7 Robustheit der Ergebnisse

In der vorliegenden Arbeit wurde eine Vorgehensweise zur Anpassung eines Auslösealgorithmus an einen Fahrzeugtyp vorgestellt.

Wie robust sind die Ergebnisse? Sind die Trainingsdaten ausreichend um den Algorithmus anzupassen? Wie hoch wird die Anzahl der Fehlauslösungen im tatsächlichen Straßenverkehr sein?

Zur Beantwortung dieser Frage können informationstheoretische Betrachtungen herangezogen werden. Maßgebend sind im Wesentlichen drei Größen:

1. der Informationsgehalt der Messdaten $H_{Messung}$,
2. der Informationsgehalt der möglichen Parametereinstellungen H_{Par} und
3. die Größe n der Stichprobe oder vielmehr die Anzahl verschiedener Ereignisse m in der Stichprobe

7.1 Informationstheoretische Aspekte

Umgangssprachlich bezeichnet man eine Nachricht, also eine Zeichenkette über einem Alphabet, die einem Zweck dient oder eine Aktion auslöst als Information [32] [33]. Die Einheit der Information ist „bit“ (basic indissoluble information unit). Die Ähnlichkeit zu „binary digit“ ist nicht zufällig, da der Informationsgehalt auch die Mindestanzahl der Bits zur Darstellung der Information angibt.

Mit Hilfe dieser Festlegung lässt sich der maximale Informationsgehalt eines abgetasteten Signals angeben. Liegen k diskrete Messwerte vor, wobei jeder Wert in b Bit kodiert ist, so ist der Informationsgehalt dieser Nachricht höchstens

$$H_{Messung} \leq k \cdot b\,\mathrm{bit} \tag{41}$$

Auf die Abtastfrequenz f_{Abt} und eine Abtastdauer T_{Abt} bezogen lautet der Zusammenhang

$$H_{Messung} \leq f_{Abt} \cdot T_{Abt} \cdot b\,\mathrm{bit} \tag{42}$$

In gleicher Weise lässt sich der Informationsgehalt der einstellbaren Parameter bestimmen. Er ergibt sich aus dem Zweierlogarithmus (ld) der Anzahl der einstellbaren Möglichkeiten. (Durch geschickte Kodierung könnten alle Parametereinstellungen als Binärzahlen durchnummeriert werden.)

Die Anzahl der einstellbaren Möglichkeiten von $\#Par$ unabhängigen Parametern ergibt sich aus dem Produkt der einzelnen Einstellmöglichkeiten.

$$H_{par} = \mathrm{ld}(\prod_{i=1}^{\#Par} Par_i) \tag{43}$$

Gelten für die Parameter Nebenbedingungen wie $Par_i < Par_j$ so wird dieser Wert kleiner. Außerdem kann Redundanz beispielsweise in Form vertauschbarer Parameter auftreten.

Um den Informationsgehalt des Signals nach unten abzuschätzen, muss die Frequenz und Messgenauigkeit der Abtastung betrachtet werden.

Das Abtasttheorem von Shannon besagt, dass ein Signal mit einer maximalen Frequenz von f durch eine Abtastung mit der doppelten Frequenz vollständig erfasst wird. Eine Abtastung mit noch höherer Frequenz enthält daher Redundanz.

Die Berücksichtigung der Messgenauigkeit erfordert ein statistisches Modell des Messfehlers. Dieses Fehlermodell ist durch die Einflüsse der Sensorkennlinien, der Messstrecke und der Kalibrierung sehr kompliziert und liegt hier nicht vor. Daher wird von einem vereinfachten Modell mit einem gleichverteilten Messfehler von $\pm p\%$ des Messbereichs ausgegangen (Abbildung 52).

