

KI-basierte Erfassung von Eisenbahninfrastruktur

Ein Innovationsprojekt zur automatisierten Objektsegmentierung in Punktwolken mittels tiefer neuronaler Netze

JULIA RICHTER | MARIO NEUMANN |
MARK SPITZNER | JANNES MENNENGA |
PHILIPP BRITTEN | CENGIZ GENC

Bestandsdatenerfassung und -pflege sind eine Grundvoraussetzung für Bau- und Instandsetzungsmaßnahmen an Eisenbahninfrastruktur. Dabei soll zukünftig auf eine durchgängig digitale Datenhaltung gesetzt werden. Der Einsatz tiefer neuronaler Netze für die Erfassung von Infrastrukturkomponenten direkt aus Punktwolken kann diesen, bisher überwiegend manuell durchgeführten, Prozess beschleunigen. Die hier beschriebene Softwarelösung ermöglicht die automatisierte Erkennung ausgewählter Objekte. Sie zielt darauf ab, die Effizienz bei der Erfassung und Verortung, beispielsweise für die Planung und die Instandhaltung, zu steigern und somit den Bahnverkehr auch in Zeiten eines Fachkräftemangels und begrenzter finanzieller Ressourcen sicher zu gestalten.

Motivation

Die effiziente Erfassung, Erstellung und Pflege von Eisenbahninfrastruktur ist eine Voraussetzung für die Schaffung digitaler Planungsgrundlagen und damit der Schlüssel für die automatische Erhebung korrekter Daten und die langfristige Gewährleistung der Aktualität der Infrastrukturdaten. Mithilfe der ermittelten Positionen und Geometrien erfasster Objekte

können Bestandsdatenbanken fortwährend automatisch abgeglichen und aktualisiert werden. Die gewonnenen Daten können unter anderem als Planungsgrundlage sowie als Unterstützung zur Abnahme von Baumaßnahmen genutzt werden. Beispielsweise muss für die Planung bei Umbau- bzw. Neubaumaßnahmen der Ausgangszustand der Infrastruktur erfasst werden, um eine korrekte digitale Planungsgrundlage zu haben. Darüber hinaus kann bei Baumaßnahmen im Rahmen von Baukontrollen bereits vor der Abnahme eine KI-gestützte Prüfung erfolgen, um sicherzustellen, dass die neu eingebauten Infrastrukturelemente gemäß der Planvorgaben korrekt installiert wurden.

Die Erfassung von Eisenbahninfrastruktur erfolgt bislang über Streckenbegehungen vor Ort, händische Vermessungen oder über manuelle Datenanalysen aufgezeichneter Infrastrukturdaten aus Streckenbefahrungen. Gleissperrungen und enorme Zeitaufwände, die für das Begehen oder die vollständige Sichtung des Datenmaterials durch Fachexperten notwendig sind, gehen damit einher. Diese Methoden skalieren nicht mit der Größe des zu erfassenden Streckennetzes, sind fehleranfällig und mit den vorhandenen personellen und zeitlichen Ressourcen nicht bewältigbar. Durch Befahrungen mit Kameras und Laserscannern können Streckenbegehungen vermieden oder zumindest deutlich reduziert werden, wobei georeferenzierte Punktwolken als dreidimensionales Abbild der Infrastruktur erzeugt werden. Das Auffinden und Vermes-

sen relevanter Bereiche und Objekte muss allerdings oftmals noch in einer manuellen, aufwendigen und fehleranfälligen Sichtung der Aufnahmen geschehen. Speziell beim Abgleich tatsächlich verbauter Objekte mit den Bestandsdaten erfolgt die Objektpositionierung in den Punktwolken bislang manuell durch Fachpersonal. Bei diesem Positionierungsschritt ist das manuelle Auffinden von Objekten sehr zeitintensiv. Teilweise ist es dabei schier unmöglich, insbesondere kleinere Objekte, wie Achszähler, in der Punktwolke überhaupt in einem vertretbaren Zeit- und Arbeitsaufwand zu erkennen (Abb. 1).

