

## Metrik zur Bewertung der Kritikalität von Verkehrssituationen und -szenarien

Philipp Junietz\*, Jan Schneider‡ und Hermann Winner†

**Zusammenfassung:** Bei der Freigabe automatisierten Fahrens ist eine der Herausforderungen der Nachweis, dass das Risiko im Straßenverkehr durch die Einführung nicht zunimmt. Der szenariobasierte Freigabeansatz basiert auf dem Test besonders kritischer Fahrsituationen unter der Annahme, dass der Großteil einer typischen Fahrt keine besondere Kritikalität aufweist und daher Tests dieser Fahrtanteile nur wenig zum Sicherheitsnachweis beitragen. Um die kritischen Situationen und Szenarien aus Messdaten automatisch zu identifizieren, sind Metriken, die die Kritikalität beschreiben, nötig. In diesem Paper wird ein neuer Metrikansatz für diese Bewertung vorgestellt. Dazu wird zunächst die Kritikalität allgemein definiert und anschließend eine Berechnungsmethode sowie ein Vorschlag zur Kalibrierung vorgestellt.

**Schlüsselwörter:** Kritikalität, Metrik, Automatisiertes Fahren, Bewertung

### 1 Motivation

Während die technische Entwicklung des hochautomatisierten Fahrens immer weiter voranschreitet, ist die Frage nach einer gültigen Freigabe- und Testmethodik noch immer Gegenstand aktueller Forschung. [1] Für einen Sicherheitsnachweis über die Erprobung im realen Verkehr schätzen Wachendorf und Winner [2] auf Basis statistischer Überlegungen eine Testdistanz von über 6 Mrd. km ab, wenn der durchschnittliche Abstand zwischen zwei tödlichen Unfällen auf Autobahnen als Referenzwert herangezogen wird. Eine mögliche Methode, diesen Testaufwand zu reduzieren, ist die Identifikation der wenigen kritischen Situationen in der genannten Testdistanz. Dies basiert auf der Grundannahme, dass der Großteil einer Autobahnfahrt ohne besondere Ereignisse verläuft und Tests dieser gewöhnlichen Szenarien für den Sicherheitsnachweis wenig beitragen.

Für die automatische Identifikation von relevanten, kritischen Situationen oder Szenarien sind Metriken zusammen mit einer Auswahlbedingung (Grenzwert) bzw. einer Kalibrierung nötig. Diese werden unter dem Begriff der Kritikalitätsmetriken zusammengefasst. Für die Definition der Begriffe Situation und Szenario wird auf Ulbrich [3] verwiesen. Vereinfacht dargestellt ist eine Situation eine Momentaufnahme, während sich ein Szenario über einen

---

\* Philipp Junietz ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fachgebiet Fahrzeugtechnik der TU Darmstadt, Otto-Berndt-Straße 2, 64287 Darmstadt (e-mail: junietz@fzd.tu-darmstadt.de).

‡ Jan Schneider war studentischer Mitarbeiter am Fachgebiet Fahrzeugtechnik der TU Darmstadt, Otto-Berndt-Straße 2, 64287 Darmstadt (e-mail: jan.4xschneider@t-online.de).

† Hermann Winner ist Leiter des Fachgebiets Fahrzeugtechnik der TU Darmstadt, Otto-Berndt-Straße 2, 64287 Darmstadt (e-mail: winner@fzd.tu-darmstadt.de).

längeren Zeitraum erstreckt.

Feldstudien wie Field-Operational-Tests (FOT) oder Naturalistic-Driving-Studies (NDS), oder auch einzelne Testfahrten und Simulationen dienen als Datengrundlage für die Kritikalitätsmetrik. Das aktuelle Vorgehen bei der Identifikation kritischer Szenarien in FOT- und NDS-Studien sieht die Verwendung kinematischer Schwellwerte (für Beschleunigung, Gierrate, Lenkwinkel, Ruck und weitere) und einfacher Metriken wie der Time-to-Collision (TTC) vor [4, 5]. Es gelingt jedoch nur eine Vorauswahl, die per Videoanalyse manuell verfeinert wird [6 bis 8].

In diesem Paper wird aus einer Top-Down-Sicht eine Kritikalitätsmetrik abgeleitet, die unabhängig vom Szenario auf der Autobahn anwendbar ist. Das Ziel ist die bestehenden Methoden zu verbessern und die Anzahl an falsch-positiven Detektionen und damit den Aufwand des manuellen Verfeinerns zu verringern. Anschließend werden mögliche Kalibriermethoden diskutiert.

## 2 Stand der Technik

Im Allgemeinen adressieren Kritikalitätsmetriken einen der drei Bereiche: Trajektorienplanung, Beschreibung eines Unfallrisikos oder der Bestimmung kritischer Situationen in Datenbanken, wie z.B. aus NDS- oder FOT-Studien.

