

Datensätze für das autonome Fahren als Grundlage für GoA3+

Begleiteter (GoA3) und vollautomatischer (GoA4) fahrerloser Zugbetrieb benötigen den Einsatz von künstlicher Intelligenz (KI) für die Umweltwahrnehmung. Für den fachlichen Austausch zur Entwicklung dieser KI sowie deren Sicherheitsnachweis sind offene Datensätze nötig. Hier stellen wir eine Auswahl bisheriger Datensätze als Basis für künftige Datenprojekte im Schienenverkehr vor.



Der heutige Technikstand von KI für maschinelles Sehen (Vision) erfordert ein aufwendiges Erlernen von Regelmäßigkeiten aus den Daten .



Fahrerloser Zugbetrieb ab der Stufe GoA3 (GoA3+) ist vor allem aufgrund der zu erwartenden Kapazitätserhöhung im Schienenverkehr anzustreben. Falls Teleoperation dabei lediglich eine Rolle als Rückfallebene übernimmt [1], sollte ein automatisches System bei GoA3+ Gefahren, die hauptsächlich störende Körper im Lichtraumprofil sind, wahrnehmen können. Falls die Leit- und Sicherungstechnik nicht auf das Fahrzeug überträgt, muss ein automatisches System zusätzlich auch Signale, Prellböcke usw. sicher erkennen können. Sobald eine Gefahr bzw. ein Signalbegriff erkannt werden, ist die Weiterbehandlung technisch handhabbar und stellt sich meist als eine Geschwindigkeitsanpassung bzw. Gefahrenbremsung dar. Das bedeutet, dass das Wahrnehmungsmodul im Mittelpunkt der Bemühungen für GoA3+ und einen entsprechenden erforderlichen Sicherheitsnachweis (SiNa) steht.

Der heutige Technikstand von KI für maschinelles Sehen (Vision) erfordert ein aufwendiges Erlernen von Regelmäßigkei-

ten aus den Daten, das im Fachjargon als Trainieren bezeichnet wird. Auf ein Weiterlernen des Systems während des Betriebs wird nicht zuletzt aus Sicherheitsgründen verzichtet. Eine allgemeine Methode für einen formalen bzw. genormten SiNa einer auf maschinellem Lernen (ML) basierenden Vision ist bisher nicht bekannt [2]. Zu den Einzelheiten des heutigen Stands der Technik zu diesem Thema siehe auch [3] und [4].

Es gibt zurzeit mehrere Kandidaten für Verfahren zum SiNa der KI-Wahrnehmung, von denen sich keines ohne eine fundierte Datengrundlage aus dem Schienenverkehr näher erforschen lässt. Für den SiNa entsprechend dem aktuellen Regelwerk müssen diese Verfahren verlässliche Schätzungen für Ausfallwahrscheinlichkeiten liefern. Bei der heute dominanten Methode für KI-Wahrnehmung, den Tiefen Neuronalen Netzen (TNN), kann die Übertragbarkeit der Ergebnisse zu einem Sicherheitsbewertungsverfahren aus einem Anwendungsgebiet auf ein anderes aufgrund nötiger Systemumspezialisierung [5] nicht garantiert werden.

Vision-Daten für den Schienenverkehrsbereich sind im Vergleich zum Straßenverkehrsbereich seltener, weil u. a. der Zugang zur Infrastruktur aufwendiger ist [3]. In dieser Recherche wurden die Datensätze RailSem19 [6] und FRSign [7] gefunden. Der Datensatz RailSem19 ist teilweise dank frei zur Verfügung gestellten Aufnahmen von Eisenbahnenthusiasten entstanden. FRSign ist unter Mitwirkung der französischen Eisenbahngesellschaft SNCF entstanden, welche die Aufnahme von Signalen aus den Zügen ermöglichte. Dieser Artikel bietet einen Überblick



