

Automatisierte Erfassung von Siedlungsentwässerungsinfrastruktur mittels Strassenbildern und eines künstlichen neuronalen Netzwerks

Dominik Boller¹, Matthew Moy de Vitry¹, Jan D. Wegner², João P. Leitão¹

¹Abteilung für Siedlungswasserwirtschaft, Eawag, Dübendorf, Schweiz

²Institut für Geodäsie und Photogrammetrie, ETH Zürich, Schweiz

Kurzfassung: Ein künstliches neuronales Netzwerk wurde darauf trainiert, Schachtdeckel und Einlaufschächte in sehr hochauflösenden Google Street View-Panoramen zu detektieren. Die Standorte der detektierten Objekte werden anschliessend anhand der Panorama-Metadaten und Annahmen über die Datenerhebung sowie das umgebende Gelände approximiert. Durch die Nutzung bereits gesammelter Daten ist der Ansatz kostengünstig und in Regionen, in denen Google Street View verfügbar ist, leicht umsetzbar.

Key-Words: Infrastrukturerfassung, Siedlungsentwässerungsinfrastruktur künstliches neuronales Netzwerk, Google Street View

1 Einleitung

Ein umfassendes Infrastrukturmanagement bildet die Grundlage für die mittel- bis langfristige Optimierung des bestehenden Systems sowie für dessen strategische Planung und Instandhaltung. Allerdings sind in vielen Ländern, auch in der Schweiz (Maurer et al. 2012), Informationen über die Siedlungswasserinfrastruktur oft nur selektiv verfügbar. Dieser Wissensmangel verhindert ein umfassendes Infrastrukturmanagement, was in Anbetracht des hohen Investitionsvolumens und der alternativen Infrastruktur besorgniserregend ist. Zudem ist die Topologie des Kanalnetzes ein wesentlicher Input für die Modellierung der Entwässerung und Überflutung im urbanen Raum. Beispielsweise spielen die Lage und der Reinigungszustand von Einlaufschächten eine wichtige Rolle für urbane Entwässerung bzw. Überflutung (Hürter and Schmitt 2016; Leitão et al. 2017). Der prognostizierte Anstieg der Hochwasserrisiken in vielen Regionen aufgrund des Klimawandels (Hirabayashi et al. 2013) und der Verschärfung dieser Risiken durch die fortschreitende Urbanisierung (Nirupama and Simonovic 2006) sowie der Anreicherung von in gefährdeten Zonen lebenden Menschen (Jongman, Ward, and Aerts 2012) verlangen ein zuverlässigere Modellierung von Hochwasserereignissen und folglich eine bessere Datengrundlage. Deshalb ist es

notwendig, einen skalierbaren und kostengünstigen Ansatz für die Erfassung von Siedlungsentwässerungsinfrastruktur zu entwickeln. In der Vergangenheit wurden mehrere Methoden zur Detektion von Schachtdeckeln publiziert. Die meisten Ansätze benutzten dabei Luftaufnahmen (Bartoli et al. 2015; Commandre et al. 2017; Pasquet et al. 2016) oder LIDAR Daten (Yu, Guan, and Ji 2015), wobei die letzteren aufgrund ihrer vergleichsweise hohen Beschaffungskosten zum jetzigen Zeitpunkt nicht allzu skalierbar scheinen. Bei Luftaufnahmen erschwert die niedrige Bildauflösung von etwa 5 cm/Pixel das Detektieren von verhältnismässig kleinen Objekten (< 1 m). Weiter bleiben viele Objekte von Bäumen oder Strassenverkehr verdeckt und damit nicht detektiert, während anderorts (z.B. auf Dächern) Objekte fälschlicherweise aufgrund eines uneingeschränkten Suchbereichs detektiert werden. Diese Probleme fallen bei der Verwendung von Strassenbildern komplett weg. In Strassenbildern kann dasselbe Objekt darüber hinaus in mehreren Bildern aus verschiedenen Richtungen beobachtet werden, wodurch die Wahrscheinlichkeit einer Erkennung erhöht wird (Timofte and Gool 2011).

2 Methoden

In diesem Beitrag stellen wir eine automatisierte Methode zur effizienten Erfassung von Einlaufschächten und Schachtdeckeln anhand von Strassenbildern und künstlichem neuronalem Netzwerk vor. Basierend auf dem Ansatz von Wegner *et al.* (2016) laden wir von einer Region (z.B. Stadt Zürich) alle öffentlich verfügbaren Bilder inklusive deren Metadaten von Google Street View herunter. In diesen Strassenaufnahmen detektieren wir mittels eines trainierten künstlichen neuronalen Netzwerks sämtliche Einlaufschächte und Schachtdeckel (Abbildung 1).



Abbildung 1: Detektion von Einlaufschächten (türkis) und Schachtdeckeln (grün) innerhalb eines Strassenbildes.