Metriken zur Trajektorienplanung bewerten die Kritikalität a priori, benötigen also eine Bewegungsprädiktion von Ego- und Objektfahrzeug. Eine Unterklassifizierung von Kritikalitätsmetriken zur Trajektorienplanung liefert Schreier [9]. Diese werden in drei Gruppen je nach Art der Prädiktion unterteilt. Eine Prädiktion, basierend auf der aktuellen Systemdynamik, sei nur für eine kurze Zeit möglich ( $< 1$  s). Für längere Prädiktionen werden entweder bekannte Bewegungsmuster oder eine Erkennung der Gesamtsituation genutzt. Auf die prädierten Trajektorien wird dann eine Reihe von Metriken angewandt, wobei zwischen deterministischen und probabilistischen Metriken unterschieden wird. Typische deterministische Metriken sind Time-to-X-Metriken (TTX). Der bekannteste Vertreter ist die Time-to-Collision (TTC) [10]. Weitere zeitliche Metriken sind die Time-to-Brake (TTB) [11], Time-to-Steer (TTS) und Time-to-Kickdown (TTK) [12], zusammengefasst als Time-to-React (TTR). [13] Andere deterministische Metriken nutzen fahrdynamische Größen zur Kritikalitätsabschätzung wie beispielsweise die Required Deceleration ( $a_{req}$ ) [14], welche die notwendige Bremsbeschleunigung zur Unfallvermeidung ermittelt. Diese Metriken sind jedoch nur anwendbar, wenn mit der verwendeten Prädiktion eine Kollision erwartet wird. Bei prädierten knappen Vorbeifahrten wird keine Kritikalität festgestellt. Eggert nutzt die beiden Metriken Distance-of-Closest-Encounter (DCE) und Time-to-Closest-Encounter (TTCE). [15] Ebenfalls universell anwendbar ist die Worst-Time-to-Collision (WTTTC). [16] Hier wird die schnellstmögliche Kollision bei der ungünstigsten Trajektorienwahl der beteiligten Fahrzeuge ermittelt.

Diese drei letztgenannten Metriken vereinen den Vorteil, dass auch als unfallfrei prädierte Trajektorien bewertet werden können. Da nicht davon auszugehen ist, dass die einzig richtige Trajektorie mit absoluter Sicherheit prädiert werden kann, werden probabilistische Prädiktionen eingesetzt. Diese sind unter [17] zusammengefasst. In der Robotik werden ebenfalls probabilistische Verfahren eingesetzt, um sichere Trajektorien zu

finden [18, 19].

Wenn nur kritische Szenarien erkannt werden sollen, ohne dass daraus eine Handlung im Sinne eines Fahrerassistenzsystems entsteht, dann ist es nicht zwingend nötig, die Kritikalität a priori zu bestimmen. Vielmehr kann die Kritikalität a posteriori aus verfügbaren Messdaten bestimmt werden. Für die Analyse von NDS/FOT-Daten wird üblicherweise eine Kombination aus fahrdynamischen Messgrößen und TTX-Metriken in Verbindung mit einer einfachen Trajektorienprädiktion verwendet. Beispielsweise nutzt Benmimoun [4] die TTC, die Längsbeschleunigung und die Gierrate in Kombination mit Schwellwerten, um kritische Situationen zu identifizieren. Die TTC wird verwendet, obwohl der Ausgang der Situation (ohne Unfall) bekannt ist. Grundsätzlich sind aber auch rechenaufwendigere Verfahren denkbar, die auf Grund der Echtzeitbedingung bei Fahrerassistenzsystemen im Fahrzeug nicht angewandt werden.

Das heutige Standardvorgehen bei der Identifikation von kritischen Situationen aus Messdaten sieht allerdings ein manuelles Labeln der Videodaten nach einer automatischen Vorselektion durch Metriken vor. [6 bis 8] Die Auswahl der Metriken wird also manuell validiert. Die richtige Kalibrierung der Metriken (das Finden der optimalen Schwellwerte) ist also noch ungelöst und wird in Abschnitt 5 diskutiert.

### 3 Top-Down-Ansatz für Kritikalitätsmaße

Rodemerck [20] setzt in seinem Top-Down-Ansatz Kritikalität mit Risiko (nach ISO 31000 berechnet aus Unfallwahrscheinlichkeit und Schadensschwere) gleich. Die Wahrscheinlichkeit wird über den noch verfügbaren Raum und die verfügbare Zeit zu einer unfallvermeidenden Reaktion berechnet. Die Schwere wird über die mindestens zu erwartende Schwere der Kollisionsfolgen abgeschätzt. Da das Ziel der hier vorgestellten Metrik die Identifikation relevanter Szenarien ist, ist die Schwere zunächst nicht adressiert. Das primäre Ziel beim Testen automatisierter Fahrfunktionen ist die Unfallvermeidung, egal ob Blechschaden oder Unfall mit Todesfolge.