Dr. rer. nat. Rustam Tagiew
Wissenschaftlicher Referent Künstliche Intelligenz, Deutsches Zentrum für Schienenverkehrsforschung. Rustam Tagiew ist ein Mitglied des BMVI Expertennetzwerks und verantwortlich für die Forschung an Zulassungskriterien von autonomen Zügen
TagiewR@dzsf.bund.de



Dr. rer. nat. Thomas Buder
Wissenschaftlicher Referent im Forschungsbereich Sicherheit, Deutsches Zentrum für Schienenverkehrsforschung
BuderT@dzsf.bund.de



Dr. rer. pol. Roman Tilly
Wissenschaftlicher Referent Data Science, Deutsches Zentrum für Schienenverkehrsforschung
TillyR@dzsf.bund.de



Dr. iur. Kai Hofmann
Wissenschaftlicher Referent Recht, Deutsches Zentrum für Schienenverkehrsforschung
HofmannK@dzsf.bund.de



Dr.-Ing. Christian Klotz
Wissenschaftlicher Referent Automatisierung, Deutsches Zentrum für Schienenverkehrsforschung
KlotzC@dzsf.bund.de

zu technischen und rechtlichen Aspekten und eine grobe Einschätzung der Nutzung der bisherigen Datensätze. Darüber hinaus wird mit Hilfe bibliometrischer Auswertungen die Nutzung der bisherigen Datensätze skizziert.

Sensorik auf dem Triebfahrzeug

Damit Vision-Datensätze überhaupt entstehen können, müssen Sensoren auf den Fahrzeugen platziert werden. Bei Straßenfahrzeugen entstehen dabei visuelle Bilder, Ereigniskameraaufnahmen, Thermalbilder, LIDAR-Scans, GPS-Daten, Fahrzeugdaten und sonstige Daten. Im Schienenbereich bestehen aufgrund der oben erläuterten Gründe bisher nur wenig Erfahrungen mit Anzahl und Art der Sensoren. Deswegen hat das DZSF kürzlich das Projekt „Sensorik als technische Voraussetzung für ATO-Funktionen“ ausgeschrieben. Hier wird eine Spezifikation für die Sensorik-Ausstattung von ATO-Fahrzeugen spezifiziert und im Sektor abgestimmt. Die Ergebnisse können als Basis für weitere Datenerfassungsprojekte dienen.

Eigenschaften bisheriger Datensätze

Ein typischer Vision-Datensatz ist für überwachtes ML ausgelegt. Dafür beinhaltet der Datensatz zusätzlich zu den Eingabedaten der Sensoren die Soll-Ausgaben. Der zugrunde liegende Zusammenhang zwischen Eingaben und Ausgaben soll erlernt werden. Beim unüberwachten ML werden Muster ohne Vorgabe in Daten erkannt. Die Erstellung der korrekten Soll-Ausgaben zu einem Eingabedatensatz (sog. Annotieren oder Labeln) erfolgt in aller Regel durch Menschen.

Die Annotation von Bildern für Vision kann man in mehrere Typen unterteilen. Die einfachste Möglichkeit ist die Zuordnung einer Kategorie zu einem Bild. Zudem gibt es die Methode, zwei- bzw. dreidimensionale Quader manuell auf den Bildern zu platzieren. Dies stellt die häufigste Annotationsform bei der Vision dar. Bei semantischer Annotation werden hingegen Bildbereiche als möglichst genaue unregelmäßige Flächen zu Kategorien zugeordnet. Wenn gleiche Objekte in mehreren Bildern identifiziert werden, können deren Trajektorien abgeleitet werden.

