

Überblick zur fahrzeugseitigen Kollisionsvorhersage für Eisenbahnen

Overview of on-board collision prediction for railways

Dr. rer. nat. Rustam Tagiew, Dr. rer. nat. Thomas Buder, Dipl.-Ing. Mario Fietze, Dresden (Deutschland)

Zusammenfassung

Die fahrzeugseitige Kollisionsvorhersage ist eine Schlüsseltechnologie für den fahrerlosen Eisenbahnbetrieb, welche in diesem Beitrag einer systematischen Analyse unterzogen werden soll. Dabei ist vor allem das Fehlen einer allgemeinen anwendungsorientierten Leistungsvergleichsmetrik festgestellt worden, die weder eine Fortschrittsmessung erlaubt noch Entwicklern ein klares Ziel vorgibt. Eine Literaturrecherche offenbarte die Verwendung tiefer neuronaler Netze in erst kürzlich entwickelten Ansätzen. Die dafür notwendigen offenen Datenmengen gab es für den Straßenbereich bereits ca. 10 Jahre früher und mit ca. 10-fachem Umfang. Zudem existieren zu den im Straßenverkehr eingesetzten Sensoren, als schienenspezifische Ergänzung, bereits Patente zur Hinderniserkennung auf Basis von transversalelektromagnetischen und Oberflächenwellen. Die konkurrierende Lösung der Streckenabzäunung kann allerdings erst ab einer noch unbekanntem Größe des Einsatzgebiets wirtschaftlich unterboten werden.

Abstract

On-board collision prediction is a key technology for driverless rail operations, which will be systematically analyzed in this article. The main issue identified is the lack of a general application-oriented performance comparison metric that neither allows progress measurement nor provides developers with a clear objective. A literature search revealed the use of deep neural networks in only recently developed approaches. The open data sets required for this purpose existed for the road domain about 10 years earlier and at about 10 times the volume. In addition, patents for obstacle detection based on transverse electromagnetic and surface waves already exist for the sensors used in road traffic as a rail-specific enhancement. The competing solution of track enclosure, however, can only be economically outperformed above a still unknown size of the deployment area.

1 Einleitung

Fahrerloser Eisenbahnbetrieb für GoA3 + (Grade of Automation 3 und höher) bedeutet, dass es keine dauerhaft eingesetzten menschlichen Sinne an der Spitze eines Zuges gibt – menschliche Wahrnehmung wird nur in Notfällen eingesetzt. Systeme, die Menschen permanent von außen oder per Funkübertragung überwachen, sind nach unserer Definition nicht fahrerlos [1]. Der wichtigste Sinn ist hierbei das Sehen, da andere Sinne nur bereits eingetretene Schäden wahrnehmen können [2]. Insbesondere ist das Sehen für die Fahrwegüberwachung d.h. die Voraussage von Schäden durch Kollisionen mit externen Hindernissen relevant. Wir sprechen von Kollisionsvorher-

sage, weil lange Bremswege meist lediglich eine Schadensreduktion statt einer Kollisionsvermeidung ermöglichen [3]. Kollisionsvorhersage wird laut einer Sektorumfrage im Projekt „Sensorik ATO“ des DZSF (Deutsches Zentrum für Schienenverkehrsforschung) technisch als die größte Herausforderung des fahrerlosen Betriebs gesehen [2].

Bei bereits bestehenden fahrerlosen U-Bahnen findet der Verkehr auf sicheren Strecken wie z.B. in Tunneln statt, wo keine fahrzeugseitigen visuellen Wahrnehmungssysteme erforderlich sind. Im Unterschied zu U-Bahnen kann das gesamte Eisenbahnnetzwerk aus wirtschaftlichen Gründen weder komplett abgezäunt, noch vollständig mit streckenseitigen Wahrnehmungssystemen ausgestattet werden.

Noch weniger ist die Wirtschaftlichkeit eines flächendeckenden Trackings aller Objekte vorstellbar, die potenzielle Hindernisse darstellen. Die Alternativ- bzw. Ergänzungslösung, bei der vorausfliegende bzw. -fahrende Geräte Streckengefahren abklären sollen, zu der 1998 [4] ein Patent eingereicht und im Rahmen des Projekts SMART2 [5] geforscht wurde, wird hier nicht betrachtet. Ferner wird in diesem Artikel die Kollisionsvorhersage ausschließlich in Hauptverantwortung und nicht als Assistenzsystem wie z.B. beim Hersteller Rail Vision (Israel) [6] betrachtet.

Dieser Artikel liefert einen Überblick über die bisherigen Entwicklungen im Bereich der Kollisionsvorhersage. Der Überblick wird durch Methoden der zukunftsori-