Ist Kritikalität also gleich der Unfallwahrscheinlichkeit? Für die Berechnung einer Unfallwahrscheinlichkeit wäre Wissen über das Fahrkönnen des Fahrers (auch in Verbindung mit teil/hoch-automatisierten Systemen, bei denen die Maschine die Fahraufgabe übernimmt) nötig. Die Identifikation soll aber für verschiedene Fahrer und verschiedene Mensch/Automation-Kombinationen anwendbar sein und daher allein aus der Verkehrssituation oder dem Szenario abgeleitet werden. Dennoch steigt mit steigender Kritikalität grundsätzlich auch die Unfallwahrscheinlichkeit. Die korrekte Bestimmung einer Wahrscheinlichkeit ist jedoch ohne Zusatzwissen nicht möglich. Bestenfalls kann sie für den Durchschnittsfahrer angegeben werden, worauf in diesem Paper jedoch bewusst verzichtet wird. Stattdessen wird Kritikalität getrennt von der Unfallwahrscheinlichkeit betrachtet, wobei von einem streng monotonen Beitrag der Kritikalität in einer multivariaten Funktion für die Unfallwahrscheinlichkeit ausgegangen wird: Bei steigender Kritikalität steigt die Unfallwahrscheinlichkeit bei gleichem Fahrer und gleicher Fahrzeugausstattung.

Gründe für das Entstehen einer kritischen Fahrsituation können verschieden sein. Graab [21] dekomponiert die Unfallursachen in fünf Ebenen (Informationszugang, Informationsaufnahme, Informationsverarbeitung, Zielsetzung und Handlung). Insbesondere in

FOT/NDS-Studien werden Situationen, in denen der Fahrer abgelenkt ist, als besonders kritisch eingestuft. Ein Fehler in der Informationsaufnahme (also z.B. abgelenkter Fahrer oder verschmutzter Sensor) kann zu einer kritischen Situation führen, muss aber nicht. Die hier vorgestellte Kritikalitätsmetrik arbeitet daher nur auf der Handlungsebene. Fehler in vorherigen Ebenen, etwa bei der Informationsaufnahme, können sich in die Handlungsebene fortpflanzen und werden so erkannt. Gleichzeitig werden Fehler in nachfolgenden Ebenen, die nicht zu kritischen Situationen führen, ignoriert.

Die Kritikalität auf Handlungsebene wird angelehnt an Dietmayer [22] aus den „physikalisch umsetzbaren und sicheren Handlungsoptionen“ abgeleitet. Die möglichen unfallvermeidenden Trajektorien werden im ersten Schritt bestimmt und bezüglich ihrer Schwierigkeit auch im Hinblick auf Ungewissheiten (engl.: uncertainty) etwa im Fahrbahn-Reifen-Reibwert oder der Trajektorienprädiktion bewertet.

Als Kritikalität wird also die räumliche oder zeitliche Nähe zu einer Verkehrssituation ohne möglichen unfallfreien Ausgang (aus eigener Kraft und unter Berücksichtigung der genannten Ungewissheiten) bezeichnet. Wenn ein Unfall nicht mehr vermeidbar ist, ist die Kritikalität maximal.

## 4 Berechnung

Um die Kritikalität nach dieser Definition zu berechnen, müssen im ersten Schritt mögliche Trajektorien zur Unfallvermeidung gefunden werden. (vgl. Stumper et al. [23]) Die möglichen Trajektorien werden anschließend bewertet, die Kritikalität abgeleitet und anhand einer Ordinalskala beschrieben. Zunächst werden als Skala die Bereiche „nicht kritisch“, „eventuell kritisch“ und „absolut kritisch“ eingeführt. In diesem Abschnitt wird auf die Berechnung der Trajektorien und die anschließende Bewertung eingegangen.

Schmidt [24] untersucht mögliche unfallvermeidende Trajektorien. Er führt „Passierungstore“ ein, durch die das Ego-Fahrzeug fahren muss, um die Kollision zu vermeiden. Die Erreichbarkeit dieser Tore wird über kinematische und dynamische Fahrzeuggrößen ermittelt. Außerdem existieren eine Reihe probabilistischer Verfahren, wie die Monte-Carlo-Simulation [25], Rapid-Random-Trees [26] oder (Hidden-) Markov-Modelle [27].

Nachdem die möglichen Trajektorien gefunden sind, müssen diese nach der Schwierigkeit bewertet werden, eine unfallvermeidende Trajektorie zu erreichen. Das Höchstmaß an Kritikalität ist erreicht, wenn der Unfall physikalisch nicht mehr vermieden werden kann. Die Verminderung der Unfallfolgen (z.B. durch Bremsen) kann aber noch möglich sein. Für die Relevanz des Szenarios im Sinne von Abschnitt 1 ist eine genauere Unterscheidung im hohen Kritikalitätsbereich nicht erforderlich, da alle Unfallszenarien grundsätzlich relevant sind. Auf zwei Maße heruntergebrochen wird diese Schwierigkeit aus dem zeitlichen, räumlichen oder fahrdynamischen Abstand bzw. der Reserve zum Unfall (unter Berücksichtigung der Ungewissheiten) und der Korrekturzeit bei unpräziser Trajektorienregelung oder bei Abweichung der prädierten Objekttrajektorien abgeleitet.

