

## Entwicklung eines low-cost Kamerapegels zur Erfassung hydrologischer Extremereignisse

ANETTE ELTNER<sup>1</sup>, HANNES SARDEMANN<sup>1</sup>, MELANIE KRÖHNERT<sup>1</sup> & HANS-GERD MAAS<sup>1</sup>

*Zusammenfassung: Die messtechnische Erfassung von Sturzfluten nach Starkregenereignissen ist aufgrund ihres lokalen Auftretens schwierig. Dies betrifft insbesondere Flüsse ohne ausreichende Pegelinfrastruktur. Auch fehlende Informationen über deren Einzugsgebiete erschweren Frühwarnungen sowie die Entwicklung von Vorhersagemodellen erheblich. Im Rahmen der Nachwuchsforschergruppe EXTRUSO werden kleinräumige hydro-meteorologische Extremereignisse zum Aufbau eines solchen Frühwarnsystems für Sturzfluten untersucht. Ein wesentlicher Bestandteil ist die Erarbeitung neuer Methoden zur Beobachtung unüberwachter Einzugsgebiete. Der Beitrag umfasst die Entwicklung eines kamera-basierten Fließgewässer-Pegelmesssystems auf Basis von low-cost (Raspberry Pi) Kameras.*

*Stationäre terrestrische Kameras bieten bei entsprechenden Bildanalysemethoden und geeigneter Georeferenzierung die Möglichkeit, Gewässerstände mit einer hohen Genauigkeit zu bestimmen. Die hohe Variabilität von Fließgewässern schränkt jedoch die automatische Ableitung von Wasserständen aus terrestrischen Einzelbild-Aufnahmen stark ein. Abhilfe kann eine Ausdehnung der Analyse der Bildtextur auf die Zeitachse schaffen. Ko-registrierte Zeitrastersequenzen beschreiben den mittleren Wasserstand in Abhängigkeit des Beobachtungszeitraums und liefern zusätzlich temporale Texturmaße. Mittels Segmentierung von dynamischen (Wasser) und statischen (Land) Bereichen auf Basis der Raum-Zeit-Textur lässt sich die Wasserlinie extrahieren. Die Transformation der Bildmessung in den Objektraum erfolgt unter Nutzung eines photogrammetrisch erstellten 3D-Modells des beobachteten Gewässerabschnittes. Bei entsprechender Aufnahmeconfiguration ist eine Genauigkeit der Pegelmessung im Bereich von wenigen cm zu erwarten, welche durch erste Ergebnissen verifiziert werden konnte.*

### 1 Einleitung

Aufgrund des Klimawandels ist eine Zunahme von hydrologischen Extremereignissen zu erwarten (COLLINS et al. 2013). U.a. ist mit einer Zunahme von Starkregenereignissen und infolgedessen Sturzfluten zu rechnen. Sturzfluten sind Hochwasserereignisse mit kurzen Reaktionszeiten von weniger als sechs Stunden (BORGA et al. 2011). Sturzfluten in kleinen und mittleren Einzugsgebieten stellen aufgrund ihres schnellen und intensiven Auftretens eine Gefahr für die zivile Bevölkerung sowie ökonomische Werte dar. Ein medial präsent Beispiel ist das hydrologische Jahrhundertereignis vom Sommer 2016 im Einzugsgebiet des Braunsbach in Baden-Württemberg. Innerhalb von 75 Minuten erfolgte ein Niederschlag von 140 mm, was zu schnell steigenden Wasserständen und enormen Mengen mitgeführter Sedimentfracht führte (BRONSTERT et al. 2017). Ziel der Nachwuchsforschergruppe EXTRUSO (<https://extruso.bu.tu-dresden.de>; WIEMANN et al. 2017) ist es, ein Frühwarnsystem vor Sturzfluten zu entwickeln.

---

<sup>1</sup> Technische Universität Dresden, Institut für Photogrammetrie & Fernerkundung, Helmholtzstr. 10, D-01069 Dresden, E-Mail: [Anette.Eltner, Hannes.Sardemann]@tu-dresden.de

Dafür ist, neben Aspekten der hydro-meteorologischen Modellierung, das morphologische und hydrologische Monitoring von Flüssen in den aufgrund von hydromorphologischen sowie klimatischen Gegebenheiten gefährdeten Einzugsgebieten notwendig (für mehr Informationen bezüglich der morphologischen Erfassung siehe SARDEMANN et al. 2018). Jedoch sind bisher hauptsächlich größere Einzugsgebiete mit einem Pegelnetz abgedeckt. Kleinere Einzugsgebiete sind aus Kostengründen überwiegend unüberwacht. Um diese Datenlücke zu schließen soll ein low-cost Kamerapegelsystem entwickelt werden, welches automatisiert den Wasserstand erfasst. Im Rahmen dieser Arbeit werden ein Konzept für ein bildbasiertes Pegelsystem sowie erste Ergebnisse vorgestellt. Der Text ist wie folgt gegliedert: In Kap. 2 werden das Kamerasetup sowie die weiterhin nötige Datenakquise zur Wasserstandsmessung erläutert. In Kap. 3 wird die Methode zur bildbasierten Pegelmessung vorgestellt. Anschließend (Kap. 4) erfolgt eine Betrachtung und Diskussion der Ergebnisse für Messungen über einen mehrwöchigen Zeitraum an einem sächsischen Fluss eines mittleren Einzugsgebietes. Die Publikation schließt mit einem kurzen Ausblick auf anschließende Arbeitsschritte ab.