Streckenmarkierung, Verhaltenslabel und Stixel sind für das autonome Fahren spezifische Annotationstypen. Strecken-



1: Links sind Strecken- und rechteckige Annotationen und rechts ist semantische Annotation beispielhaft dargestellt

markierungen sind z.B. Markierungen der Fahrspur im Straßenbereich und der Gleise im Schienenverkehrsbereich. Verhaltenslabel sind Kategorien des Verhaltens eines Verkehrssubjekts, mit Hilfe deren dessen künftige Trajektorie vorhergesagt werden kann. Stixel („stick“ + „pixel“) sind vertikale stabähnliche Markierungen für Hindernisse beim oberflächengebundenen Verkehr. Beispiele für Annotationen einer schienenverkehrsspezifischen Szene sind in Bild 1 aufgeführt.

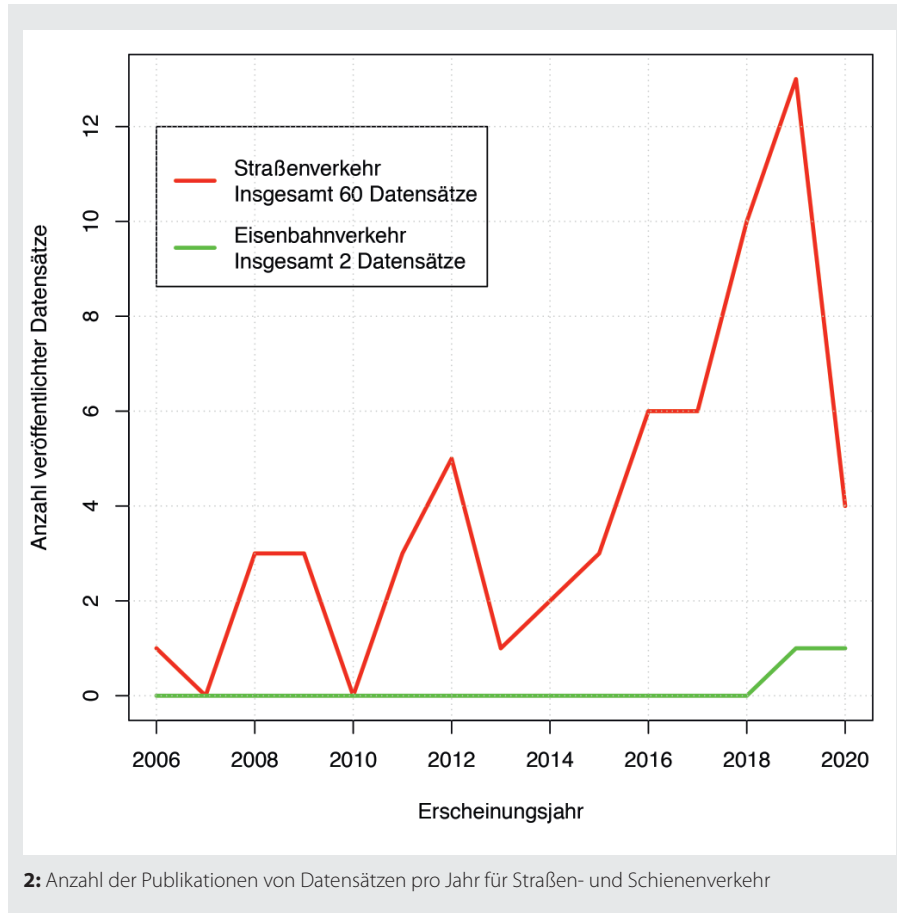
Die manuelle Annotation der Ausgabedaten ist kostspielig, was sich tendenziell negativ auf die Verfügbarkeit von Datensätzen sowie deren Größe auswirkt. Es gibt mehrere allgemeine Datensätze für Vision, die auch Bilder von schienenverkehrsspezifischen Objekten beinhalten. Der IMAGENET-Datensatz für den ILSVRC17-Wettbewerb [8] beinhaltet mehr als 14 Millionen Bilder, annotiert mit hunderten Kategorien. Darunter gibt es allerdings lediglich 7215 Bilder, die mit den schienenverkehrsnahen Kategorien Güterwagen, Reisezugwagen, Straßenbahn, Elektrolokomotive, Dampflokomotive oder Hochgeschwindigkeitszug annotiert sind.