Die Kritikalität besteht also aus einem Vektor der Größen:

1. Reserve
  - a. Reaktionszeit
  - b. fahrdynamische Reserve unter Berücksichtigung von Ungewissheiten in der Wahrnehmung und des Reibwerts
2. Korrekturmöglichkeit
  - a. Korrekturzeit bei vorhandenem Winkelfehler in eigener Trajektorie
  - b. nötige Korrektur auf Grund von Ungewissheiten in der Trajektorienprädiktion anderer Objekte

Die Reserve deckt dabei die meisten existierenden Metriken ab, wie etwa die TTX-Metriken oder Metriken zur nötigen Beschleunigung. Zusätzlich werden Ungewissheiten mitberücksichtigt. Die Einführung der Korrekturzeit als Metrik zielt auf die nötige Präzision der Trajektorie. Ein Ausweichmanöver ist grundsätzlich weniger kritisch, wenn ausreichend Platz vorhanden ist, als wenn nur eine Lücke, die wenig größer als eine Fahrzeugbreite ist, zur Verfügung steht. Die Korrekturzeit weist Parallelen zur DCE-Metrik auf. Nicht berücksichtigt sind a posteriori Metriken, die auf Messdaten der gewählten Trajektorie basieren. Diese können zusätzlich herangezogen werden.

Im Folgenden wird dieser Metrikansatz anhand eines vereinfachten Beispiels im rein longitudinalen Verkehr gezeigt. Das Ego-Fahrzeug nähert sich mit 30 m/s von hinten an ein langsam fahrendes Objektfahrzeug an ( $v_{\text{rel}}=20$  m/s). Das Egofahrzeug verzögert ab 5,8 s mit  $8 \text{ m/s}^2$  und vermeidet die Kollision. Der minimale Abstand beträgt etwa 25 cm. Die Kollision kann also aus eigener Kraft durch Abbremsen vermieden werden. Typische Metriken für diesen Einsatzzweck (THW, TTC, TTB,  $a_{\text{req}}$ ) haben den Nachteil, dass eine Bewegungsprädiktion für Objekt und Egofahrzeug angenommen wird. Schon kleine Änderung der Bewegungsprädiktion führen so zu deutlich abweichenden Ergebnissen.

Die Punkte 1a) und 1b) des oben beschriebenen Kritikalitätsvektors werden durch die bekannten Metriken TTC, TTB und  $a_{\text{req}}$  (mit entsprechender Kalibrierung) beschrieben (vgl. Formel (4.1) sowie Abbildung 1 a und b). Diese Metriken verwenden jedoch alle eine Prädiktion mit konstanter Geschwindigkeit des Objektfahrzeugs. Verwendet man als Worst-Case-Abschätzung eine Prädiktion mit maximaler Verzögerung von 1 g (vgl. Formel (4.2) sowie Abbildung 1b), so kann der Unfall schon bei der Ausgangssituation nicht mehr vermieden werden.

$$\tau_{\text{tc}} = \frac{d}{v_{\text{rel}}}; \tau_{\text{tb}} = \tau_{\text{tc}} - \frac{v_{\text{rel}}}{2\mu g}; a_{\text{req}} = a_{\text{obj}} - \frac{v_{\text{rel}}^2}{2d} \quad (4.1)$$

$$a_{\text{req,worst}} = -\mu g - \frac{v_{\text{rel}}^2}{d} \quad (4.2)$$

Diese Reaktion des Objektfahrzeugs ist aber als unwahrscheinlich einzuschätzen, da Vollbremsungen typischerweise nur in Notsituationen ausgeführt werden und diese selten sind. Die Kritikalität, die aus der Ungewissheit über die Prädiktion hervorgeht, wird durch den Punkt 2b) im Kritikalitätsvektor beschrieben.

Um diese Ungewissheit zu beschreiben und mit Zahlenwerten zu versehen, wird die Häufigkeitsverteilung von Werten der Längsbeschleunigung während der Fahrt auf Autobahnen herangezogen. Um das Vorgehen methodisch zu zeigen, werden in diesem Artikel Messdaten eines Versuchsfahrzeugs des Fachgebiets Fahrzeugtechnik der TU Darmstadt verwendet. Die Beschleunigungen sind für etwa 1000 km Autobahnfahrt aufgezeichnet worden und als Häufigkeitsdichte in Abbildung 1c dargestellt. Da insbesondere hohe Verzögerungen selten sind, wäre eine breitere Datenbasis

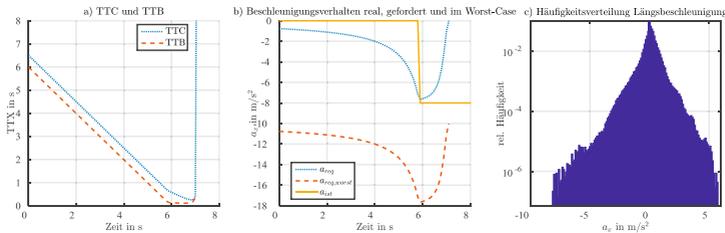


Abbildung 1 a) konventionelle TTX Metriken, b) Nötige Verzögerung bei Prädiktion einer konstanten Geschwindigkeit des Objekts, sowie Vollverzögerung des Objekts bis zur Rückwärtsfahrt (Worst-Case-Abschätzung), c) Häufigkeitsverteilung der Längsbeschleunigung in ca. 1000 km Autobahnfahrt, Histogrammbreite: 0,1  $m/s^2$ .

