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen.

Δv Geschwindigkeitsdifferenzen.

v_P Radiale Geschwindigkeit des Objektes (Projektionsvektor).

v_R Radiale Geschwindigkeit zum Radarsensor.

\bar{v}_{R_w} Gewichteter Mittelwert der radialen Geschwindigkeit zum Radarsensor.

v_x Kartesische Geschwindigkeit zum Radarsensor entlang der x-Achse.

v_y Kartesische Geschwindigkeit zum Radarsensor entlang der y-Achse.

w_r Gewicht der Entscheidungsfunktion des Merkmals Mittelwert der minimalen Distanz der Targets zum Objekt.

w_σ Gewicht der Entscheidungsfunktion des Merkmals gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts.

Symbolverzeichnis

w_v Gewicht der Entscheidungsfunktion des Merkmals Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen.

\vec{w} Gewichtsvektor der Entscheidungsfunktion.

\vec{x}' Vektor der rohen Werte der Merkmale.

\vec{x} Vektor der normierten Werte der Merkmale der Entscheidungsfunktion.

x_r Normierter Wert des Merkmals Mittelwert der minimalen Distanz der Targets zum Objekt.

x_σ Normierter Wert des Merkmals gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts.

x_v Normierter Wert des Merkmals Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen.

y Ausgang der Entscheidungsfunktion.

\vec{y}_{k-1} Vorherige Systemvektor-Korrektur.

\vec{y}_k Systemvektor-Korrektur (Ausgang vom Kalman Filter).

$\vec{\hat{y}}_k$ Systemvektor-Prädiktion.

\vec{z}_k Aktuelle Sensormesswerte.

1 Einleitung

Im Jahr 2023 sind 902 Menschen in Deutschland innerhalb von Ortschaften bei Straßenverkehrsunfällen ums Leben gekommen. 257 Menschen waren mit einem Fahrrad unterwegs[17]. Im Juni desselben Jahres wurde ein 62-jähriger Fahrradfahrer durch einen rechtsabbiegenden Sattelzug erfasst. Der Mann wurde schwer am Kopf verletzt und starb noch am Unfallort[8].

Diese kritischen Situationen entstehen, wenn ein Kraftfahrzeug aus der Fahrt rechts abbiegt. Im seitlichen und rückwärtigen Bereich (toter Winkel) befindet sich ein Fahrradfahrer, der sich geradeaus bewegt (siehe Abbildung 1.1). Der Fahrer des Kraftfahrzeugs kann den Fahrradfahrer im Innen- und Außenspiegel nicht sehen. Besonders betroffen sind Kraftfahrzeuge, bei denen es nicht möglich ist, dies durch den Schulterblick zu kompensieren. Eine Wahrnehmung auf Fahrradfahrer im toten Winkel kann durch Seitenkamera-Systeme und Sensoren als Toter-Winkel-Warner geschaffen werden.

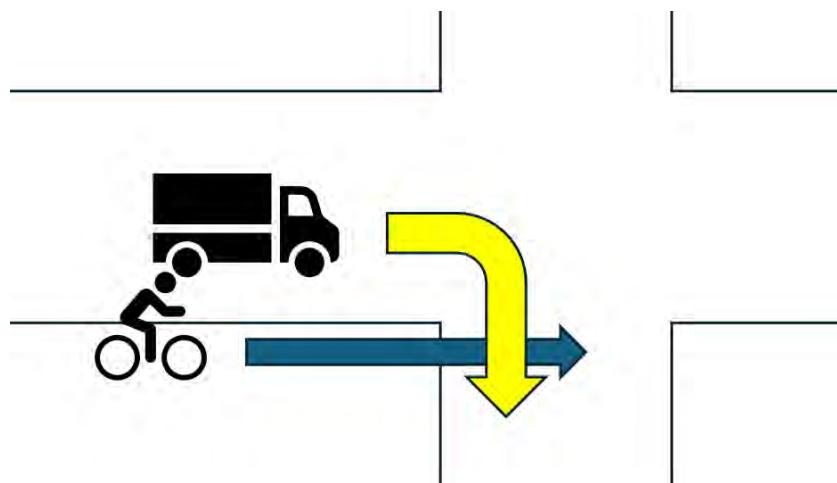


Abbildung 1.1: Kraftfahrzeug mit Fahrradfahrer im seitlichen und rückwärtigen Bereich (toter Winkel)

1 Einleitung

Die Sattelzugmaschine war laut Polizei nicht mit einem Abbiegeassistenzsystem ausgestattet, das den Fahrer vor Fußgängern und Radfahrern im toten Winkel warnt[8]. Daher wird in dieser Arbeit eine Lösung angestrebt, die unabhängig von der Technik in den Fahrzeugen der Verkehrsteilnehmer funktioniert. Sie soll fest an Orten installiert werden, an denen diese Situationen häufig auftreten. Dazu soll eine Leuchte eingesetzt werden, die beide Verkehrsteilnehmer warnen soll, wenn die geschilderte Situation vorliegt. Um dies umzusetzen wird Sensorik gebraucht, die die Entfernung und Bewegungsrichtung von Objekten bestimmen und verfolgen kann. Sie sollte wartungsarm und unabhängig von Helligkeit und Wetterverhältnissen funktionieren. Dies trifft auf Radarsensorik zu.

In dieser Arbeit geht es um die Verarbeitung der Messgrößen eines Radarsensors. Diese Messgrößen sind die Entfernung, die Geschwindigkeit und die Reflexionsstärke von Objekten. Sie werden zu aussagekräftigen Werten kombiniert, die Aufschluss über die Art des Objekts geben. Es wird zwischen zwei Arten unterschieden: Fahrräder und Kraftfahrzeuge. Der Radarsensor wird in Abbildung 1.1 rechts in Richtung Westen aufgebaut. Es wird diskutiert, ob sich diese Anwendung zur Prävention der oben genannten Problematik eignet und ausreichend ausgearbeitet wurde.

2 Radar

Radar ist eine Abkürzung und steht für radio detection and ranging. Ein Radar sendet Radiowellen (elektromagnetische Wellen) aus und detektiert reflektierte Wellen von Objekten. Ein einzelner Reflexionspunkt in einem Messzyklus bezeichnet man als Target (Ziel)[6]. Ein Target besitzt 4 Messgrößen. Die radiale Distanz zum Radarsensor R , der Azimut Winkel α , die radiale Geschwindigkeit v_R zum Radarsensor und der Amplitudenpegel A_{dB} der reflektierten Leistung.

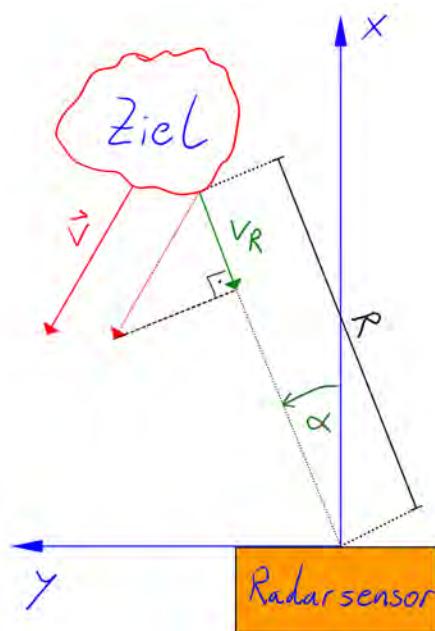


Abbildung 2.1: Messgrößen eines Targets: radiale Distanz zum Radarsensor R , Azimut Winkel α und radiale Geschwindigkeit v_R

Die Messdaten der Targets sind nur eine Momentaufnahme und können variieren. Es wird ein zeitlicher Verlauf der Messgrößen angestrebt, um Aussagen über das betrachtete Objekt zu treffen.

2.1 Kalman Filter

Rudolf E. Kalman entwickelte im Jahre 1960 einen Filter, der es ermöglichte aus verrauschten und teilweise sich wiederholenden Messdaten, Zustände und Parameter eines zeitdiskreten und linearen Systems zu schätzen. Der Vorteil eines Kalman Filters ist der iterative Aufbau des Filters, der stark für Echtzeitanwendungen geeignet ist[7].

Um den generellen Aufbau eines Kalman Filters nahezulegen, wird eine rekursiver fließender Tiefpassfilter erster Ordnung

$$\vec{y}_k = \gamma \cdot \vec{z}_k + (1 - \gamma) \cdot \vec{y}_{k-1} \text{ mit } 0 < \gamma < 1 \quad (2.1)$$

mit dem Systemvektor \vec{y}_k , den aktuellen Sensormesswerten \vec{z}_k und einem Gewichtungsfaktor γ angenommen (Idee für den Vergleich[5]). Der Tiefpassfilter hat die Eigenschaften Rauschen herauszufiltern und damit die Variation zu senken. Der Gewichtungsfaktor γ wird mit der Kalman-Verstärkung \mathbf{K} ersetzt,

$$\vec{y}_k = \mathbf{K}_k \cdot \vec{z}_k + (1 - \mathbf{K}_k) \cdot \vec{y}_{k-1} \text{ mit } 0 < \mathbf{K}_{ij} < 1 \quad (2.2)$$

$$\vec{y}_k = \vec{y}_{k-1} + \mathbf{K}_k(\vec{z}_k - \vec{y}_{k-1}) \text{ mit } 0 < \mathbf{K}_{ij} < 1 \quad (2.3)$$

wobei die Einträge der Matrix zwischen 0 und 1 bleiben. Der Vektor der Sensormesswerte \vec{z}_k und der Systemvektor \vec{y}_k müssen nicht dieselbe Dimension haben, da es sich wie oben erwähnt um Zustände und Parameter handeln kann, die nicht die Sensormesswerte sind. Es wird eine Messmatrix \mathbf{H} angefügt,

$$\vec{y}_k = \vec{y}_{k-1} + \mathbf{K}_k(\vec{z}_k - \mathbf{H}\vec{y}_{k-1}) \text{ mit } 0 < \mathbf{K}_{ij} < 1 \quad (2.4)$$

die den physikalischen Zusammenhang von Systemvektor \vec{y}_k und Messvektor \vec{z}_k beschreibt. Um eine zeitliche Verschiebung des Ausgangs zu vermeiden (Abbildung 2.2), wird der vergangene Systemvektor \vec{y}_{k-1} mit einer Systemvektor-Prädiktion $\overline{\vec{y}_k}$

$$\overline{\vec{y}_k} = \mathbf{A}\vec{y}_{k-1} \quad (2.5)$$

ersetzt, wobei die Dynamikmatrix \mathbf{A} den Übergang von \vec{y}_k^- zu \vec{y}_k beschreibt. Ein einfaches Beispiel ist der Einfluss der Geschwindigkeit auf den Ort des Objektes

$$d_{t+1} = d_t + v_t \cdot \Delta t \quad (2.6)$$

bei einer idealen unbeschleunigten Bewegung. Es ergibt sich die zentrale Korrekturgleichung des Kalman Filters,

$$\vec{y}_k = \vec{y}_k^- + \mathbf{K}_k (\vec{z}_k - \mathbf{H} \vec{y}_k^-) \text{ mit } 0 < \mathbf{K}_{ij} < 1 \quad (2.7)$$

in die Sensormesswerte \vec{z}_k gegeben werden und der Ausgang \vec{y}_k errechnet wird. Die Systemvektor-Prädiktion \vec{y}_k^- und die Kalman Verstärkung \mathbf{K} sind dynamische Werte und werden innerhalb des Kalman Filters bis zum nächsten Eingang der Sensormesswerte \vec{z}_k bestimmt.

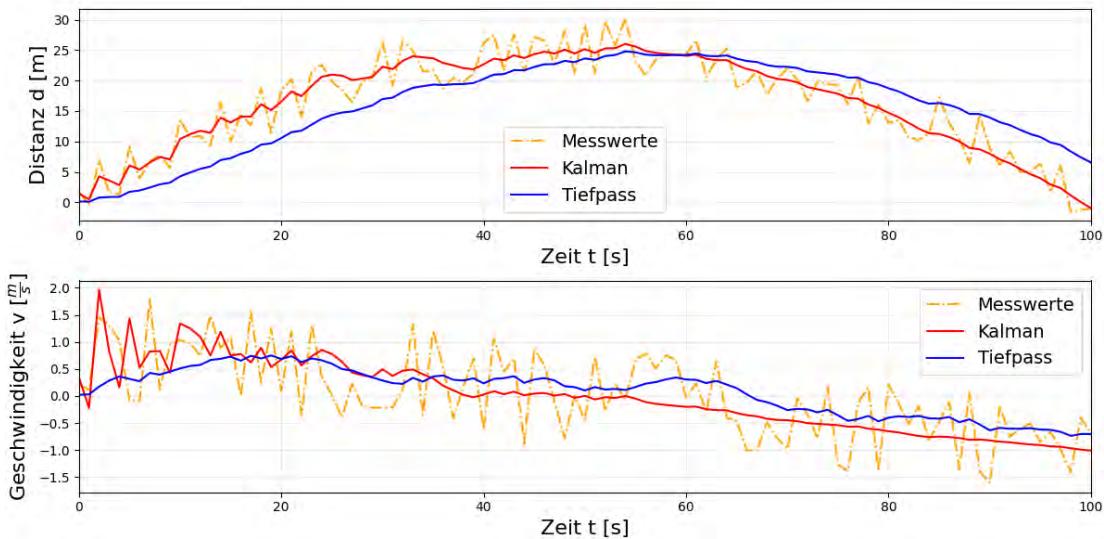


Abbildung 2.2: Vergleich zwischen einem Kalman Filter und einem rekursiven fließenden Tiefpassfilter erster Ordnung von einer gleichmäßig beschleunigten Bewegung

Der Algorithmus kann in die Prädiktions- und Korrekturphase unterteilt werden. In der Prädiktionsphase wird die Prädiktion des Systemvektors \vec{y}_k^- , wie bereits in Gleichung 2.5 beschrieben, errechnet. Es wird eine Schätzung der Fehlerkovarianz \mathbf{P}^- errechnet,

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (2.8)$$

die die Qualität der Schätzung des Systemvektors \vec{y}_k^- angibt. Die Prozessrauschenmatrix \mathbf{Q} gibt die Abweichung zum angenommenen System an.

In der Korrekturphase wird die Kalman-Verstärkung \mathbf{K} errechnet,

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (2.9)$$

die angibt wie die Prädiktion im Vergleich zu den aktuellen Messwerten gewichtet wird. Die Messrauschenmatrix \mathbf{R} gibt die Ungenauigkeit der Sensormesswerte an. Die Messdaten \vec{z}_k werden mit der Korrektur-Gleichung 2.7 verrechnet und liefern, je nach Größe der Kalman-Verstärkung \mathbf{K} , einen Wert zwischen der Schätzung und der Messwerte. Nach der Ausgabe vom Systemvektor \vec{y}_k , wird Fehlerkovarianzmatrix \mathbf{P} errechnet,

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^- - \mathbf{K}_k \mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \quad (2.10)$$

um seine Qualität widerzuspiegeln.

Die Werte vom Systemvektor \vec{y}_k und die Fehlerkovarianzmatrix \mathbf{P} werden in dem nächsten Durchlauf vom Algorithmus benötigt. Sollte es der erste Durchlauf für ein neu detektiertes Objekt sein, werden sie initialisiert. Die Fehlerkovarianzmatrix \mathbf{P} sollte dabei hohe Werte haben, da kein Vertrauen in die Prädiktion besteht.

2.2 Radarsensor

Der verwendete Radarsensor in dieser Arbeit ist der RMS2731C-636111 von der SICK AG. Die Targetdaten die der Radarsensor liefert sind die radiale Distanz R zum Radarsensor, der Azimut Winkel α , die radiale Geschwindigkeit v_R zum Radarsensor und der Amplitudenpegel A_{dB} der reflektierten Leistung. Die Daten des Kalman Filters und gegebenenfalls anderer Verarbeitungsalgorithmen sind unbekannt. Nur die Ausgangsdaten des Systemvektors \vec{y}_k sind bekannt und bestehen aus der Distanz d_x zum Radarsensor entlang der x-Achse, der Distanz d_y zum Radarsensor entlang der y-Achse, der Geschwindigkeit v_x zum Radarsensor entlang der x-Achse, der Geschwindigkeit v_y zum Radarsensor

entlang der y-Achse und einer ID, die der Zuordnung dient. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit werden diese Daten als Objektdaten bezeichnet.

In der Tabelle 2.1 sind für den weiteren Verlauf dieser Arbeit wichtige Daten aus dem Datenblatt des Sensors aufgelistet.

Arbeitsbereich	0,4 m ... 100 m
Öffnungswinkel (Horizontal)	$\pm 60^\circ$
Öffnungswinkel (Vertikal)	$\pm 4^\circ$
Geschwindigkeitsbereich	$\pm 30 \frac{m}{s} = \pm 108 \frac{km}{h}$
Messzyklusdauer	100 ms
Schnittstellen	Ethernet
Versorgungsspannung	9 V DC ... 32 V DC
Geschwindigkeitsgenauigkeit	1 m ² RCS bis 20 m -> 0,0625 m/s 1 m ² RCS bis 50 m -> 0,15 m/s

Tabelle 2.1: Wichtige technische Daten vom SICK-Radarsensor RMS2731C-636111[16]

2.2.1 Berechnung des vertikalen Aufnahmebereiches

Der vertikale Aufnahmebereich h des Radarsensors wird aus der radialen Distanz R vom Radarsensor und dem vertikalen Öffnungswinkel β , berechnet. Die Formel zur Berechnung wird aus Abbildung 2.3 entnommen

$$\tan(\beta) = \frac{\frac{h}{2}}{R} \quad (2.11)$$

und nach dem vertikalen Aufnahmebereich h umgestellt

$$h = 2 \cdot R \cdot \tan(\beta). \quad (2.12)$$

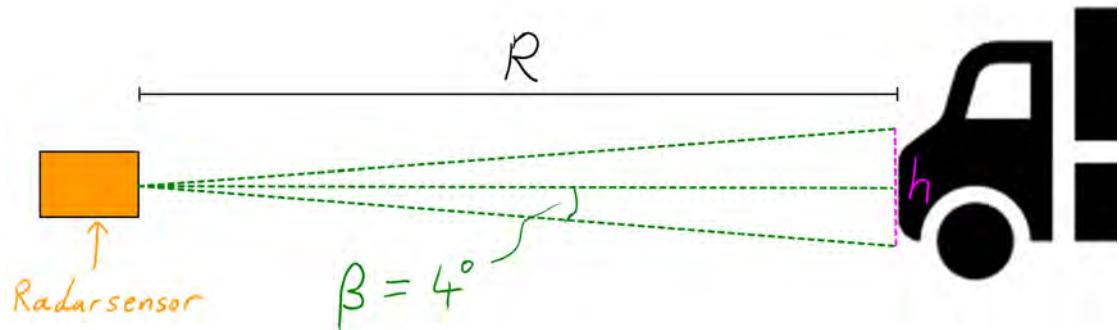


Abbildung 2.3: Darstellung des Zusammenhangs zwischen dem vertikalen Aufnahmehbereich h und der radialen Distanz R zum Radarsensor mit dem vertikalen Öffnungswinkel β

Aus der Tabelle 2.1 wird der vertikale Öffnungswinkel β entnommen und beispielsweise eine radiale Distanz R vom Radarsensor von 10 Metern festgelegt.

$$h = 2 \cdot 10m \cdot \tan(4^\circ) \approx 1,4m \quad (2.13)$$

Da ein linearer Zusammenhang zwischen dem vertikalen Aufnahmehbereich h und der radialen Distanz R zum Radarsensor besteht, kann aus Abbildung 2.3 abgeleitet werden, dass der vertikale Aufnahmehbereich h um 1,4 m pro 10 m radiale Distanz R zum Radarsensor ansteigt. Dies könnte zufolge haben, dass Objekte mit kleiner radialen Distanz R zum Radarsensor und große Objekte nicht korrekt erkannt werden können.

