

# Datensynthese zum Training eines Mask R-CNN Modells für die automatisierte Analyse von Mikroskopaufnahmen

Maximilian Mielke<sup>1,2</sup>, Laura Welp<sup>1</sup> welp@iuta.de, Stefan Haep<sup>1</sup>

1) Institut für Energie- und Umwelttechnik e. V. (IUTA), Bliersheimer Str. 60, 47229 Duisburg, Deutschland

2) Hochschule Ruhr-West, Institut Maschinenbau, Duisburger Str. 100, Mülheim, Deutschland

## Motivation und Lösungsansatz

Die Analyse von Mikroskopaufnahmen hat in der Wissenschaft eine bedeutende Rolle bei der Untersuchung verschiedener Forschungsfragen. Jedoch erfordert die manuelle Auswertung der Ergebnisse häufig eine erhebliche zeitliche Investition. Aus diesem Grund wird vermehrt auf die automatisierte Analyse von Mikroskopaufnahmen zurückgegriffen. Große auszuwertende Mengen an Bilddaten fallen beispielsweise im Rahmen der Charakterisierung von Tropfengrößen- und -anzahlspektren an, welche mittels Impaktorverfahren aufgenommen werden können. In diesem Zusammenhang soll ein neuronales Netzwerk trainiert werden, welches die automatisierte Auswertung dieser Tropfenmessungen ermöglicht.

Das Impaktorverfahren basiert auf dem Trägheitsprinzip, bei welchem massenreiche Objekte in der Gasphase abgeschieden werden. Im Falle der Tropfenmessung werden Tropfen auf einer mit Magnesiumoxid beschichteten Platte abgeschieden. Über die Anzahl und Größe der Einschlagkrater können die Tropfengrößenverteilung sowie Tropfenbeladung in einem Gasstrom bestimmt werden. Abbildung 1 zeigt ein beispielhaftes Ergebnis aus Messungen mit dem Impaktorverfahren am Auslass einer Verdunstungskühlanlage.

Das zur automatisierten Auswertung entwickelte neuronale Netzwerk soll auf dem im Bereich der Computer Vision etablierten **Mask R-CNN-Modell** basieren [1]. Das Modell ermöglicht nicht nur die Zählung der Einschlagkrater, sondern auch die genaue Identifikation der Position und Größe jedes Einschlagkraters auf der Platte.

Eine der Herausforderungen bei der Verwendung von neuronalen Netzen besteht darin, dass eine **große Menge an Trainingsdaten erforderlich** ist, um das Modell zu trainieren. **Zur Bereitstellung der Trainingsdaten wird ein Programm zur Datensynthese entwickelt.**