wünschenswert, um eine repräsentativere Verteilung zu erhalten. Diese Häufigkeitsverteilung wird nun als Wahrscheinlichkeitsverteilung der Beschleunigung des Objektfahrzeugs in dessen Prädiktion verwendet und die Metriken TTB und  $a_{req}$  für jede Prädiktion neu berechnet. Das Ergebnis ist eine Wahrscheinlichkeitsverteilung  $p$  der Metriken für jeden Zeitschritt, in Abbildung 2a beispielhaft für  $a_{req}$  dargestellt. Für bessere Lesbarkeit sind die Ergebnisse der Berechnung für ausgewählte Zeitstempel in Abbildung 2 b und c zusätzlich abgebildet.

$$p(a_{req}) = p(a_{obj}) \text{ mit } a_{req} \text{ nach Formel (4.1); } a_{obj} \text{ aus Abbildung 1c} \quad (4.3)$$

Die Berechnung der TTB erfolgt analog zu Formel (4.3) nach Hillenbrand [11]. Der nächste Schritt ist die Kalibrierung der Metrik. Es wird also ein Schwellwert für jede Metrik festgelegt, bei der das Szenario als kritisch eingestuft wird. Hier wird zunächst mit exemplarischen Werten gearbeitet (vgl. Abbildung 2d). Es werden je zwei Schwellwerte pro Metrik festgelegt, eine härtere Grenze und eine weichere Grenze. Wird die härtere Grenze in beiden Metriken erreicht, wird die Situation als „absolut kritisch“ eingestuft (rote Kreise in Abbildung 2d). Wenn mindestens ein weicher Wert erreicht ist, dann gilt die Situation als „eventuell kritisch“ (vgl. Table 1). Diese Einteilung in die ordinale Kritikalitätsskala ist exemplarisch, es können auch andere Bedingungen gefunden werden. Im nächsten Abschnitt folgt eine mögliche Methodik zur Kalibrierung von Kritikalitätsmetriken, die jedoch losgelöst von obigem Beispiel behandelt wird. Stattdessen wird diskutiert, wie Schwellwerte bestimmt werden können, die zuverlässig alle kritischen Situationen erkennen, jedoch Fehldetektionen möglichst vermeiden.

Table 1 Exemplarische Einteilung in ordinale Kritikalitätsmetrik

	nicht kritisch	evtl. kritisch	absolut kritisch
Anzahl überschrittener weicher Schwellwerte	keine	mindesten 1	alle
Anzahl überschrittener harter Schwellwerte	Keine	irrelevant	alle

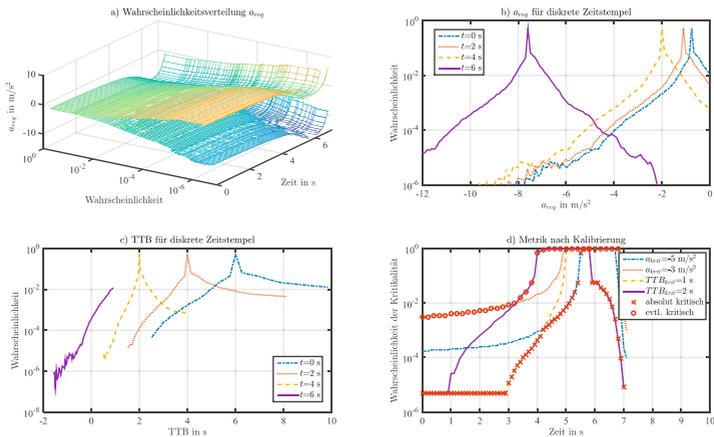


Abbildung 2 a) Wahrscheinlichkeitsverteilung am Beispiel der Metrik  $a_{req}$  für das gesamte Szenario, b,c) Wahrscheinlichkeitsverteilung  $a_{req}$  und TTB für diskrete Zeitstempel, d) Ergebnis nach Kalibrierung mit je zwei exemplarischen Kritikalitätsschwellwerten.

## 5 Kalibrierung

Um kritische Situationen und Szenarien aus Messdaten herauszufiltern, müssen die Metriken mit Schwellwerten belegt werden, wie im vorherigen Abschnitt beispielhaft mit exemplarischen Werten gezeigt ist. Grundsätzlich erstrebenswert ist die Vermeidung von Fehldetektionen, um die manuelle Nachbearbeitung zu vermeiden oder zu verringern. Insbesondere da kritische Situationen seltene Ereignisse sind, sind falsch-negative Detektionen besonders fatal, da kritische Situationen unbekannt bleiben. Um diesen Zielkonflikt zu lösen, wird aktuell eine konservative Parametrierung der Schwellwerte gewählt, um die Vorauswahl an Situationen anschließend manuell von falsch-positiven

Erkennungen zu reduzieren (vgl. Abschnitt 2).

In diesem Abschnitt wird vorgeschlagen, eine ideale Parametrierung anhand von Beispielszenarien mit vorab manuell beschriebener Kritikalität zu finden. Schwellwerte, die falsch-negative Detektionen vermeiden und gleichzeitig möglichst wenig falsch-positive Situationen als kritisch auswählen, sollen so gefunden werden.