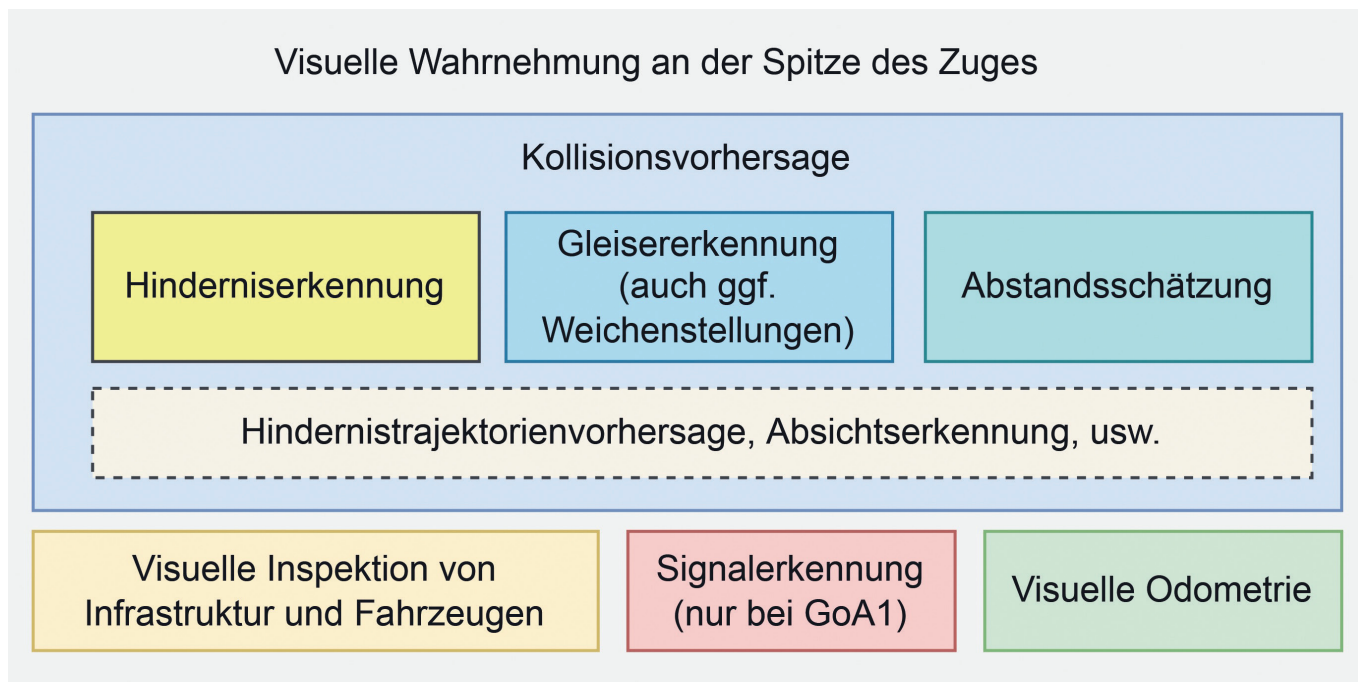


Bild 1: Aufgaben der Wahrnehmung

entierten Technologieanalyse [7] auch bekannt als FTA (Future-oriented Technology Analysis) erstellt. Kapitel 2 stellt die Hierarchie der Technologiefelder dar, während die Kapiteln 3 bis 6 die Methoden der FTA anwenden.

2 Kollisionsvorhersage – Aufgabe der Wahrnehmung

Die Kollisionsvorhersage stellt eine zentrale Aufgabe der Wahrnehmung dar (Bild 1). Die Hinderniserkennung wird hierbei manchmal als Synonym verwendet [8]. Im Folgenden bezeichnet die Hinderniserkennung jedoch einen Teil der Kollisionsvorhersage.

Der Weg zu GoA3+ setzt nur im Normalfall GoA2 als Grundlage voraus. Mit Hilfe eines zusätzlichen Wahrnehmungssystems an der Spitze eines Zuges könnten konventionelle, kontinuierliche Überwachungssysteme, wie ETCS (European Train Control System) und LZB (Linienförmige Zugbeeinflussung), ergänzt werden, was unter Umständen zum Überspringen der Automatisierungsgrade GoA1 und GoA2 auf dem Weg zu GoA3+ führen kann. Je nach Ausgangsgrad solcher Ausrüstungen werden an das Wahrnehmungssystem unterschiedliche Anforderungen gestellt. Im Rangierbetrieb erfordert der Wechsel von GoA0 zu GoA4 u.a. die Erkennung von Grenz-

zeichen an den Weichen. Ein Zugsicherungssystem bei GoA1 bringt Fahrzeuge automatisch zum Stehen, wenn Signale aufgrund menschlichen Versagens ignoriert werden. Die Ausrüstung von GoA1 auf GoA3+ erfordert zudem die visuelle Erfassung von Signalen als Aufgabe der Wahrnehmung, die weder für GoA0 noch für GoA2 nötig ist.

Die visuelle Wahrnehmung von anderen Schienenfahrzeugen als Hindernisse ist bei GoA0 immanent und ab GoA1 nur bei Fehlern im Zugsicherungssystem nötig. Bei vielen als GoA2 bekannten Eisenbahnsystemen erfolgen die Beschleunigung und die Verzögerung mit der Ausnahme des punktgenauen Anhaltens automatisch. GoA3 als Zwischenstufe zu GoA4 ist hauptsächlich im öffentlichen Personenverkehr von Bedeutung und erfordert u.a. die menschliche Wahrnehmung des Fahrgastwechsels, die nicht aus der Spitze des Zuges erfolgt und laut der genannten Sekorumfrage als weniger herausfordernd eingestuft ist.