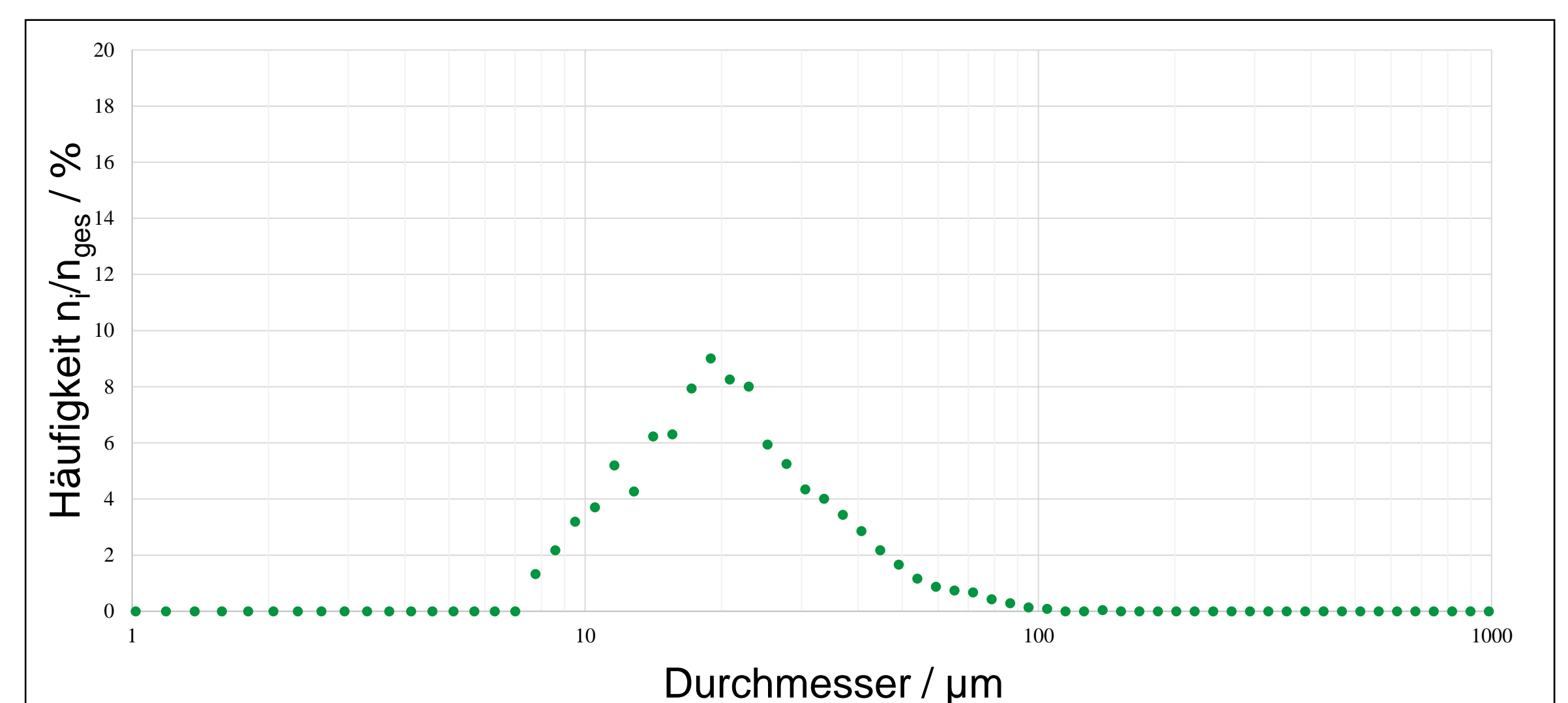


Abbildung 1: Flüssigkeitsbeladung in Abhängigkeit der Tropfengröße

## Ergebnisse

### A) Datensynthese

Die Bilddateien werden nach den folgenden vereinfachten Prozessschritten durch das Syntheseprogramm bereitgestellt:

- Synthese des Bildhintergrunds
- Manipulation und Einbettung der Krater in den Hintergrund
- Manipulation und Einbettung der Artefakte in den Hintergrund
- Anwendung eines Tiefpass-Filters mittels Fourier-Transformation
- Image Augmentation (Änderung des Kontrast, Sättigung, etc.)
- Erstellung einer Label-Datei mit Kraterposition und Größe
- Transformation in Graustufenbild

In **Abbildung 2** wird der Vergleich zwischen realer Mikroskopaufnahme (links) und einem synthetisierten Bild (rechts) dargestellt.