Die Signon Deutschland GmbH (Signon) arbeitet vor diesem Hintergrund in dem Innovationsprojekt „Signon InfraAI – Technical Equipment“ (InfraAI – TE) an Lösungen zur automatisierten, mit Künstlicher Intelligenz (KI) gestützten Erfassung von Eisenbahninfrastruktur in Punktwolken, welche direkt aus Streckenbefahrungen mit Multi-Sensor-Plattformen erhoben wurden. Der Einsatz einer solchen KI macht eine flächendeckende und zuverlässige Erfassung von Infrastrukturdaten möglich und ist ein wichtiger Baustein für eine effiziente digitale Datenhaltung der Eisenbahninfrastruktur. Im Folgenden wird die in diesem Projekt entwickelte Softwarelösung vorgestellt.

Prozesskette

Die entwickelte KI-Analyse gliedert sich in eine Prozesskette ein, die von Messfahrten über Post-Processing der erfassten Rohdaten bis hin zur Anwendung reicht (Abb. 2).



Abb. 1: Tiefe neuronale Netze beschleunigen das Auffinden von Objekten in 3D-Punktwolken. Beispiel einer Punktwolke: Oberleitungs Masten (blau), Vorsignalbake / Ne3 (hellblau), Achszähler (rot)

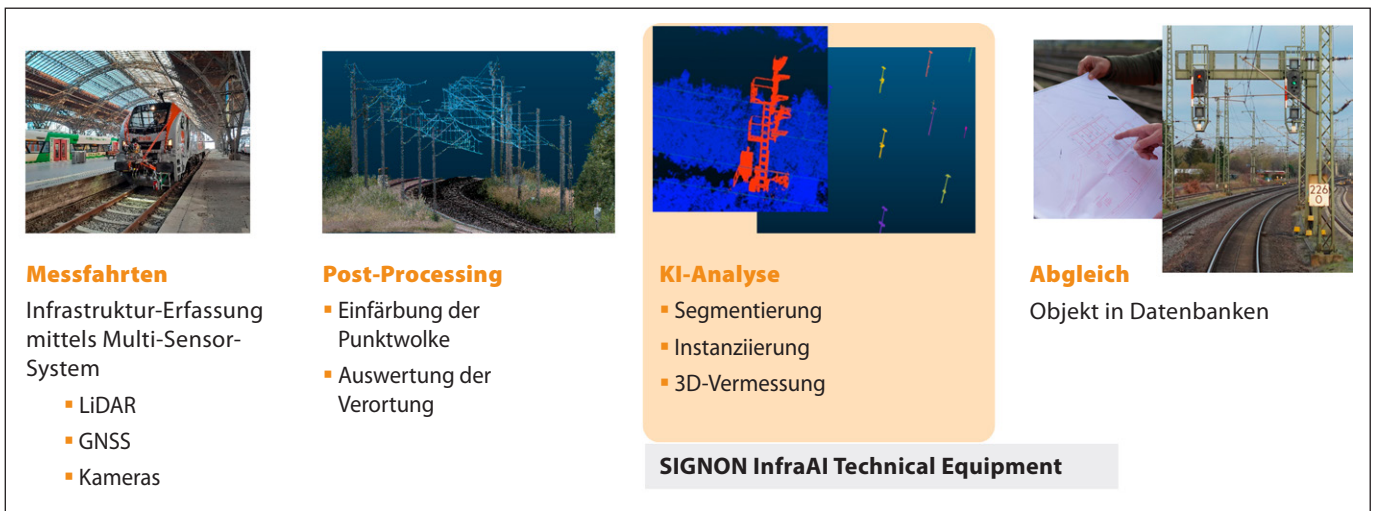


Abb. 2: Prozesskette und Einordnung des Innovationsprojektes

Messfahrten

Die Punktwolkendaten werden auf Messfahrten erhoben, welche aufgrund einer hinreichend hohen Befahrungsgeschwindigkeit in den regulären Bahnbetrieb eingebettet werden können. Es werden u.a. geocodierte Punktwolken im DB_REF2016 über einen LiDAR-Sensor, GNSS-Daten und 360°-Panoramabilder aufgezeichnet. Im Innovationsprojekt wurden Daten aus Befahrungen der Gäubahn [1] verwendet.