## **2 Datenakquisition**

Damit aus autark akquirierten Aufnahmen des Gewässers erfolgreich Wasserstände automatisiert abgeleitet werden können, müssen verschiedene Bedingungen erfüllt sein, welche im Folgenden beschrieben werden.

### **2.1 Erfassung des Untersuchungsgebietes**

Das gewählte Untersuchungsgebiet zur Entwicklung des bildbasierten Pegels befindet sich an der Wesenitz in Ostsachsen. Sie hat eine Länge von 55 km mit einem dazugehörigen Einzugsgebiet von 227 km<sup>2</sup>. Die Wesenitz hat eine Pegelstation und ist damit gut für die Genauigkeitsverifikation im Rahmen einer Pilotstudie geeignet. Die low-cost Kamera wird in unmittelbarer Nähe zur Pegelstation Elbersdorf aufgebaut (Abb. 1). Die Station befindet sich etwa 5 km vor der Mündung in die Elbe. Wasserstand und Durchfluss werden hier im 15-minütigen Rhythmus aufgezeichnet. Der mittlere Durchfluss beträgt hier 2.2 m<sup>3</sup>/s bei einem Wasserstand von 48 cm.

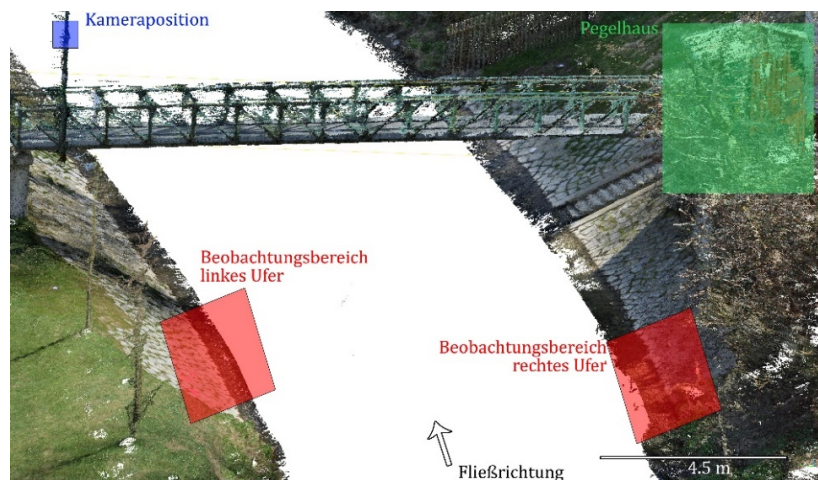


Abb. 1: 3D-Punktwolke des Beobachtungsgebietes am Pegel Elbersdorf Fluss Wesenitz. Rote Flächen kennzeichnen die Kameragesichtsfelder zur Wasserstandsmessung. Die blaue Fläche kennzeichnet die Position der Kamera

Zur geometrischen Beschreibung des Untersuchungsgebietes wurden terrestrisch und UAV-gestützt Bilddaten akquiriert. Anschließend wurden mittels Structure-from-Motion (SfM) in Agisoft PhotoScan 3D-Punktwolken aus den jeweils überlappenden Fotos berechnet (Abb. 1). Für die terrestrische Akquise von 440 Bildern sind zwei Spiegelreflexkameras (Canon EOS 500D und 1200D) genutzt worden. Alle UAV-basierten Aufnahmen sind mit der AscTec Falcon 8 (u.a. eingesetzt für Bodenerosionsüberwachung, in ELTNER (2013)) mit stabilisierender Kamerahalterung aufgenommen worden. Insgesamt dienen 20 Fotos von einer mittleren Flughöhe von 25 m zur 3D-Modellierung. Abschließend wurden beide Oberflächenmodelle (terrestrisch sowie UAV-gestützt) fusioniert, um eine Punktdichte von etwa 4 Punkten/cm<sup>2</sup> zu erhalten.

## 2.2 Einsatz eines low-cost Kamerasystems für Zeitrafferaufnahmen

In dieser Studie wird für die regelmäßige Aufnahme von kurzen Bildsequenzen im halbstündlichen Intervall eine kleine low-cost Kamera verwendet, deren Bildqualität vergleichbar mit der einer Smartphonekamera ist. Neben einer wetterfesten Installation müssen Referenzpunkte eingerichtet werden, und die Kamera muss kalibriert werden, damit Messungen mit höchstmöglicher Genauigkeit realisiert werden können.