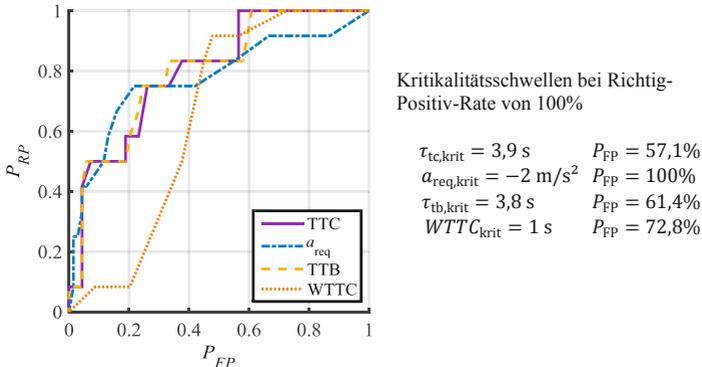
Die Kombination einer Metrik mit einem festen Kritikalitätsschwellwert entspricht einem binären Klassifikator, der Situationen in kritisch oder unkritisch unterteilt.

Die ROC-Kurve liefert eine Aussage über die Fähigkeit eines Klassifikators den Zielkonflikt von hoher Sensitivität (Richtig-Positiv-Rate) und hoher Spezifität (1-Falsch-Positiv-Rate) für einen gegebenen Parameterwert zu lösen. [28]

Der Vorschlag ist, unter Verwendung der Kritikalitätsschwellen als Parameter, die Methode der ROC-Kurven für den Vergleich und die Kalibrierung von Kritikalitätsmetriken zu nutzen. Hierdurch eröffnet sich die Möglichkeit, die Leistungsfähigkeit einzelner Metriken hinsichtlich von Richtig-Positiv-Rate und Falsch-Positiv-Rate an unterschiedlichen Arbeitspunkten, losgelöst ihrer Kritikalitätsschwellen zu betrachten. Ist der Arbeitspunkt fixiert, z.B. bei einer Richtig-Positiv-Rate von 100 % zur Vermeidung von falsch-negativen Detektionen, lässt sich anhand der ROC-Kurve einer Metrik rekursiv ihr zugehöriger Kritikalitätsschwellwert bestimmen, was einer Kalibration gleichkommt.

Erreichbar wird dieser Vorschlag durch eine große Anzahl an repräsentativen S, die objektiv in ihrer Kritikalität bewertet sind und als Testfälle zugrunde gelegt werden. Durch die „bekannte Klasse“ ihrer Kritikalität ermöglichen diese Situationen eine Ermittlung der ROC-Kurve einer Kritikalitätsmetrik nach oben genannter Methode mit der Verwendung der Kritikalitätsschwelle als Parameter.

Um die Wirksamkeit dieser Methode zu zeigen, werden die etablierten Metriken TTC, TTB, WTTC und  $a_{req}$  untersucht (vgl. Abschnitt 2). Als Datengrundlage für die Testfälle werden frei verfügbare Trajektoriendaten der „Next Generation Simulation“ (NGSIM) Datenbank genutzt. [29] Zur Bereinigung von Messfehlern [30, 31] und zum Glätten des Signalverlaufs wird in diesem Paper eine Vorverarbeitung der Trajektoriendaten mit einem Savitzky-Golay (S-G) Filter [32], mit Polynomordnung von  $k=5$ , sowie einer Stützstellenanzahl von  $f=51$ , durchgeführt. Dieses ermöglicht – zusätzlich zur Filterung der Trajektorien – ohne weitere Filterschritte rauscharme Verläufe der zeitlichen Ableitungen der räumlichen Trajektorien ( $v_x, v_y, a_x, a_y$ ) zu erstellen. [32, 33]

Abbildung 3 ROC-Kurven der Metriken TTC,  $a_{req}$ , TTb und WTTC

Zur Testfallgenerierung wird die Datenbank per Videoanalyse untersucht und 81 Szenarien identifiziert, die sich durch ihre Fahrzeugkonstellation als Testfälle eignen. Für diese Szenarien wird nach Videoanalyse eine Kritikalitätsprämisse vergeben. Die Kritikalitätseinteilung erfolgt dabei subjektiv und durch nur eine Person, um den Proof-of-Concept zu ermöglichen. Auf den entstehenden Testfallkatalog werden die Metriken TTC,  $a_{req}$ , TTb und WTTC als Berechnungsmethoden angewandt, die jeweiligen Kritikalitätsschwellen variiert und die Klassifikationsfehler der unterschiedlichen Methoden ermittelt. Abbildung 3 zeigt die entstehenden ROC-Kurven und die mit dieser Methode bestimmten Kritikalitätsschwellenwerte.