Post-Processing der Rohdaten

In einem Post-Processing-Schritt werden die monochromen LiDAR-Rohdaten unter Verwendung der Panoramaaufnahmen eingefärbt und die Trajektorie des Multi-Sensorsystems unter Verwendung von GNSS-Korrekturdaten bestimmt. Diese Daten bilden die Grundlage für die nachfolgende KI-Analyse.

KI-Analyse

Ermöglicht wird die an die Messfahrten und an das Post-Processing anschließende automatische Erkennung durch die Verwendung eines tiefen neuronalen Netzes für die semantische Segmentierung, im folgenden Segmentierungsnetz genannt, welches Punktwolken direkt prozessiert und dabei die Punkte definierten Objektklassen zuordnet (Segmentierung). Die zu einer Objektklasse zugehörigen Punkte werden zu Objektinstanzen gruppiert (Instanziierung), sodass einzelne Objekte in der Punktwolke identifiziert und vermessen werden können. Die so erkannten Einzelobjekte können dann mit wenig Aufwand mit den in Datenbanken hinterlegten Infrastrukturinformationen abgeglichen werden.

Im Innovationsprojekt InfraAI – TE wurde die Machbarkeit der automatischen Erkennung und Vermessung einer Auswahl von Objekt-

klassen aus dem Bereich der Leit- und Sicherungstechnik (LST) sowie Oberleitungsmasten in Punktwolken nachgewiesen. Die KI wurde mit den folgenden sechs Objektklassen trainiert: Achszähler (AC), Oberleitungsmasten (CAT), Gleismagneten (MAG), Vorsignalbaken (Ne3), Sperrsignale (SP) und Geschwindigkeitssignale Lf 7 (Lf7).

Die Auswahl der Objektklassen zielt darauf ab, die Leistungsfähigkeit des Lösungsansatzes anhand möglichst hoher Anforderungen und einer möglichst großen Varianz zu prüfen. Die Objekttypen variieren stark in ihrer Auftrittshäufigkeit, Größe, Punktzahl und sind teilweise farblich kaum von ihrer Umgebung zu unterscheiden. Diese Aspekte erschweren die Erkennung und resultieren bei der manuellen Auswertung in einem hohen Arbeitsaufwand, sodass eine Automatisierung entsprechende Vorteile mit sich bringt.