### 2.2.1 Kamerainstallation und -kalibrierung

Der Kamerapegel besteht aus einer Raspberry Pi Kamera (V2.1). Die Kamera besitzt eine feste Brennweite von 2.9 mm. Die Auflösung beträgt 2592 × 1944 Pixel bei einer Pixelgröße von 1.4 µm. Zur Ansteuerung der Kamera wird der Einplatinencomputer Raspberry Pi Zero genutzt, um den Stromverbrauch sowie die Kosten zu minimieren. Die Kamera ist in einem wasserdichten PVC-Rohr untergebracht (Abb. 2) und an einem Laternenpfahl in einer Höhe von etwa 4 m über Grund befestigt (Abb. 1). Die Kamera ist so platziert, dass sich beide Ufergebiete innerhalb des Blickbereiches befinden (Abb. 1 und 4). Die Beobachtungsdistanz beträgt für beide Ufer wenige Meter.



Abb. 2: Low-cost Raspberry Pi Kamera verbaut in einem wasserdichten PVC-Behälter. Ansteuerung erfolgt mittels eines Raspberry Pi Zero (hier installiert unterhalb des Witty Pi zur Speicherung der Uhrzeit)

Die Raspberry Pi Kamera wird vor ihrer Installation am Pegel zur Ermittlung der inneren Orientierung kalibriert. Die Kalibrierung erfolgt mit einer Kalibriertafel, die vor der Kamera bewegt wird, um verschiedene Perspektiven auf das Objekt zu realisieren. Anschließend erfolgt eine freie Bündelblockausgleichung in AICON 3D Studio. Die Ergebnisse der Kalibrierung zeigten eine deutliche Verzeichnung.

### 2.2.2 Referenzierung

Zur Übertragung der Bildmessungen in den Objektraum wurden an beiden Ufern Passpunkte (PP) installiert und mittels Tachymeter eingemessen (Abb. 3). Jedoch konnten diese PP nur zu Beginn der Messkampagne verwendet werden, da aufgrund von zunehmender Vegetation die Punkte später nicht mehr erkennbar waren. Daher wurden weitere natürliche Merkmalspunkte (z.B. an Steinecken) als PP zur Orientierung der Bilder im übergeordneten System gewählt. Die Objektkoordinaten dieser Punkte wurden mit Hilfe der terrestrischen Bildmessungen zur Rekonstruktion des Geländemodells (siehe Kap. 2.1) ermittelt. Dazu wurde der jeweilige Merkmalspunkt in mindestens sechs Bildern von deutlich verschiedenen Perspektiven detektiert.

Die Messung der PP kann in den überwiegenden Fällen der Datenakquisition nicht automatisiert innerhalb der Bilder erfolgen, da Belichtungsverhältnisse (z.B. verändernde Schatten oder Überbelichtung) sowie sich im Wind bewegende Vegetation keine eindeutige Zuordnung der PP in aufeinanderfolgenden Bildern mittels Template-Matching zulässt. Somit wurde in dieser Studie jeder PP behelfsmäßig mit Hilfe der Software ImageJ (SCHNEIDER et al. 2012) durchgeführt. Dies erlaubte die Messung in mehreren tausend Bildern in wenigen Stunden. Mit einem räumlichen Rückwärtsschnitt kann die äußere Orientierung für jede Aufnahme bestimmt werden.



Abb. 3: Position der Passpunkte (innerhalb der roten Rahmen). Während des Beobachtungszeitraumes mussten weitere natürliche Passpunkte aufgrund von Verdeckungen durch Bewuchs zur Kameraorientierung hinzugezogen werden. Bild mit Raspberry Pi Kamera aufgenommen

### 3 Automatisierte Wasserstandserkennung

Der Workflow zur bild-basierten, automatisierten Erkennung des Wasserstandes (Abb. 4) ist eine Erweiterung des ursprünglich für Smartphones entwickelten Tools zur Wasserlinienextraktion mit minimaler Benutzerinteraktion (KRÖHNERT & MEICHSNER 2017).