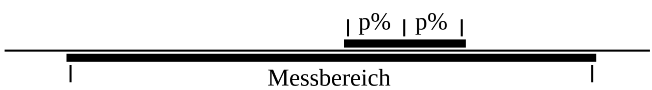

Abbildung 52: Einfaches Fehlermodell

Der gesamte Messbereich wird somit auf $\frac{2p}{100}$ eingeschränkt. Der Informationsgehalt eines Messwertes ist daher

$$H_{Messwert} = \mathrm{ld}(\frac{100}{2p}) = \mathrm{ld}\frac{50}{p} \tag{44}$$

Zum Verständnis: Eine Einschränkung auf die Hälfte entspricht 1 bit, auf ein Viertel 2 bit und allgemein auf $1/x$ entspricht sie $\mathrm{ld}(x)$ bit.

Ein abgetastetes Signal der Dauer T mit einer Höchstfrequenz f und einer Genauigkeit von $\pm p\%$ enthält daher eine Mindestmenge an Information von

$$H_{Messung} \geq T \cdot 2f \cdot \mathrm{ld}\frac{50}{p} \tag{45}$$

Nun stellt sich die Frage, in welchem Verhältnis der Informationsgehalt der Messdaten, die Anzahl der möglichen Einstellungen und die Größe der Stichprobe zueinander stehen müssen, um eine robuste Einstellung vornehmen zu können.

Der Informationsgehalt der Messdaten ist $H_{Messung}$. Das bedeutet, dass alle möglichen Ereignisse auf $2^{H_{Messung}}$ Klassen reduziert werden. Das Auslöseverhalten wird nun nicht in der zeitlichen Bewertung (Kapitel 4), sondern lediglich als binäre Entscheidung betrachtet. Jedes Ereignis wird somit als Auslöser oder Nichtauslöser klassifiziert. Der Zeitpunkt der Auslösung, wie er in der Kapitel 4 bewertet wird, wird nicht berücksichtigt.

Um das Wunschverhalten für alle Ereignisse „auswendig zu lernen“ sind also $2^{H_{Messung}}$ Bit notwendig. Dies stellt wiederum eine absolute Obergrenze für den Parameterraum des Algorithmus dar. Tatsächlich soll der Algorithmus die Ereignisse nicht auswendig lernen, sondern charakteristische Merkmale erkennen. Die sinnvolle Zahl sollte daher wesentlich kleiner sein.

$$H_{par} \ll 2^{H_{Messung}} \tag{46}$$

Ist der Parameterraum größer, so enthält er Redundanz und gaukelt eine Scheingenauigkeit vor, die nicht vorhanden ist. Es wird dann jeweils eine Vielzahl von gleichwertigen Einstellungen geben.

Wieviele Kollisionsversuche sind notwendig? Um alle Parameter einstellen zu können, muss von jeder unterscheidbaren Ereignisklasse mindestens ein Datensatz zur Verfügung stehen. Die Mindestanzahl verschiedener Ereignisse ist daher H_{par}.

$$m \geq H_{par} \tag{47}$$

Somit ist die sinnvolle Zahl an Einstellmöglichkeiten auf zwei Arten nach oben beschränkt, durch den Informationsgehalt des Signals und die Größe der

Stichprobe zur Anpassung der Parameter. Mit Hilfe dieser groben Abschätzungen können nun die Werte für die hier vorliegende Technik eingesetzt werden.

Praktische Anwendung

Der Informationsgehalt der Messdaten

Die Aufnahme auswertbarer Information beginnt bei ausschließlicher Beschleunigungsmessung mit dem Kontakt der beiden Kollisionsobjekte. Die Dauer ist dabei veränderlich. Je länger die Verformung andauert, desto mehr Information steht zur Verfügung. Es hat sich gezeigt, dass die Entscheidung bei den meisten Ereignissen nach ungefähr $t = 10\,\mathrm{ms}$ erfolgen muss. Bei einer 8-Bit Abtastung mit einer Frequenz von $1000\,\mathrm{Hz}$ lautet somit die obere Abschätzung (Gleichung 42)

$$H_{Messung} \leq 1000\,\mathrm{Hz} \cdot 10\,\mathrm{ms} \cdot 8\,\mathrm{bit} = 80\,\mathrm{bit} \tag{48}$$

Dieser Wert ist sehr hoch und würde bedeuten, dass fast 2^{80} verschiedene Ereignisse unterschieden werden könnten. Schätzt man den Informationsgehalt nach unten ab, ergibt sich ein ganz anderer Wert.