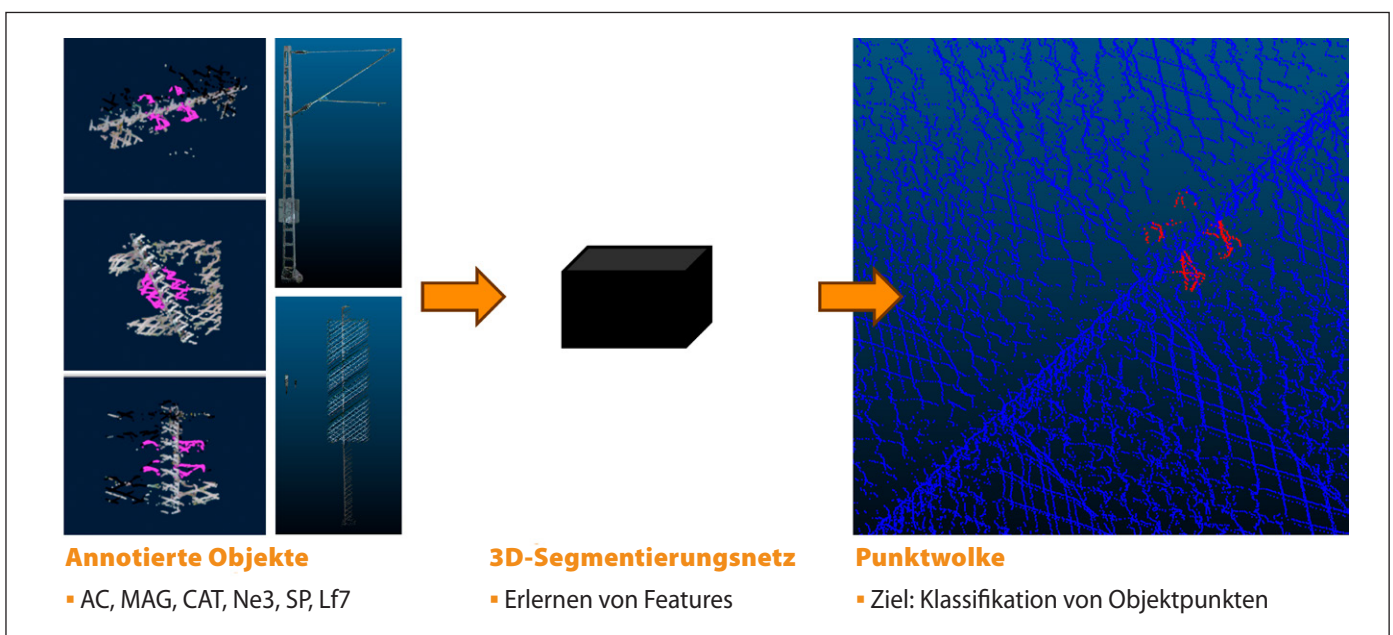


Abb. 3: Training eines Segmentierungsnetzes mithilfe annotierter Objekte (Labels)