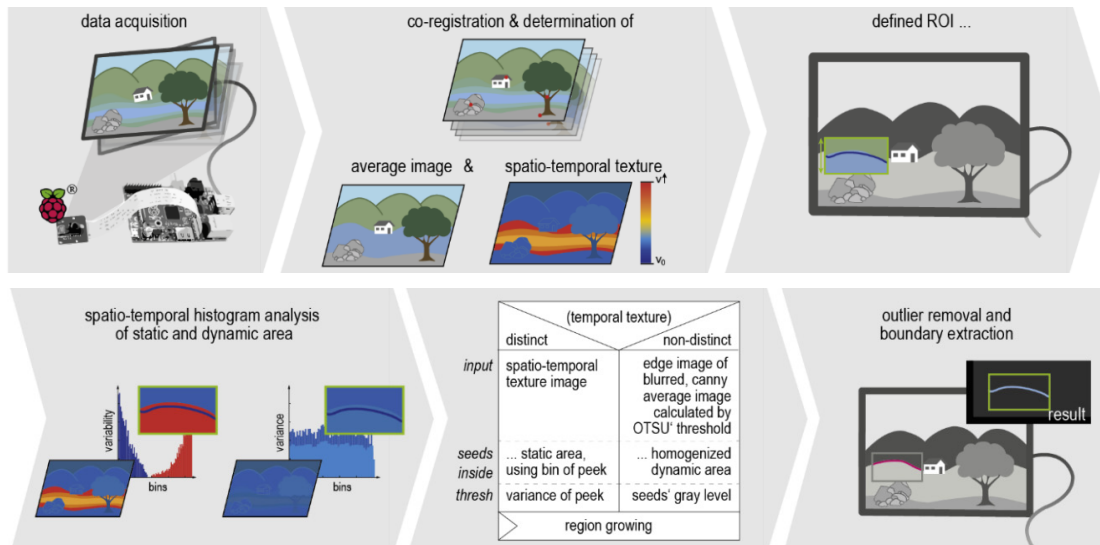


Abb. 4: Workflows zur Wasserlinienextraktion - Arbeitsschritte zur automatisierten Erkennung der Wasserlinie aus Bildsequenzen akquiriert mit einer low-cost Raspberry-Pi-Kamera (verändert nach KRÖHNERT & MEICHSNER, 2017)

#### 3.1 Verarbeitung der Bildsequenz

Die Datenbasis zur automatischen Wasserlinienextraktion bilden kurze Bildsequenzen. Hierzu werden alle 30 Minuten bei ausreichend Tageslicht, festgestellt mittels eines Luxmeters, fünf Bilder im Abstand von 0.5 Sekunden aufgenommen. Aufgrund von möglichen Bewegungen der Kamera, z.B. infolge von Wind, werden die Bilder einer jeden Sequenz ko-registriert. Das erste

Bild einer Sequenz dient als Referenzbild (der sog. Master), zu dem alle folgenden Bilder der gleichen Sequenz registriert werden.

Nach der Ko-Registrierung der Bildsequenz wird eine temporale Textur berechnet (Abb. 5b). Dazu werden die Bilder der Sequenz (sog. Slaves) vom Master subtrahiert und anschließend die Absolutwerte der Differenzen aufsummiert. Idee dieses Vorgehens ist, dass sich bewegte Bereiche (fließendes Wasser) von statischen Regionen (bebautes Ufer) eindeutig separieren lassen. Jedoch gibt es Situationen, in denen Ufer und Wasser in der temporalen Textur nicht voneinander zu unterscheiden sind. Dies ist der Fall bei sehr langsam fließendem Wasser, Uferbereichen mit hoher Dynamik (bspw. bewegte Vegetation) oder bei bestimmten Belichtungsbedingungen (z.B. Überbelichtung). In diesen Fällen wird für die weitere Bildverarbeitung mit Kantenoperatoren ein Durchschnittsbild aus den 5 Bildern der Sequenz berechnet (Abb. 5a).

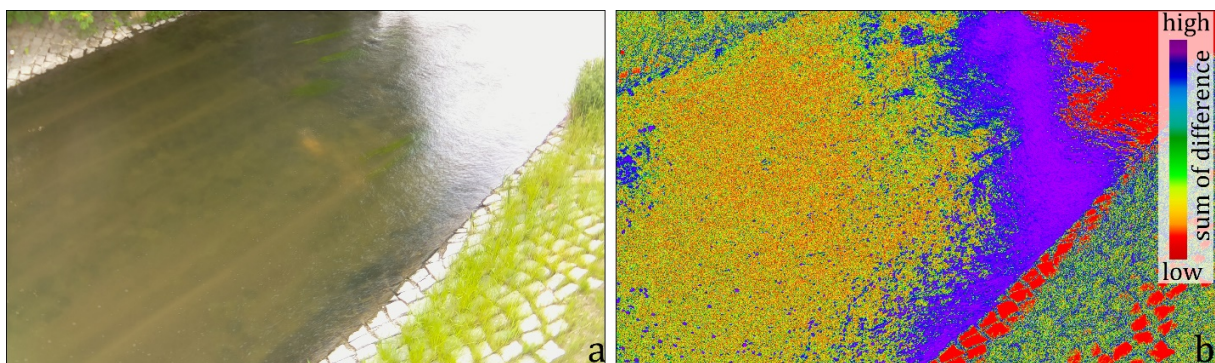


Abb. 4: a) Durchschnittsbild. b) Temporale Textur

### 3.2 Extraktion statistischer Bildinformationen

Ist die Bildsequenz vorbereitet, erfolgt im nächsten Schritt die Datenverarbeitung zur Entscheidung, ob das Durchschnittsbild oder die Temporaltextur zur Wasserlinienerkennung genutzt werden muss. Dazu wird ein Suchbereich festgelegt, indem mit Hilfe der Python-Bibliothek Shapely (GILLIES 2007) ein Buffer angelegt wird, welcher durch zwei Punkte definiert wird. Diese Punkte sind initial zu definieren und sollten die Wasserlinie in der Nähe des mittleren Wasserstandes nachzeichnen. Danach werden die Temporaltextur und das Durchschnittsbild mit dem Buffer ausgeschnitten, um den Suchbereich für die Wasserlinie zu minimieren. Zusätzlich müssen die Teilflächen des Buffers mit Wasser- und Landbereich attribuiert werden. Des Weiteren wird die ausgeschnittene Temporaltextur mittels eines bilateralen Filters (Python Bibliothek scikit-image; VAN DER WALT 2014) bearbeitet, damit der Einfluss des Bildrauschens der low-cost Kameras (geringere Bildqualität aufgrund kleiner Blende und sehr kleiner Pixel), welches sich beim Aufaddieren der Differenzen verstärkt, minimiert wird. Das Bild wird bei überwiegender Erhaltung von Kanten geglättet.