2.2.2 Berechnung der zurückgelegten Distanz in 10 Messzyklen

Da sich die Objekte in Richtung des Radarsensors bewegen, ist es von Vorteil zu wissen, wie weit sich ein Objekt in einem Messzyklus bewegt. Da die Geschwindigkeit variiert, wird für den Stadtverkehr eine Geschwindigkeit von $50 \frac{km}{h}$ und 10 Messzyklen (1 Sekunde) angenommen.

$$d = v \cdot t = \frac{50}{3,6} \frac{m}{s} \cdot 1s \approx 13,9m \quad (2.14)$$

2.3 Zielsetzung

- *Visualisierung der Daten*

Das Einlesen, Verarbeiten und Visualisieren der Radarsensordaten.

- *Aussagekräftige Werte errechnen*

Die gegebenen Daten des Radarsensors geben keine direkte Auskunft über die Art des Objektes. Im Fokus steht die Berechnung von aussagekräftigen Werten aus den Radarsensordaten, die Aufschluss über die Art des Objekts geben.

- *Erstellung eines einfachen Klassifikators*

Die aussagekräftigen Werte (Merkmale) sollen in ein einfaches System gegeben werden, das angibt, ob es sich um ein Fahrrad oder ein Kraftfahrzeug handelt.

- *Nutzen zur Verhinderung der Problematik*

Die Verwendung des Systems soll für die in der Einleitung beschriebene Problematik untersucht und bewertet werden.

3 Radarsensordaten

Der Radarsensor wird über eine Ethernet-Schnittstelle an den PC angeschlossen. Mit dem Dokument “Telegram Listing RMS2000”[15] wird die Konfiguration des Sensors und die Analyse der Transmission Control Protocol (TCP)-Pakete vorgenommen.

Für die Zwecke dieser Arbeit werden Objekt- und Targetdaten angefordert. Dies kann über Befehle an den Sensor geändert werden. Es muss nur einmal durchgeführt werden, da der Radarsensor die Einstellungen speichert. Die Befehle in der Tabelle 3.1 werden zur Konfiguration des Sensors in dieser Arbeit in der gegebenen Reihenfolge ausgeführt.

Bedeutung	Befehl
Log in	sMN SetAccessMode 03 F4724744
Transmit Targets	sWN TransmitTargets 1
Transmit Objects	sWN TransmitObjects 1
Save Parameters	sMN mEEwriteall
Set to run (Log out)	sMN Run

Tabelle 3.1: Konfigurationsbefehle des Radarsensors in dieser Arbeit

Mit den Befehlen in Tabelle 3.2 wird das Senden der Daten oder der Abbruch angefordert. Als Antwort auf die Befehle werden die abgebildeten Pakete vom Radarsensor zurückgeschickt, die im weiteren Verlauf den Anfang und das Ende der Kommunikation zwischen Sensor und Laptop markieren.

Bedeutung	Befehl an Radarsensor	Antwort vom Radarsensor
Daten senden = True	sEN LMDradardata 1	sEA LMDradardata 1
Daten senden = False	sEN LMDradardata 0	sEA LMDradardata 0

Tabelle 3.2: Befehle und Antwort zum Anfordern und Abbrechen der Datenübertragung über die Schnittstelle

Der Radarsensor sendet die Messdaten mit einer Messzyklusdauer von 100 ms über die Ethernet-Schnittstelle. Diese werden nicht zusammen in einem TCP-Paket, sondern in 2 separaten Paketen versendet. Unter Verwendung von Wireshark wird beobachtet, dass die Objektdaten zuerst versendet werden und die Targetdaten mit einem beobachteten Abstand von 0,5 ms bis 1 ms als zweites. Der Empfänger sendet ein Acknowledgment (ACK) an den Sensor zurück, sobald beide Pakete eingegangen sind. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit werden die Objekt- und Targetdaten eines Messzyklus als ein Datensatz bezeichnet.

3.1 Einlesen

Mit Python wird die in Abbildung 3.1 gezeigte Graphical User Interface (GUI) erzeugt, in der mit dem Button “Connect to device” eine Verbindung zu dem, über Ethernet angeschlossenen, Radarsensor hergestellt werden kann. Es muss ein noch nicht vorhandener Name für eine Datei eingegeben werden, in der die Daten gespeichert werden sollen.

Wurde die Verbindung erfolgreich hergestellt, kann über den Button “Start Sensor” der Befehl zum Empfangen von Daten an den Sensor gesendet werden. Der Button “Stop Sensor” sendet den Stopp-Befehl an den Radarsensor und stoppt die Aufzeichnung, sobald die Antwort von dem Sensor zurückgesendet wurde. Die Datensätze werden zeilenweise in Textdateien gespeichert, wobei die Befehlsantworten aus Tabelle 3.2 jeweils den Anfang und das Ende der Daten bilden.

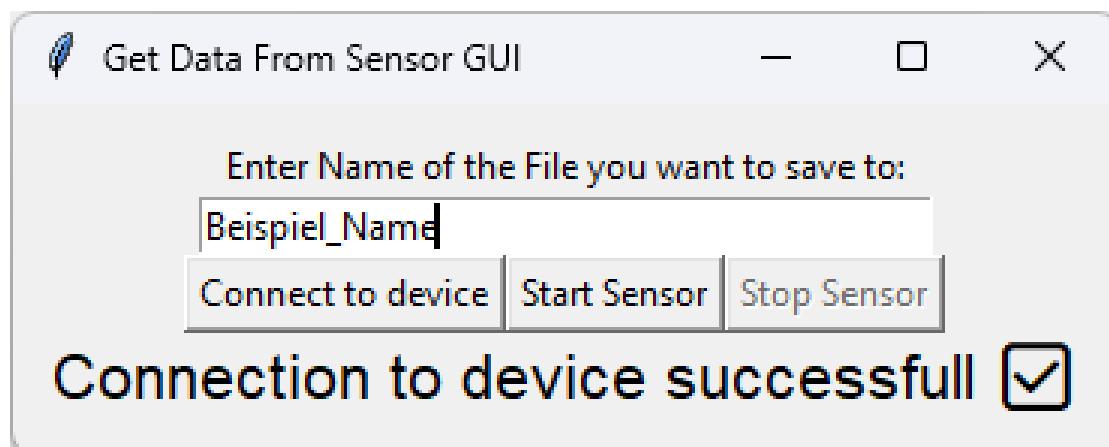


Abbildung 3.1: Erstellte GUI zum Einlesen der Radarsensordaten

3 Radarsensordaten

Da Aufnahmen an befahrenen Straßen und Fahrradwegen zu Unruhen bei Verkehrsteilnehmern führen könnten, werden die Daten in einem kontrollierten Umfeld an zwei Sonntagen auf dem Ikea Parkplatz in Moorfleet aufgenommen. Die drei roten Punkte in Abbildung 3.2 markieren die Orte an denen der Radarsensor, jeweils nach Südwesten, aufgebaut wird. Die rote Linie markiert die Strecke, an der die Daten aufgenommen werden. Die rote durchgezogene Linie ist circa 100 m lang. Die drei gestrichelten Linien markieren Abbiege- oder Einfahrtspunkte, wobei die blaue Linie nur von Fahrrädern und die roten Linien nur von Kraftfahrzeugen genutzt werden.



Abbildung 3.2: Parkplatz Ikea Moorfleet ($53^{\circ}30'42.8''\text{N}$ $10^{\circ}05'38.2''\text{E}$)[3]. Die rote Linie markiert die Teststrecke und die roten Punkte die Orte, an denen der Radarsensor aufgestellt wurde

Aufgrund der limitierten Verfügbarkeit der Versuchsobjekte wird das in Abbildung 3.3 gezeigte Auto für die Datenaufnahme der Kraftfahrzeuge verwendet. Der Radarsensor wird circa 75 cm über dem Asphalt aufgebaut. Es werden zwei verschiedene Fahrräder

verwendet. Aufgrund von Ungleichgewicht in der Anzahl der aufgenommenen Daten, wurden einige Fahrraddaten an anderen Orten aufgenommen.



Abbildung 3.3: Verwendetes Kraftfahrzeug zur Aufnahme der Klassifizierungsdaten

3.2 Verarbeiten

Der Aufbau der Payload der TCP-Pakete wird mit dem Dokument “Telegram Listing RMS2000”[15] analysiert, um diese mit Python korrekt verarbeiten zu können. Die Zeit seit dem Start des Sensors (“Time since start up in μs ”) wird jeweils extrahiert und mit der Zeit des ersten Pakets verrechnet, um die Zeit seit dem ersten gesendeten Paket zu erhalten. Anhand der Anzahl der 16-Bit-Kanäle (“Amount of 16 bit channels”) wird entschieden, ob es sich um Objekt- oder Targetdaten handelt. Bei Objektdaten sind es fünf 16-Bit-Kanäle (siehe Tabelle 3.3), während es bei Targetdaten nur vier sind (siehe Tabelle 3.4).

Kanal Name	Bedeutung	Einheit	Bit Kanal	Nutzen in der Arbeit
P3DX1	Distanz in X-Richtung	mm	16	Ja
P3DY1	Distanz in Y-Richtung	mm	16	Ja
V3DX1	Geschwindigkeit in X-Richtung	$\frac{m}{s}$	16	Ja
V3DY1	Geschwindigkeit in Y-Richtung	$\frac{m}{s}$	16	Ja
OBLE1	Nur für internen Gebrauch		16	Nein
OBID1	Objekt ID		8	Ja
OBCO1	Nur für internen Gebrauch		8	Nein

Tabelle 3.3: Objekt Kanäle der gesendeten Daten des Radarsensors

Kanal Name	Bedeutung	Einheit	Bit Kanal	Nutzen in der Arbeit
DIST1	Radiale Distanz	mm	16	Ja
AZMT1	Azimut Winkel	°	16	Ja
VRAD1	Radiale Geschwindigkeit	$\frac{m}{s}$	16	Ja
AMPL1	Amplitude	dB	16	Ja
MODE1	Nur für internen Gebrauch		8	Nein

Tabelle 3.4: Target Kanäle der gesendeten Daten des Radarsensors

Die Skalierungsfaktoren (“scale factors”) der Kanäle werden ebenfalls mit jedem Paket vom Sensor übertragen. Um eine Umrechnung der Faktoren bei jedem Paket zu vermeiden, werden sie im Python-Code fest gespeichert und in einem Dictionary hinterlegt. Dort sind auch die Einheiten und die wörtliche Beschreibung der Kanäle hinterlegt, die nicht aus den Paketen ausgelesen werden können, sondern aus dem Dokument “Telegram Listing RMS2000”[15] entnommen werden. Die Daten werden in einer Liste von Dictionaries verwahrt und als JSON-Datei gespeichert.

3.3 Visualisieren

Die Abbildung 3.4 zeigt die grafische Darstellung der Radarsensordaten, wobei Kreise für Objektdaten und Kreuze für Targetdaten stehen. Bewegte Objekte oder Targets wer-

3 Radarsensordaten

den farbig, größer und mit zusätzlichen Daten dargestellt. Bei einem bewegten Objekt werden sein Geschwindigkeitsvektor und seine Objekt-ID angefügt. Bei einem bewegten Target werden sein radialer Geschwindigkeitsvektor und sein Amplitudenpegel angefügt. Unbewegte Objekte oder Targets werden grau dargestellt.

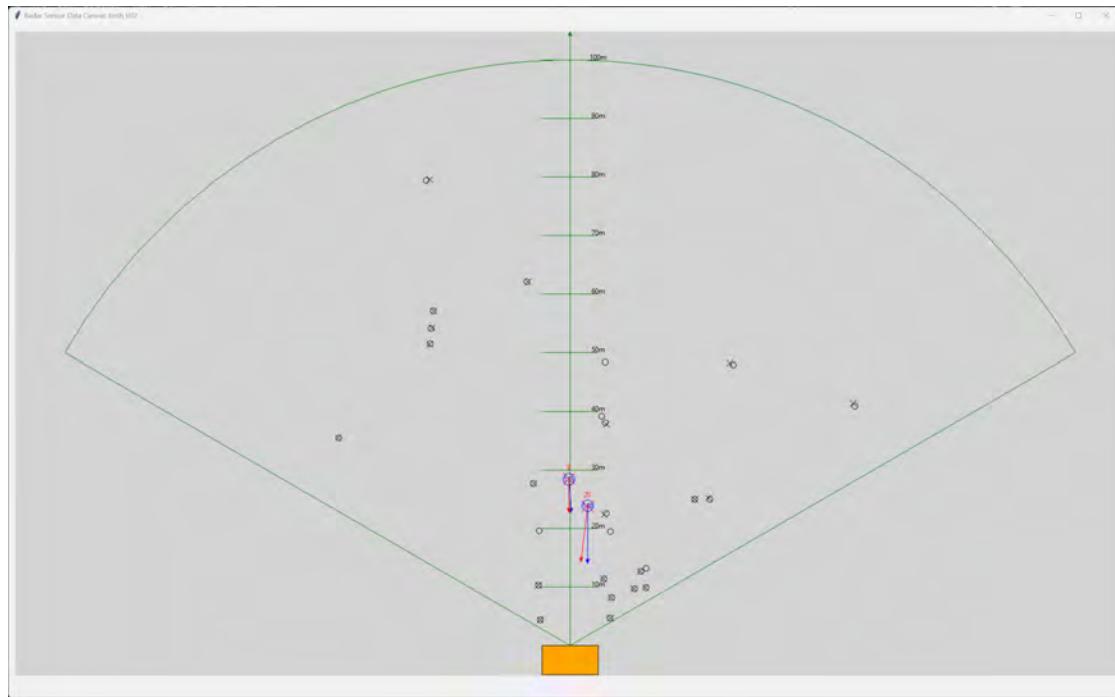


Abbildung 3.4: Grafische Darstellung der Daten des Radarsensors. Bewegte Objekte: links oben Fahrrad und rechts unten Auto

Die Abbildung 3.5 zeigt das Hauptfenster der GUI, in dem die Radarsensordaten tabellarisch aufgeführt werden. Es wird die vergangene Zeit seit der ersten Aufnahme dieser Datenreihe dargestellt. Die linke Zeit gehört zu den Objektdaten und die rechte Zeit zu den Targetdaten. Die Zeiten sollten immer gleich sein und dienen der Fehlerprüfung. Es sind Buttons vorhanden, mit denen auf andere Daten gewechselt werden kann.

3 Radarsensordaten

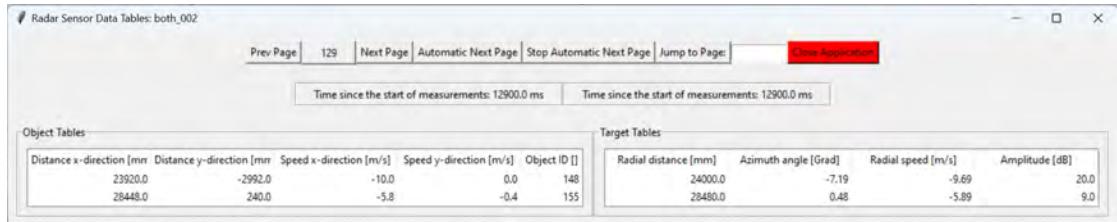


Abbildung 3.5: Hauptfenster der GUI zur Visualisierung der Radarsensordaten

3.4 Vorüberlegungen für die Berechnung der Merkmale

Durch die Visualisierung wird deutlich, dass die Objektdaten den Verlauf der Versuchsstoffe gut darstellen. Daher werden sie als Basis genutzt und sollen klassifiziert werden. Da die Objektdaten durch den Kalman Filter geglättet wurden, müssen ihnen Targetdaten zugeordnet werden, um aussagekräftige Merkmale errechnen zu können. In Tabelle 3.5 sind Szenarien dargestellt, die bei der Visualisierung beobachtet werden konnten. Diese müssen bei der Zuweisung der Targetdaten und der Errechnung von den Merkmalen beachtet werden.

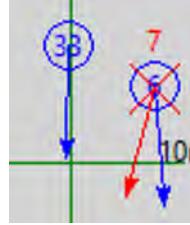
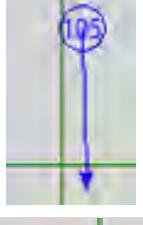
Szenario	Beschreibung
	Intuitiv können den Objekten ihre Targets zugeordnet werden.
	In diesem Datensatz ist nur einem Objekt ein Target zugeordnet.
	Ein Ausreißer in den Messwerten.
	Viele Targets die zu einem Objekt gehören.
	Kein Target.
	Kein Objekt.

Tabelle 3.5: Szenarien, die bei der Datenverarbeitung auftreten

3.5 Targetdaten der Objekte

Aus der Tabelle 3.5 lässt sich Folgendes schlussfolgern. Je näher ein Target an einem Objekt ist, desto wahrscheinlicher ist das Objekt aus den Targetdaten entstanden. Für die Zuweisung der Targetdaten zu den Objekten, wird in dieser Arbeit die Gewichtung der Daten der Targets anhand der radialen Distanz r zum Objekt genutzt.

