

## Re-Identifikation markierter Schweine mit Computer Vision und Deep Learning

Maik Fruhner <sup>1</sup>, Heiko Tapken<sup>1</sup> und Henning Müller<sup>2</sup>

**Abstract:** Das Forschungsprojekt SmartTail untersucht die frühzeitige Erkennung von Schwanzbeißen bei Mastschweinen mithilfe von künstlicher Intelligenz. Durch Video-Livestreams aus den Versuchsställen können die Tiere automatisiert erkannt und überwacht werden. Beim Auftreten aggressiven Verhaltens muss das System jedoch in der Lage sein, Aggressor und Opfer zu identifizieren. Hierzu wurden unterschiedliche Arten der Markierung untersucht, die von einem Computersystem autonom erkannt werden sollen. Der Einsatz von auf Ohrmarken gedruckten Data Matrix Codes hat gezeigt, dass die Wiedererkennung eines Tieres auch nach langer Verdeckung oder Abwesenheit gewährleistet werden kann, indem die Codes im Videomaterial lokalisiert und ausgelesen werden. In Verbindung mit einem Tracking-Verfahren ist so eine robuste Identifikation und Überwachung von Tieren möglich. Die gesammelten Daten können zudem für die Untersuchung weiterer wissenschaftlicher Fragestellungen genutzt werden.

**Keywords:** Schwanzbeißen, Computer Vision, Object Detection, Re-Identification, Precision Livestock Farming

### 1 Einleitung

Ein in der Schweinemast immer wieder auftretendes Problem ist das Schwanzbeißen. Bei diesem weit verbreiteten Tierverhalten beißen sich die Tiere gegenseitig in die Ringelschwänze, wodurch schwere Verletzungen mit weitreichenden Folgen entstehen können. Die Gründe für das Verhalten sind multifaktoriell und abhängig vom jeweiligen Tier und dessen Umweltsituation [Ve16]. Das übliche Vorgehen zur Minimierung dieses Risikos ist das künstliche Verkürzen der Ringelschwänze – auch Kupieren genannt – in bereits sehr jungem Alter. Dieser sehr umstrittene Vorgang wird durch den „Aktionsplan Kupierverzicht“ schrittweise eingedämmt, wodurch jedoch neuartige Maßnahmen zur Erkennung und Verhinderung von Schwanzbeißen notwendig werden.

Daher entwickelt das Forschungsteam des EiP-Agri Projekts SmartTail ein KI-System zur automatisierten, frühzeitigen Erkennung von Schwanzbeißen. Ein kostengünstiges, zwischen Buchten übertragbares Blackbox-System soll die Schweine mithilfe von Video-Streams autonom überwachen und durch KI-Algorithmen erkanntes Schwanzbeißen

---

<sup>1</sup> Hochschule Osnabrück, Fakultät Ingenieurwissenschaften und Informatik, Albrechtstraße 30, 49076

Osnabrück, m.fruhner@hs-osnabrueck.de,  <https://orcid.org/0000-0002-9094-6996>; h.tapken@hs-osnabrueck.de

<sup>2</sup> Hof Fleming, Ehrener Kirchweg 6, 49624 Lönigen, henning.mueller@hof-fleming.de

melden. Um darüber informieren zu können, welches Tier von welchem angegriffen wurde, muss das System in der Lage sein, die sehr ähnlichen Tiere voneinander zu unterscheiden.

Für diese computerbasierte Re-Identifikation der Schweine im Stall wurden verschiedene Deep-Learning-Architekturen sowie auf Markierungen basierende Computer-Vision-Ansätze untersucht, da herkömmliche Methoden, wie z. B. RFID, sich für diesen Zweck als ungeeignet herausgestellt haben. Ein erstes Zwischenziel des Projekts ist daher die Ermittlung eines optimalen Markers für die anschließende Identifikation des Einzeltieres.