Nach der Filterung wird der Ausschnitt der Temporaltextur entlang der genäherten Wasserlinie in einen angenommenen statischen und dynamischen Bereich getrennt, um mit Hilfe einer Histogrammkorrelation beide Seiten miteinander zu vergleichen (OpenCV für Python; BRADSKI 2000). Die zugrundeliegende Annahme ist, dass sich der dynamische Bereich durch eine wesentlich breitere Verteilung der aufsummierten Differenzen kennzeichnet als der statische Bereich,

der eine geringe Streuung bei generell niedrigen Summen erwarten lässt. Der berechnete Korrelationskoeffizient bildet die Entscheidungsgrundlage für die folgende Bildbearbeitung.

### **3.3 Erkennung der Wasserlinie**

Zur weiteren Bildverarbeitung wird in Abhängigkeit der Histogrammähnlichkeit das Durchschnittsbild oder die Temporaltextur genutzt. Liegt der Korrelationskoeffizient unterhalb eines definierten Schwellwertes, erfolgt ein Region Growing mittels der Temporaltextur, und im umgekehrten Fall wird ein Kantenoperator im Durchschnittsbild verwendet.

#### **3.3.1 Region Growing**

Im Fall einer geringen Ähnlichkeit im Korrelationsergebnis und somit guter Unterscheidung zwischen dynamischen und statischen Bereichen in der Temporaltextur, werden Land- und Wasserseite automatisch voneinander getrennt, indem homogene Bereiche (niedrige Summen der Differenzen) der Landseite mit dem iterativen Bildsegmentierungsverfahren Region Growing vereint werden. Dazu wird der Pixelwert des Maximums im Histogramm der aufsummierten Differenzen zur Definition von Seedpoints (Startpunkte) sowie als Schwellwert für das Region Growing verwertet. Die Seedpoints werden auf der Landseite lokalisiert, um anschließend mittels Region Growing alle Punkte innerhalb einer 4er-Nachbarschaft zur Landseite hinzuzufügen, wenn sie unterhalb des Schwellwertes liegen, d.h. bis sie auf die Wasserseite stoßen. Das Ergebnis des Region Growing ist ein binäres Bild. Die Wasserlinie wird mittels einer Konturextraktion gefunden. Bei mehreren Konturen im Fall von unterbrochenen Region Growing wird die längste Kontur behalten.

#### **3.3.2 Kantendetektion**

Ist die Unterscheidung zwischen Wasser- und Landseite in der Temporaltextur nicht ausreichend, wird das Durchschnittsbild mittels des Canny-Operators gefiltert (CANNY 1986), um Kanten zu detektieren. Hierzu wird der ausgeschnittene Durchschnittsbildbereich mit einem bilateralen Filter sowie einem Medianfilter vor der Kantendetektion gefiltert, um die Grenze zwischen Land und Wasser zu verstärken und den Einfluss von Rauschen entlang der Wasserlinie zu unterdrücken. Werden mehrere Kanten erkannt, werden diese zu einer vereint, wenn die einzelnen Kanten eine definierte Mindestlänge überschreiten.

### **3.4 Von der Wasserlinie zum Wasserstand**

Ist die Wasserlinie im Bildraum erfasst, muss sie abschließend in den Objektraum übertragen werden, um den Wasserstand zu erhalten. Innerhalb dieser Arbeit wird das Referenzbild einer jeden Bildsequenz mittels eines Rückwärtsschnittes im gleichen System wie das Geländemodell der beobachteten Ufer orientiert (siehe Kap. 2.2.2). Danach wird die mittels SfM berechnete 3D-Punktvolke in den Bildraum der low-cost Kamera projiziert. Im so berechneten Tiefenbild werden anschließend mittels eines kd-Baumes (scikit-image) die nächsten Nachbarn der Punktvolke zu den Punkten der detektierten Wasserlinie bestimmt. Die erkannten Punkte werden abschließend wieder in den Objektraum projiziert. Für die Tiefeninformation wird dabei auf das berechnete Tiefenbild zurückgegriffen. Da für den Wasserstand lediglich ein 3D-Punkt ausreichend ist, wird der Median der Höhenwerte verwendet.