3.5.1 Distanz zwischen Objekt und Target

Wie in Abbildung 3.6 dargestellt, werden die Target-Koordinaten in radialer Distanz R und Azimut α relativ zum Radarsensor angegeben, während die Objektdaten in X- und Y-Koordinaten relativ zum Radarsensor angegeben werden.

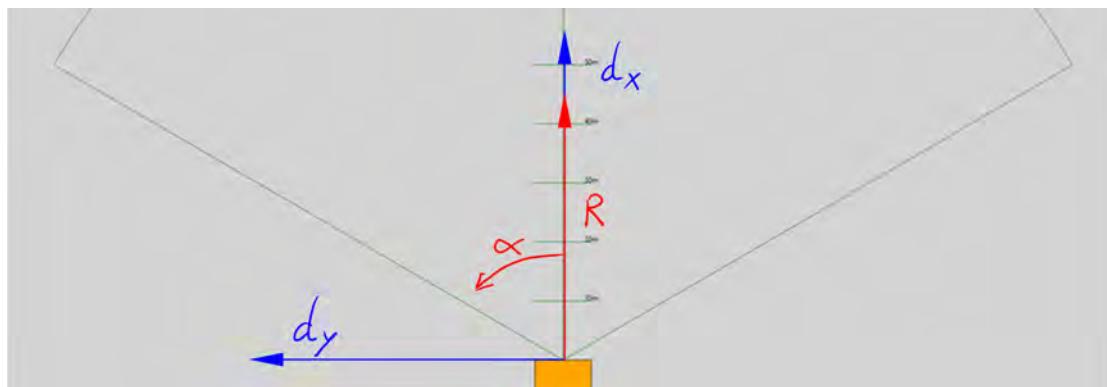


Abbildung 3.6: Koordinatensysteme der Radarsensordaten, mit Distanz in X-Richtung d_x , Distanz in Y-Richtung d_y , radiale Distanz R vom Radarsensor und Azimut α

Die Target-Daten werden gemäß Abbildung 3.7 in X-

$$d_x = \cos(\alpha) \cdot R \quad (3.1)$$

und Y-Koordinaten

$$d_y = \sin(\alpha) \cdot R \quad (3.2)$$

umgewandelt.

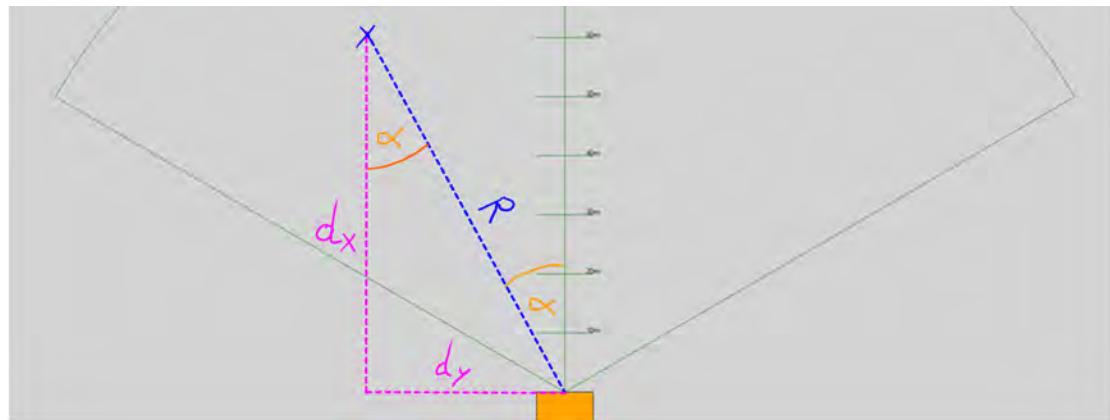


Abbildung 3.7: Umrechnung von Kugelkoordinaten/Polarkoordinaten in kartesische Koordinaten

Die Abbildung 3.8 zeigt Beispielsweise ein Objekt und ein Target. Die Koordinaten des Objekts werden von denen des Targets subtrahiert

$$r_x = d_{x_O} - d_{x_T} \quad (3.3)$$

$$r_y = d_{y_O} - d_{y_T} \quad (3.4)$$

und mit dem Satz des Pythagoras die Hypotenuse berechnet,

$$r = \sqrt{r_x^2 + r_y^2} \quad (3.5)$$

welche die radiale Distanz r zwischen dem Objekt und dem Target definiert.

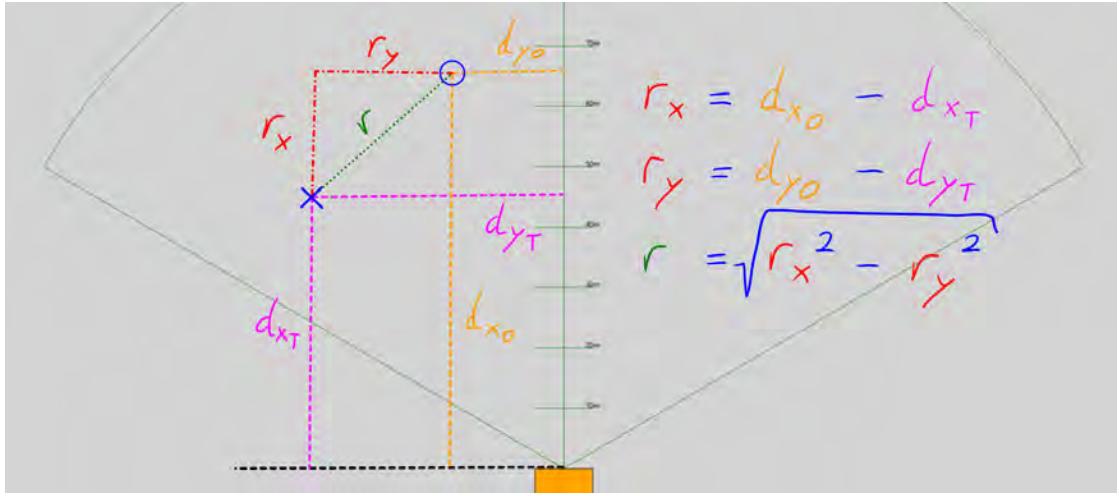


Abbildung 3.8: Darstellung der verwendeten Größen zur Errechnung der radialen Distanz r zwischen dem Objekt und dem Target

3.5.2 Gewichteter Mittelwert

Die Gewichtung der Eingangsdaten g erfolgt in Abhängigkeit von der radialen Distanz r der Targets zu dem Objekt, das klassifiziert werden soll. Dabei wird eine inverse quadratische Proportionalität angenommen, da die Daten in einer zweidimensionalen Ebene gegeben sind

$$\bar{g}_w(\vec{g}, \vec{r}) = \frac{1}{\sum_{k=1}^N \frac{1}{r_k^2}} \cdot \left(\sum_{k=1}^N \frac{1}{r_k^2} \cdot g_k \right). \quad (3.6)$$

Diese Gleichung wird an vier Stellen der Merkmalsberechnung (Kapitel 4) verwendet.

Ein theoretisches Beispiel zur Veranschaulichung der Gleichung 3.6 sind die Daten aus Tabelle 3.6. Die radiale Distanz r zum Objekt von dem Targetdatenpunkt 2 wird variiert.

	Datenwert	radiale Distanz r zum Objekt
Targetdatenpunkt 1	0	[1, ..., 1]
Targetdatenpunkt 2	1	[0,1, 0,2, ..., 10]

Tabelle 3.6: Beispieldaten zur Veranschaulichung der Auswirkung der Gleichung 3.6

Der in Abbildung 3.9 dargestellte Graph veranschaulicht die prozentuale Einwirkung des Targetdatenpunktes 2, auf das Endergebnis der Gleichung 3.6. Bei identischer Distanz zum ersten Datenpunkt fließt er mit einem Anteil von 50 % in das Endergebnis ein. Eine Verdoppelung der Distanz resultiert in einem Anteil von 20 % am Endergebnis. Eine Versiebenfachung der Distanz resultiert in einem Anteil von 2 % am Endergebnis. Der Graph verdeutlicht, dass der Einfluss von Daten, die weit von dem zu klassifizierenden Objekt entfernt sind, abnimmt oder sogar ganz verschwindet. Der Graph zeigt auch, dass die Gleichung das Risiko einer Überanpassung an Targets birgt, die das Objekt örtlich sehr genau treffen.

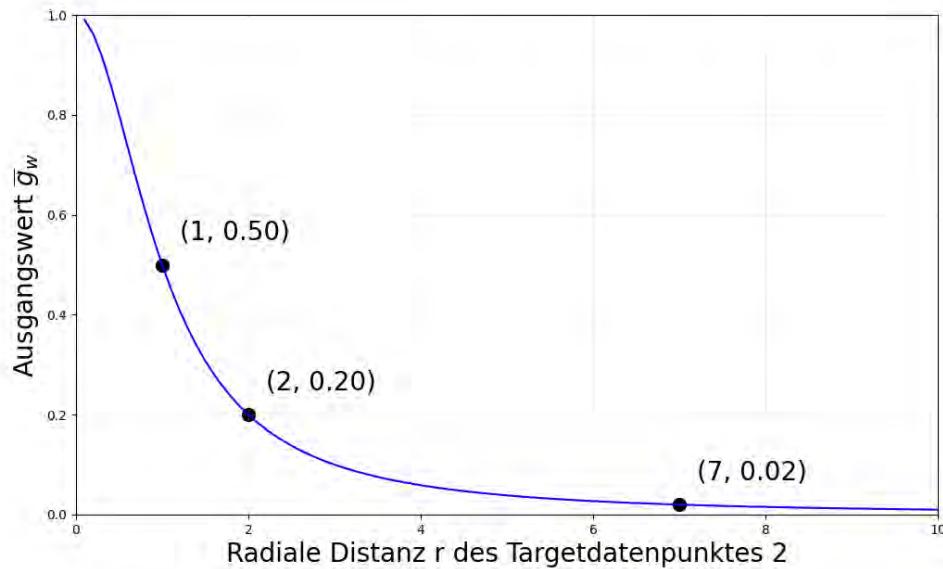


Abbildung 3.9: Beispielgraph zur Veranschaulichung der Auswirkung der Gleichung 3.6 unter der Verwendung von den Beispieldaten aus Tabelle 3.6

Ein reales Beispiel zur Veranschaulichung der Gleichung 3.6 sind die Daten aus Tabelle 3.7, die aus dem Szenario 1 der Tabelle 3.5 entnommen wurden.

ID	Objekt	Amplitudenpegel	r von ID 6	r von ID 33
6	Auto	10 dB	114 mm	3605 mm
33	Fahrrad	6 dB	3589 mm	168 mm

Tabelle 3.7: Reale Beispieldaten des Szenarios 1 der Tabelle 3.5 zur Veranschaulichung der Auswirkung der Gleichung 3.6

Unter Verwendung der Gleichung 3.6, mit den Amplitudenpegeln aus Tabelle 3.7 als Eingangsdaten g , erhält man für den gewichteten Mittelwert der Amplitude des Autos 9,996 dB und des Fahrrads 6,0087 dB.

4 Merkmale

Es werden folgende Rahmenbedingungen zur Errechnung der Merkmale festgelegt. Es werden jeweils die letzten 10 Datensätze ausgewertet, also die letzte Sekunde. Sollte ein Datensatz das zu klassifizierende Objekt nicht enthalten (Tabelle 3.5 Szenario 6), wird dieser weggelassen und mit weniger Datensätzen gearbeitet. Es werden nur Objekte und Targets mit einer Geschwindigkeit von $0,1 \frac{m}{s}$ oder mehr betrachtet. Der Wert $0,1 \frac{m}{s}$ beruht auf der Geschwindigkeitsgenauigkeit aus der Tabelle 2.1, da nur unter 20 m ein kleinerer Wert für die Objekte möglich wäre. Dies kann zu Problemen bei Objekten führen, die sich in einer Kreisbewegung um den Radarsensor bewegen, da die Targets keine radiale Geschwindigkeit v_R aufweisen. Dies sollte aber im normalen Betrieb, für die Zwecke in dieser Arbeit, nicht vorkommen.

Die Erläuterungen der Berechnung der Merkmale werden für ein Objekt im neuesten Datensatz erklärt. Sie werden aber für jedes Objekt im neuesten Datensatz ausgeführt.

4.1 Gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts

Kraftfahrzeuge haben in der Regel eine größere und stärker reflektierende Oberfläche als Fahrräder. Dies wird durch den Radarquerschnitt σ repräsentiert, der durch die Radargleichung gegeben ist.

4.1.1 Monostatische Radargleichung[6]

Bei einem monostatischen Radar befinden sich Sender und Empfänger des Radargerätes am selben Ort.

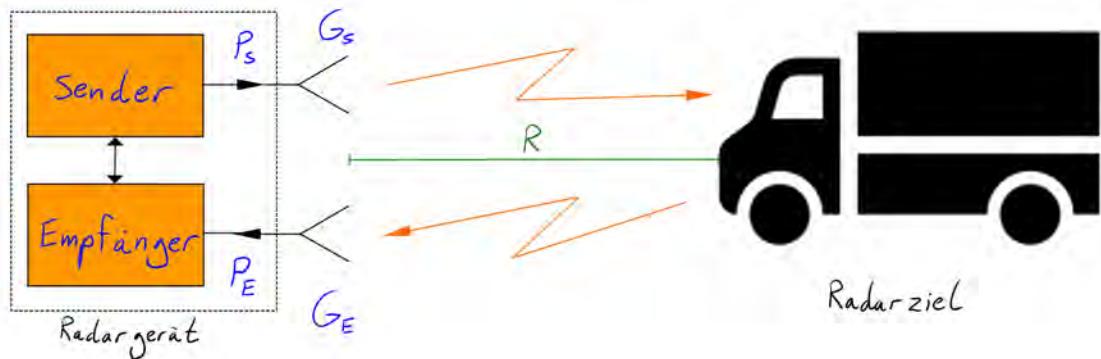


Abbildung 4.1: Visualisierung eines theoretischen monostatischen Radar[6]

Von dem Sender wird eine Leistung P_S isotrop abgegeben. Die Senderantenne bündelt die Ausstrahlung in eine Richtung und erzielt somit ein Gewinn G_S . Das Ziel befindet sich mit einer radialen Distanz R von dem Radarsensor entfernt. Daraus ergibt sich für die Leistungsdichte $S(R)$ dieser elektromagnetischen Welle

$$S(R) = \frac{P_S}{4\pi R^2} \cdot G_S. \quad (4.1)$$

Die Leistung P_Z , die am Ziel eintrifft, hängt von der elektrischen Wirkfläche A_Z des Radarziels ab

$$P_Z = S(R) \cdot A_Z = \frac{P_S}{4\pi R^2} \cdot G_S A_Z. \quad (4.2)$$

Für die Leistungsdichte S_r der reflektierten Welle gilt eine isotropische Abstrahlung, wobei ein Faktor G_Z hinzugefügt wird, der die Verluste und/oder die Winkelabhängigkeiten repräsentiert

$$S_r(R) = \frac{P_Z}{4\pi R^2} \cdot G_Z = \frac{P_S G_S}{(4\pi)^2 R^4} \cdot G_Z A_Z. \quad (4.3)$$

Der Radarquerschnitt σ

$$\sigma = G_Z \cdot A_Z \quad (4.4)$$

hat die Einheit m^2 und hängt von der Zielgeometrie, der Oberflächenstruktur des Radarziels, der Frequenz der elektromagnetischen Welle sowie dem Einfalls- und Ausfallswinkel der elektromagnetischen Welle ab.

Die Empfangsleistung P_E hängt von der elektrische Wirkfläche A_E der Empfangsantenne ab

$$P_E = S_r(R) \cdot A_E = \frac{P_S G_S}{(4\pi)^2 R^4} \cdot \sigma A_E. \quad (4.5)$$

Für eine verlustfreie Antennenwirkfläche A_E gilt folgender Zusammenhang zwischen dem Gewinn der Empfangsantenne G_E und der Wellenlänge λ

$$A_E = \frac{\lambda^2}{4\pi} \cdot G_E. \quad (4.6)$$

Daraus ergibt sich die Radargleichung für das monostatische Radarverfahren

$$P_E = P_S \frac{\lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} \cdot G_S \cdot G_E \cdot \sigma. \quad (4.7)$$

4.1.2 Umformung der Radargleichung

Die Radargleichung wird nach dem Radarquerschnitt σ umgestellt

$$\sigma = P_E R^4 \cdot \frac{(4\pi)^3}{P_S \lambda^2 G_S G_E}. \quad (4.8)$$

Es wird nur ein Vergleich der Endgröße angestrebt. Die Sendeleistung P_S , der Gewinn der Senderantenne G_S , der Gewinn der Empfangsantenne G_E und die Wellenlänge λ werden zu einer Konstanten K_1 zusammengefasst,

$$\sigma = P_E R^4 \cdot K_1 \quad (4.9)$$

da nur ein und derselbe Radarsensor verwendet wird und sie daher als konstant angenommen werden können.

Für das Verhältnis zwischen Empfangsleistung P_E und dem Amplitudenpegel A_{dB} gilt

$$P_E \sim 10^{\frac{A_{dB}}{10dB}}. \quad (4.10)$$

Die restlichen Größen von dem Verhältnis werden mit in die Konstante gezogen

$$\sigma = 10^{\frac{A_{dB}}{10dB}} R^4 \cdot K_2. \quad (4.11)$$

Die radiale Distanz R vom Radarsensor bis zum Ziel und der Amplitudenpegel A_{dB} sind auslesbare Größen der Targets (siehe Tabelle 3.4). Der Wert der Konstante K_2 wird festgelegt,

$$K_2 \stackrel{!}{=} 1 \frac{1}{m^2} \quad (4.12)$$

um die weitere Bearbeitung zu vereinfachen. Da die Gleichung 4.11 sehr große Werte ausgibt, wird stattdessen der Pegel des Radarquerschnitts

$$\sigma_{dBm^2} = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{\sigma}{1m^2}\right) dBm^2 = 10 \cdot \log_{10}\left(10^{\frac{A_{dB}}{10dB}} \cdot \frac{R^4}{1m^4}\right) dBm^2 \quad (4.13)$$

angestrebt[6] und es ergibt sich folgende Gleichung

$$\sigma_{dBm^2} = (A_{dB} + 40 \cdot \log_{10}\left(\frac{R}{m}\right)) dBm^2. \quad (4.14)$$

4.1.3 Verarbeitung der Daten zum Merkmal

Innerhalb eines Datensatzes werden von jedem Target der Pegel des Radarquerschnitts σ_{dBm^2} mit der Gleichung 4.14 errechnet (Abbildung 4.2). Die radialen Distanzen r der Targets zum Objekt werden errechnet. Um dem Objekt Targetdaten zuzuweisen, die am wahrscheinlichsten zu ihm gehören, werden die Pegel des Radarquerschnitts σ_{dBm^2} der Targets mit der radialen Distanz r zum Objekt in die Gleichung 3.6 gegeben, um einen gewichteten Mittelwert vom Pegel des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_{dBm_w^2}$ zu erhalten. Damit wird der Einfluss von anderen Targets verringert (Tabelle 3.5 Szenario 1) und aus vielen Daten ein Wert gemittelt (Tabelle 3.5 Szenario 4).