Durch Recherche konnten 60 offene Datensätze autonomer Fahrzeuge im Straßenverkehr ausfindig gemacht werden. Von diesen sind 50 Datensätze in einem öffentlichen Index von Scale Labs Inc. aufgeführt [9]. Es können durchaus noch mehr kleinere bzw. weniger relevante Datensätze existieren, die z.B. als Begleitmaterial zu Veröffentlichungen mitveröffentlicht wurden. Wir beschränken uns auf diese 60 als Datengrundlage für unsere Aussagen. Von diesen Datensätzen stammen 41%

vollständig oder teilweise aus den USA, 25% aus Deutschland und 12% aus China. Darüber hinaus enthalten 23% keine Annotationen, wie z.B. der Oxford RobotCar Datensatz [10], in dem Bilder, LIDAR-Scans und GPS-Daten lediglich nach Wetterbedingungen unterteilt sind. Weitere 53% beinhalten rechteckige Kästen bzw. Quader als Annotationen, 25% semantische Annotationen, 13% Verhaltensannotationen, 13% Streckenmarkierungen und 3% Stixel.

Für den Schienenverkehr sind wir im Rahmen der Recherche auf die bereits genannten zwei Datensätze gestoßen. Bild 2 zeigt die Publikationen beider erwähnten Branchen im Vergleich. RailSem19 beinhaltet 8500 Bilder aus 38 Ländern, die semantisch und mit Streckenmarkierungen annotiert sind. Die Streckenmarkierungen bei RailSem19 sind die Markierungen der Gleise und die Richtungsmarkierungen der Weichenstellungen anhand der Zungenpositionen. RailSem19 ist vom Austrian Institute of Technology (AIT) erstellt worden, das im Rahmen des Projekts „AutoDrive“ gefördert wurde [11]. FRSign beinhaltet 393 Videosequenzen mit insgesamt 105 352 mit rechteckigen Kästen annotierten Bildern französischer Signale. Dieser Datensatz wurde im Rahmen des Projekts „Safe Autonomous Land Transport“ erstellt.

Die Qualität der Daten kann nur schwer durch Algorithmen später verbessert werden („Garbage in, Garbage out“). Die Datenqualität lässt sich mit den Dimensionen Korrektheit, Zugänglichkeit, Konsistenz, Zeitlosigkeit, Nachverfolgbarkeit und Relevanz beschreiben [12]. Standards für Datenqualität bilden die Grundlage für SiNas. Die Erforschung solcher Standards für den



Schienenverkehr befindet sich noch in der Frühphase.

Datennutzungsrechte und DSGVO

Die Datensätze für ML sind in mehrfacher Hinsicht urheberrechtlich geschützt. Die notwendigen Nutzungsrechte werden

meist über Standardlizenzen eingeräumt. Ein Fünftel der 60 Datensätze aus dem Straßenverkehr geben als Bedingungen die Namensnennung, nicht-kommerzielle Zwecke sowie Weitergabe unter gleichen Bedingungen für Datennutzung nach der Creative-Commons-Vorlage (CC BY-NC-SA) [13] 3.0 bzw. 4.0 vor. Weitere 15% werden



3: SRA angewandt auf ein auf dem IMAGENET-Datensatz trainiertes Modell bei einem Bild eines Straßenbahn-Zweiwegefahrzeugs. Gelbe Bereiche haben eine positive, grüne eine neutrale und blaue eine negative Relevanz

unter der MIT-Lizenz [14] angeboten, die keinerlei Einschränkungen enthält, und 5% erlauben die Nutzung ausschließlich für Forschungszwecke. Insgesamt 48% schränken die Nutzung auf nicht-kommerzielle Nutzung durch diverse Lizenzarten ein. Bei mehr als 55% der Datensätze wird die Namensnennung verlangt. RailSem19 und FRSign werden unter der CC BY-NC-SA 4.0 Lizenz angeboten.