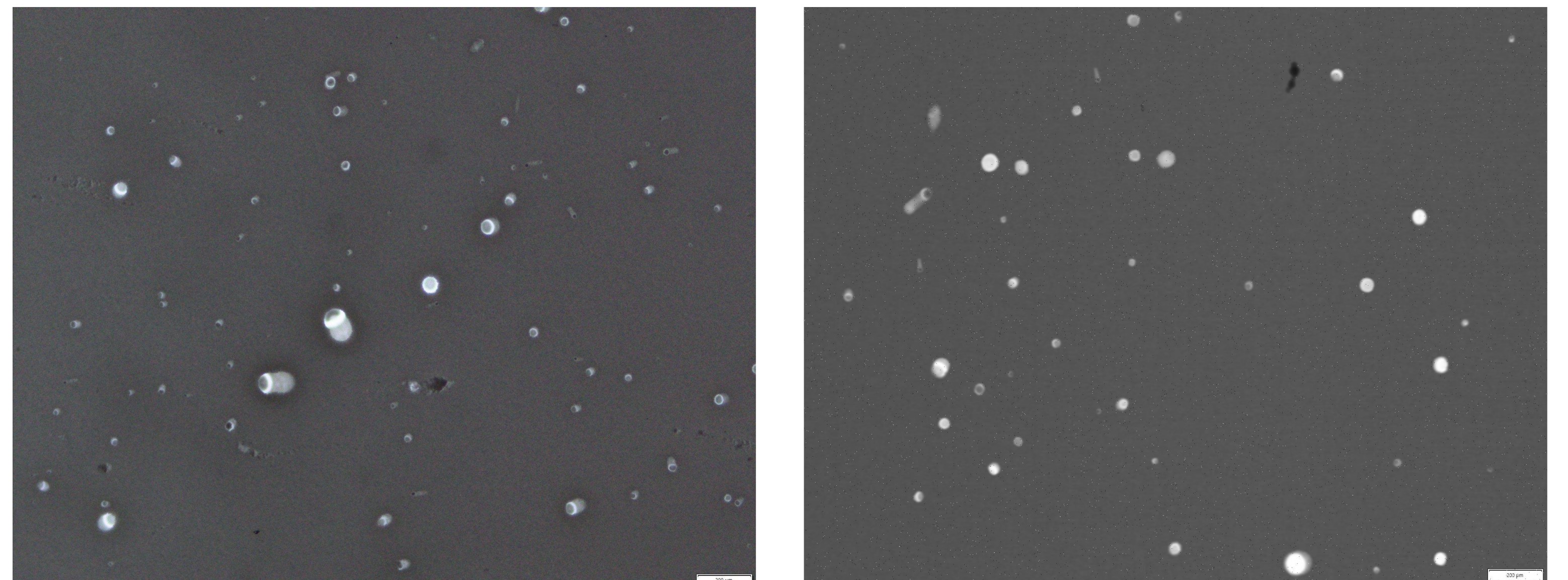


Abbildung 2: Mikroskopaufnahme (links), Synthetische Datei (rechts), Darstellung einer Impaktorplatte mit Kratern und Artefakten

Die derart mittels Datensynthese erzeugten Dateien wurden für das Training des Mask R-CNN Modells genutzt:

### B) Mask R-CNN

Das modifizierte Mask R-CNN Modell verwendet die synthetischen Trainingsdaten und kann auf die realen Impaktorplatten angewendet werden. In Abbildung 3 ist der visuelle Output des Netzwerks dargestellt. Die Zeit der Analyse durch das Modell beträgt aktuell pro Bild  $\approx 15$  s und ist damit deutlich effizienter als die manuelle Auszählung.

Die zum jetzigen Zeitpunkt erzielten Ergebnisse weisen bereits eine gute Übereinstimmung mit der manuellen Auswertung auf. Ein erster Funktionsnachweis wurde erbracht.

**Abbildung 3 zeigt die Anwendung von Mask R-CNN auf eine reale Aufnahme. Das Modell positioniert Masken auf die gesuchte Krater, welche in weiteren Schritten verarbeitet werden. Die Zahlenwerte geben die Sicherheit des Modells der korrekten Detektion an.**