Die radiale Distanz r zum Objekt wird mit sich selbst in die Gleichung 3.6 gegeben, um einen gewichteten Mittelwert der radialen Distanz \bar{r}_w zum Objekt zu erhalten. Dies bildet die radiale Distanz r zum Objekt für den gewichteten Mittelwert vom Pegel des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_{dBm_w^2}$ und wird zum Gewichten zwischen den Datensätzen genutzt.

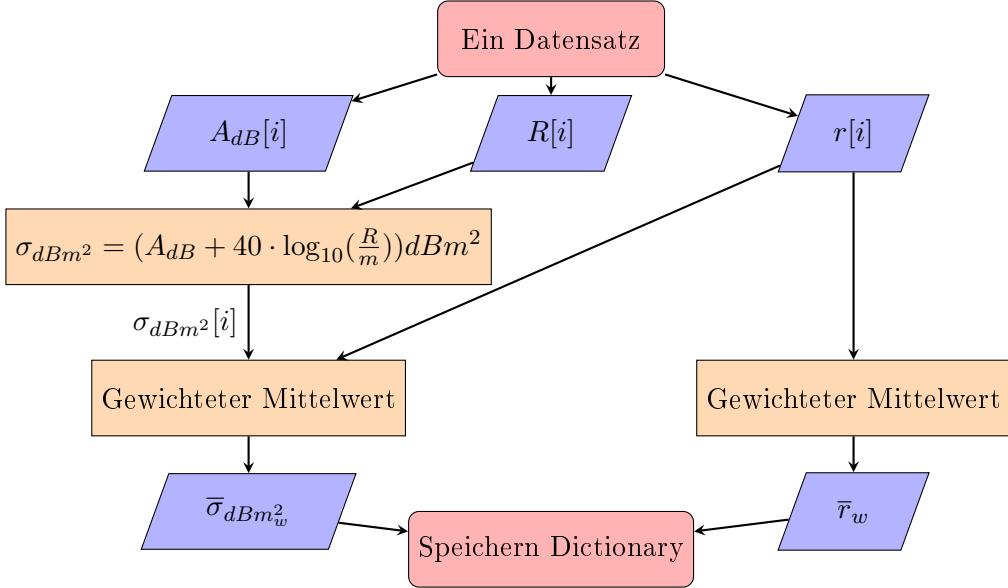


Abbildung 4.2: Flussdiagramm der Rechnungen innerhalb eines Datensatzes zur Errechnung des Merkmals gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_w$, wobei gilt $A_{dB}[i], R[i], r[i], i = 1, \dots, M$ mit M gleich der Anzahl der Targets im Datensatz. Wenn $M = 0$, dann gilt Ausgänge $\bar{\sigma}_{dBm_w^2}$ und \bar{r}_w gleich $None$

Von den letzten 10 Datensätzen werden die gewichteten Mittelwerte vom Pegel des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_{dBm_w^2}$ und die gewichteten Mittelwerte der radialen Distanz zum Objekt \bar{r}_w des Objektes herausgesucht (Abbildung 4.3). Die Werte werden mit der Gleichung 3.6 gewichtet gemittelt und man erhält das Merkmal gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_w$. Damit werden Daten der Targets aus Datensätzen, die stark abweichen (siehe Tabelle 3.5 aus Szenario 2 und Szenario 3) unterdrückt.

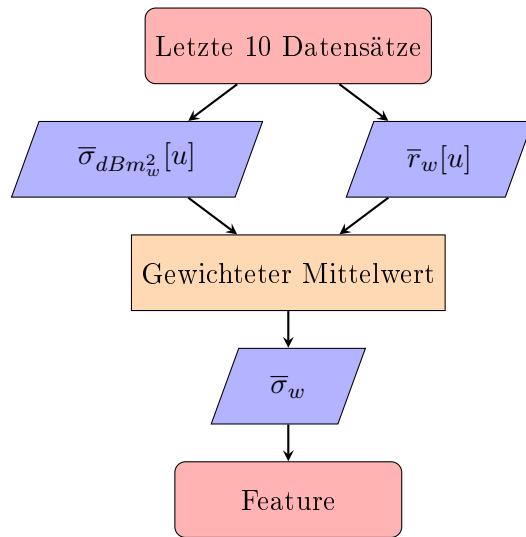


Abbildung 4.3: Flussdiagramm der Rechnungen über die letzten 10 Datensätze zur Errechnung des Merkmals gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts, wobei gilt $\bar{\sigma}_{dBm^2_w}[u], \bar{r}_w[u], u = 1, \dots, U$ mit K gleich der Anzahl der letzten 10 Datensätze, in denen das Objekt und mindestens ein bewegtes Target vorgekommen ist. Wenn $K = 0$, dann gilt Ausgang gleich *None*

4.2 Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen

Das Visualisieren der Daten zeigt, dass die radiale Geschwindigkeit v_R der Targetdaten von Fahrrädern stark schwankt. Dies ist bei Kraftfahrzeugdaten nicht der Fall (Abbildung 4.4). Hierbei ist zu beachten, dass nicht der Abstand zu der radialen Geschwindigkeit der Objektdaten gemeint ist, sondern der Unterschied von einem Target zum Target im nächsten Datensatz.

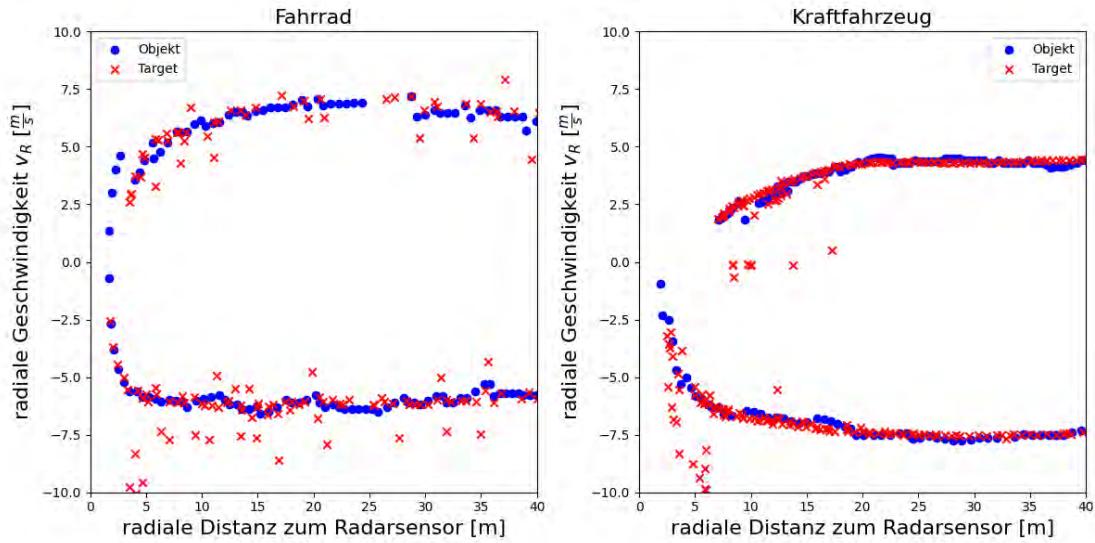


Abbildung 4.4: Radialer Geschwindigkeitsverlauf v_R von einem Fahrrad und einem Kraftfahrzeug über die radiale Distanz R zum Radarsensor

4.2.1 Verarbeitung der Daten zum Merkmal

Aus dem Geschwindigkeitsvektor vom Objekt wird durch Projektion sein radialer Geschwindigkeitsvektor

$$\text{proj}_{\vec{d}}(\vec{v}) = \frac{\vec{d} \cdot \vec{v}}{\|\vec{d}\|^2} \cdot \vec{d} \quad (4.15)$$

berechnet (Abbildung 4.5).

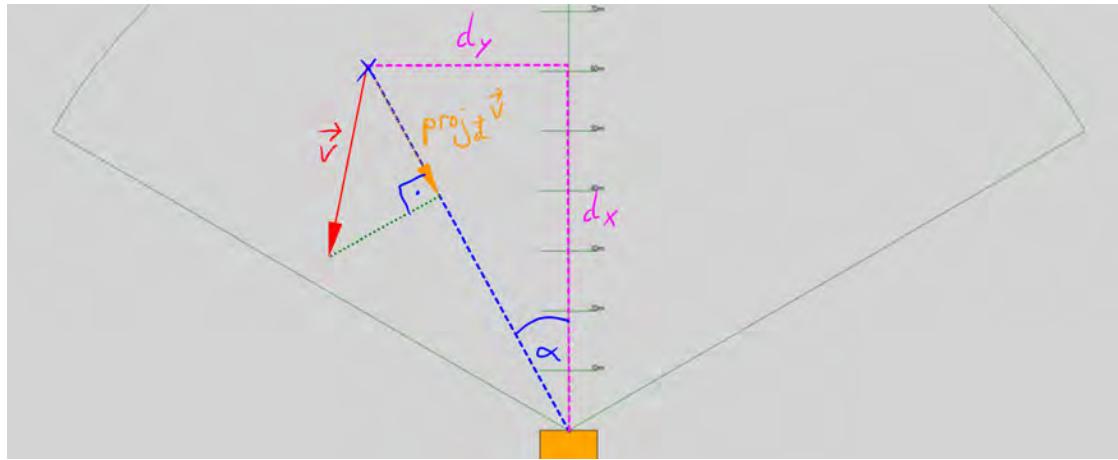


Abbildung 4.5: Vektorprojektion $\vec{v} = (v_x, v_y)$

Die errechnete radiale Geschwindigkeit v_P des Objektes wird zum filtern der Targets verwendet. Es werden alle Targets weggefiltert, die eine radiale Geschwindigkeit aufweisen, die um $1\frac{m}{s}$ von der des Objektes abweicht

$$v_R'[j] = \{v_R \in v_R[i] \mid v_P - 1\frac{m}{s} \leq v_R \leq v_P + 1\frac{m}{s}\}. \quad (4.16)$$

Damit werden Ausreißer (dargestellt in Tabelle 3.5 Szenario 3) aus den normalen Daten herausgefiltert.

Von den übrigen Targets wird die radiale Geschwindigkeit v_R zum Radarsensor und die radiale Distanz r zum Objekt mit der Gleichung 3.6 verrechnet, um den gewichteten Mittelwert der radialen Geschwindigkeit \bar{v}_{R_w} zum Radarsensor zu erhalten. Damit wird der Einfluss von anderen Targets verringert (Tabelle 3.5 Szenario 1) und aus vielen Daten ein Wert gemittelt (Tabelle 3.5 Szenario 4). Dieser Ablauf ist im Flussdiagramm in Abbildung 4.6 verdeutlicht.

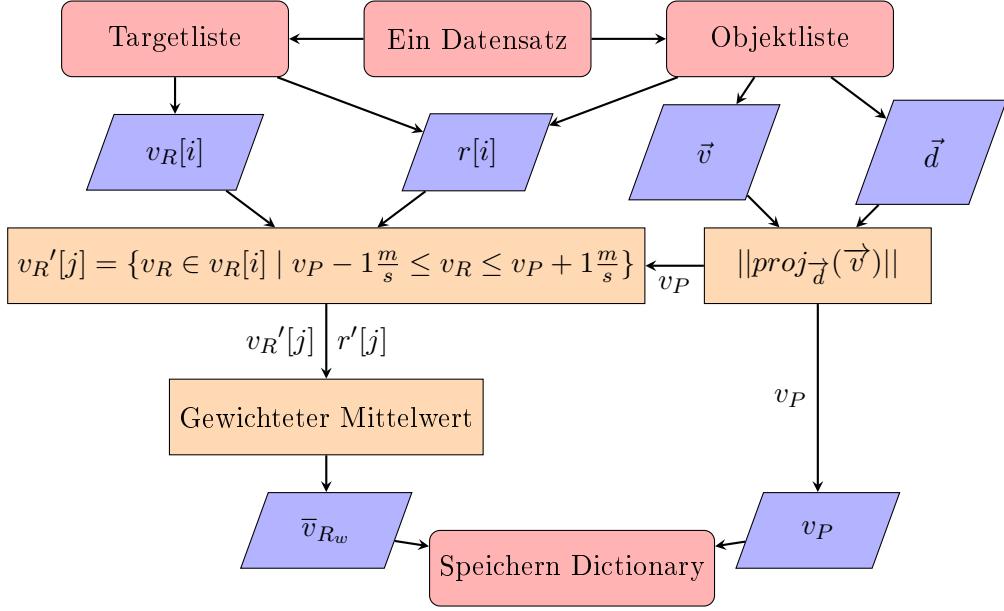


Abbildung 4.6: Flussdiagramm der Rechnungen innerhalb eines Datensatzes zur Errechnung des Merkmals Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen. Es gilt $v_R[i], r[i], i = 1, \dots, M$ wobei M die Anzahl der Targets im Datensatz ist. Wenn M oder $\text{len}(v_{R'}[j]) = 0$, dann gilt \bar{v}_{R_w} gleich None . Es gilt $\vec{v} = (v_x, v_y)$ und $\vec{d} = (d_x, d_y)$.

Um die Geschwindigkeitsschwankungen zu erkennen, werden die Ergebnisse der 10 Datensätze hochpassgefiltert

$$\Delta v[k] = [|\bar{v}_{R_w}[2] - \bar{v}_{R_w}[1]|, \dots, |\bar{v}_{R_w}[L] - \bar{v}_{R_w}[L-1]|] \quad (4.17)$$

und somit die Differenzen gebildet (Abbildung 4.7). Da eine beschleunigte Bewegung eines Objektes Geschwindigkeitsdifferenzen hervorrufen kann, die keine Schwankungen sind, wird mit den errechneten Geschwindigkeitsprojektionsvektoren des zu klassifizierenden Objektes von jedem Datensatz eine Steigung mit linearer Regression errechnet, die der Beschleunigung gleicht. Von den Beträgen der Geschwindigkeitsdifferenzen wird jeweils der Betrag der Beschleunigung abgezogen

$$\Delta v_a[k] = |\Delta v[k]| - |a \cdot 1s| \quad (4.18)$$

und mit einer bounded ReLU-Funktion gefiltert,

$$f(x) = \min \left(\max(0, x), 1 \frac{m}{s} \right) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ x & 0 < x \leq 1 \frac{m}{s} \\ 1 \frac{m}{s} & x > 1 \frac{m}{s} \end{cases} \quad (4.19)$$

um negative Werte und Einflüsse von extremen Werten zu verhindern.

Aus den Ergebnissen wird das Merkmal Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen $\bar{\Delta}v$ gebildet

$$\bar{\Delta}v = \frac{1}{K} \cdot \sum_{k=1}^K \Delta v_a[k]. \quad (4.20)$$

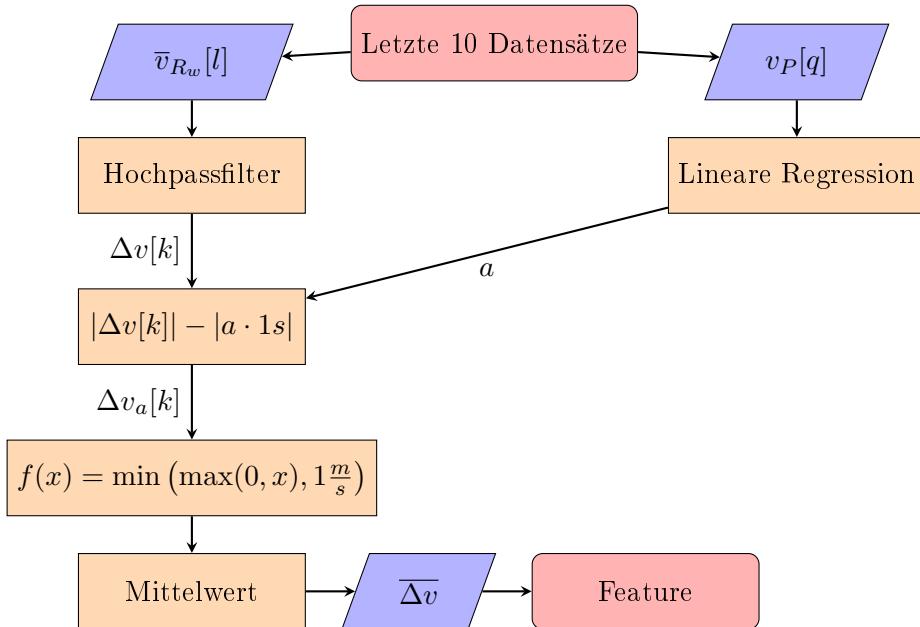


Abbildung 4.7: Flussdiagramm der Rechnungen über die letzten 10 Datensätze zur Errechnung des Merkmals Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen. Es gilt $\bar{v}_{R_w}[l]$, $i = 1, \dots, L$ wobei L gleich der Anzahl der letzten 10 Datensätze, in denen das Objekt und mindestens ein bewegtes Target, welches die Gleichung 4.16 erfüllt, vorgekommen ist. Wenn $L = 0$, dann gilt $\bar{\Delta}v$ gleich *None*. Es gilt $v_P[q]$, $i = 1, \dots, Q$ wobei Q die Anzahl der Datensätze ist, in denen das zu klassifizierende Objekt vor kommt.

4.3 Mittelwert der minimalen Distanz der Targets zum Objekt

Durch die Visualisierung von Daten in Abschnitt 3.3 wurde deutlich, dass die radiale Distanz r zum Objekt von Targets, die zu diesem Objekt gehören, bei Fahrrädern durchschnittlich geringer ist als bei Kraftfahrzeugen. Dies tritt vor allem bei geringer radialen Distanz R zum Radarsensor auf. Dies könnte auf die Größe von dem vertikalen Aufnahmebereich h (Unterabschnitt 2.2.1) und die Größe der Objekte zurückzuführen sein.