Neben den Rechten der Datensatzsteller müssen auch die Persönlichkeitsrechte der darauf Abgebildeten beachtet werden. Praktisch relevant wird dies, wenn Personen auf den Bildern – vornehmlich anhand ihrer Gesichter – identifiziert werden können. Die Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) sieht hier kein binäres System vor; ihre Anforderungen sind vielmehr abhängig von der Verarbeitungssituation und dem daraus für den Betroffenen erwachsenden Risiko abzustufen. Da die – ohnehin jederzeit widerrufliche – Einwilligung hier ausscheidet, kann die Datenverarbeitung nur durch eine Interessenabwägung gerechtfertigt werden (Art. 6 Abs. 1 S. 1 lit. f DS-GVO).

Für die Verarbeitung spricht dabei neben dem hohen gesellschaftlichen Nutzen von ATO auch, dass ein KI-System nicht mit vollständig anonymisierten Gesichtern angelernt werden kann. Es würde nur auf die Verfremdungen achten und wäre im Betrieb unbrauchbar. Die Rechte der Betroffenen werden zudem nur geringfügig beeinträchtigt. Dies ergibt sich bereits daraus, dass sie lediglich im öffentlichen Raum, nur für kurze Zeit und nicht systematisch gefilmt werden. Kombiniert man dies mit technischen Schutzmaßnahmen, die die inverse Bildersuche nach Gesichtern ausschließen oder schränkt man die Nutzung der Datensätze wirksam auf die Forschungsgemeinschaft (einschließlich der FuE-Abteilungen von Unternehmen) ein, steht der Datenschutz einer breiten Verwendung der Datensätze nicht im Weg.

Datensätze und SiNa-Verfahren

Für die Normierung der Verfahren für den SiNa der KI-Wahrnehmung bedarf es eines starken Entwicklernetzwerkes. Die offenen Datensätze sollen diesen Prozess begünstigen. Eine verbreitete Methode für die Sicherheitseinschätzung einer KI-Methode ist der Benchmark auf einem vorher noch nie gesehenen Teil des Gesamtdatensatzes, dem sogenannten Holdout-Datensatz. Zum Beispiel existieren bei RailSem19 zu-

sätzlich zu den 8500 öffentlichen Bildern noch 1600 nicht öffentliche Bilder. Bei einem Benchmark werden die trainierten Modelle bei einer unabhängigen Plattform eingereicht und auf dem Holdout-Datensatz ausgeführt. Die Ergebnisse verschiedener Modelle können dann im Vergleich zueinander veröffentlicht werden, wodurch die Eignung der KI-Verfahren jenseits der bereits gesehenen Daten bewertet werden kann.

Benchmark auf einen Holdout-Datensatz ist einer von mehreren Kandidaten für SiNa-Verfahren. Die Schichtweise Relevanzausbreitung (SRA) aus der Erklärbaren KI (EKI) wird für den derzeit dominierenden Ansatz bei KI-Wahrnehmung, den Tiefen Neuronalen Netzen (TNN) angewandt [15]. SRA ermöglicht eine Visualisierung der Relevanz der für eine Klassifizierung eines Bildes relevanten Bildpunkte – man schaut der KI quasi beim Denken zu. Bild 3 zeigt das Ergebnis einer Klassifikation eines Straßenbahn-Zweiwegefahrzeugs durch ein TNN-Modell, das auf dem IMAGENET-Datensatz trainiert wurde. Das Modell schlägt hier eine elektrische Lokomotive

als bestmögliche Schätzung vor. Man sieht, dass die Anwesenheit von Gleisen eine große Relevanz für die Klassifikation hat. Gleise sind auf den meisten restlichen Bildern des Datensatzes abwesend, was hier wahrscheinlich diesen Effekt verursacht. Dieses Auswendiglernen von eigentlich unwesentlichen Koinzidenzen kann nicht vollständig vermieden werden. Der geneigte Leser kann das Verfahren auch ohne Vorkenntnisse selbst auf dem Server der Fraunhofer-HHI ausprobieren [16].