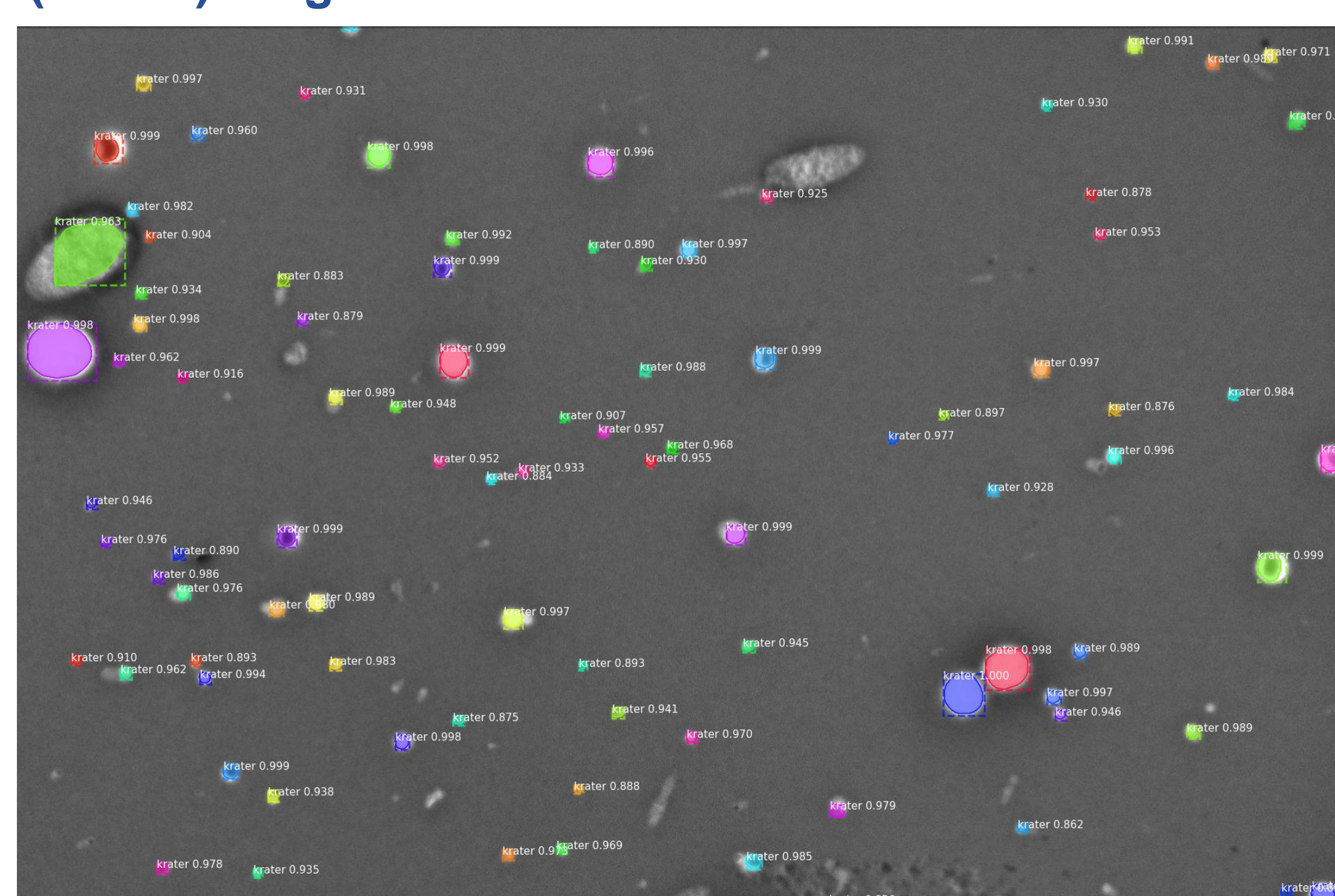


Abbildung 3: Automatisierte Auswertung durch Mask R-CNN

## Zusammenfassung und Ausblick

Mask R-CNN kann durch eine synthetische Trainingsgrundlage Analysen realer Mikroskopaufnahmen durchführen. Durch die Datensynthese konnte die Bereitstellung der hohen Anzahl an Trainingsdaten realisiert werden.

In weiteren Optimierungsschritten soll die Genauigkeit der Ergebnisse weiter erhöht werden und das Modell anhand bereits manuell ausgewerteter Bilddaten validiert werden.

Die erzeugten Trainingsdaten können auch von ähnlichen aktuelleren Modellen wie YOLOv8 oder Mask DINO verarbeitet werden. Diese Modelle haben Potential eine deutlich höhere Präzision zu erreichen und können Wissenschaftler bei Bildanalysen unterstützen, bei denen algorithmische Programme an ihre Grenzen stoßen.

[1] Matterport (2017), Mask R-CNN, Github repository, [https://github.com/matterport/Mask\\_RCNN](https://github.com/matterport/Mask_RCNN), letzter Zugriff: 23.03.2023