4.3.1 Verarbeitung der Daten zum Merkmal

Innerhalb eines Datensatzes wird die minimale radiale Distanz r_{\min} zum zu klassifizierenden Objekt bestimmt. Sollte diese größer als 2 m sein, wird dieser Datensatz nicht in den weiteren Betrachtungen benutzt.

$$f(x) = \begin{cases} \text{None} & x < 0m \\ \min(\vec{x}) & 0m < x \leq 2m \\ \text{None} & x > 2m \end{cases} \quad (4.21)$$

Aus den letzten 10 Datensätzen werden alle validen minimalen radialen Distanzen r_{\min} genommen und der Mittelwert gebildet,

$$\overline{r_{\min}} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=1}^N r_{\min k} \quad (4.22)$$

um das Merkmal vom Mittelwert der minimalen Distanz der Targets zum Objekt $\overline{r_{\min}}$ zu erhalten.

5 Darstellung der Ergebnisse der berechneten Merkmale

Die Merkmale werden mit den aufgenommenen Daten aus Abschnitt 3.1 errechnet. Es ergeben sich 6574 Datenpunkte, von denen 6362 jedes Merkmal aufweisen. Ein Datenpunkt hat zum Beispiel keine Wert für den Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen, wenn das Objekt in keinem der neun zuvorkommenden Datensätzen existiert.

Für Dateien, die zur Bewertung der Merkmale und zur Erstellung des Klassifikators genutzt werden, wird sichergestellt, dass in einer Datei immer nur eine Klasse von Objekt vorhanden ist, um das Labeln einfacher zu gestalten.

Die errechneten Daten werden limitiert, um zu verdeutlichen, wie wichtig viele Daten für die jeweiligen Merkmale sind und um das Vertrauen in die errechneten Werte zu erhöhen. Das Objekt und ein Target müssen mindestens fünf Mal zusammen in den letzten 10 Datensätzen vorhanden sein. Durch diese Limitierung sinkt die Anzahl der Datenpunkte auf 5365. Die Anzahl der Datenpunkte der Fahrräder ist stärker beeinflusst als die der Kraftfahrzeuge (Tabelle 5.1).

Klasse	Anzahl unlimitierte Datenpunkte	Anzahl limitierte Datenpunkte
Fahrrad	3241	2567
Kraftfahrzeug	3121	2798
Gesamt	6362	5365

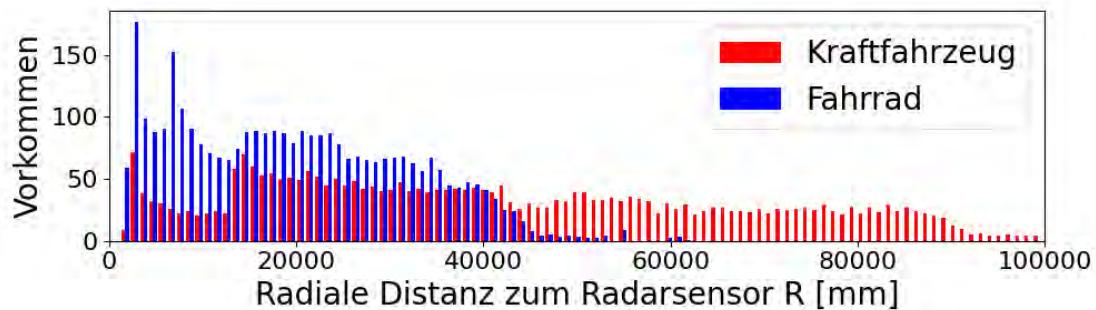
Tabelle 5.1: Verteilung der Datenpunkte

Der Radarsensor erfasst Fahrräder unter einer radialen Distanz von circa 45 m. Kraftfahrzeuge werden bereits ab der maximalen Reichweite des Radarsensors von 100 m erfasst (Abbildung 5.1). Die Kraftfahrzeugdatenpunkte weisen einen Abfall an Vorkommen bei 15 m auf, dies liegt an den Abbiegestellen, die in Abbildung 3.2 dargestellt wurden. Der

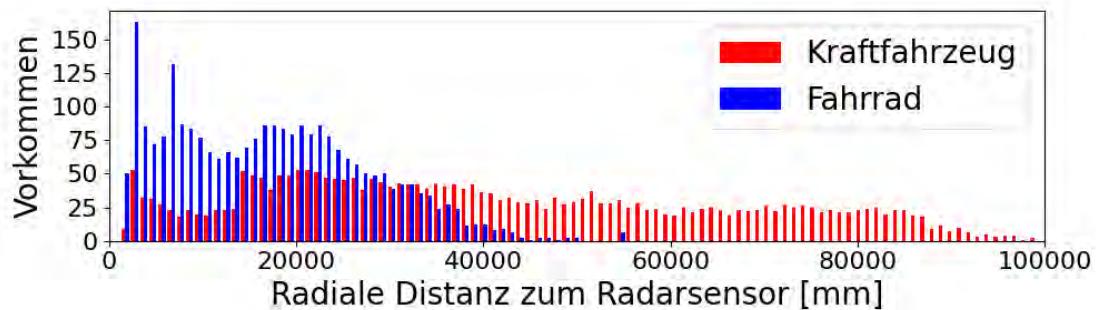
5 Darstellung der Ergebnisse der berechneten Merkmale

Abfall über 90 m liegt an den Aufbaustellen des Radarsensors, da die Teststrecke verkürzt wurde.

Nach der Limitierung der Datenpunkte wird deutlich, dass ab 40 m bis 25 m ein ansteigendes Vertrauen in die errechneten Merkmalswerte der Fahrräder gelegt werden kann. Bei den Kraftfahrzeugen sinkt die Anzahl der Vorkommnisse gleichmäßig. Daher können Kraftfahrzeuge unabhängig von der radialen Distanz zum Radarsensor R klassifiziert werden.



(a) Unlimitierte Daten



(b) Limitierte Daten

Abbildung 5.1: Häufigkeitsverteilung der Klassen über die radiale Distanz R zum Radarsensor

5.1 Gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts

Bei der Streuung der Datenpunkte eines Merkmals erhofft man keine Veränderung der Verteilung über die Distanz R zum Radarsensor. Dies liegt nur im Bereich über 40 m für die Kraftfahrzeugdatenpunkte vor (Abbildung 5.2). Zwischen 20 m und 40 m beginnt der Wert teilweise zu sinken und ab 20 m und weniger fällt er ab, wobei kaum noch zwischen

Fahrrädern und Kraftfahrzeugen unterschieden werden kann. Bei den Fahrrädern lässt sich im Bereich über 40 m eine horizontale Verteilung andeuten, aber nicht detektieren. Zwischen 20 m und 40 m beginnt der Wert zu sinken und ab 20 m und weniger fällt er ab.

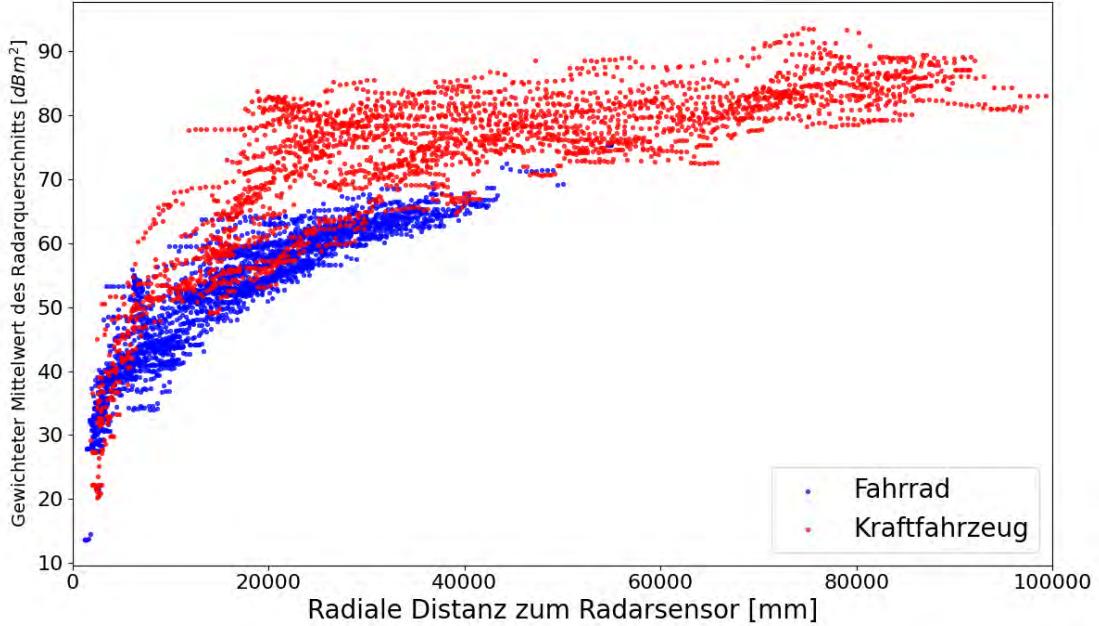


Abbildung 5.2: Streuung vom gewichteten Mittelwert des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_w$ in Abhängigkeit von der radialen Distanz R zum Radarsensor der limitierten Daten

Der Abfall des Merkmals könnte an der zunehmend seitlichen Betrachtung der Versuchsobjekte liegen, da der Azimut α in zwei von drei der Aufstellorte des Radarsensors (Abbildung 3.2) mit sinkender Distanz R zum Radarsensor steigt. Bei dem dritten Aufstellort könnten die Abbiegestellen und somit das Drehen des Autos einen Einfluss haben. Das Schräuprofil der Objekte könnte ein Absinken der elektrischen Wirkfläche A_Z des Radarziels und/oder Verluste durch Winkelabhängigkeiten G_Z hervorrufen. Bei kleiner Distanz R zum Radarsensor könnte der vertikale Öffnungswinkel β , in Unterabschnitt 2.2.1 beschrieben, ein Grund für die kleinen Werte sein. Möglicherweise wurde eine Größe nicht oder falsch betrachtet, die diesen Abfall verursacht.

Die Limitierung der Daten verändert die Struktur der Daten nicht, was der Art der Errechnung des Merkmals zugrunde liegt.

5.2 Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen

Die Streuung der Kraftfahrzeugdatenpunkte vom Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen $\overline{\Delta v}$ zeigt eine gleichmäßige Verteilung im niedrigen Bereich über die radiale Distanz R zum Radarsensor (Abbildung 5.3). Durch die Nähe an dem Radarsensor und dem daraus folgenden vertikalen Aufnahmebereich h (Unterabschnitt 2.2.1), könnten die Abweichungen zwischen 0 m und 5 m entstanden sein. Die Abbiegestellen bei der Aufnahme der Daten führen zu den Abweichungen bei 15 m.

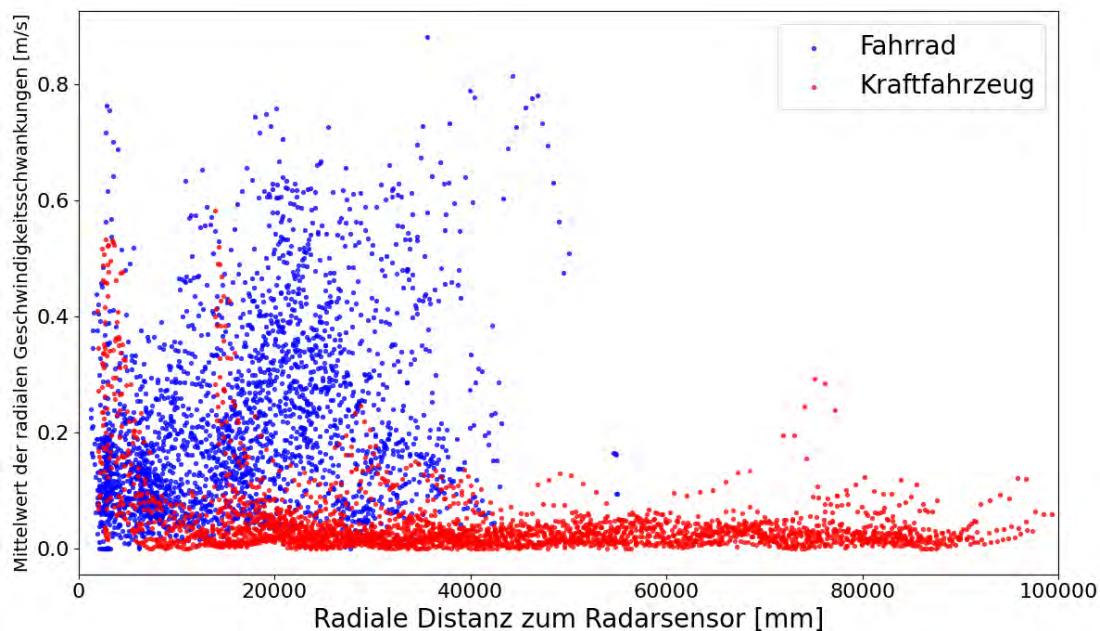


Abbildung 5.3: Streuung vom Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen $\overline{\Delta v}$ in Abhängigkeit von der radialen Distanz R zum Radarsensor der limitierten Daten

Die Fahrraddatenpunkte sind über den kompletten Wertebereich des Merkmals verteilt gegeben. Dieses Merkmal profitiert am meisten an der Limitierung, da mit steigender Anzahl der vorhanden Daten zur Errechnung des Merkmals, Fahrraddatenpunkte aus dem niedrigen Wertebereich des Merkmals verschwinden (Abbildung 5.4).

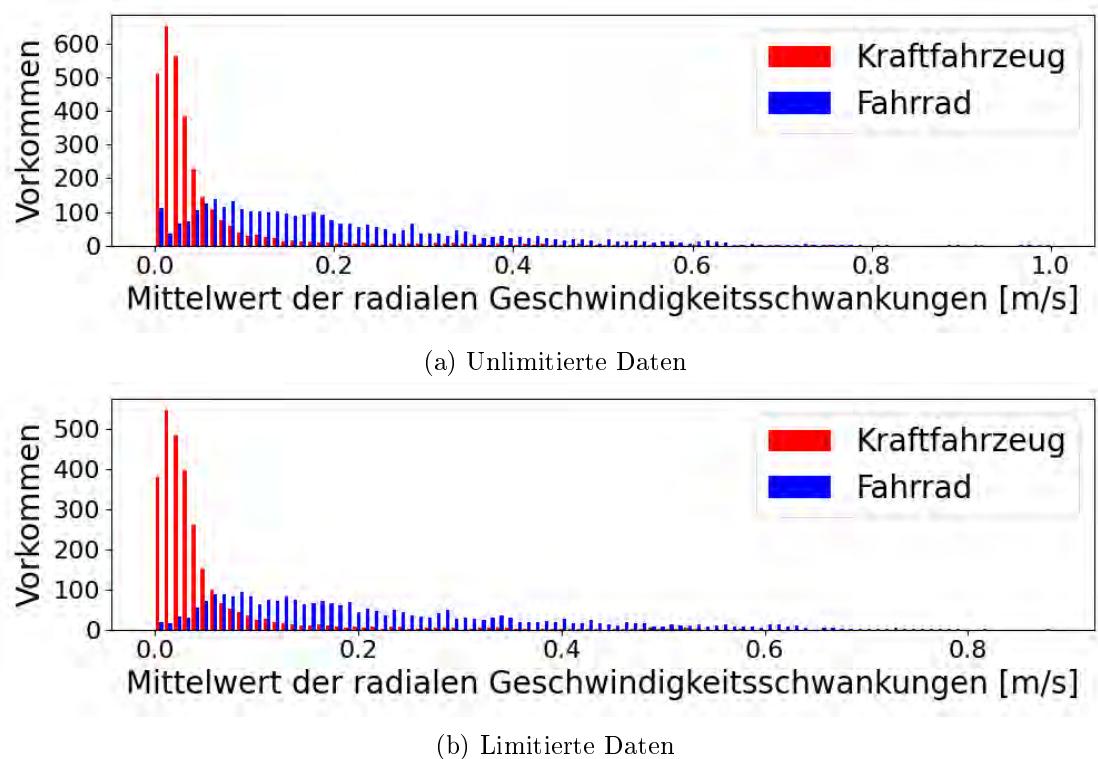


Abbildung 5.4: Häufigkeitsverteilung vom Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen $\overline{\Delta v}$ in Abhängigkeit von der radialen Distanz R zum Radarsensor

5.3 Mittelwert der minimalen Distanz zwischen Targets und Objekt

Das Merkmal zeigt eine steigende Separation der Klassen mit sinkender radialer Distanz R zum Radarsensor (Abbildung 5.4). Die Fahrraddatenpunkte zeigen eine gleichmäßige Verteilung im niedrigen Bereich über die radiale Distanz R zum Radarsensor. Durch die Nähe zu dem Radarsensor und dem daraus folgenden vertikalen Aufnahmebereich h (Unterabschnitt 2.2.1), könnten die Abweichungen zwischen 0 m und 5 m entstanden sein.