Verbreitung eines Datensatzes

Die Erzeugung eines annotierten Datensatzes von hoher Qualität für den Schienenverkehr ist kostspielig. Daher sollte die Planung die Erfolgsstatistiken voriger Datenprojekte berücksichtigen. Eine Methode die Verbreitung eines Datensatzes zu messen ist z. B. die Anzahl an Nutzer, die diesen verwenden und ihre Erkenntnisse veröffentlichen.

Eine manuelle Analyse und Zuordnung einer schnell wachsenden Zahl der Veröffentlichungen für alle 60 Datensätze wird

Der Sicherheitsnachweis der KI-Wahrnehmung bei GoA3+ erfordert ein starkes Entwicklernetzwerk, das wiederum durch offene Vision-Datensätze begünstigt wird.

in diesem Fachartikel vorerst durch eine einfache Zählung der Zitationen aus Google Scholar der datensatzbeschreibenden Fachartikel ersetzt. Obwohl die Anzahl der Datennutzer nicht direkt mit der Anzahl der Zitate übereinstimmt, hat dieser Ansatz mehrere Vorteile: er ist mit wenig Aufwand realisierbar, eine Erwähnung stellt einen Indikator für die Sichtbarkeit des Datensatzes dar und man kann jedem Datensatz Merkmale zuordnen, um die Wirkung auf seine Sichtbarkeit zu messen. Die meisten Erzeuger von Datensätzen verlangen bzw.

Homepageveröffentlichung unbefristet genehmigt für Deutsches Zentrum für Schienenverkehrsforschung beim EBA / Rechte für einzelne Downloads und Ausdrücke für Besucher der Seiten genehmigt / © DVV Media Group GmbH

IABG. Die Zukunft.

Analysieren. Testen. Qualifizieren.



Qualifizierung von Schienenfahrzeugen

LEISTUNGSSCHWERPUNKTE

Betriebsfestigkeit • Prüfstände • Umweltsimulation • Schadensanalyse • Simulation & Methodenentwicklung

Die IABG ist seit 60 Jahren auf dem Feld der Absicherung von Technologielösungen tätig. In der Bahntechnik verfügt die IABG über weitreichende Erfahrungen bei der

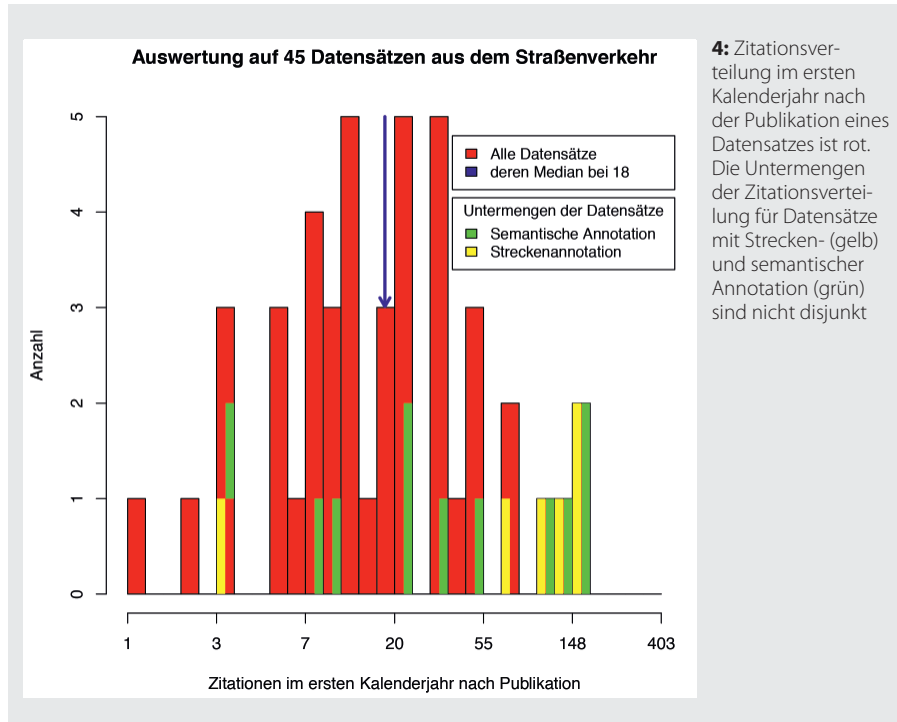
- Qualifizierung von Systemen und
- funktionalen Absicherung digitaler und vernetzter Systeme.