## 2 Stand der Forschung

In der Literatur finden sich bereits verschiedene Ansätze zur (Wieder-) Erkennung von Schweinen im Stall. Einige davon setzen auf RFID-Technik, wie z. B. Burose et al. [Bu10], die mit Mikrochips versehene Ohrmarken von speziellen Antennen auslesen ließen, ohne dass diese jedoch an einem Tier befestigt waren. Der praktikable Einsatz wird aufgrund der Resultate zudem von den Autoren in Frage gestellt. Hammer et al. [Ha16] zeigten das Potenzial von Ultra High Frequency (UHF) Transpondern in Ohrmarken, die jedoch schwankende Resultate beim Auslesen aufwiesen.

Die Wiedererkennung von Schweinen mithilfe von Computer Vision wurde unter anderem von Kashiha et al. [Ka13] untersucht, indem die Tiere eindeutige Markierungen auf ihren Körpern erhielten. Anhand Muster erkennender Algorithmen erkannten die Autoren, welche Tiere sich häufig in welchen Bereichen der Bucht aufhielten.

Hansen et al. [Ha18] identifizierten zehn zuvor bekannte Schweine einer Bucht durch Gesichtserkennung an der Tränke. Cowton et al. [CKB19] führten die Wiedererkennung noch weiter und erstellten ein „Re-Identification“ Datensatz über 25 individuelle Tiere. Dieser wurde anschließend genutzt, um ein auf Personenidentifikation trainiertes KI-Modell auf Schweineerkennung zu spezialisieren. Dieses Re-ID-Problem wurde von den Autoren als deutlich schwieriger eingestuft als Personen-Re-ID, da diese sich nicht etwa über die Kleidung farblich unterscheiden können.

Es wurden zudem weitere Datensätze veröffentlicht, die für die Entwicklung solcher Computer-Vision-Modelle nötig sind. Psota et al. [Ps19] haben einen Datensatz zur Erkennung und Lokalisierung verschiedener Körperteile von Schweinen erstellt. Kim et al. [Ki20] zeigten einen Datensatz zur Posen-Erkennung bei Schweinen, ähnlich zu dem von Nasirahmadi et al. [Na19], die anhand dessen die Aktivitäten im Stall beobachteten. Zur Verfolgung freilaufender Schweine entwickelten Ahrendt et al. [AGK11] einen auf Computer Vision basierenden Prototypen, der das Tracking bis zu acht Minuten aufrechterhalten konnte.

Dieser Einblick in den Stand der Forschung zeigt, dass ein generelles Interesse an der Identifikation von Stalltieren existiert. Viele Veröffentlichungen zeigen jedoch nur Ansätze oder Prototypen. Mit unserer Arbeit wollen wir die Identifikation von Schweinen mittels Computer Vision weiter vorantreiben.

### **3 Versuchsaufbau**

In diesem Kapitel wird der technische Aufbau der Installation sowie die verwendete Hard- und Software dargestellt.

#### **3.1 Stalltechnik**

Im Projekt wurden in drei Versuchsställen Buchten mit IP-Kameras ausgestattet, die leicht zu installieren und gleichzeitig kostengünstig sind. Die Kameras, die sowohl in Farbe als auch mit aktivem Infrarot aufzeichnen können, sind unter der Stalldecke montiert und senkrecht zum Boden hin ausgerichtet.

Ein Stallrechner dient der Konfiguration, Überwachung und der manuellen Aufzeichnung von Daten. Ein NAS speichert rund um die Uhr Daueraufnahmen eines Mastzyklus aus derzeit zwei unterschiedlichen Buchten. Die Computer-Vision-Analysen führt ein Nvidia Jetson Xavier aus. Eine Nvidia DGX-Station kommt als Deep-Learning-Server zum Einsatz, auf dem die aufgezeichneten Rohdaten verarbeitet, annotiert und anschließend genutzt werden, um KI-Modelle zu trainieren.