Dafür entschieden wir uns für die Verwendung von künstlichen neuronalen Netzwerken, da diese in jüngster Vergangenheit den Stand der Technik in der visuellen Objekterkennung drastisch verbesserten (LeCun, Bengio, and Hinton 2015). Anschliessend projizieren wir die im Bild erkannten Objekte anhand der Bild-Metadaten in die

reale Welt und erhalten dadurch ihre geografische Position (Abbildung 2). Wie erwähnt ist teilweise dasselbe Objekt in mehreren Bildern sichtbar, wodurch sich für ein Objekt eine Gruppe an geografischen Positionen formt. Aus dieser Gruppe selektieren wir mittels einer Non-maximum Suppression die dominante geografische Position jedes einzelnen Objekts.



Abbildung 2: Projizierte geografische Position von Einlaufschächten (türkis) und Schachtdeckeln (grün) vor der Non-maximum Suppression.

3 Ergebnisse

Die ersten Resultate der Objektdetektierung anhand des Test-Datensatzes, der nicht für das Trainieren des künstlichen neuronalen Netzwerks verwendet wurde, sind vielversprechend. Die Detektion von Schachtdeckeln erreicht eine Trefferquote von etwa 80% mit einer Genauigkeit von etwa 82%. Im Vergleich ist das Ergebnis für Einlaufschächte mit einer Trefferquote von 76% und einer Genauigkeit von 80% nur geringfügig schlechter, was vermutlich auf die kleinere Grösse sowie die höhere Variabilität im Erscheinungsbild zurückzuführen ist. Der momentane Schwachpunkt des vorgeschlagenen Ansatzes liegt beim Projizieren der Objekte in den realen Raum. Die dabei gemachten Vereinfachungen, die geschätzten Parameter und die lokal teils mangelhaften Metadaten verursachen Abweichungen bis zu mehreren Metern in der Lokalisierung.

4 Fazit

Der präsentierte Ansatz zur Erfassung von Siedlungsentwässerungsinfrastruktur ist leicht skalierbar, kostengünstig und liefert bereits erste erfolgsversprechende Resultate. In einem nächsten Schritt gilt es insbesondere das Projizieren zur Bestimmung der geografischen Position der Objekte weiter zu verbessern.

5 Literatur

Bartoli, Olivier et al. 2015. "Manhole Cover Detection Using a Geometrical Filter on Very High Resolution Aerial and Satellite Images." Pp. 1–4 in *Urban Remote Sensing Event (JURSE), 2015 Joint*. IEEE.

- Commandre, B. et al. 2017. "Manhole Cover Localization in Aerial Images with a Deep Learning Approach." *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.* XLII-1/W1:333–38.
- Hirabayashi, Yukiko et al. 2013. "Global Flood Risk under Climate Change." *Nature Climate Change* 3:816.
- Hürter, Hagen and Theo G. Schmitt. 2016. "Die Bunte Welt Der Gefahrenkarten Bei Starkregen – Ein Methodenvergleich." *Aqua Urbanica* 1–5.
- Jongman, Brenden, Philip J. Ward, and Jeroen C. J. H. Aerts. 2012. "Global Exposure to River and Coastal Flooding: Long Term Trends and Changes." *Global Environmental Change* 22(4):823–35.
- LeCun, Yann, Yoshua Bengio, and Geoffrey Hinton. 2015. "Deep Learning." *Nature* 521(7553):436–44.
- Leitão, João P. et al. 2017. "Stochastic Evaluation of the Impact of Sewer Inlets' Hydraulic Capacity on Urban Pluvial Flooding." *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 31(8):1907–22.
- Maurer, Max., Fabienne Chawla, Jana von Horn, and Philipp Stauer. 2012. *Abwasserentsorgung 2025 in Der Schweiz*. EAWAG.
- Nirupama, N. and Slobodan P. Simonovic. 2006. "Increase of Flood Risk due to Urbanisation: A Canadian Example." *Natural Hazards* 40(1):25.
- Pasquet, J. et al. 2016. "Detection of Manhole Covers in High-Resolution Aerial Images of Urban Areas by Combining Two Methods." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9(5):1802–7.
- Timofte, R. and L. Van Gool. 2011. "Multi-View Manhole Detection, Recognition, and 3D Localisation." Pp. 188–95 in *2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)*.
- Wegner, Jan D., Steve Branson, David Hall, Pietro Perona, and Z. Eth. 2016. "Cataloging Public Objects Using Aerial and Street-Level Images – Urban Trees." *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- Yu, Yongtao, Haiyan Guan, and Zheng Ji. 2015. "Automated Detection of Urban Road Manhole Covers Using Mobile Laser Scanning Data." *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 16(6):3258–69.

Korrespondenz an:

Dominik Boller
Eawag, Überlandstrasse 133, 8600 Dübendorf, Schweiz
Tel.: +41 58 765 5970
E-Mail: dominik.boller@eawag.ch