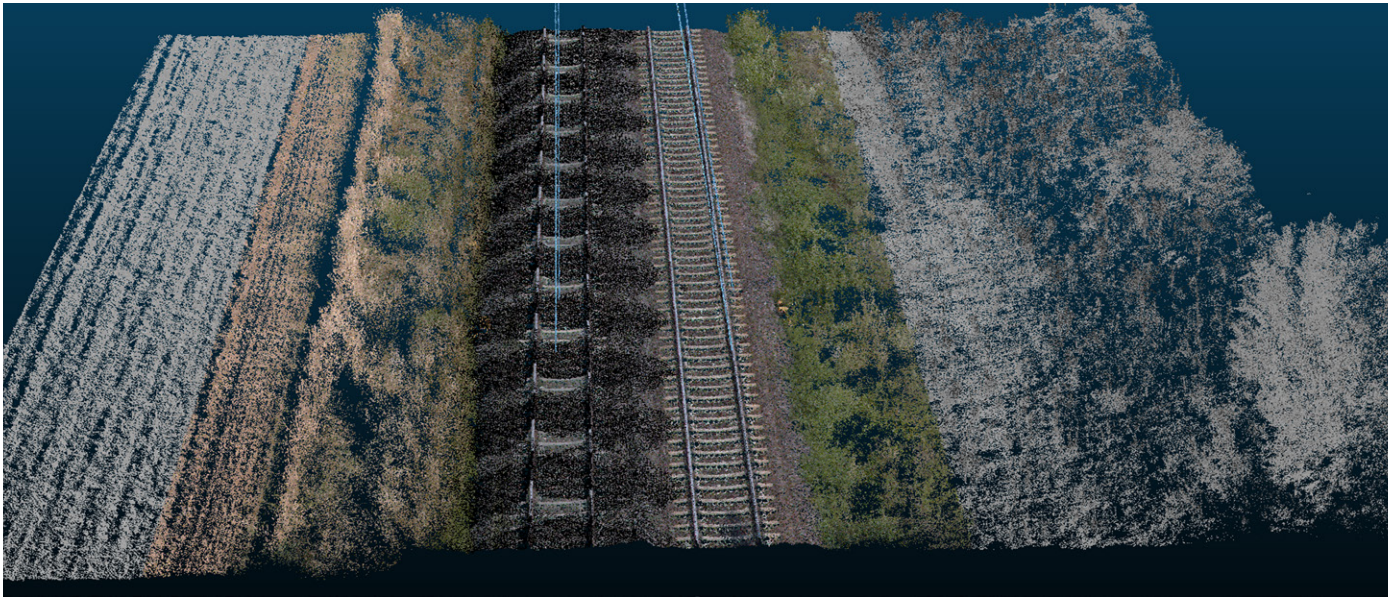


Abb. 4: Das Abschneiden irrelevanter Bereiche (hier grau markiert) ermöglicht eine Verarbeitung mit höherer Auflösung und spart Ressourcen.

Segmentierung

Das Segmentierungsnetz wurde mit einem von Spezialisten erstellten Datensatz trainiert. Dieser Prozess ist in Abb. 3 dargestellt.

Hierfür wurden Punktwolken annotiert, wobei in den aufgezeichneten Punktwolken all diejenigen Punkte markiert wurden, die zu den entsprechenden Objektklassen gehören. Die so annotierten Punktwolken bilden die Eingangsdaten für das Training des Segmentierungsnetzes, welches so identifizierende Merkmale der Objekte erlernt. Anschließend ist das System in der Lage, eigenständig Objekte der trainierten Kategorien in ungesesehenen Punktwolken – also Punktwolken, die nicht für das Training verwendet wurden – wiederzufinden. Ein Punkt, der keiner Klasse zugeordnet wird, gilt als Hintergrund. Dies betrifft auch dem Modell bislang unbekannte Klassen.

Als Segmentierungsnetz wurde eine transformasierte Architektur für Punktwolkenseg-

mentierung verwendet. Diese Art neuronales Netz ist auf die semantische (klassenweise) Segmentierung von 3D-Punktwolken spezialisiert.

Um eine höhere Auflösung, ressourcensparende Trainings und Inferenzen zu ermöglichen, wurden irrelevante, zu weit von der Gleisachse entfernte Bereiche der Punktwolke abgeschnitten (Abb. 4), bevor sie in das Netz eingespeist wurden.

Instanziierung

Nachdem die Punktwolken segmentiert wurden, werden die einer Objektklasse zugehörigen Punkte noch in die vorhandenen Instanzen gruppiert. Zu diesem Zweck kommt der Clustering-Algorithmus DBSCAN [2] zum Einsatz, welcher beispielsweise aus einer Gesamtheit von Mastpunkten diejenigen Punkte extrahiert, die zu einem konkreten Mast gehören und diese mit einer Instanz-Identifikati-

onsnummer versieht. Im Ergebnis erhält jeder Punkt der Eingangspunktwolken eine Objekt- oder Hintergrundklasse und eine Instanz-ID.

3D-Vermessung

Nach der Instanziierung können die einzelnen Objekte dreidimensional vermessen werden. In der digitalen Bestandsdatenerfassung werden Objekte meist in Form von 3D-Koordinaten mit entsprechenden Attributen abgebildet. Projektabhängig können basierend auf den geforderten Messpunktdefinitionen verschiedene Koordinaten berechnet werden, beispielsweise der Fußpunkt oder der Objektmittelpunkt auf Höhe der Schienenoberkante. Die berechneten Objektpunkte werden im GeoPackage-Format ausgegeben, das mithilfe von Werkzeugen wie QGIS [3] zur weiteren Prozessierung und zum Abgleich mit Bestandsdatenbanken importiert werden kann.

Individuelle Sonderdrucke Schaffen Sie Aufmerksamkeit!

Für mehr Informationen besuchen Sie
www.eurailpress.de/sonderdrucke

Werben Sie
mit Ihrem
maßgeschneiderten
Sonderdruck!

**Eurail
press**
ETRAIL ETR Rail
Bahn
Sonderdruck

Wir finden mit Ihnen die beste
Ergänzung zu Ihrem Marketing-
mix, sodass Sie Ihre Reichweite
optimal ausnutzen können.