## 6 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Paper ist die Kritikalität von Verkehrssituationen und –szenarien zunächst definiert. Ausgehend von dieser Definition ist ein Top-Down Ansatz zur Beschreibung von Kritikalität vorgestellt. Die Kritikalität wird allgemein aus zwei Bestandteilen zusammengesetzt: der zeitlichen und fahrdynamischen Reaktionsmöglichkeit, sowie möglicher Korrekturen bei eigenem Winkelfehler oder Abweichung von der Prädiktion anderer Objekte. Die Berechnung erfolgt beispielhaft in einem vereinfachten Szenario im rein längsdynamischen Verkehr. Die Reaktion wird durch die bekannten Metriken TTb und  $a_{req}$  beschrieben. Um die möglichen Abweichungen in der Trajektorie des Vorderfahrzeugs zu beschreiben, wird die Häufigkeit von Beschleunigungsmanövern auf Autobahnen aus Messwerten bestimmt und als Wahrscheinlichkeit der Trajektorienänderung des Objektfahrzeugs verwendet. Ein Vorgehen die resultierenden Werte in eine ordinale Kritikalitätsskala zu überführen ist exemplarisch vorgestellt, bedarf jedoch einer Kalibrierung für die weitere Forschungsarbeit nötig ist.

Eine Methode zur Kalibrierung mit dem Ziel keine kritischen Situationen zu übersehen wird

vorgestellt, wobei jede Metrik getrennt voneinander betrachtet wird. Für diese Methode wird ein Datensatz an Szenarien mit bekannter Kritikalität benötigt, was hier beispielhaft anhand eines Satzes von 81 Szenarien mit subjektiv bestimmter Kritikalität gezeigt ist. Durch die kleine Stichprobe und die subjektive Bestimmung ist die Frage der Kalibrierung jedoch noch nicht abschließend geklärt. Auch die Gewichtung unterschiedlicher Metriken ist offen.

Die Kalibrierung bleibt also weiter eine zentrale Forschungsfrage, wobei neben einer Ermittlung der Schwellwerte auf Grundlage bekannter Kritikalität (mit einer breiteren Datengrundlage) auch die Kalibrierung anhand menschlicher und maschineller Leistungsfähigkeit in Frage kommt. Die beschriebene Berechnungsmethode der Kritikalität ist außerdem auf allgemeine Szenarien zu übertragen, sodass nicht nur längsdynamische Szenarien bewertet werden können.

## 7 Danksagung

Dieses Paper entstand im Rahmen von PEGASUS - Projekt zur Etablierung von generell akzeptierten Gütekriterien, Werkzeugen und Methoden sowie Szenarien und Situationen zur Freigabe hochautomatisierter Fahrfunktionen, gefördert vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages.“



## 8 Literaturangaben

- [1] Schöner, H.-P.: Challenges and Approaches for Testing of Highly Automated Vehicles. CESA 3.0 - Congress on Automotive Electronic Systems. Paris 2014
- [2] Wachenfeld, W. u. Winner, H.: Der Sicherheitsnachweis für autonome Fahrzeuge. In: Hilgendorf, E., Höttisch, S. u. Lutz, L. S. (Hrsg.): Rechtliche Aspekte automatisierter Fahrzeuge. Beiträge zur 2. Würzburger Tagung zum Technikrecht im Oktober 2014. Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft; Nomos 2015
- [3] Ulbrich, S., Menzel, T., Reschka, A., Schuldt, F. u. Maurer, M.: Defining and Substantiating the Terms Scene, Situation, and Scenario for Automated Driving. 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems - (ITSC 2015), S. 982–988
- [4] Benmimoun, M.: Automatisierte Klassifikation von Fahrsituationen auf Basis von Feldversuchsdaten. fka Forschungsgesellschaft Kraftfahrwesen mbH 2015
- [5] Description of the SHRP 2 Naturalistic Database and the Crash, Near-Crash, and Baseline Data Sets, Hankey, J. M., Perez, M. A. u. McClafferty, J. A., 2016
- [6] Analysis of light vehicle crashes and pre-crash scenarios based on the 2000 General Estimates System, Najm, W. G., Sen, B., Smith, J. D. u. Campbell, B. N., 2003
- [7] Neale, V. L., Dingus, T. A., Klauer, S. G., Sudweeks, J. u. Goodman, M.: An overview of the 100-car naturalistic study and findings. National Highway Traffic Safety Administration, Paper (2005) 05-0400