Zur unteren Abschätzung stellt sich die Frage nach der maximalen Frequenz des kontinuierlichen Signals. Sie lässt sich durch Betrachtung der Datensätze gleichartiger Ereignisse klären. Ungefiltert ist deren Gleichheit nicht erkennbar. Erst bei Herausfilterung eines Kernsignals wird sie erkennbar. In [S3] wurde das Signal so gefiltert, dass das Kernsignal während der Verzögerungsphase keine negativen Werte annimmt. Hierbei stellte sich eine maximale Filterfrequenz von etwa $100\,\mathrm{Hz}$ ein. Sieht man diese Frequenz als Obergrenze für die echte Verformungsinformation, so genügt nach Shannon eine Abtastrate von $200\,\mathrm{Hz}$. Geht man von einem Messfehler von $p = 5\%$ des Messbereichs aus, so ergibt sich für die Information eines Messwertes $3,32\,\mathrm{bit}(\,\mathrm{ld}(50/5))$. Betrachtet man diese Werte, so reduziert sich nach Gleichung 45 die Information auf

$$H_{Messung} \geq 10\,\mathrm{ms} \cdot 200\,\mathrm{Hz} \cdot 3,32\,\mathrm{bit} = 6,64\,\mathrm{bit} \tag{49}$$

Betrachtet man diese Untergrenze der Information, so bedeutet das, dass nach $10\,\mathrm{ms}$ im schlechtesten Fall nur etwa 100 unterschiedliche Kollisionsfälle unterschieden werden können.

Der Informationsgehalt der möglichen Einstellungen

Die Anzahl der Einstellungen ergibt sich aus dem Produkt der jeweiligen Einstellmöglichkeiten (Gleichung 43). Der hier verwendete Algorithmus arbeitet mit 10 Parametern, drei Filterbreiten f_i, drei Schwellen S_i und drei Gewichtungen F_i. Für die Filterbreiten gibt es jeweils 20 Möglichkeiten, für die Schwellen je 3000 und für die Gewichtungen je 4. Folglich besitzt dieser einfache Algorithmus bereits $20^3 \cdot 3000^3 \cdot 4^3 \approx 2^{54}$ Einstellmöglichkeiten also

$$H_{Par} = 54\,\text{bit} \tag{50}$$

Für Algorithmus 2 ergibt sich ungefähr $H_{Par} = 100\,\text{bit}$ und für Algorithmus 3 ergeben sich mehrere hundert bit. Die Ungenauigkeit rührt daher, dass die Nebenbedingungen teilweise nicht bekannt waren oder nicht abgeschätzt werden konnten.

Die Größe der Stichprobe

Fahrzeug	n	Auslöser	Nichtauslöser
Typ 1	53	48	5
Typ 2	73	31	42
Typ 3	37	24	13
Typ 4	21	16	5
Typ 5	67	54	13
Typ 6	67	64	3
Typ 7	42	34	8
Typ 8	57	49	8
Typ 9	39	35	4
Typ 10	76	62	14

Abbildung 53: Größe der Stichprobe

Die Größe der Stichprobe verschiedener Ereignisse muss nach Gleichung 47 mindestens so groß sein wie der Informationsgehalt der Parameter. Aus Kostengründen werden von Autoherstellern meist nur wenige verschiedene Kollisionsversuche durchgeführt. Bei den vorliegenden Daten waren dies zwischen

10 und 20 pro Fahrzeugtyp. Abbildung 53 zeigt die genauen Zahlen aller Crashs, die für diese Arbeit vorlagen. Eine robuste Parameteranpassung durch den Rechner ist nach diesen Erkenntnissen völlig unmöglich.