## 4 Ergebnisse und Diskussion

Im Rahmen einer Pilotstudie wurde das Tool zur bildbasierten Wasserstandsmessung auf der linken und rechten Uferseite für einen Zeitraum von etwa 5 Wochen im Frühsommer 2017 getestet. Neben den automatischen Messungen erfolgte des Weiteren eine manuelle bildbasierte Messung des Wasserstandes. Die Ergebnisse der manuellen Messung sind in Abb. 6 und die der automatischen Messung in Abb. 7 dargestellt. In beiden Varianten werden die Werte zu den Pegelmessungen des Pegels Elbersdorf verglichen. Dabei muss jedoch berücksichtigt werden, dass bildbasierte Werte und Pegelmessung verschiedene zeitliche Auflösungen besitzen und somit insbesondere kurzfristige Wasserstandsschwankungen nicht vergleichbar sind.

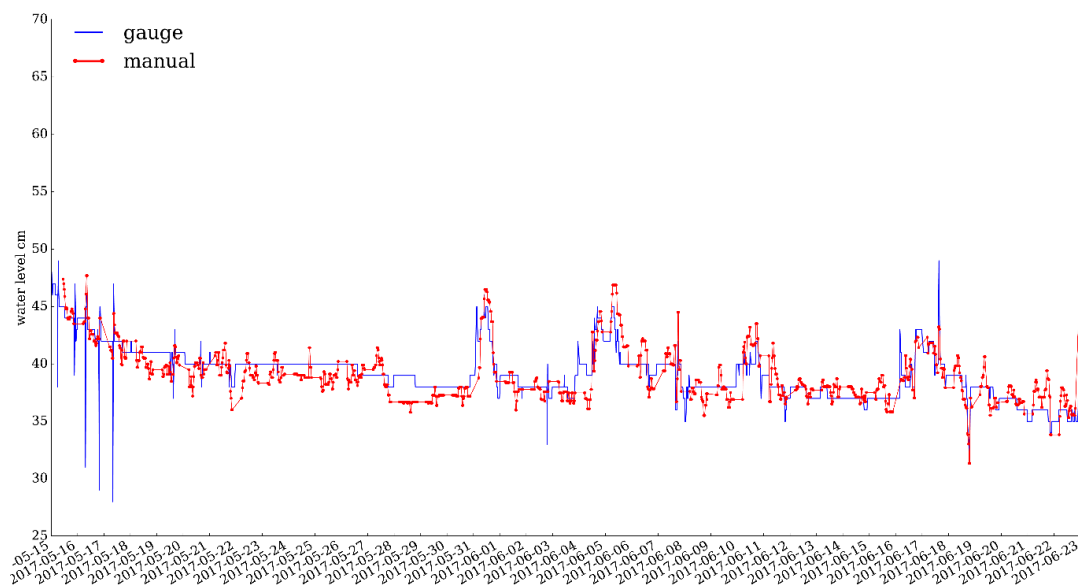


Abb. 5: Ergebnis der bildbasierten manuellen Messung des Wasserstandes (rote Linie). Blaue Linie zeigt die Pegelmessung

Mittels der bildbasierten manuellen Messung sind Schwierigkeiten bezüglich des low-cost Kamerasystems erkennbar. Aufgrund der erschwerten PP-Messung durch die notwendige Nutzung von natürlichen Merkmalspunkten gibt es Komplikationen bei der Orientierung der Kamera. Außerdem ist die Wasserlinienerkennung in den Bildern bei bestimmten Lichtverhältnissen schwierig, da z.B. durch das Wasser geschaut wird und somit eine klare Grenze nicht sichtbar ist. Daher ist in Abb. 6 ein Rauschen des bildbasierten Wasserstandes erkennbar. Dennoch ist eine prinzipielle Übereinstimmung bei der Beschreibung des zeitlichen Verlaufes der Wasserstandsschwankungen gegeben. Die Korrelation zwischen Pegelmessung und bildbasierter manueller Messung beträgt 0.81 und die mittlere Abweichung zwischen beiden Messvarianten beträgt  $0.2 \pm 1.4$  cm (Tab. 1).