- [8] Barnard, Y., Utesch, F., Nes, N., Eenink, R. u. Baumann, M.: The study design of UDRIVE: the naturalistic driving study across Europe for cars, trucks and scooters. *European Transport Research Review* 8 (2016) 2, S. 1–10
- [9] Schreier, M.: Bayesian environment representation, prediction, and criticality assessment for driver assistance systems M.Sc. Matthias Schreier, Darmstadt. Dissertation, Technische Universität Darmstadt, 2016. Fortschritt-Berichte VDI. Reihe 12, Verkehrstechnik, 797 Berichte aus dem Institut für Automatisierungstechnik und Mechatronik der TU Darmstadt. Düsseldorf: VDI Verlag GmbH 2016
- [10] Hayward, J. C.: Near-miss determination through use of a scale of danger. *Highway Research Record* (1972)
- [11] Hillenbrand, J., Kroschel, K. u. Schmid, V. (Hrsg.): Situation assessment algorithm for a collision prevention assistant. *IEEE* 2005
- [12] Hillenbrand, J., Spieker, A. M. u. Kroschel, K.: A multilevel collision mitigation approach—Its situation assessment, decision making, and performance tradeoffs. *IEEE Transactions on intelligent transportation systems* 7 (2006) 4, S. 528–540
- [13] Winner, H., Geyer, S. u. Sefati, M.: Maße für den Sicherheitsgewinn von Fahrerassistenzsystemen. Maßstäbe des sicheren Fahrens. 6. Darmstädter Kolloquium Mensch + Fahrzeug. Stuttgart: Ergonomia Verlag 2013
- [14] Karlsson, R., Jansson, J. u. Gustafsson, F. (Hrsg.): Model-based statistical tracking and decision making for collision avoidance application, Bd. 4. *IEEE* 2004
- [15] Eggert, J.: Predictive risk estimation for intelligent adas functions. 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). 2014, S. 711–718
- [16] Wachenfeld, W., Junietz, P., Wenzel, R. u. Winner, H. (Hrsg.): The worst-time-to-collision metric for situation identification. *IEEE* 2016
- [17] Lefèvre, S., Vasquez, D. u. Laugier, C.: A survey on motion prediction and risk assessment for intelligent vehicles. *ROBOMECH Journal* 1 (2014) 1, S. 1–14
- [18] Althoff, D., Kuffner, J., Wollherr, D. u. Buss, M.: Safety assessment of robot trajectories for navigation in uncertain and dynamic environments. *Autonomous Robots* 32 (2012) 3, S. 285–302
- [19] Althoff, M., Stursberg, O. u. Buss, M.: Model-Based Probabilistic Collision Detection in Autonomous Driving. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on* 10 (2009) 2, S. 299–310
- [20] Rodemerk, C., Habenicht, S., Weitzel, A., Winner, H. u. Schmitt, T.: Development of a general criticality criterion for the risk estimation of driving situations and its application to a maneuver-based lane change assistance system. *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2012 IEEE*. 2012, S. 264–269
- [21] Graab, B., Donner, E., Chiellino, U. u. Hoppe, M.: Analyse von Verkehrsunfällen hinsichtlich unterschiedlicher Fahrerpopulationen und daraus ableitbarer Ergebnisse für die Entwicklung adaptiver Fahrerassistenzsysteme. TU München & TÜV Süd Akademie GmbH (Eds.), Conference: Active Safety Through Driver Assistance. München. 2008
- [22] Dietmayer, K.: Prädiktion von maschineller Wahrnehmungsleistung beim automatisierten Fahren. In: Maurer, M., Gerdes, C. J., Lenz, B. u. Winner, H. (Hrsg.):

- Autonomes Fahren: Technische, rechtliche und gesellschaftliche Aspekte. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg 2015, S. 419–438
- [23] Stumper, D., Knapp, A., Pohl, M. u. Dietmayer, K.: Towards Characterization of Driving Situations via Episode-Generating Polynomials. In: *Advanced Microsystems for Automotive Applications 2016*. Springer 2016, S. 165–173
- [24] Schmidt, C.: Fahrstrategien zur Unfallvermeidung im Straßenverkehr für Einzel- und Mehrobjektszenarien. KIT, Diss.--Karlsruher Institut für Technologie, 2013. Schriftenreihe / Institut für Mess- und Regelungstechnik, Karlsruher Institut für Technologie, Bd. 030. Karlsruhe, Baden: KIT Scientific Publishing 2014
- [25] Broadhurst, A., Baker, S. u. Kanade, T.: Monte carlo road safety reasoning. *Intelligent Vehicles Symposium, 2005. Proceedings. IEEE. 2005*, S. 319–324
- [26] Karaman, S. u. Frazzoli, E.: Sampling-based algorithms for optimal motion planning. *The International Journal of Robotics Research* 30 (2011) 7, S. 846–894
- [27] Saunier, N. u. Sayed, T.: Clustering Vehicle Trajectories with Hidden Markov Models Application to Automated Traffic Safety Analysis. *IJCNN. 2006*, S. 4132–4138
- [28] Fawcett, T.: An introduction to ROC analysis. *Pattern recognition letters* 27 (2006) 8, S. 861–874
- [29] Halkias, J. u. Colyar, J.: Next Generation SIMulation Fact Sheet. NGSIM Overview, 2006. <https://www.fhwa.dot.gov/publications/research/operations/its/06135/>, abgerufen am: 28.04.2016
- [30] Thiemann, C., Treiber, M. u. Kesting, A.: Estimating acceleration and lane-changing dynamics from next generation simulation trajectory data. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* (2008), S. 90–101
- [31] Punzo, V., Borzacchiello, M. T. u. Ciuffo, B.: On the assessment of vehicle trajectory data accuracy and application to the Next Generation SIMulation (NGSIM) program data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 19 (2011), S. 1243–1262
- [32] Savitzky, A. u. Golay, M. J. E.: Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical chemistry* 36 (1964), S. 1627–1639
- [33] Schafer, R. W.: What is a Savitzky-Golay filter?[lecture notes]. *IEEE Signal Processing Magazine* 28 (2011), S. 111–117