sales@iabg.de • www.iabg.de

Wir begleiten die Entwicklung zukünftiger Mobilität mit Lösungen für Wasserstoff- und Hochvolt-speichertechnologien und Innovationen für spurgeführte Hochgeschwindigkeitssysteme.

Die IABG ist **anerkannter Unterauftragnehmer des EISENBAHN-CERT** und arbeitet gemäß der Hersteller- und Bahnnormen sowie der technischen Spezifikationen für die Interoperabilität.

iABG



empfehlen die Zitierung ihres Fachartikels im Falle der Verwendung. Es handelt sich um ein Äquivalent einer „Data citation“. Ein beschreibendes Paper wird oft aus Gründen der Geschwindigkeit zuerst oder ausschließlich informell auf z.B. arXiv.org veröffentlicht, bevor überhaupt ein ordentlicher Fachartikel erscheint. Manchmal handelt es sich bei einem Datensatz um einen Begleitdatensatz für eine Methodenvorstellung – die Autoren stellen ihren Datensatz der Allgemeinheit zur Verfügung, damit die Ergebnisse des Fachartikels überprüft werden können. Nicht alle Fachartikel werden zeitgleich mit der Veröffentlichung des zugehörigen Datensatzes veröffentlicht. Immerhin konnten 45 Beispiele aus den 60 erarbeitet werden, bei denen der Datensatz gleichzeitig mit seinem Fachartikel veröffentlicht wurde.

Die Verbreitung wird an der Zahl der Zitationen im ersten Kalenderjahr nach der Publikation gemessen. Die so gemessene Verbreitung korreliert nicht mit dem Erscheinungsjahr, ist aber signifikant höher beim Vorhandensein von semantischen Annotationen ($p = 0,042$) und Streckenmarkierungen ($p = 0,0079$). Die meisten Zitationen haben absteigend sortiert die Datensätze Argoverse [17], SemanticKITTI [18] und KITTI [19] erreicht. RailSem19 verfügt über semantische Annotationen und Streckenmarkierungen und erreichte 11 Zitationen in 2020, was nahe dem Median

bei Straßenverkehrsdatensätzen liegt. Eine Auswertung [20] misst bei semantischer Annotation kleinere Häufigkeiten für Fehler als bei Annotation durch Rechtecke. Die starke Streuung der Verbreitung bei den Datensätzen bei gleichzeitig hohen Kosten ist ein Argument für eine tiefere Recherche, die sich vermutlich auf die Trends bei der Vision hinsichtlich der Annotationstypen konzentrieren muss. •