Interesse? Ihre Ansprechpartnerin: Martina Seemann | lizenzen@dvvmedia.com | 040 237 14 139

DVV Media Group GmbH, Heidenkampsweg 73–79, D-20097 Hamburg

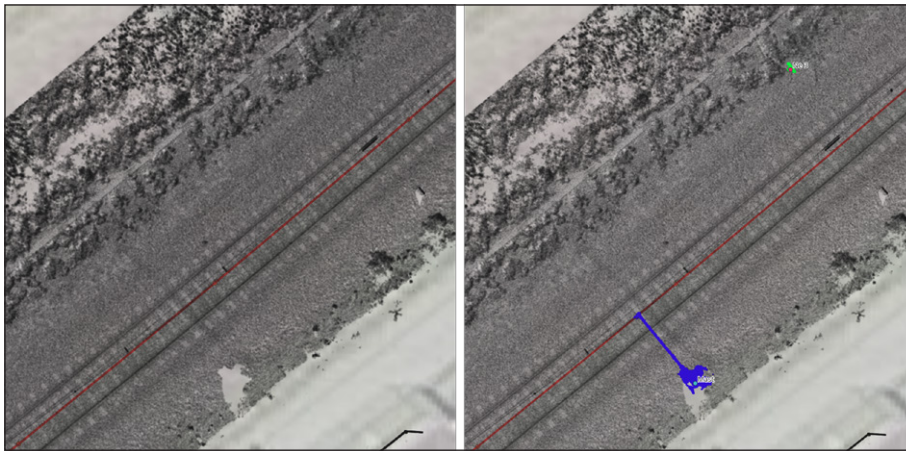


Abb. 5: Links: Fehleranfällige, zeitaufwendige und manuelle Objekterfassung in QGIS in einer Punktwolke ohne KI-Unterstützung. Rechts: Effiziente KI-basierte Objekterfassung durch farbliche Hervorhebung und Import ermittelter Objektpunkte