Die vorhergehenden Abschätzungen waren an einigen Stellen sehr vage. Sie sollen nur eine grobe Vorstellung darüber geben, mit welchen Größenordnungen gerechnet werden muss. Um bessere Aussagen über die Robustheit der Ergebnisse zu machen bietet sich ein Verfahren an, dass ebenso einfach wie wirkungsvoll ist. Es ist aus den neuronalen Netzen bekannt. Dazu werden die vorhandenen Daten in eine Test- und eine Trainingsmenge zerlegt (Kreuzvalidierung).

7.2 Kreuzvalidierung

Stellvertretend für alle zehn Fahrzeugtypen wurde für diese Versuche der Typ 10 ausgewählt. Von den vorhandenen 62 Auslöseereignissen wurden 50 ausgewählt. Die 14 Nichtauslöseereignisse wurden mit 36 von anderen Fahrzeugen ergänzt. Da es sich um Hammerschläge, Bordsteinüberfahrten und ähnliches handelt, ist davon auszugehen, dass die Ereignisse auch auf andere Fahrzeuge übertragbar sind. Somit standen genau 100 Datensätze zur Verfügung.

Abbildung 54 illustriert den Ereignisraum und die Stichprobe. Für die Aus-

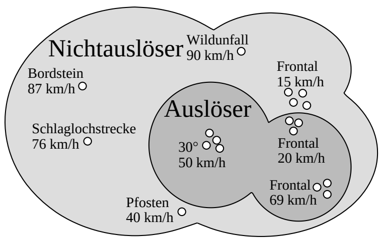

Abbildung 54: Kleine Stichprobe aus großem Ereignisraum

lösung wurde Algorithmus 1, also die gewichtete Kombination mehrerer Schwellenkriterien, verwendet. Er erwies sich als sehr anpassungsfähig und mit neun Parametern als gut optimierbar.

Die Stichproben sind mit S1 und S2 bezeichnet und enthalten jeweils 25 Auslöser und 25 Nichtauslöser (Abbildung 55). Die Bewertung der Einzelereignisse und die Gewichtung erfolgte wie in Kapitel 4 beschrieben.

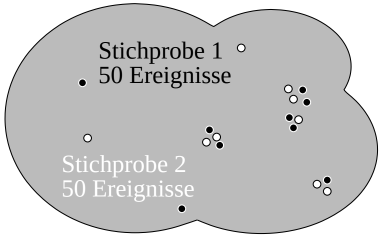

Abbildung 55: Zerlegung der Stichprobe

Es wurden drei Optimierungen durchgeführt. Als Trainingsmenge diente einmal S1, einmal S2 und zuletzt wurde über beide Mengen optimiert. Wie in Abbildung 56 zu sehen ist, ist die Bewertung der Testmenge in den ersten beiden Versuchen deutlich schlechter als die der Trainingsmenge. Die Bewertung von S1+S2 ist der Durchschnitt der Bewertungen der beiden Stichproben. Eine Bewertung von über $0,2$, was einem Totalversagen bei 20% der Ereignisse entspricht, kann nicht hingenommen werden. Es ist ebenfalls zu erkennen,

Bewertungen bei ...	S1	S2	S1+S2
Optimierung nach Stichprobe 1	0,027	0,216	0,122
Optimierung nach Stichprobe 2	0,136	0,086	0,111
Optimierung nach Stichprobe 1+2	0,043	0,116	0,080

Abbildung 56: Aufteilung in zwei Stichproben

dass die Auswahl der Kollisionen Einfluss auf die Güte der Optimierung hat. Offenbar ist S2 eine Auswahl schwerer zu optimierender Daten, also „kritischerer“ Ereignisse. Die Abweichung zwischen den Ergebnissen belegt damit, dass 50 Datensätze eine viel zu kleine Stichprobe darstellt, um Aussagen über die Fehlerquote zu treffen.