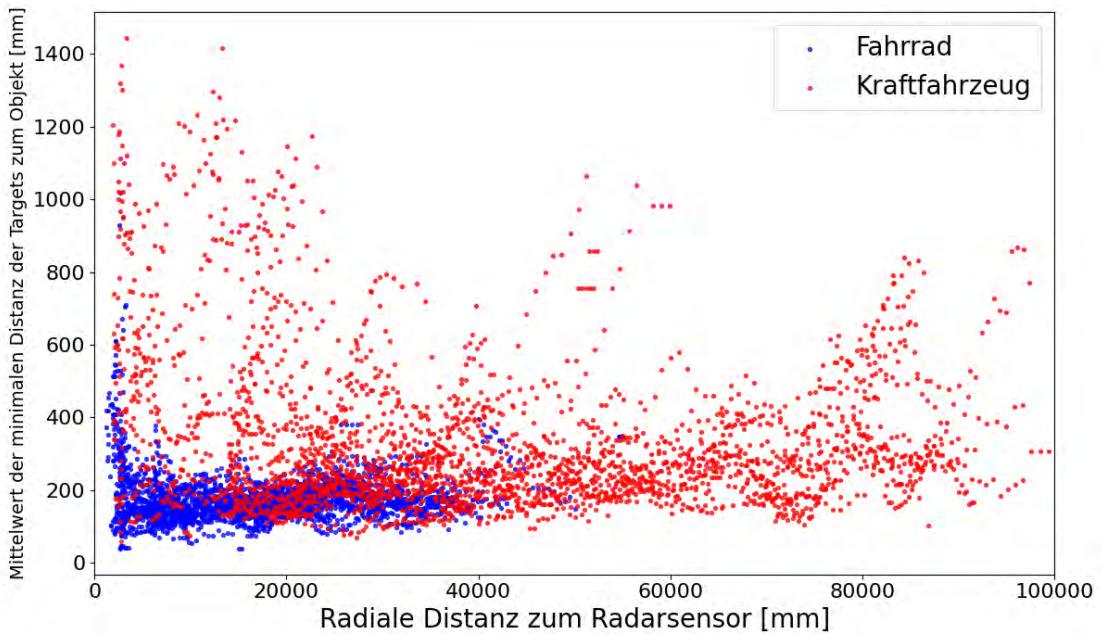


Abbildung 5.5: Streuung vom Mittelwert der minimalen Distanz $\overline{r_{min}}$ zwischen Targets und Objekt in Abhängigkeit von der radialen Distanz R zum Radarsensor

5.4 Streuung aller Merkmale

In Abbildung 5.6 ist die Streuung aller Merkmale der unlimitierten Daten im dreidimensionalen Raum zu sehen. Eine Separation über den gewichteten Mittelwert des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_w$ lässt sich beobachten. Für den Mittelwert der radialen Geschwindigkeitschwankungen $\overline{\Delta v}$ lässt sich dasselbe beobachten. Der Mittelwert der minimalen Distanz zwischen Targets und Objekt $\overline{r_{min}}$ hebt vereinzelt Kraftfahrzeugdatenpunkte aus Bereichen, die von Fahrraddatenpunkten dominieren, da das Merkmal in Bereichen eine Trennung der Klassen aufweist, in der es der gewichtete Mittelwert des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_w$ nicht tut. Es lässt sich eine Trennfläche zur Klassifizierung andeuten.

5 Darstellung der Ergebnisse der berechneten Merkmale

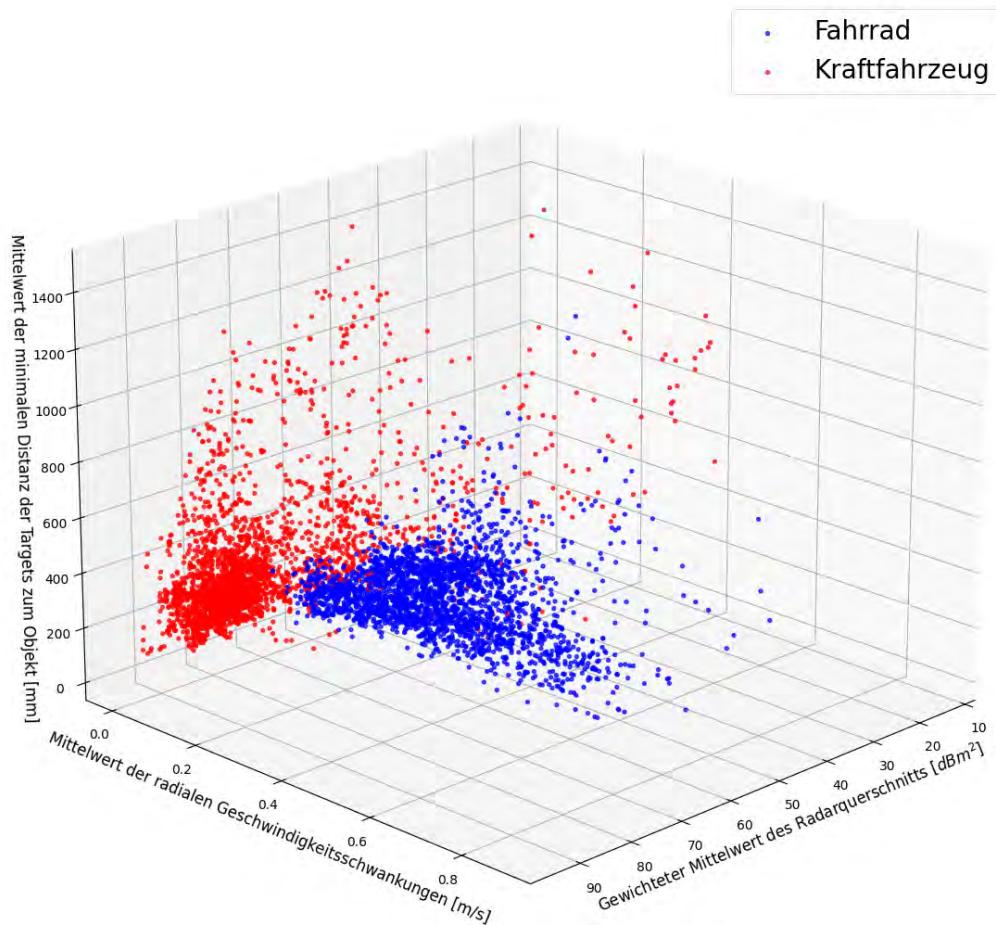


Abbildung 5.6: Streuung vom gewichteten Mittelwert des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_w$, Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen $\bar{\Delta v}$ und Mittelwert der minimalen Distanz zwischen Targets und Objekt \bar{r}_{min} , der limitierten Daten

6 Klassifikator

Zum Erstellen des Klassifikators wird das Open source tool scikit-learn[9] in Python verwendet. Anhand des Diagramms “Choosing the right estimator” des User-Guides[1] wird der passende Klassifikator für das Klassifikationsproblem dieser Arbeit gesucht. Da gelabelte Daten vorliegen und die Datenanzahl unter 100000 liegt, folgt, dass eine lineare Support Vector Machine die mögliche richtige Wahl ist. Dies unterstützt die Aussage aus Abschnitt 5.4, dass eine lineare Entscheidungsebene möglich ist.

6.1 Lineare Support Vector Machine[4]

Bei Machine Learning wird die Grenze, die Klassen voneinander trennt, als Entscheidungsgrenze bezeichnet. Die Gleichung besteht aus dem reellen Vektor \vec{w} , dem Merkmalsvektor \vec{x} , welche dieselbe Größe haben, und dem Bias b

$$\vec{w}^T \vec{x} + b = 0. \quad (6.1)$$

Das Ziel dieses Klassifikators ist eine Entscheidungsgrenze zu finden, welche die Klassen am breitesten voneinander trennt.

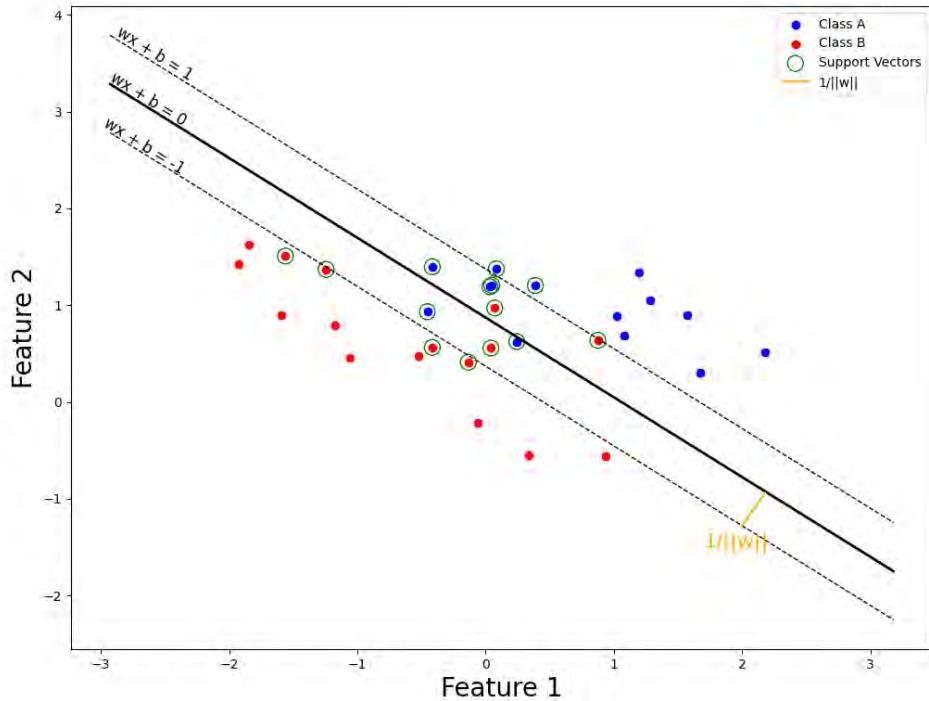


Abbildung 6.1: Beispiel der Trennung von Datenpunkten mittels einer Support Vector Machine mit angefügten Formeln

Die sogenannten Support-Vektoren sind die Datenpunkte, die an den Margins liegen und die Entscheidungsgrenze direkt beeinflussen. Der Ausgangsvektor wird codiert

$$y_i = \begin{cases} -1 & \text{bei Klasse A} \\ 1 & \text{bei Klasse B} \end{cases} \quad (6.2)$$

und Bedingungen für die Margins festgelegt,

$$y_i \cdot (\vec{w}^T \vec{x}_i + b) \geq 0 \quad (6.3)$$

wobei um die Breite der Margins zu maximieren

$$\max\left(\frac{2}{\|\vec{w}\|}\right) \Rightarrow \max\left(\frac{1}{\|\vec{w}\|}\right) \Rightarrow \min(\|\vec{w}\|) \Rightarrow \frac{1}{2} \min(\|\vec{w}\|^2) \quad (6.4)$$

die Optimierungsaufgabe

$$\frac{1}{2} \min(\|\vec{w}\|^2), \text{ so dass } y_i \cdot (\vec{w}^T \vec{x}_i + b) \geq 0, i = 1, \dots, N \quad (6.5)$$

gilt. Daraus bildet sich die Kostenfunktion

$$C \cdot \|\vec{w}\|^2 + \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \max(0, 1 - y_i \cdot (\vec{w}^T \vec{x}_i + b)) \quad (6.6)$$

wobei der Regularisierungsparameter C ein Hyperparameter ist, der die Größe der Grenzen beeinflusst.

6.2 Anwendung

Für den unnormierten Merkmalsvektor \vec{x}' gilt

$$\vec{x}' = \begin{pmatrix} \bar{\sigma}_w \\ \Delta v \\ \overline{r_{min}} \end{pmatrix}. \quad (6.7)$$

Die Datenpunkte werden zu 80 % auf die Trainingsdaten und zu 20% auf die Testdaten aufgeteilt. Aus den Trainingsdaten werden jeweils Mittelwert μ

$$\mu_k = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \vec{x}'_k \quad (6.8)$$

und Standardabweichung s

$$s_k = \sqrt{\frac{1}{P-1} \sum_{p=1}^P (\vec{x}'_k - \mu_k)^2} \quad (6.9)$$

für die Merkmale errechnet und abgespeichert. Dabei ist wichtig, dass jedes Merkmal seinen eigenen Mittelwert μ und Standardabweichung s errechnet. Die Merkmale der Trainingsdaten und der Testdaten werden mit den Mittelwerten μ und den Standardabweichungen s

$$\vec{x}_k = \frac{\vec{x}'_k - \mu_k}{s_k}, \text{ mit } k = \sigma, v, r \quad (6.10)$$

normiert. Dies geschieht, um den Einfluss von großen Werten zu vermindern. Den Kraftfahrzeugen wird die 1 und den Fahrrädern die -1 zugeordnet. Mit den normierten Trainingsdaten wird der Klassifikator errechnet und abgespeichert. Die Gleichung der Entscheidungsfunktion der linearen Support Vector Machine (SVM) wird an die Zwecke dieser Arbeit angepasst:

$$f(\vec{x}) = w_\sigma \cdot x_\sigma + w_v \cdot x_v + w_r \cdot x_r + b. \quad (6.11)$$

Für die einfache Klassifikation gilt,

$$f(\vec{x}) \begin{cases} < 0 & \text{Fahrrad} \\ > 0 & \text{Kraftfahrzeug} \end{cases} \quad (6.12)$$

wobei für die Wahrscheinlichkeitsumwandlung eine sigmoidale Kalibrierung nach Platt[10]

$$P(y = 1 | f(\vec{x})) = \frac{1}{1 + e^{A \cdot f(\vec{x}) + B}} \quad (6.13)$$

verwendet wird.

6.3 Klassifikationsbericht

Ein Klassifikationsbericht zeigt wichtige Metriken der Klassifikation an. Anhand dieser wird das Modell bewertet. Alle Metriken bis auf den Support sind Werte von 0 bis 1 und können in Prozent angegeben werden. Die Tabelle 6.1 wird angelegt, um die folgenden Formeln einfach zu halten.

Anzahl	Wirkliche Klasse A	Wirkliche Klasse B
Klassifiziert als Klasse A	TA	FA
Klassifiziert als Klasse B	FB	TB

Tabelle 6.1: Konfusionsmatrix von 2 Klassen mit T = true und F = false[13]

6.3.1 Erklärung der Werte vom Klassifikationsbericht

Es wird Klasse A als gesuchte Klasse zur Erklärung festgelegt. Der Precision-Score gibt an wie viele Datenpunkte, die als Klasse A klassifiziert wurden, wirklich zu dieser Klasse gehören[13]

$$Precision = \frac{TA}{TA + FA}. \quad (6.14)$$

Der Recall-Score gibt an, wie viele Datenpunkte die der Klasse A angehören auch als Klasse A klassifiziert wurden[13]

$$Recall = \frac{TA}{TA + FB}. \quad (6.15)$$

Der F1-Score gibt das harmonische Mittel der Precision- und Recall-Scores für die Klasse A an[14]

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} = \frac{2 \cdot TA}{2 \cdot TA + FA + FB}. \quad (6.16)$$

Der Support gibt die gesamte Anzahl der Datenpunkte der Klasse oder des gesamten Datensatzes an.

Die Accuracy gibt die Anzahl aller korrekten Klassifikationen über die Anzahl aller Klassifikationen an[11]

$$Accuracy = \frac{TA + TB}{TA + FA + TB + FB}. \quad (6.17)$$

Der Macro-Average-Score gibt den Mittelwert eines Scores über alle Klassen N an[12][2]

$$MacroAvg = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=1}^N Score_k. \quad (6.18)$$

Der Weighted-Average-Score gibt den gewichteten Mittelwert eines Scores mit der Anzahl der Datenpunkten in den Klassen über alle Klassen N an[12]

$$WeightedAvg = \frac{1}{\sum_{k=1}^N Support_k} \cdot \sum_{k=1}^N Score_k \cdot Support_k. \quad (6.19)$$

6.3.2 Trainings- und Testfehler

Der Precision-Score der Klasse Fahrräder und der Recall-Score der Klasse Kraftfahrzeuge schneiden am schlechtesten ab (Tabelle 6.2 und Tabelle 6.3). Das heißt, der größte Fehler wird durch Kraftfahrzeuge, die fälschlicherweise als Fahrräder klassifiziert werden, erzeugt. Diese Fehlklassifikationen sind zu 98,5 % unterhalb von 22 m von dem Radarsensor entfernt (Abbildung 6.2).

Klasse	Precision	Recall	F1-Score	Support
Fahrrad	0,926	0,953	0,939	2071
Kraftfahrzeug	0,955	0,929	0,942	2221
Accuracy			0,941	
Macro Avg	0,940	0,941	0,941	4292
Weighted Avg	0,941	0,941	0,941	4292

Tabelle 6.2: Klassifikationsbericht der Trainingsdaten des *LimitedFinal* Modells

Klasse	Precision	Recall	F1-Score	Support
Fahrrad	0,916	0,948	0,932	496
Kraftfahrzeug	0,954	0,925	0,939	577
Accuracy			0,936	
Macro Avg	0,935	0,937	0,935	1073
Weighted Avg	0,936	0,936	0,936	1073

Tabelle 6.3: Klassifikationsbericht der Testdaten des *LimitedFinal* Modells

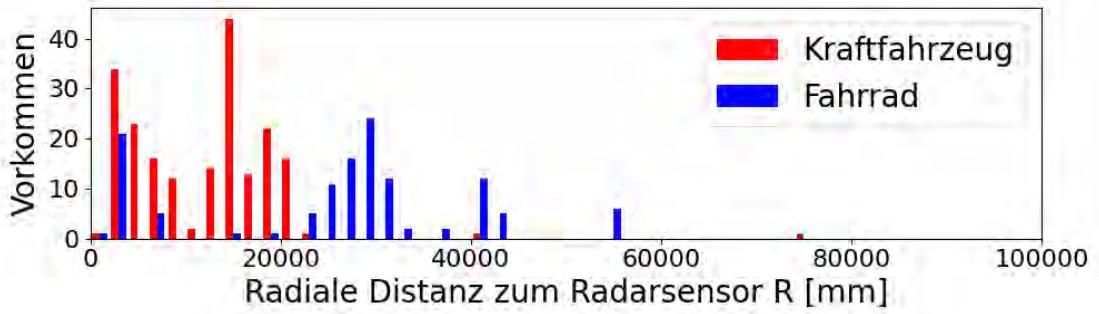


Abbildung 6.2: Fehlklassifikationen der Trainings- und Testdaten über die radiale Distanz R zum Radarsensor

6.3.3 Validierungsdaten

Validierungsdaten sind Daten, die nicht für das Training und das Testen verwendet werden. Diese Validierungsdaten werden an einem anderen Tag als die Trainings- und Testdaten aufgenommen. Es werden die gleichen Versuchsobjekte verwendet.

Der Precision-Score der Klasse Kraftfahrzeuge und der Recall-Score der Klasse Fahrräder schneiden unter Verwendung der unlimitierten Validierungsdaten am schlechtesten ab (Tabelle 6.4). Das heißt, der größte Fehler wird durch Fahrräder, die fälschlicherweise als Kraftfahrzeuge klassifiziert werden, erzeugt. Diese Fehlklassifikationen sind zu 61.1 % zwischen 30 m und 50 m von dem Radarsensor entfernt (Abbildung 6.3).