#### **3.2 Software**

Für die Umsetzung des KI-Systems kommt ein Software-Stack von Nvidia zum Einsatz. Mithilfe des Nvidia Train, Adapt and Optimize (TAO) Toolkits [NV18] werden die annotierten Bilddaten genutzt, um auf dem DGX-Server verschiedene KI-Modelle mit unterschiedlichen Architekturen zu trainieren. Diese objekterkennenden Modelle (engl.: Object Detector) sind anschließend in der Lage, die im Datensatz markierten Objekte in neuen, unbekanntem Bildern zu lokalisieren. Die diversen Architekturen unterscheiden sich dabei in Genauigkeit und Geschwindigkeit, sodass ein Kompromiss gefunden werden muss, welche für den eigenen Anwendungsfall passend ist.

Für das Projekt wurden zunächst die Objektklassen „Schwein“, „Kopf“ und „Ringelschwanz“ antrainiert. Die fertigen Modelle werden auf den Jetson Edge-Computer exportiert und mit dem Nvidia DeepStream SDK [NV16] ausgeführt, sodass Positionen von Schweinen und deren Köpfe sowie Ringelschwänze erkannt werden.

## 4 Methoden

In diesem Kapitel werden die Lösungsansätze vorgestellt, die im Laufe des Projekts erprobt wurden. Es werden jeweils die Vor- und Nachteile aufgezeigt sowie Gründe für oder gegen den jeweiligen Ansatz genannt.

### 4.1 Körpermarkierung mittels Viehzeichenstift

Vier Schweine einer Bucht haben mittels Viehzeichenstift eine Form als Merkmal aufgezeichnet bekommen. Ein mustererkennender Klassifikator, der auf die verschiedenen Formen trainiert wurde, erzielte eine Genauigkeit von knapp 93 %. Jedoch wurde ersichtlich, dass die Farbe auf der Haut bereits innerhalb weniger Tage deutlich verwischt und ausgewaschen war. Für eine Weiterführung des Experiments hätte dies zur Folge, dass die Markierungen aller Tiere regelmäßig erneuert werden müssten. Dies ist nicht nur für den Landwirt sehr aufwändig und langfristig unwirtschaftlich, sondern würde auch das Stresslevel der Tiere unnötig erhöhen und somit dem eigentlichen Ziel des Projektes entgegenwirken.

### 4.2 Ohrmarken mit Zahlen

Eine typische Art der Markierung von Masttieren sind beschriftete Ohrmarken. Verschiedene OCR-Verfahren (Optical Character Recognition) wurden evaluiert, um die auf den Ohrmarken aufgedruckten Zahlen maschinell auszulesen. Das Problem dieses Ansatzes ist jedoch, dass die Zahlenerkennung nicht rotationsinvariant ist. Die Tiere können sich frei im Stall bewegen, was bedeutet, dass eine senkrecht hinablickende Kamera die Ohrmarken in jeder möglichen Rotation aufzeichnen kann. Daraus folgt, dass die Zahlen in den seltensten Fällen so rotiert sind, wie man sie beim alltäglichen Lesen erwarten würde. Dies verhindert den Einsatz vieler OCR-Systeme, die nicht dafür konzipiert sind, rotierte Zeichen zu erkennen. Ein auf Ziffern trainierter Klassifikator lieferte ebenfalls keine nützlichen Resultate. Besonders bei ähnlichen Ziffern, wie 1, 2 und 7, kam es zu häufigen Verwechslungen.

### 4.3 Ohrmarken mit Barcodes

Als Verbesserung der Ohrmarkenerkennung wurden die Ziffern durch maschinenlesbare Codes ersetzt. In verschiedenen Varianten der QR- sowie Data-Matrix-Standards wurden Ziffern zur Identifikation jedes Tieres codiert, die anschließend auf eigens angefertigte Ohrmarken gedruckt wurden.