Literatur

- [1] Grippenkoven, J. D., Meirich, C., Roth, M. H., Caspar, M., & Hungar, H. (2020). Teleoperierte Triebfahrzeugführung als Rückfallebene der Hochautomation/Teleoperation as a fallback solution for highly automated rail traffic. *SIGNAL+ DRAHT*, (6), 6–13.
- [2] Braband J. 2021. Künstliche Intelligenz? Mit Sicherheit? (2021, April 15). System||Bahn.
- [3] Tagiew R., Buder T., Hofmann K., Klotz C. & Tilly R. (2021). Towards Risk Assessment of Learned Computer Vision for ATO. *A14Rails*.
- [4] Tagiew R., Buder T., Hofmann K., Klotz C. & Tilly R. (2021). Towards Nucleation of GoA3+ Approval Process. *ICITT*.
- [5] Ren, P., Xiao, Y., Chang, X., Huang, P.Y., Li, Z., Chen, X., & Wang, X. (2020). A comprehensive survey of neural architecture search: Challenges and solutions. *arXiv preprint arXiv:2006.02903*.
- [6] Zendel, O., Murschitz, M., Zeilinger, M., Steininger, D., Abbasi, S., & Belezni, C. (2019). Railsem19: A dataset for semantic rail scene understanding. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops* (pp. 0–0).

- [7] Harb, J., Rébéna, N., Chosidow, R., Roblin, G., Potarsov, R., & Hajri, H. (2020). FRSign: A Large-Scale Traffic Light Dataset for Autonomous Trains. *arXiv preprint arXiv:2002.05665*.
- [8] Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., ... & Fei-Fei, L. (2015). Imagenet large scale visual recognition challenge. *International journal of computer vision*, 115(3), 211–252.
- [9] Scale Labs Inc. (15.06.2021 12:00). Open Datasets. *scale.com/open-datasets*
- [10] Maddern, W., Pascoe, G., Linegar, C., Newman, P. (2017). 1 year, 1000km: The Oxford RobotCar dataset. *IJRR* 36(1), 3ñ15.
- [11] Cordis (15.06.2021 12:00). Advancing fail-aware, fail-safe, and fail-operational electronic components, systems, and architectures for fully automated driving to make future mobility safer, affordable, and end-user acceptable. *cordis.europa.eu/project/id/737469/de*
- [12] Picard, S., Chapdelaine, C., Cappi, C., Gardes, L., Jenn, E., Lefevre, B., & Soumarmon, T. (2020, October). Ensuring Dataset Quality for Machine Learning Certification. In *2020 IEEE International Symposium on Software Reliability Engineering Workshops (ISSREW)* (pp. 275–282). IEEE.
- [13] CC BY-NC-SA 4.0 (15.06.2021 12:00). *creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/*
- [14] MIT-Lizenz (15.06.2021 12:00). *opensource.org/licenses/MIT*
- [15] Bach, S., Binder, A., Montavon, G., Klauschen, F., Müller, K. R., & Samek, W. (2015). On pixel-wise explanations for non-linear classifier decisions by layer-wise relevance propagation. *PLoS one*, 10(7), e0130140.
- [16] Fraunhofer-HHI (15.06.2021 12:00). LPR-Server. *lprserver.hhi.fraunhofer.de/image-classification*
- [17] Chang, M. F., Lambert, J., Sangkloy, P., Singh, J., Bak, S., Hartnett, A., ... & Hays, J. (2019). Argoverse: 3d tracking and forecasting with rich maps. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 8748–8757).
- [18] Behley, J., Garbade, M., Milioto, A., Quenzel, J., Behnke, S., Stachniss, C., & Gall, J. (2019). SemanticKITTI: A dataset for semantic scene understanding of lidar sequences. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision* (pp. 9297–9307).
- [19] Geiger, A., Lenz, P., & Urtasun, R. (2012, June). Are we ready for autonomous driving? the kitti vision benchmark suite. In *2012 IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 3354–3361). IEEE.
- [20] Mullen Jr, J. F., Tanner, F. R., & Sallee, P. A. (2019). Comparing the effects of annotation type on machine learning detection performance. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops* (pp. 0–0).

Summary

Data set for autonomous driving as basis for GoA3+

The safety certificate of AI-perception for GoA3+ requires a strong development network which is also supported by open vision data sets. Data protection according to GDPR can be achieved by, i.a., restricting R&D. Our research resulted in 60 data sets for road- and 2 data sets (RailSem and FRSign) for rail transport. The distribution of such data sets shows a broad scattering showing significant relations with annotation types used.