Eine Möglichkeit, die Zahl der Datensätze zu erhöhen, besteht in der Skalierung der Geschwindigkeit, siehe Abbildung 57. Das Verfahren wurde in Kapitel 3 vorgestellt. Dabei wurden Kollisionen mit hoher Geschwindigkeit, beispielsweise 65 km/h in 5 km/h-Schritten bis 5 km/h herunterskaliert. Aus den 100 gemessenen Datensätzen wurden auf diese Weise 1000 erzeugt. Die Stichproben wurden weiterhin getrennt behandelt, das heißt Ereignisse, die aus S1 abgeleitet wurden, verblieben in $S1'$. Inwieweit diese Daten der Realität entsprechen, ist nicht bekannt.

Die Gewichtungen wurden neu angepasst, da aus ursprünglichen Auslöseereignissen durch Verringerung der Geschwindigkeit auch Nichtauslöser generiert wurden.

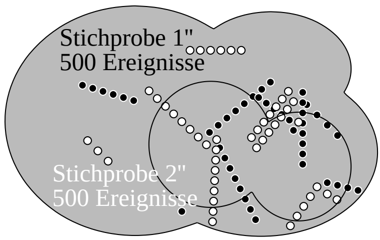

Abbildung 57: Skalieren der Geschwindigkeit

Die Bewertungsergebnisse werden auch hier schlechter, da neben der Erhöhung der Zahl der Datensätze auch zusätzliche Kollisionsgeschwindigkeiten auftreten. Die Repräsentativität der Ereignisse wird dadurch höher. Im schlechtesten Fall wird eine Bewertung von $0,136$ erzielt. Es ist jedoch deutlich zu sehen, dass die Abweichungen der Bewertungen von Test- und Trainigsmenge wesentlich geringer ist als bei einer Anzahl von 50 Ereignissen

Die erreichbare Bewertung der Auslösung mit diesem Algorithmus liegt bei ungefähr zehn Prozent. Dieser Wert mag sehr hoch erscheinen. Es ist jedoch anzumerken, dass sich diese Fehlerrate ausschließlich auf die kritischen Ereignisse bezieht, die als Grundlage für die Optimierung dienten. Bei den verwendeten Nichtauslösesituationen handelt es sich nicht um alltägliche Fahrsituationen, wie Vollbremsungen oder Parkrempler, sondern um Wildunfälle, Hammerschläge auf den Sensor und Kollisionen im Grenzbereich zu den Auslö-

Bewertungen bei ...	$S1'$	$S2'$	$S1'+2'$
Optimierung nach Stichprobe $1'$	0,089	0,119	0,104
Optimierung nach Stichprobe $2'$	0,136	0,120	0,128
Optimierung nach Stichprobe $1'+2'$	0,100	0,126	0,113

Abbildung 58: Skalieren der Geschwindigkeit

seereignissen. In allgemeinen Fahrsituationen ist die Wahrscheinlichkeit, dass es zu einer Auslösung kommt, praktisch 0. Die Auslösekollisionen liegen alle unter 69 km/h. Bei Unfällen mit höherer Differenzgeschwindigkeit wird die Auslösung mit sehr hoher Sicherheit erfolgen.

An der Realitätsnähe der künstlich errechneten Kollisionen sind sicher Zweifel angebracht, da die Berechnung mit verhältnismäßig einfachen Mitteln erfolgte. Auch sind die Stichproben noch recht klein. Die Ergebnisse belegen jedoch, dass es für eine automatische Parameteranpassung unabdingbar ist, große Datenmengen zur Verfügung zu haben. Insbesondere steigt die Zahl notwendiger Daten mit der zunehmenden Komplexität der Auslösealgorithmen. Sollen die Algorithmen vom Rechner automatisch angepasst werden, wird man nicht umhinkommen, einige Tausend Datensätze zu verwenden. Es versteht sich von selbst, dass hierfür die Berechnung künstlicher Daten, beispielsweise mit finiten Elementen, notwendig wird.

Die vorgestellte Vorgehensweise zur Anpassung der Algorithmen und Validierung der Ergebnisse ist jedoch ein zuverlässiger Weg zu einer robusten Einstellung. Werden künstlich generierte die notwendige Güte erreichen, kann die Robustheit einer Einstellung sehr genau bestimmt werden.