Zweckdienliche Systeme zur Kollisionsvorhersage enthalten Algorithmen aus mindestens drei Gruppen: Gleis- und Hinderniserkennung sowie Abstandsschätzung (Abstand zum Hindernis) [8]. Die Gleiserkennung dient der Einschränkung des Suchbereichs von Hindernissen auch bekannt als ROI (Region Of Interest). Bei GoA1 ist Gleiserkennung auch für die Zuweisung relevanter Si-

gnale wichtig [9, 10]. Als Hindernisse sind diverse gefährdende und gefährdete Objekte vom Rest zu separieren und zu erkennen. Das sind Schienen- und Straßenfahrzeuge, Prellböcke, Fußgänger, geschwindigkeitsabhängig schadensverursachende Tiere, Bäume, Felsen, deplatzierte Hemmschuhe, Überschwemmungen, Brände und ähnliches. Zusätzlich zu den Bodenhindernissen existieren auch schwebende Hindernisse, wie z.B. Fahrräder auf der Oberleitung [11 bis 15]. Die Algorithmen sollten daher zusätzlich zur Gleiserkennung für den ROI den 3D-Röhrenraum, der durch die vorhergesagte Bewegungsbahn und das Lichtraumprofil bzw. den geschwindigkeitsabhängigen Gefahrenraum gebildet wird, auf die Szene projizieren. Wenn die Weichenstellungen dem fahrzeugseitigen System nicht anderweitig zur Verfügung stehen, müssen auch sie aus dem visuellen Input für die Bahnvorhersage extrahiert werden. Die Abstandsschätzung ist beim Rangieren, beim punktgenauen Anhalten und in Kurven zur Bestimmung der Überschneidung von ROI mit Hindernissen wichtig. Auf geraden Stecken ist die Abstandsschätzung bei hoher Geschwindigkeit aufgrund der langen Bremswege weniger relevant.

Die Hinderniserkennung kann noch weiter in Objektdetektion, Eigenschaftenbestimmung, Klassifikation als Hindernis, Wiedererkennung und Raumwinkelbe-

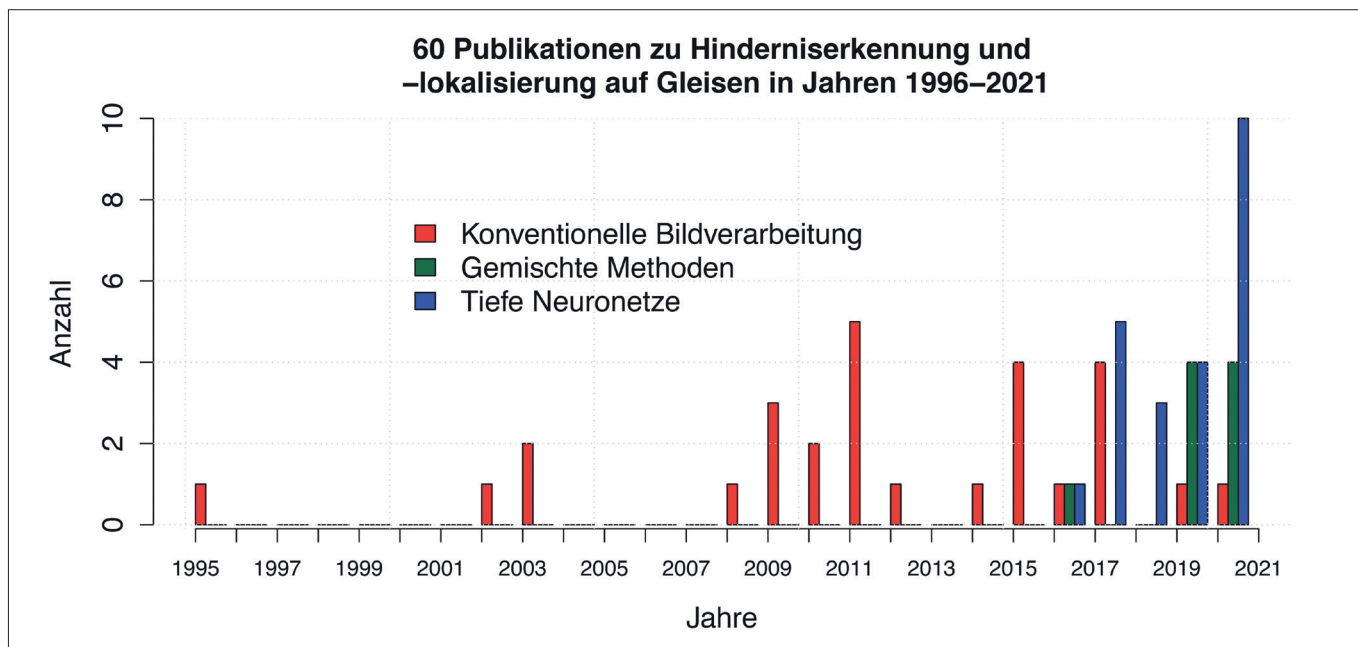


Bild 2: Verteilung der 60 Publikationen zur fahrzeugseitigen Kollisionsvorhersage über Jahre und Bauart

stimmung aufgeteilt werden [1, 2]. Die Raumwinkelbestimmung kann zusammen mit der Abstandsschätzung alternativ zur Darstellung auf *Bild 1* als Objektllokalisierung aufgefasst werden.

Experimentelle Systeme zur Kollisionsvorhersage können zu Testzwecken auf Zügen im sog. Shadow-Mode installiert werden. Dabei läuft das System nebenbei ohne jegliche Konsequenzen auf die Fahrfunktionen und den Tf, was auch das Testen im Regelbetrieb ermöglicht. Alternativ kann ein experimentelles System auch bei GoA2 eingesetzt werden – der Tf sichert die Falscherkennung ab.