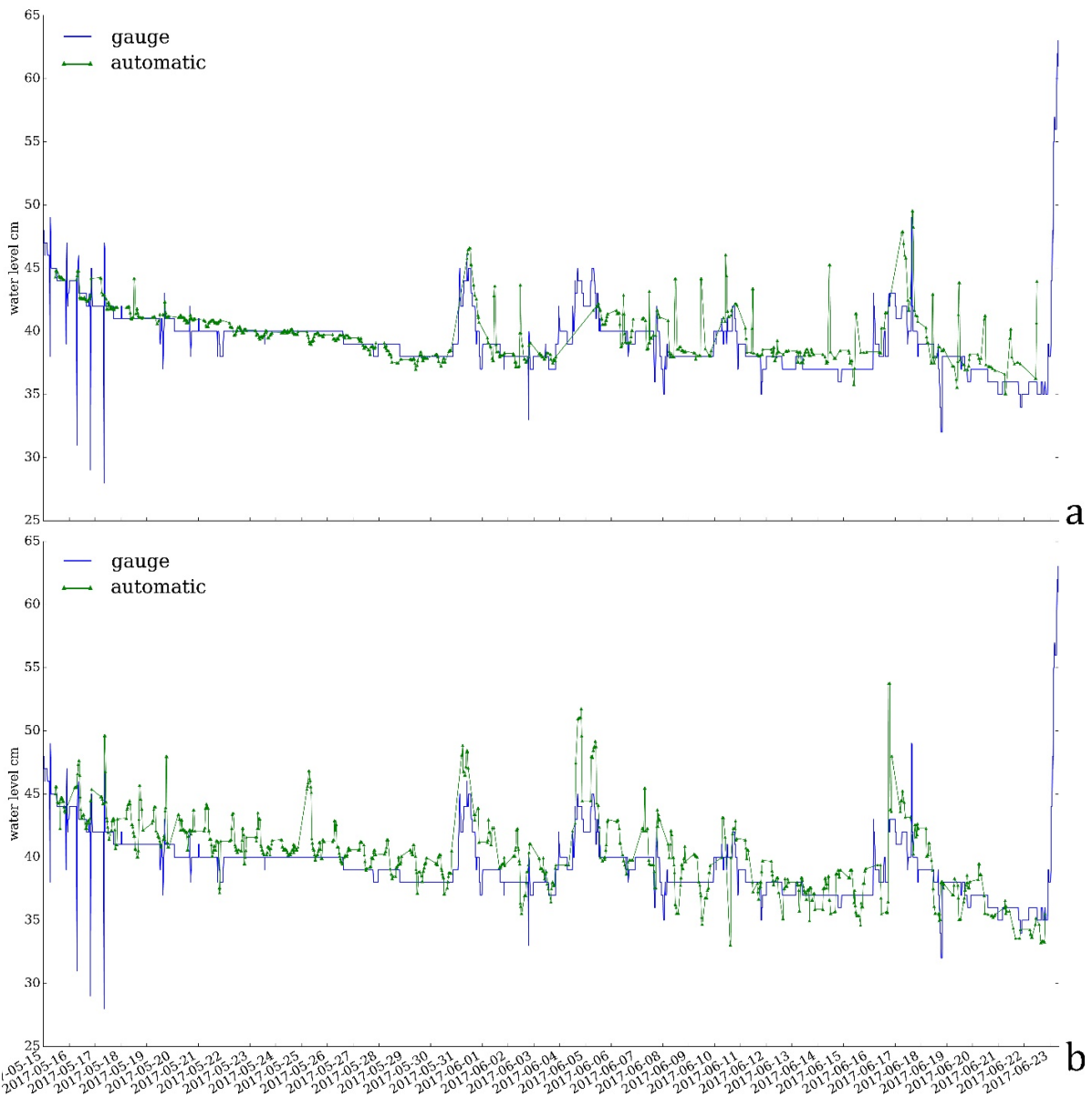


Abb. 6: Bildbasierte automatisierte Messung des Wasserstandes (grüne Linie). a) Wasserstand des rechten Flussufers. b) Wasserstand des linken Flussufers. Blaue Linie zeigt die Pegelmessung

Tab. 1: Statistik des Vergleiches der Wasserstandmessungen abgeleitet aus den Bildern (manuell und automatisiert) mit den Wasserständen gemessen am Pegel

	manuelle Messung	automatisierte Er- kennung rechte Uferseite	automatisierte Erkennung linke Uferseite
Spearman-Korrelation	0.81	0.78	0.84
Anzahl N	919	802	918
Mittelwert Differenz [cm]	0.2	-0.6	-1.2
Standardabweichung Differenz [cm]	1.4	1.7	2.0

Die automatisierte Wasserstandsmessung zeigt eine unterschiedliche Qualität bezüglich der Genauigkeit und der Zuverlässigkeit für das linke und das rechte Flussufer (Abb. 7 und Tab. 1). Auf der rechten Uferseite wird hauptsächlich der Canny-Operator im Durchschnittsbild angewendet, da von der Perspektive der low-cost Kamera kaum noch Wasserbewegungen in den Bildern beobachtbar sind. Das rechte Flussufer weist ein geringeres Rauschen zur Pegelmessung auf (mittlere Abweichung  $-0.6 \pm 1.7$  cm). Dies liegt u.a. an der besseren Perspektive des Messsystems auf eine fast senkrecht zur Kamera orientierten Uferseite. Des Weiteren wird jedoch der Trend der Wasserstandsschwankung auf der rechten Uferseite mit geringerer Zuverlässigkeit gemessen (Korrelationskoeffizient von 0.78), da insbesondere bei stärkeren Wasserstandsschwankungen keine Messungen erfolgt sind. Zum Beispiel ist der Kontrast vom 5. bis zum 6. Juni, während mehrerer Regentage, zwischen nassem (dunklen) Ufer und Fluss nicht ausreichend für den Kantenoperator. Die Messungen auf der linken Uferseite zeigen ein wesentlich höheres Rauschen ( $-1.2 \pm 2.0$  cm), dafür wird jedoch der Trend besser erfasst (Korrelationskoeffizient von 0.84), da auch stärkerer Hochwasserereignisse, meist überschätzend, gemessen werden.