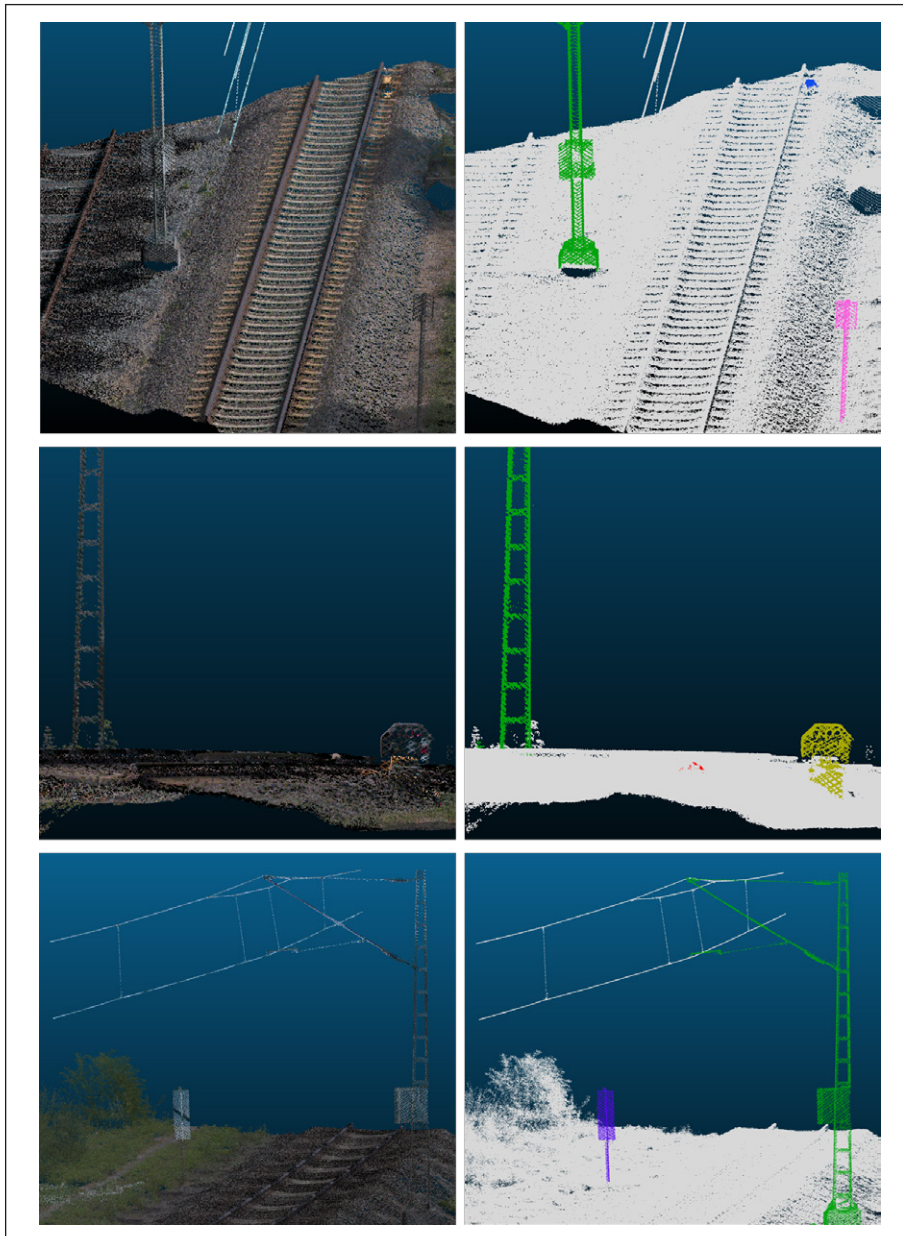


Abb. 6: Beispielhafte Segmentierungsergebnisse. Oben: CAT (grün), MAG (blau), Lf7 (rosa). Mitte: CAT (grün), SP (gelb), AC (rot). Unten: Ne3 (lila), CAT (grün)

Abgleich mit Bestandsdaten/-plänen

Sowohl die ausgegebenen Objektpunkte als auch die mit Objektklasse und Instanz-ID versehenen Punktwolken können mit GIS-Werkzeugen weiterverarbeitet und zum Abgleich mit Bestandsdaten genutzt werden (Abb. 5). Mithilfe der KI-Ergebnisse können Objekte automatisch gefiltert, farblich hervorgehoben und deren ermittelte Position angezeigt werden, was den Abgleich erheblich beschleunigt. Fachpersonal kann mithilfe der automatisierten Erfassung und Vermessung von Objekten in 3D-Punktwolken Bestandsdaten somit schneller korrigieren bzw. aktualisieren als mit bisherigen manuellen Methoden.

Auswahl erfasster Objekte

In verschiedenen Tests wurde nachgewiesen, dass die Softwarelösungen Objekte automatisch in Punktwolken erfassen und vermessen kann. Die Software ist in der Lage, in ungesuchten Punktwolken einen Großteil der Objekte korrekt zu erkennen. Dennoch treten gelegentlich Fehlerkennungen auf, bei denen z.B. auf dem Schienenstrang vereinzelt Achszähler fälschlicherweise erkannt oder andere, der KI noch nicht bekannte Tafeln als Ne3 oder Lf7 klassifiziert wurden. Auch eine einmalige Verwechslung zwischen Achszähler und Gleismagnet trat auf.

Abb. 6 zeigt in empirischer Form eine Auswahl an Punktwolken, in denen Objekte korrekt erfasst wurden.

Fazit und Ausblick

In dem Innovationsprojekt wurde die Machbarkeit der automatisierten Erfassung mithilfe von Segmentierungsnetzen in Punktwolken für eine Auswahl an LST-Objekten nachgewiesen. Mit der entwickelten Software können Objekte in Punktwolken automatisch erfasst werden, um deren Positionen und Geometrie mit digitalen Bestandsplänen abgleichen zu können. Speziell für sehr häufig auftretende Objekte, aber auch in Punktwolken schwer erkennbare Objekte, können somit die Erfassung und der Abgleich beschleunigt werden. Dadurch können die Kosten und der Zeitbedarf in der Auswertung dieser Daten aus Befahrungen zukünftig deutlich reduziert werden.