3 Systematische Recherche

Für eine aktuelle Übersicht des Stands der Technik der fahrzeugseitigen Kollisionsvorhersage wurden 41 englischsprachige Artikel aus einem aktuellen Übersichtsartikel [8] um weitere Artikel aus den Jahren 2020 und 2021 ergänzt, die Artikel aus der ursprünglichen Artikelmenge zitieren und den inhaltlichen und qualitativen Kriterien entsprechen. Die Gesamtmenge der untersuchten Beiträge beträgt 60 und umfasst die Jahre 1996–2021. Diese 60 Publikationen wurden nach den verwendeten Bildverarbeitungsmethoden kategorisiert. Bei den genutzten Bildverarbeitungsmethoden wird zwischen konventionellen und TNN (Tiefe Neuronetze) nach DIN SPEC 13266 unterschieden. Zu den konventionellen Methoden gehören

mathematisch inserierte Bildtransformationen und weniger aufwendige Verfahren des maschinellen Lernens. Hybride Methoden kombinieren konventionelle Methoden und TNN. Zum Beispiel können konventionelle Methoden für die Gleiserkennung und TNN für die Objekterkennung und -klassifizierung verwendet werden. *Bild 2* zeigt die Verteilung der Arbeiten bezüglich Erscheinungsjahr und verwendeter Methode. Hierbei ist eine zeitliche Abnahme der rein konventionellen Methoden und ein deutliches allgemeines Wachstum der Veröffentlichungen zu beobachten.

Die Einführung von TNN erfolgte jedoch im Vergleich zum Automobilbereich eher spät. TNN benötigen große annotierte Datenmengen fürs Trainieren und Testen. Es gibt bisher vier solche Datensätze, die von der Spitze eines Zuges aufgenommen wurden und für die Forschung offen verfügbar sind: RailSem19 [16], FRSign [17], RAWPED [18] und OSDaR23 [19]. OSDaR23 wurde in einem DZSF-Projekt erstellt und stellt den ersten Datensatz mit Verwendung mehrerer Sensoren dar. Im Automobilbereich wurde bereits 2011 ein multi-sensorischer Vision-Datensatz veröffentlicht [20]. Zusätzlich zu den explizit offenen Datensätzen gibt es auch Datensätze, die nicht explizit so gekennzeichnet sind, wie z.B. RAILOD [21]. Auch bei den Veröffentlichungen der Datensätze lässt sich eine Verzögerung von mehr als einer Dekade

im Vergleich zur Automobilbranche feststellen [22].

Der heutige Technologie-Reifegrad auch bekannt als TRL (Technology Readiness Level) [23] der fahrzeugseitigen Kollisionsvorhersage für Eisenbahnen wird nach unserem Wissensstand auf 5 geschätzt, welcher bereits in 2003 erreicht wurde [24]. TRL 5 bedeutet den Einsatz im Shadow-Mode oder GoA2. TRL 6 würde für Eisenbahn bedeuten, dass die Kollisionsvorhersage im Testbetrieb ohne permanente menschliche Beobachtung und Eingriffsmöglichkeit demonstriert würde. Alle 60 Publikationen nutzen angepasste Vision-Sensorsätze des Straßenbereichs wie z.B. Kameras für sichtbares Licht, Wärmekameras, LIDAR und ähnliche. Solche Vision-Sensoren wurden auch im DZSF-Projekt „Sensorik ATO“ empfohlen [2]. Die 60 Publikationen unterscheiden sich nach Bekanntheitsgrad und Einfluss. *Tabelle 1* listet die fünf meistzitierten Arbeiten unter den 60 laut Google Scholar-Zählungen im September 2022 chronologisch auf. Sie zeigt auch deren Herkunft und Förderquellen.

Zusätzlich zur Recherche in wissenschaftlicher Literatur wurde mit Hilfe einschlägiger Stichworte und der Patentklassifikationen B60T7/22, G01S17/93, B60T2201/02, Y02T30/00, B61L27/0011, B61L23/00, G05D1/00, G06T7/00, G06V20/00, B60W2420/42, G06N20/00, B60Y2200/30 und B61H13/00 eine Patentrecherche zur fahrzeugseitigen Kollisionsvorhersage für die Eisenbahn ohne Anspruch auf Voll-

ständigkeit durchgeführt. Das erste auffindbare Patent zur sensorischen Ausführung der Wahrnehmungssysteme durch Vision-Sensoren in Verbindung mit Bildverarbeitungsalgorithmen wurde 1997 angemeldet [29]. Spätere Patente zu dieser Ausführung sind 2002 [30], 2007 [31], 2016 [32], 2019 [33, 34] und 2021 [35, 36] angemeldet worden.

Patente zur alternativen Systemausführung wurden bereits 1992 eingereicht und beschreiben z.B. die fahrzeugseitige Erkennung von Hindernissen mit Hilfe von TEM-Wellen (Transversalelektromagnetische Wellen) zwischen Gleisen und Oberleitung [37]. Patente für Verfahren mit elektromagnetischen Oberflächenwellen auf Gleisen wurden zuerst in 2019 [38] eingereicht. Bei beiden Verfahren werden elektromagnetische Wellen radarähnlich vom Fahrzeug ausgesandt. Reflektionen dieser Wellen an Hindernissen werden empfangen und ausgewertet. Wir konnten leider keine Studien zur Störungssicherheit dieser Verfahren finden. Insbesondere sind Störungen durch die variierende Geometrie der Infrastruktur sowie Umwelteinflüsse zu bedenken.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die Antizipation der Anwendung von fahrzeugseitiger Kollisionsvorhersage sowie erste Ansätze bereits in den 1990er bestanden. Es existieren erheblich weniger aussagekräftige Publikationen im Bereich der Hinderniserkennung mit TEM-Wellen und Oberflächenwellen, die das Vorhandensein von Gleisen und der Oberleitung ausnutzen. Diese Ansätze haben jedoch gegenüber Vision-Sensoren den Vorteil Hindernisse hinter einer Kurve bzw. einem Hügel erkennen zu können, weil die genannten Wellen aus physikalischen Gründen dem Gleisverlauf folgen.