## 5 Ausblick

Der in dieser Arbeit vorgestellte Workflow zur automatisierten bildbasierten Erfassung des Wasserstandes ermöglicht es Messungen mit einer Genauigkeit von wenigen cm durchzuführen. Jedoch ist zu beachten, dass Belichtungsverhältnisse sowie zunehmende Vegetation die Qualität der Messungen erschweren können. Des Weiteren ist insbesondere bei Verwendung der Temporaltextur ein erhebliches Rauschen der Wasserstandsmessungen möglich. Zur Minimierung der falsch erkannten Wasserlinie soll zukünftig ein sich iterative anpassender Suchbereich für die Wasserlinie entwickelt werden.

In der Arbeit konnte gezeigt werden, dass der langfristige Trend der Wasserstandsänderungen mit ausreichender Genauigkeit erkannt wird. Die Methode kann als low-cost Möglichkeit insbesondere für die Überwachung unbeobachteter Einzugsgebiete genutzt werden, da neben der Installation der Kamera sowie der Passpunkte keine weiteren Materialien vor Ort gebraucht werden. Lediglich das regelmäßige aktualisieren des Gewässerprofils z.B. mit SfM ist noch nötig.

## 6 Dank

Die vorliegende Publikation wurde im Rahmen des Projektes *EXTRUSO* sowie *Crowdsourcing-basierte Verdichtung hydrologischer Messnetze* verfasst. Dank geht an den Europäischen Sozial Fond (ESF) für die Finanzierung beider Projekte im Rahmen der Förderperiode 2014-2020 (Nr. 100270097 und 100235479).

## 7 Literaturverzeichnis

- BORGA, M., ANAGNOSTOU, E. N., BLÖSCHL, G. & CREUTIN, J. D., 2011: Flash flood forecasting, warning and risk management: the HYDRATE project. *Environmental Science & Policy* **14** (7), 834-844.
- BRADSKI, G., 2000: The OpenCV Library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*.

- BRONSTERT, A., AGARWAL, A., BOESSENKOOL, B., FISCHER, M., HEISTERMANN, M., KÖHNREICH, L., MORAN, T. & WENDI, D., 2017: Die Sturzflut von Braunsbach am 29. Mai 2016 – Entstehung, Ablauf und Schäden eines „Jahrhundertereignisses“. Teil 1: Meteorologische und hydrologische Analyse. *Hydrologie und Wasserbewirtschaftung*, **61**, 150-162.
- CANNY, J., 1986: A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, **PAMI-8** (6).
- COLLINS, M., KNUTTI, R., ARBLASTER, J., DUFRESNE, J.-L., FICHEFET, T., FRIEDLINGSTEIN, P., GAO, X., GUTOWSKI, W., JOHNS, T., KRINNER, G., SHONGWE, M., TEBALDI, C., WEAVER, A. & WEHNER, M., 2013: Long-term Climate Change: Projections, Commitments and Irreversibility. *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.
- ELTNER, A., 2013: Konzeption einer Methode zur quantitativen Erfassung von Bodenerosion durch integrierte Aufnahme mit einer Mikrodrohne und einem terrestrischen Laserscanner. *Publikationen der Deutschen Gesellschaft für Photogrammetrie, Fernerkundung und Geoinformation e.V.*, Band **22**, 289-297.
- GILLIES, S., 2007: Shapely: manipulation and analysis of geometric objects. <https://github.com/Toblerity/Shapely>.
- KRÖHNERT, M. & MEICHSNER, R., 2017: Segmentation of Environmental Time Lapse Image Sequences for the Determination of Shore Lines Captured by Hand-Held Smartphone Cameras. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, **4(2W4)**, 1-8.
- SARDEMANN, H., ELTNER, A. & MAAS, H.-G., 2018: Erfassung von Geometriedaten kleiner Flüsse mit einem unbemannten Wasserfahrzeug als Multisensorplattform. *Publikationen der Deutschen Gesellschaft für Photogrammetrie, Fernerkundung und Geoinformation e.V.*, T. Kersten (Hrsg.), Band **27**.
- SCHNEIDER, C. A., RASBAND, W. S. & ELICEIRI, K. W., 2012: NIH Image to ImageJ: 25 years of image analysis. *Nature methods*, **9(7)**, 671-675.
- VAN DER WALT, S., SCHÖNBERGER J., NUNEZ-IGLESIAS, J., BOULOGNE, F., WARNER, J., YAGER, N., GOUILLART, E., YU, T. & THE SCIKIT-IMAGE CONTRIBUTORS, 2014: scikit-image: image processing in Python. *PeerJ* **2**, e453.
- WIEMANN, S., ELTNER, A., SARDEMANN, H., SPIELER, D., SINGER, T., THANH LUONG, T., AL JANABI, F., SCHÜTZE, N., BERNARD, L., BERNHOFER, C., MAAS, H.-G. (2017). On the monitoring and prediction of flash floods in small and medium-sized catchments-the EXTRUSO project. *Geophysical Research Abstracts*, **19**, EGU2017- 4862.