Tabelle 6.4: Klassifikationsbericht der unlimitierten Validierungsdaten des *LimitedFinal* Modells

Klasse	Precision	Recall	F1-Score	Support
Fahrrad	0,899	0,793	0,842	1626
Kraftfahrzeug	0,841	0,925	0,881	1924
Accuracy			0,864	
Macro Avg	0,870	0,859	0,862	3550
Weighted Avg	0,867	0,864	0,863	3550

Die Validierungsdaten werden wie die Trainings- und Testdaten limitiert. Das Objekt und ein Target müssen in den letzten 10 Datensätzen mindestens fünf Mal zusammen

enthalten gewesen sein. Durch die Limitierung verbessern sich die beiden Scores um über 10 %. Der Recall-Score der Klasse Fahrräder schneidet weiterhin am schlechtesten ab (Tabelle 6.5). Der Precision-Score der Klasse Kraftfahrzeuge sieht vermeintlich besser aus als der Precision-Score der Fahrräder. Dies täuscht aber, da der Support der Kraftfahrzeuge um 46,6 % größer ist und damit den Precision-Score der Klasse Kraftfahrzeuge erhöht und den der Fahrräder senkt. Das heißt, der größte Fehler wird weiterhin durch Fahrräder, die fälschlicherweise als Kraftfahrzeuge klassifiziert werden, erzeugt. Die Anzahl ist aber im Vergleich zu vor der Limitierung gesunken, besonders im vorherigen kritischen Bereich zwischen 30 m und 50 m von dem Radarsensor (Abbildung 6.3). Daher ist eine feste Klassifikation von Fahrrädern bei einer Entfernung von über 30 m zu dem Radarsensor fragwürdig.

Tabelle 6.5: Klassifikationsbericht der limitierten Validierungsdaten des *LimitedFinal* Modells

Klasse	Precision	Recall	F1-Score	Support
Fahrrad	0,926	0,916	0,921	921
Kraftfahrzeug	0,943	0,950	0,947	1350
Accuracy			0,937	
Macro Avg	0,935	0,933	0,934	2271
Weighted Avg	0,937	0,937	0,937	2271

Die meisten Fehlklassifikationen der Kraftfahrzeuge treten bei einer Entfernung von unter 10 m zu dem Radarsensor auf (Abbildung 6.3). Bei Fahrrädern ist dies zwar weniger gegeben, aber auch der Fall. Eine feste Klassifikation von Kraftfahrzeugen und Fahrrädern ist bei einer Entfernung von unter 10 m zu dem Radarsensor fragwürdig.

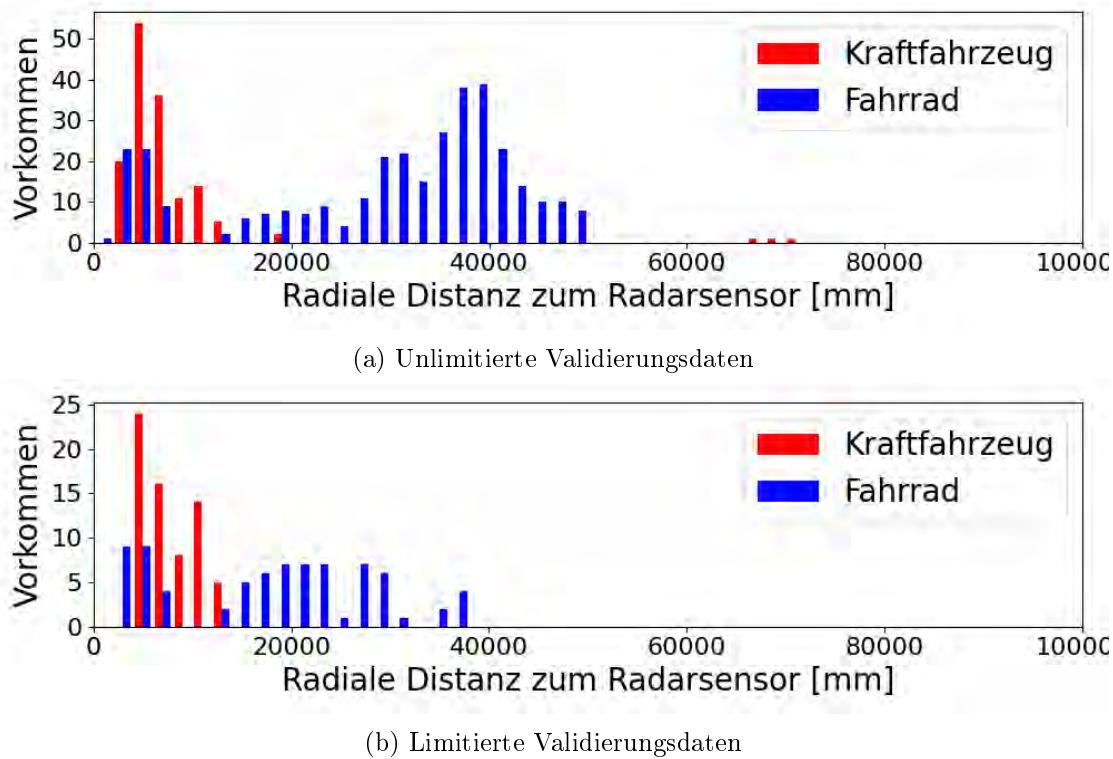


Abbildung 6.3: Fehlklassifikationen der Validierungsdaten über die radiale Distanz R zum Radarsensor

6.4 Daten der Entscheidungsebene

Die Mittelwerte und Standardabweichungen der Merkmale werden in Tabelle 6.6 dokumentiert, um zukünftige Daten zu normieren.

Merkmal	Mittelwert	Standardabweichung
$\bar{\sigma}_w$	$63,04086761195383 \text{ dBm}^2$	$15,661168310042221 \text{ dBm}^2$
$\bar{\Delta v}$	$0,1293842574537276 \frac{\text{m}}{\text{s}}$	$0,14938309859487134 \frac{\text{m}}{\text{s}}$
\bar{r}_{min}	$259,0598852192587 \text{ mm}$	$180,17904409037476 \text{ mm}$

Tabelle 6.6: Mittelwert und Standardabweichung der limitierten Daten

Die Vorzeichen der Gewichte aus der Tabelle 6.7 für die Gleichung 6.11 sind nachvollziehbar, da hohe Werte in den Merkmalen gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_w$ und Mittelwert der minimalen Distanz vom einem Target zum Objekt \bar{r}_{min} auf ein Kraftfahrzeug hindeuten (siehe Kapitel 5). Während ein hoher Wert im Merkmal Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen $\bar{\Delta v}$ auf ein Fahrrad hindeutet.

Parameter	Limitiert
w_σ	1,3663817916834236
w_v	-1,2663371970540704
w_r	2,2051709250737286
b	0,28336710643731344
A	-1,6478171686051961
B	0,18108483891201377

Tabelle 6.7: Angepasste Werte der Gleichung 6.11 und der Gleichung 6.13 für die limitierten Daten

Die Abbildung 6.4 stellt die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Klasse Kraftfahrzeuge über das Ergebnis der Gleichung 6.11 dar.

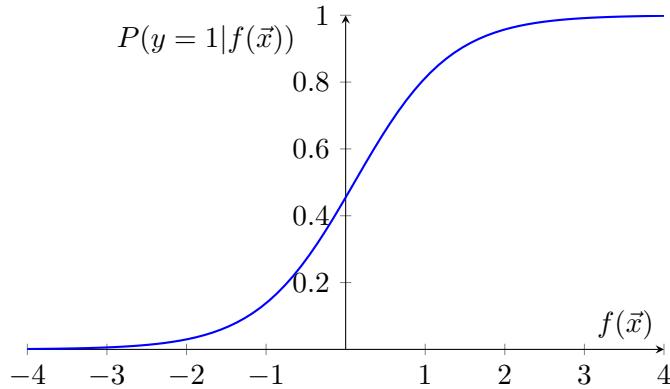


Abbildung 6.4: Sigmoid-Gleichung 6.13 der limitierten Daten aus Tabelle 6.7 für die Klasse der Kraftfahrzeuge

Die Abbildung 6.5 zeigt die Verteilung der limitierten Datenpunkte im dreidimensionalen Raum mit der eingezeichneten Entscheidungsebene.

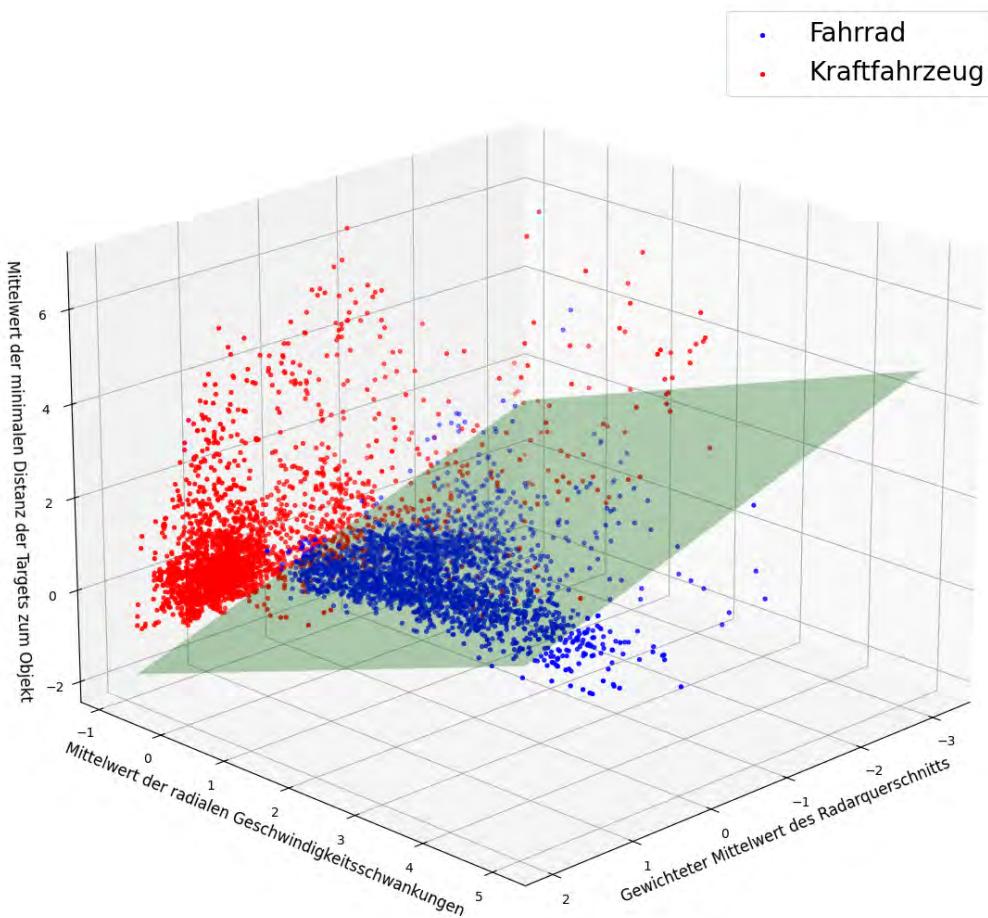


Abbildung 6.5: Streuung der limitierten Daten mit der Entscheidungsebene aus der Gleichung 6.11 und der Tabelle 6.7

7 Erweiterung der vorhandenen Python Scripte

Die in Abschnitt 3.3 dargestellte Visualisierung wird mit den Daten der Klassifizierung erweitert. In der Canvas Darstellung, in Abbildung 7.1 dargestellt, wird unter den bewegten Objekten die größte Wahrscheinlichkeit dargestellt. Sollte die Wahrscheinlichkeit für ein Fahrrad sprechen ist sie dunkelblau gefärbt. Sollte sie für ein Kraftfahrzeug sprechen ist sie dunkelrot gefärbt.

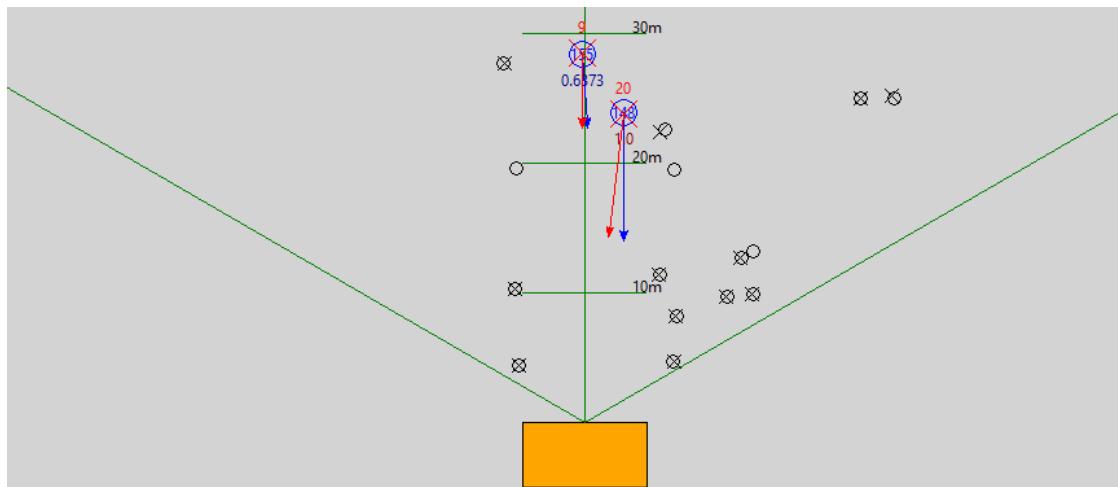


Abbildung 7.1: Visualisierung mit Klassifikation

In dem Hauptfenster der GUI werden in den Tabellen die Daten der Klassifikation angefügt. Wie in Abbildung 7.2 zu sehen ist, werden die Werte der drei Merkmale und die Wahrscheinlichkeiten der beiden Klassen hinzugefügt.

7 Erweiterung der vorhandenen Python Scripte

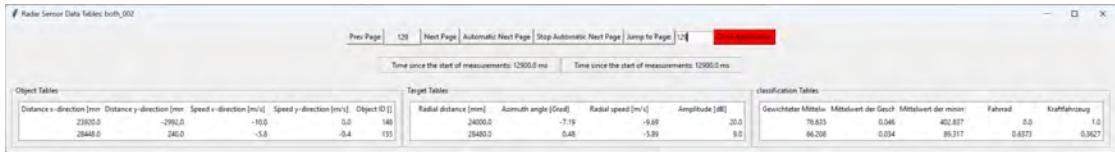


Abbildung 7.2: Hauptfenster der GUI zur Visualisierung der Radarsensordaten mit Daten der Klassifikation

Die erstellte GUI zum Einlesen von Radarsensordaten aus Abschnitt 3.1 wird mit einer Visualisierung der Daten erweitert (siehe Abbildung 7.3). Diese verhält sich wie die in Abbildung 7.1 dargestellte Visualisierung. Damit kann nun direkt bei der Aufnahme der Daten die Klassifizierung geprüft werden.

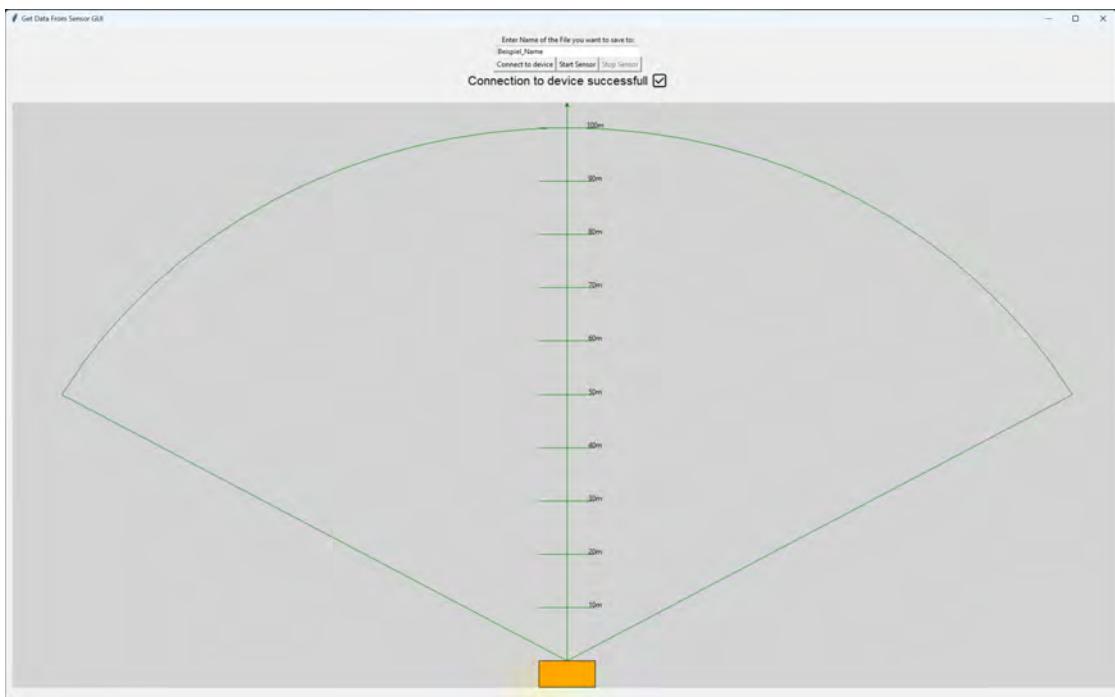


Abbildung 7.3: GUI zum Einlesen von Radarsensordaten mit grafischer Darstellung der bewegten Objekte und Targets

7.1 Warnleuchte

Der GUI der Datenvisualisierung wird eine Warnleuchte hinzugefügt, die aktiv wird, sobald ein Objekt als Kraftfahrzeug klassifiziert ist. Sollte sich ein Objekt, das als Fahrrad klassifiziert wurde, im Bereich hinter dem Kraftfahrzeug befinden, leuchtet sie rot auf (Abbildung 7.4). Die Werte des Radius und des Winkels des Warnbereiches können angepasst werden.