4 Wechselwirkungen unter Technologien

Technologien können sich gegenseitig in ihrer Entwicklung positiv und negativ beeinflussen [7]. Die schon genannte Schaffung eines unabhängigen Bahnkörpers wie bei U-Bahnen macht eine Kollisionsvorhersage obsolet und stellt damit eine Konkurrenztechnologie dar. Konkurrierende Technologien haben einen negativen gegenseitigen Einfluss. Das autonome Fahren auf der Straße hingegen beeinflusst die Entwicklung der Kollisionsvorhersage auf den Schienen positiv. Der

Umfang der Forschung für das autonome Fahren auf der Straße ist schätzungsweise 20 bis 40-mal höher als für die Schiene, wie es die Verhältnisse der Publikationen in Übersichtsarbeiten zeigen [39, 22]. Infolgedessen kann die Entwicklung vom fahrerlosen Fahren im Schienenverkehr stärker durch die Entwicklung im Straßenverkehr vorangetrieben werden als andersherum.

Die im Schienenbereich noch nicht thematisierte Vorhersage der Trajektorien und Absichten von sich bewegenden Hindernissen (Bild 1) kann von der Forschung im Automobilbereich profitieren. Es sind mehr als 200 Methoden zur Vorhersage von Fußgängerbewegungen bekannt [40]. Auch für die Erkennung von Eisenbahnsignalen können die Erfahrun-

weilige Anwendung nötig. Die Prognosen erfolgen durch Extrapolation von Trends. Dies ist bei der Technologieentwicklung der Kollisionsvorhersage noch nicht möglich. Dennoch lassen sich aus den fehlenden Voraussetzungen wertvolle Empfehlungen für die Trendanalyse ableiten. Wegen noch fehlender Normen können die geforderten Werte nach CSM-RA (Common Safety Methods – Risk Assessment) nur noch aus der Leistungsfähigkeit von Menschen oder aus harmonisierten Entwurfszielen hergeleitet werden [43]. Die Herleitung aus harmonisierten Entwurfszielen erfolgt durch Risikoanalyse und ist abhängig vom Einsatzgebiet auch bekannt als ODD (Operational Design Domain). Dies ist auch Thema künftiger DZSF-Projekte. Ebenfalls ist die

[Quelle]	Jahr	Ursprung	Förderung
[24]	2003	Deutschland	Projekt "KOMPASS I" des BMBF
[25]	2009	Türkei	Technische Universität Gebze
[26]	2011	Deutschland	Projekt RCAS von DLR
[27]	2016	Japan	Japan Society for the Promotion of Science
[28]	2018	Deutschland	Shift2Rail, EU Horizon 2020

I Tabelle 1: Die meistzitierten Publikationen innerhalb der 60 Artikel

gen aus der Automobilforschung genutzt werden [9, 10].

Eisenbahnkartierung, visuelle Odometrie, visuelle Inspektion von Infrastruktur und Fahrzeugen und Videoüberwachung zur Gewährleistung der Sicherheit sind technologisch mit der fahrzeugseitigen Kollisionsvorhersage verwandt und über das fahrerlose Fahren hinaus wichtige Technologiefelder. Es gibt Anwendungen visueller Inspektionssysteme, die auch statisch auf der Infrastruktur installiert werden [41]. Das unbefugte Betreten von Bahnanlagen ist nicht nur lebensgefährlich und behindert Züge, sondern stellt auch eine Straftat dar. Zur automatischen Erkennung unbefugten Betretens werden bereits CCTV-Kameras (Closed Circuit Television) installiert [42]. Hier kann eine symbiotische Entwicklung stattfinden.

5 Trendanalyse

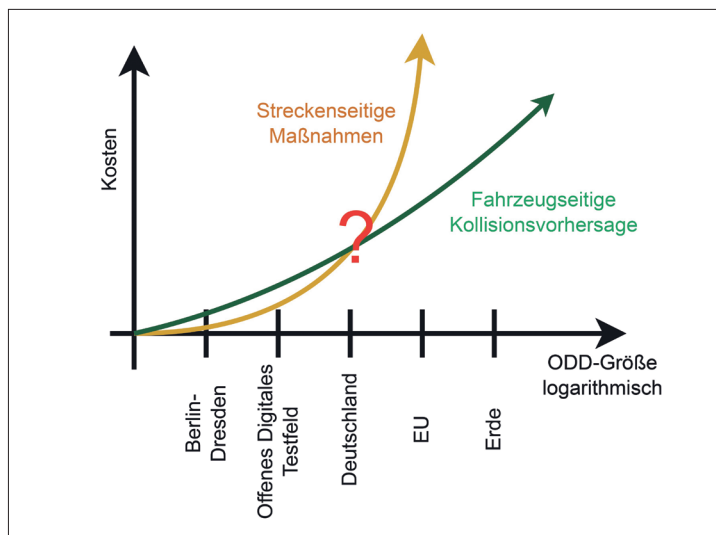
Die Trendanalyse kann eingesetzt werden, um künftige Zeitpunkte für Reifegrade zu prognostizieren. Dazu ist eine Metrik zur Messung der Leistungsfähigkeit der Systeme und die geforderten Werte für die je-

Messung der Leistungsfähigkeit von Menschen im Eisenbahnkontext Thema der laufenden Forschung und ebenfalls vom ODD abhängig. Für die Distanzschätzung und Gleiserkennung im Eisenbahnkontext existieren nach unserem Wissensstand noch keine Referenzwerte für Menschen. Lediglich für die Leistungsfähigkeit bei der Hinderniserkennung existieren wenige Stützwerte, die in Tabelle 2 dargestellt sind. Die berichteten Wahrscheinlichkeitsverteilungen über die Distanz bei Annäherung an ein Hindernis wurde hier durch Medianbildung vereinfacht.