Eine der geplanten Weiterentwicklungen ist die Ausweitung des Objektkataloges um weitere Objektklassen und erkennbare Attribute, um die Bestandsdatenspezifikation der Digitalen Schiene Deutschland (DSD) in aktueller Version durch die Software möglichst vollständig abbilden zu können. Des Weiteren soll die Software hinsichtlich Erkennungsraten und Rechenaufwand optimiert sowie für die weiteren Anwendungsfälle angepasst und erweitert werden. Aktuell wird intensiv an verschiedenen Maßnahmen zur Optimierung und Fehlerbereinigung der Erkennungen gearbeitet. So werden beispielsweise zusätzliche Klassen trainiert, um Verwechslungen zu eliminieren (z.B. Schienenstrang). Weiterhin werden Maßnahmen zur Plausibilisierung umgesetzt, um Fehlerken-

nungen z.B. anhand logischer und örtlicher Zusammenhänge zwischen erkannten Elementen (z.B. Gleismagnet und Lichtsignal) und weiteren Kontextinformationen auszuschließen. Der Abschluss der wichtigsten Optimierungen und geplanten Erweiterungen ist bis Ende 2025 geplant, sodass dann eine erste produktiv einsetzbare Software-Version verfügbar sein wird. ■

QUELLEN

[1] <https://www.gaeubahn.de/>, 25.06.2025 um 15:30

[2] Ester, M.; Kriegel, H. P.; Sander, J.; Xu, X. (1996, August). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In kdd (Vol. 96, No. 34, pp. 226-231).

[3] <https://qgis.org/>, 25.06.2025 um 15:30



Dr.-Ing. Julia Richter

Projektleiterin
Signon Deutschland GmbH, Dresden
julia.jl.richter@deutschebahn.com



Mario Neumann, M.Sc.

Fachspezialist Software Engineering
Signon Deutschland GmbH, Berlin
mario.m.neumann@deutschebahn.com



Mark Spitzner, B.Sc.

Fachspezialist Software Engineering
Signon Deutschland GmbH,
München
mark.spitzner@deutschebahn.com



Jannes Mennenga, M.Sc.

Fachspezialist Software Engineering
Signon Deutschland GmbH, Berlin
jannes.mennenga@deutschebahn.com



Philipp Britten, M.Sc.

Teamleiter Machine Learning
Signon Deutschland GmbH, Dresden
philipp.britten@deutschebahn.com



Dipl.-Inf. (FH) Cengiz Genc

Bereichsleiter Software
Signon Deutschland GmbH,
München
cengiz.genc@deutschebahn.com



**RAILWAY
SYSTEMS**
by voestalpine

PERFORMANCE ON TRACK®

**Innovative Systemlösungen
für moderne Bahnnetze**

voestalpine Railway Systems ist der weltweit führende Anbieter von Systemlösungen im Bereich Bahninfrastruktur und bietet hochqualitative Produkte, Logistik und Dienstleistungen für Schienen-, Weichen-, Signal- und Überwachungsanwendungen.

Die über Stahl hinausgehende vollintegrierte Werkstoffkompetenz und industrielle Wertschöpfungskette ermöglichen es voestalpine, die wechselseitigen Abhängigkeiten der Gleiskomponenten zu verstehen und mit diesem Wissen die Lebenszykluskosten des Systems zu optimieren. Durch intelligente digitale Lösungen schaffen wir die Basis für modernes Fahrwegmanagement im Sinn unseres Markenversprechens: „Performance on Track®“.

voestalpine Railway Systems
www.voestalpine.com/railway-systems

voestalpine
ONE STEP AHEAD.