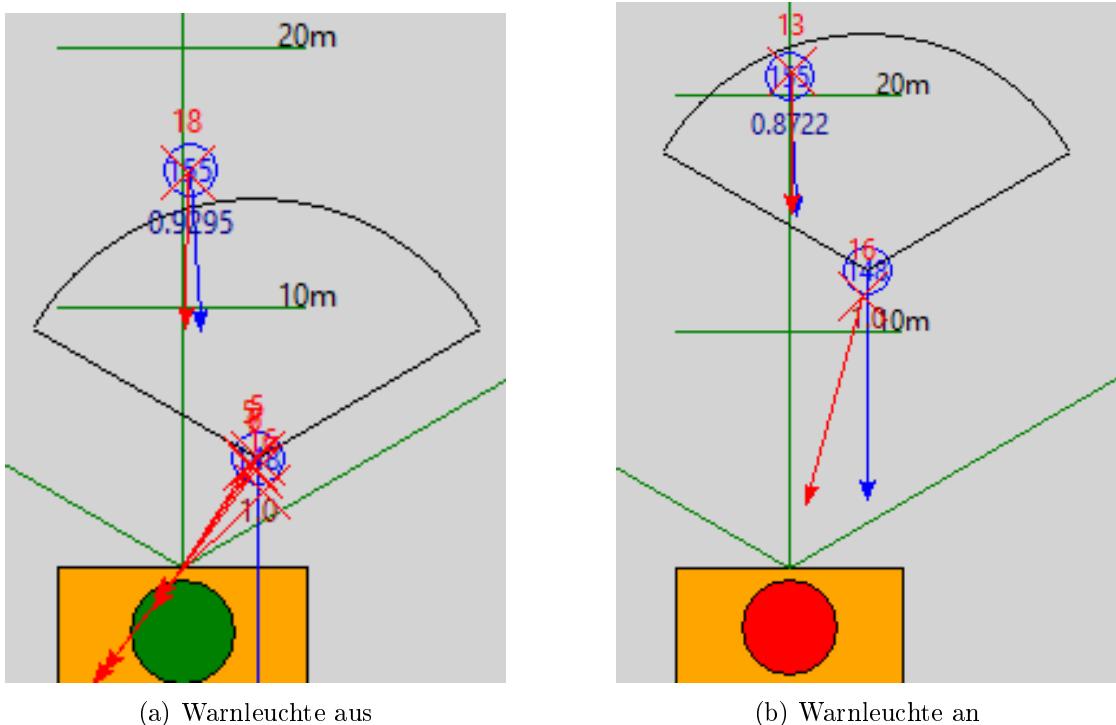


Abbildung 7.4: GUI der Visualisierung der Daten mit Warnleuchte und Warnbereich:
Radius 10 m und Winkel $\pm 60^\circ$

8 Fazit

In dieser Arbeit wurde untersucht, ob eine Klassifikation von Kraftfahrzeugen und Fahrrädern mittels Radarsensorik möglich ist. Es wurden diesbezüglich drei Merkmale erstellt. Der gewichtete Mittelwert des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_w$, der aus den Größen radiale Distanz R vom Radarsensor und dem Amplitudenpegel A_{dB} errechnet wird, sollte nochmal überdacht werden, da dieser keine horizontale Verteilung über die radiale Distanz vom Radarsensor R ausweist. Der Mittelwert der radialen Geschwindigkeitsschwankungen $\overline{\Delta v}$, der aus allen gegebenen Größen des Radarsensors, außer der Amplitude A_{dB} , errechnet wird, funktioniert alleine am besten. Seine Zuverlässigkeit steigt mit der Anzahl der Daten zum Errechnen des Merkmals. Dies ist für die anderen Merkmale nicht/wenig gegeben. Der Mittelwert der minimalen Distanz $\overline{r_{min}}$ der Targets zum Objekt, der aus allen gegebenen Distanz Größen errechnet wird, dient als Unterstützung des Merkmals gewichteter Mittelwert des Radarquerschnitts $\bar{\sigma}_w$, da er alleine keine große Aussagekraft hat.

Aus dieser Arbeit geht hervor, dass der Radarsensor für die Merkmale in dieser Arbeit nicht unter 5 m genutzt werden sollte. Das verwendete Kraftfahrzeug wird auf der maximalen Reichweite des Radarsensors von 100 m detektiert. Verwendete Fahrräder werden teilweise ab 60 m erfasst, dies ist aber eine Seltenheit und beginnt in der Regel ab 45 m, bis sie ab 35 m gut erfasst sind. Daher sollte der Radarsensor für die in der Einleitung geschilderten Unfallsituation, im Rahmen dieser Arbeit, zum Ausnutzen dieser Entfernung entsprechend aufgebaut werden. Es wird zwischen 10 m und 30 m empfohlen. Daher geht mit der zurückgelegten Distanz in 10 Messzyklen (Unterabschnitt 2.2.2) hervor, dass eine möglicherweise feste Klassifikation nach einer Sekunde angeraten ist.

Des Weiteren wurde die Frage gestellt, ob dies zur Prävention von Unfällen genutzt werden kann. Dies kann durch diese Arbeit nicht beantwortet werden, da zu wenig Versuchsobjekte verwendet wurden. Daher wird empfohlen eine größere Testreihe aufzustellen. Außerdem ist der Prozentsatz der korrekten Klassifikationen keine perfekte Abdeckung. Aus zeitlichen Gründen konnte die Warnleuchte (Abschnitt 7.1) nicht in die GUI zum

Einlesen von Radarsensordaten (Abbildung 7.3) implementiert und in Echtzeit geprüft werden.

8.1 Ausblick

Während der Bearbeitung und der Auswertung wurden folgende Verbesserungen, Anstöße zur Erweiterung und andere Herangehensweisen formuliert, welche nicht bereits explizit erwähnt wurden.

8.1.1 Verbesserungen

In der Visualisierung der Daten aus Abschnitt 3.3 sind alle Daten in den Tabellen und dem Canvas geladen. Dadurch können auf dem für diese Arbeit benutzten Laptop nur 7 Minuten, also circa 4200 Datensätze, geladen werden, bevor das Programm stoppt. Die Daten von Aufnahmen, die diese Zeit überschreiten, mussten auf mehrere Dateien aufgeteilt werden. In der Echtzeitversion ist dies durch ein festen Canvas und das Löschen der Datenpunkte anders implementiert und könnte daher übernommen werden.

8.1.2 Anstöße zur Erweiterung

Es wurde keine Fahrbahnerkennung implementiert, welche Abhilfe für die nicht perfekte Abdeckung in der Klassifikation schaffen könnte.

Der Einfluss des Azimut α auf die Daten des Radarsensors könnte untersucht werden. Zum Beispiel eine sinkende Reflexionsstärke mit steigendem Azimut.

In dieser Arbeit werden Datensätze, in denen keine Targets oder Objekte vorkommen, ignoriert. Bei der linearen Regression der radialen Geschwindigkeiten der Objekte ist dies nicht der Fall. Ein besserer Umgang mit diesen Datensätzen könnte von Vorteil sein. Wenn ein neues Objekt erkannt wird, gibt es in den vorangegangenen Datensätzen in der Regel zwei Targets, die zu diesem Objekt gehören. Die Auswertung dieser könnte zu einer schnelleren und sichereren Klassifikation führen.

Durch die in Abschnitt 3.1 beschriebene Limitierung der Vielfalt der Versuchsobjekte könnte eine Überanpassung an diese Objekte entstanden sein. Um sicherzustellen, dass

beispielsweise Kinder auf Fahrrädern erkannt werden, wäre es von Vorteil eine größere Vielfalt zu verwenden.

Die Auflösung des Radars wurde nicht beachtet. Auflösung im Bezug auf Radar bedeutet, dass zwei Signale getrennt werden können, wenn Sie sich im Abstand, Winkel oder der Geschwindigkeit um das doppelte der aufgeführten Werte unterscheiden[16].

8.1.3 Herangehensweisen

Diese Arbeit zeigt nur eine Herangehensweise an dieses Problem. Daher könnten von Grund auf andere Herangehensweisen bessere Ergebnisse liefern. In dieser Arbeit wurde die radiale Distanz r von den Targets zu dem Objekt häufig verwendet. Daher wäre eine Lösung, die diese Größe weniger betrachtet, interessant.

In dieser Arbeit wurde festgelegt, dass die Objekte, die der Radarsensor liefert, klassifiziert werden sollen. Es könnten nur die Targetdaten betrachtet werden.

Literaturverzeichnis

- [1] : *12. Choosing the right estimator.* – URL https://scikit-learn.org/stable/machine_learning_map.html. – Zugriffsdatum: 2025-02-12
- [2] : *classification_report.* – URL https://scikit-learn/stable/modules/generated/sklearn.metrics.classification_report.html. – Zugriffsdatum: 2025-04-03
- [3] : *Google Maps.* – URL https://www.google.de/maps/place/53%C2%B00'42.8%22N+10%C2%B005'38.2%22E/@53.5118889,10.093034,409m/data=!3m2!1e3!4b1!4m4!3m3!8m2!3d53.5118889!4d10.0939444?entry=ttu&g_epr=EgoYMDI1MDMyNS4xIKXMDSoASAFQAw%3D%3D. – Zugriffsdatum: 2025-03-29
- [4] BURKOV, Andriy: *The Hundred-Page Machine Learning Book.* 1. Frechen : mitp Verlags GmbH & Co. KG, 2019. – Authorized German translation from the English edition, ISBN 978-1-9995795-0-0. – ISBN 978-3-95845-995-3
- [5] DR. SHANE ROSS: *Kalman Filter for Beginners, Part 2 - Estimation and Prediction Process & MATLAB Example.* Mai 2023. – URL https://www.youtube.com/watch?v=qCZ2UTgLM_g. – Zugriffsdatum: 2025-03-27
- [6] HUDER, Bernhard: *Einführung in die Radartechnik.* Teubner, 1999. – URL <https://katalog.haw-hamburg.de/vufind/Record/249705419>. – ISBN 3-519-06261-5
- [7] MARCHTHALER, Reiner ; DINGLER, Sebastian: *Kalman-Filter: Einführung in die Zustandsschätzung und ihre Anwendung für eingebettete Systeme.* 2. Wiesbaden : Springer Vieweg, 2024. – URL <https://doi.org/10.1007/978-3-658-43216-4>. – ISBN 978-3-658-43216-4

- [8] MEDIENGRUPPE, FUNKE: *Radfahrer von Lastwagen erfasst und tödlich verletzt.* Juni 2023. – URL <https://www.abendblatt.de/hamburg/article238561213/Radfahrer-von-Lastwagen-erfasst-und-toedlich-verletzt.html>. – Zugriffsdatum: 2025-03-26
- [9] 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
- [10] PLATT, John C.: Probabilistic Outputs for Support Vector Machines and Comparisons to Regularized Likelihood Methods. In: SMOLA, Alexander J. (Hrsg.) ; BARTLETT, Peter L. (Hrsg.) ; SCHÖLKOPF, Bernhard (Hrsg.) ; SCHUURMANS, Dale (Hrsg.): *Advances in Large Margin Classifiers*. MIT Press, 1999, S. 61–74. – URL <https://home.cs.colorado.edu/~mozer/Teaching/syllabi/6622/papers/Platt1999.pdf>
- [11] : 3.4.4.2. *Accuracy score*. – URL https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html#accuracy-score. – Zugriffsdatum: 2025-02-18
- [12] : 3.4.4.4. *Balanced accuracy score*. – URL https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html#balanced-accuracy-score. – Zugriffsdatum: 2025-02-18
- [13] : 3.4.4.9.1. *Binary classification*. – URL https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html#binary-classification. – Zugriffsdatum: 2025-02-18
- [14] : *F1 Score*. – URL https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.f1_score.html#sklearn.metrics.f1_score. – Zugriffsdatum: 2025-02-18
- [15] SICK AG: *RMS2000 Telegram Listing RMS2000*. – URL https://cdn.sick.com/media/docs/9/89/289/telegram_listing_rms2000_radar_sensor_en_im0110289.pdf. – Zugriffsdatum: 2024-11-18

Literaturverzeichnis

- [16] SICK AG: *RMS2731C-636111 Datenblatt.* – URL https://cdn.sick.com/media/pdf/1/61/561/dataSheet_RMS2731C-636111_1128853_de.pdf. – Zugriffsdatum: 2024-11-18
- [17] STATISTISCHES BUNDESAMT: *Durchschnittlich 8 Tote und 1 004 Verletzte pro Tag im Straßenverkehr im Jahr 2023.* – URL https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2024/07/PD24_261_46241.html. – Zugriffsdatum: 2024-11-14

A Anhang

A.1 Verwendete Hilfsmittel

In der Tabelle A.1 sind die im Rahmen der Bearbeitung des Themas der Bachelorarbeit verwendeten Werkzeuge und Hilfsmittel aufgelistet.

Tabelle A.1: Verwendete Hilfsmittel und Werkzeuge

Tool	Verwendung
L <small>A</small> T <small>E</small> X	Textsatz- und Layout-Werkzeug verwendet zur Erstellung dieses Dokuments
Python	Einlesen, Verarbeiten und Visualisierung der Daten
Wireshark	Beobachtung der Datenübertragung des Radarsensors
VSCode	Python und Latex
Radarsensor	SICK RMS2731C-636111
Powerbank	12V DC
Laptop	Microsoft Surface Pro 8

A.2 Inhaltsangabe CD

Der Anhang zur Arbeit befindet sich auf CD und kann beim Erstgutachter eingesehen werden. Im folgende wird der Inhalt diese CD aufgelistet und eine Beschreibung hinzugefügt. Ordner werden **fett** und Dateien *kursiv* gedruckt.

- *Thesis_Radar_Watzlaw.pdf*

Die Bachelorarbeit in elektronischer Form.

- **RadarSensor**

Enthält die in Rahmen dieser Arbeit erstellten Dateien.

– Python

Enthält die in Rahmen dieser Arbeit erstellten Python Scripte.

Der *file_path* in *command_center.py* sollte überprüft werden, da alle main Dateien aus einem Verzeichnis über **RadarSensor**, mit VSCode, ausgeführt wurden. Er ist hart als *file_path = "RadarSensor/Datafiles/"* codiert. Sollten die Scripte auf die selbe Art ausgeführt werden, kann dies ignoriert werden.

Nur die Scripte mit main im Namen sind ausführbar. Dies gilt nicht für *cut_txt.py*, *speed_variation_graphic.py* und alle Scripte in **graphic_thesis**.

* *requirements.txt*

Enthält die verwendeten Pakete und ihre Versionen.

* *class_all_data.py*

Erzeugt ein Objekt, in dem die Radarsensordaten aus den JSON Dateien geladen werden und für andere Klassen abrufbar macht.

* *class_canvas_dimensions.py*

Klasse, die die Dimensionen der Visualisierung der Daten je nach gegebener Auflösung errechnet.

* *class_canvas_viewer_live.py*

Klasse, die die Daten des Radarsensors in Echtzeit visualisiert.

* *class_canvas_viewer.py*

Klasse, die die Daten des Radarsensors visualisiert.

* *class_classifier.py*

Klasse, die die Merkmale aus den Radarsensordaten errechnet. Enthält die Funktionen der Rechnungen, um sie an anderer Stelle zu verwenden.

* *class_page_turner.py*

Klasse, die die Buttons in der GUI, mit denen zu anderen Datensätzen gewechselt werden kann, erzeugt.

* *class_read_in_data.py*

Klasse, die die GUI zum Einlesen der Radarsensordaten erstellt. Funktionen zur Verarbeitung der Daten in Echtzeit.

- * *class_table_viewer.py*
Klasse, die in der GUI Tabellen der Objekt-, Target- und Klassifikationsdaten erzeugt. Funktionen zur Erstellung der Tabellen.
- * *class_time_viewer.py*
Klasse, die in der GUI Labels mit der Zeit seit der ersten Messung darstellt.
- * *command_center_classes.py*
Funktionen, die von mehreren Klassen benutzt werden.
- * *command_center_data.py*
Funktionen, die die Namen der Trainings-, Test und Validierungsdaten halten. Funktionen zur Verarbeitung und Darstellung dieser.
- * *command_center.py*
Generelle Funktionen, die von vielen Scripts benutzt werden. Funktionen zum Einlesen von Daten des Radarsensors.
- * *constants_and_macros.py*
Konstanten und Makros für alle Programme.
- * *cut_txt.py*
Teilt eine Textdatei, anhand von gegebenen Seitenzahlen aus der Datenvisualisierung.
- * *dict_lookup_info.py*
Dictionaries mit Daten, die an verschiedenen Stellen gebraucht werden.
- * *histograms_and_scatter_plots.py*
Funktionen zum Erstellen von Histogrammen und Scatter Plots.
- * *main_get_data_from_sensor.py*
Main Datei zum Ausführen des Programmes zum Einlesen von Daten vom Radarsensor.
- * *main_make_model_and_plots.py*
Main Datei, die das SVM Modelle erstellt und Grafiken wie Histogramme und Scatter Plots erstellt.

* *main_use_model_on_data.py*

Main Datei, die das angegebene SVM Modell auf einen angegebenen Datensatz verwendet. Es wird eine Grafik mit Fehlklassifikationen und ein Klassifikationsbericht erstellt.

* *main_view_data.py*

Main Datei zum Ausführen des Programmes zur Visualisierung der Daten.

* *speed_variation_graphic.py*

Erstellt zwei Grafiken mit der radialen Geschwindigkeit über die Distanz zum Radarsensor von den gegebenen Dateien.

* **graphic_thesis**

Enthält Scripte für Grafiken, die für die Bachelorarbeit erstellt wurden.

– **Datafiles**

Enthält die im Rahmen dieser Arbeit erstellten Files.

* **CSVfiles**

Enthält die im Rahmen dieser Arbeit erstellten Daten des Radarsensors in CSV Form.

* **Jsonfiles**

Enthält die im Rahmen dieser Arbeit erstellten Daten des Radarsensors in Dictionary Form.

* **Modeldatafiles**

Enthält die im Rahmen dieser Arbeit erstellten Klassifikationsberichte und Daten des Modells.

* **Modelfiles**

Enthält die im Rahmen dieser Arbeit erstellten Klassifikator Modelle aus den Daten des Radarsensors.

* **Pictures**

Enthält die im Rahmen dieser Arbeit erstellten Bilder der Modelle aus den Daten des Radarsensors. Histogramme und Scatter Plots.

* **Scalerfiles**

Enthält die Standardabweichungen und die Mittelwerte der Klassifikator Modelle aus den Daten des Radarsensors.

* **Textfiles**

Enthält die im Rahmen dieser Arbeit erstellten Rohdaten des Radarsensors.

* **Textfiles_cut**

Enthält die im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Rohdaten des Radar-sensors in Textform. Sie wurden verkürzt und separiert, um die Verarbei-tungsdauer zu senken und eine angenehmere Visualisierung zu bieten.

Erklärung zur selbständigen Bearbeitung

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit ohne fremde Hilfe selbständig verfasst und nur die angegebenen Hilfsmittel benutzt habe. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quellen kenntlich gemacht.

Ort

Datum

Unterschrift im Original