Unter den 60 Publikationen geben nur drei Arbeiten die Distanzen der Erkennung an. Bei [24] lassen sich Mediane von 500 m für Warnwesten, 400 m für Autos und 300 m für Personen ohne Warnwesten unabhängig von der Tageszeit ableiten. [46] erreicht einen Median von 200 m für Personen und 220 m für Bäume und Felsen. Bei [47] werden die Erkennungen für Personen erst bei unter 120 m angegeben, Koffer werden erst unter 80 m und Werkzeugkästen bei unter 50 m erkannt. Daraus lässt sich im Zeitverlauf keine Zunahme in der Leistungsfä-

Objekt; Bedingungen [Quelle]	Mediandistanz der Erkennung in m
0,4 m ² und 2 m ² ; 30% Kontrast	> 750
2 m ² ; 8% Kontrast	500
0,4 m ² ; 8% Kontrast	240
2 m ² ; 30% Kontrast, nachts	180
0,4 m ² ; 30% Kontrast, nachts	60
0,4 m ² und 2 m ² , 8% Kontrast, nachts [44]	< 60
40 × 40 × 40 cm	250
20 × 20 × 20 cm	175
10 × 10 × 10 cm	50
5 × 5 × 5 cm	< 25
Fluoreszierende Objekte nachts bei 60 km/h [45]	
Warnweste	400
Auto	300
Person	240
Warnweste, Auto und Person nachts [24]	< 60
Bäume; 50-70 km/h	60
Felssturz; 20-120 km/h [46]	30

I Tabelle 2: Menschliche Hinderniserkennung



I Bild 3: Geschätzte Kosten konkurrierender Lösungen in Abhängigkeit von der Größe des ODD. Es existiert ein Schnittpunkt beider Kurven – sein Aufenthaltsort ist jedoch unbekannt

higkeit ableiten. Andere Publikationen enthalten entweder keine Evaluationsergebnisse oder verwenden zweidimensionale Metriken wie z.B. die mAP (mean Average Precision). Diese zweidimensionale Metriken messen grob-erklärt die Übereinstimmung der erkannten Bildbereiche ohne Aussagekraft für drei Dimensionen. Leider lassen sich die für die Risiken im Eisenbahnkontext Leistungszahlen wie der Median der Erkennungsdistanz aus der mAP nicht ab-

leiten. Dabei würden nicht nur Trendanalysen, sondern auch Entwickler von einer eisenbahnspezifischen Standardmetrik, wie beispielweise eine Größe wie der Median, profitieren.

6 Wirtschaftliche Faktoren

Wirtschaftliche Faktoren für die Kollisionsvorhersage sind insbesondere in Konkurrenz zur Schaffung eines unabhängi-

gen Bahnkörpers sowie der Aufrüstung zu CBTC (Communication-Based Train Control) durch streckenseitige Maßnahmen von Bedeutung. Im Bild 3 ist dargestellt, dass eine Abzäunung der Strecke Berlin-Dresden nach unserer Einschätzung kostengünstiger wäre, als dafür ein Wahrnehmungssystem zu entwickeln. Ein Wahrnehmungssystem für alle Züge in der EU zu entwickeln ist sicher teurer als für einen Zug und eine bestimmte Strecke. Dies kann mit der steigenden Zahl der Hindernisarten, Streckenarten, Kartierungsbedarf usw. begründet werden. Die Strecken der ganzen Erdkugel abzuzäunen ist sicherlich trotz aller Skalen-Effekte unvermeidbar teuer und sicherlich teurer als ein Wahrnehmungssystem für die ganze Erdkugel zu entwickeln. Beide Kostenkurven steigen unterschiedlich mit der zunehmender ODD-Größe und schneiden sich. Deren Schnittpunkt ist jedoch unbekannt.

7 Fazit

Künftige Wahrnehmungssysteme für GoA3+ werden nach derzeitigen technologischen Trends ohne einen Anteil von TNN in der Softwaregestaltung voraussichtlich nicht auskommen. Diese Systeme benötigen jedoch gemeinsame risikoorientierte Metriken d.h. Schlüsselkennzahlen auch bekannt als KPI (Key Performance Indicators), wie beispielsweise die Mediandistanz, um einerseits die Ziele für Entwickler besser zu definieren und andererseits die Entwicklungsgeschwindigkeit zu messen. Der Fortschritt zu TRL 6 ruht seit zwei Dekaden. Die Entwicklung im Automobilbereich ist der Eisenbahn voraus und es werden Lösungen daraus übertragen. Die Nutzbarkeit eisenbahnspezifischer Sensorlösungen, die von dem Vorhandensein der Gleise und der Oberleitung Gebrauch machen, ist nicht abschließend geklärt. Das wirtschaftliche Ziel der fahrzeugseitigen Erkennung besteht darin, die streckenseitigen Maßnahmen von den Kosten her zu unterbieten.

#905_A2

(Bildnachweis: 1 bis 3, Verfasser)

Literatur

- [1] Hofmann, K.; Tagiew, R.; Tilly, R.; Klotz, C.; Reinhardt, M.: Standortbestimmung des DZSF zum Thema ATO. Der Eisenbahningenieur, 01, 2023.

- [2] *Leinhos, D.; Flatt, H.; Witte, S.*: Sensorik als technische Voraussetzung für ATO-Funktionen. Deutsches Zentrum für Schienenverkehrsforschung, 2022.
- [3] *Tagiew, R.; Buder, T.; Hofmann, K.; Klotz, C.*: Risikoanalyse der Schnellbremsung bei frontaler Kollisionsgefahr. Elektrische Bahnen, 6-7, 2022.
- [4] *Tauschenk, E.*: Zugbegleitende Anlage zur aktuellen Analyse von Streckengefahren vor dem Zug, 1998. Deutsches Patent- und Markenamt, DE19841246A1.
- [5] *Ulianov, C.*: Deliverable d 1.1: Freight specific use cases for obstacle detection and track intrusion systems, 2019. SMART2, Grant agreement ID: 881784.
- [6] *Knorr-Bremse*. Rail Vision to test obstacle detection systems for SBB Cargo. Global Railway Review. 23.09.2020.
- [7] *Tagiew, R.; Witzler, S.; Portier, M.*: Towards assessing digital technologies for the future of mobility. SSRN, 2022.
- [8] *Ristic-Durrant, D.; Franke, M.; Michels, K.*: A review of vision-based on-board obstacle detection and distance estimation in railways. *Sensors*, 21(10):3452, 2021.
- [9] *Petrovic, A. D.; Banic, M.; Simonovic, M.; Stamenkovic, D.; Miltenovic, A.; Adamovic, G.; Rangelov, D.*: Integration of computer vision and convolutional neural networks in the system for detection of rail track and signals on the railway. *Applied Sciences*, 12(12):6045, 2022.
- [10] *Staino, A.; Suwalka, A.; Mitra, P.; Basu, B.*: Real-time detection and recognition of railway traffic signals using deep learning. *Journal of Big Data Analytics in Transportation*, 4(1):57-71, 2022.
- [11] *Unbekannter* wirft Fahrrad von Brücke in die S-Bahn-Oberleitung. RUHR24. 23.04.2014.
- [12] *Fahrrad auf Oberleitung: Güterzug verhaft sich.* Oberhessische Presse. 12.02.2015.
- [13] *Unbekannte werfen Fahrrad in Oberleitung.* STIMME. 28.06.2021.
- [14] *Fahrrad verursacht an DB-Strecke in NRW lebensgefährlichen Lichtbogen.* Augsbuger Allgemeine. 20.05.2022.
- [15] *Gegenstände in Oberleitung: Züge erreichen Landshut nicht.* Fränkische Landeszeitung. 15.07.2022.
- [16] *Zendel, O.; Murschitz, M.; Zeilinger, M.; Steinninger, D.; Abbasi, S.; Beleznaï, C.*: RailSem19: A dataset for semantic rail scene understanding. *CVPRW 2019*, S. 1221-1229.
- [17] *Harb, J.; Reben, N.; Chosidow, R.; Roblin, G.; Potarusov, R.; Hajri, H.*: FRSign: A large-scale traffic light dataset for autonomous trains. *CoRR*, abs/2002.05665, 2020.
- [18] *Toprak, T.; Belenlioglu, B.; Aydin, B.; Guzelis, C.; Selver, M. A.*: Conditional weighted ensemble of transferred models for camera based onboard pedestrian detection in railway driver support systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 69(5): 5041-5054, 2020.
- [19] *Tilly, R.; Neumaier, P.; Schwalbe, K.; Klasek, P.; Tagiew, R.; Denzler, P.; Koppel, M.; Klockau, T.*: Offener Multisensordatensatz für die Entwicklung der Umfeldwahrnehmung beim vollautomatischen Fahren. Eisenbahntechnische Rundschau, 4, 2023. (Publikation folgt).
- [20] *Pandey, G.; McBride, J. R.; Eustice, R. M.*: Ford campus vision and lidar data set. *The International Journal of Robotics Research*, 30(13):1543-1552, 2011.
- [21] *Guan, L.; Jia, L.; Xie, Z.; Yin C.*: A lightweight framework for obstacle detection in the railway image based on fast region proposal and improved yolo-tiny network. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 71:1-16, 2022.
- [22] *Tagiew, R.; Buder, T.; Tilly, R.; Hofmann, K.; Klotz, C.*: Datensätze für das autonome Fahren als Grundlage für GoA3+, 2021.
- [23] *Technology readiness levels. HORIZON 2020 – WORK PROGRAMME 2014-2015, General Annexes. Commission Decision C(2014)4995.*
- [24] *Möckel, S.; Scherer, F.; Schuster, P.*: Multi-sensor obstacle detection on railway tracks. *IEEE IV2003 Intelligent Vehicles Symposium. Proceedings (Cat. No. 03TH8683)*, 2003, S. 42-46.
- [25] *Kaleli, F.; Akgul, Y. S.*: Vision-based railroad track extraction using dynamic programming. *International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2009, S. 1-6.
- [26] *Wohlfeil, J.*: Vision based rail track and switch recognition for selflocalization of trains in a rail network. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2011, S. 1025-1030.
- [27] *Mukojima, H.; Deguchi, D.; Kawanishi, Y.; Ide, L.; Murase, H.; Ukai, M.; Nagamine, N.; Nakasone, R.*: Moving camera background-subtraction for obstacle detection on railway tracks. *IEEE international conference on image processing (ICIP)*, S. 3967-3971. IEEE, 2016.
- [28] *Haseeb, M. A.; Guan, J.; Ristic-Durrant, D.; Graser, A.*: Disnet: a novel method for distance estimation from monocular camera. *Planning, Perception and Navigation for Intelligent Vehicles (PPNIV18)*, IROS, 2018.
- [29] *Knecht, U.*: Verfahren und Vorrichtung zur Erkennung von Hindernissen vor Schienenfahrzeugen, 1997. Deutsches Patent- und Markenamt, DE19746970A1.
- [30] *Jamieson, J.; Ray, M.*: Railway obstacle detection system and method, 2002. United States Patent, US20040056182A1.
- [31] *Manoretal.*: Method of detecting obstacles on railways and preventing train accidents, 2007. United States Patent, US20070170315A1.
- [32] *Katz et al.*: System and method for utilizing an infrared sensor by a moving train, 2016. United States Patent, US10654499B2.
- [33] *Palmer, A.*: Schienenerkennung mit LIDAR, 2019. Deutsches Patent- und Markenamt, DE102019212010A1.
- [34] *Futagami et al.*: Railroad track recognition device, program, and railroad track recognition method, 2019. United States Patent, US11210548B2.
- [35] *Sema, A.*: Selbstlernendes Warnsystem für Schienenfahrzeuge, 2021. Deutsches Patent- und Markenamt, DE102021200767A1.
- [36] *Orelana, R. B.*: Object detection on a path of travel and obstacle detection on railway tracks using free space information, 2021. European Patent Office, EP3851872A1.
- [37] *Liesenkötter, B.*: Verfahren zur Hinderniserkennung auf Bahngleisen und Anwendung des Verfahrens zum automatischen Betrieb von schienengebundenen Fahrzeugen, 1992. Deutsches Patent- und Markenamt, DE4216406A1.
- [38] *Baumgartner, R.*: Erkennung von Hindernissen auf Bahngleisen mit Hilfe von Oberflächenwellen, 2019. Weltorganisation für geistiges Eigentum, WO2021004665A1.
- [39] *Lemonnier, A.; Adele, S.; Dionisio, C.*: The determinants of acceptability and behavioural intention of automated vehicles—a review. *Le travail humain*, 83(4):297-342, 2020.
- [40] *Rudenko, A.; Palmieri, L.; Herman, M.; Kitani, K. M.; Gavril, D. M.; Arras, K. O.*: Human motion trajectory prediction: A survey. *The International Journal of Robotics Research*, 39(8):895-935, 2020.
- [41] *Liu, S.; Wang, Q.; Luo, Y.*: A review of applications of visual inspection technology based on image processing in the railway industry. *Transportation Safety and Environment*, 1(3):185-204, 2019.
- [42] *Zaman, A.; Ren, B.; Liu, X.*: Artificial intelligence-aided automated detection of road trespassing. *Transportation research record*, 2673(7):25-37, 2019.
- [43] *Tagiew, R.; Buder, T.; Hofmann, K.; Klotz, C.; Tilly, R.*: Towards nucleation of GoA3+ approval process. *High Performance Computing and Cluster Technologies Conference*, 2021, S. 41-47.
- [44] *Polz, J.; Mihm, P.; Czurda, W.*: Automatisches Fahren (AF) – Lastenheft "Hinderniserkennung Fahrweg". Bundesministerium für Bildung und Forschung, 2003.
- [45] *Itoh, K.; Seki, M.; Hoshino, T.*: A simulation-based study on night train operators's track inspection performance by use of cognitive-perceptual model. *DGLR Bericht*, 2001.
- [46] *Nakasone, R.; Nagamine, N.; Ukai, M.; Mukojima, H.; Deguchi, D.; Murase, H.*: Frontal obstacle detection using background subtraction and frame registration. *Quarterly Report of RTRI*, 58(4):298-302, 2017.
- [47] *Zhangyu, W.; Guizhen, Y.; Xinkai, W.; Haroran, L.; Da, L.*: A camera and lidar data fusion method for railway object detection. *IEEE Sensors Journal*, 21(12):13442-13454, 2021.



Dr. rer. nat. Rustam Tagiew (40). NWI Studium an Uni Bielefeld und KI Promotion an TU Freiberg, 2012 bis 2020 Data Scientist, Technologie-Startup Gründer & Senior Software Developer; seit 2020 wissenschaftlicher Referent im Forschungs-

bereich Querschnittsthemen, DZSF. Anschrift: Deutsches Zentrum für Schienenverkehrsforschung beim Eisenbahn-Bundesamt, August-Bebel-Str. 10, 01219 Dresden, Deutschland.

E-Mail: tagiewr@dzsf.bund.de



Dr. rer. nat. Thomas Buder (36). Mathematikstudium und Promotion an der TU Dresden, wissenschaftlicher Referent im Forschungsbereich Sicherheit, DZSF.

Anschrift: Deutsches Zentrum für Schienenverkehrsforschung beim Eisenbahn-

Bundesamt, August-Bebel-Str. 10, 01219 Dresden, Deutschland.

E-Mail: budert@dzsf.bund.de

Dipl.-Ing. Mario Fietze (45). Studium der Verkehrswissenschaften und Physik an der TU Dresden, wissenschaftlicher Referent im Forschungsbereich Sicherheit, DZSF.

Anschrift: Deutsches Zentrum für Schienenverkehrsforschung beim Eisenbahn-Bundesamt, August-Bebel-Str. 10, 01219 Dresden, Deutschland.

E-Mail: fietzem@dzsf.bund.de