In die Pipeline des Objekt-Detektors wurde ein weiterer Schritt hinzugefügt, der versucht, die Barcodes zu dekodieren. Dies gelingt zwar nur in den seltenen Fällen, in denen die

Marken im korrekten Winkel zur Deckenkamera ausgerichtet sind, dann jedoch problemlos.



Abb. 1: Data-Matrix-Ohrmarken in günstigem Winkel zur Kamera

## 5 Ergebnisse und Diskussion

Mithilfe von objekterkennenden Algorithmen sowie speziellen Ohrmarken, die mit unterschiedlichen Codes bedruckt sind, können die verschiedenen Tiere einer Bucht lokalisiert und stellenweise identifiziert werden. Herkömmliche Ohrmarken mit Ziffern sowie eine direkte Markierung des Tieres waren hingegen nicht zielführend.

Durch Kombination mit einem Tracking-Verfahren kann eine in einem bestimmten Bild ausgelesene Ohrmarke zudem auch vorherigen sowie nachfolgenden Bildern zugeordnet werden, wodurch eine robuste Verfolgung der zugehörigen Tiere möglich wird. Das korrekte Dekodieren jeder Ohrmarke in jedem Bild ist somit nicht notwendig. Stattdessen wird nach jeder gelungenen Dekodierung die ID des zugehörigen Tieres erneuert.

## 6 Schlussfolgerung und Ausblick

Wir haben gezeigt, dass es grundsätzlich möglich ist, mithilfe von KI verschiedene Tiere in einem Stall zu erkennen und anschließend durch einen geeigneten Marker voneinander zu unterscheiden. Verschiedene Markierungstechniken zeigen hierbei unterschiedliche Erfolgsquoten, wobei Ohrmarken mit aufgedruckten Data-Matrix-Codes in unseren Versuchen die besten Resultate bei der Wiedererkennung einzelner Tiere lieferten.

Diese Ergebnisse werden für die Bearbeitung weiterer Forschungsfragen genutzt, wie z. B. dem Aktivitätstracking sowie der Aggressor- und Opfererkennung. Des Weiteren kann aus den gespeicherten Identitäten ein Datensatz aufgebaut werden, der für die Entwicklung einer Re-Identifikations-KI genutzt werden kann, die zukünftig keinerlei Markierungen mehr benötigt.

## Danksagung

Das Forschungsprojekt SmartTail, im Zuge dessen die wissenschaftliche Arbeit für diese Veröffentlichung entstanden ist, wurde durch eine Förderung im Rahmen der Europäischen Innovationspartnerschaft „Produktivität und Nachhaltigkeit in der Landwirtschaft“ (EIP Agri) ermöglicht. Mit dieser Maßnahme wird die Zusammenarbeit zwischen Landwirtschaft, Ernährungswirtschaft und Wissenschaft unterstützt. Ziel ist die Durchführung von Projekten, die zu Innovationen und einer Stärkung der Wettbewerbsfähigkeit in der Landwirtschaft führen.

### Literaturverzeichnis

- [AGK11] Ahrendt, P.; Gregersen, T.; Karstoft, H.: Development of a real-time computer vision system for tracking loose-housed pigs. *Computers and Electronics in Agriculture* 2/76, S. 169-174, 2011.
- [Bu10] Burose Frank et al.: Stationary RFID Antenna Systems for Pigs Identification. *Agrarforschung Schweiz*, S. 272-279, 2010.
- [CKB19] Cowton, J.; Kyriazakis, I.; Bacardit, J.: Automated Individual Pig Localisation, Tracking and Behaviour Metric Extraction Using Deep Learning. *IEEE Access* 7, S. 108049-108060, 2019.
- [Ha16] Hammer, N. et al.: Comparison of different ultra-high-frequency transponder ear tags for simultaneous detection of cattle and pigs. *Livestock Science* 187, S. 125-137, 2016.
- [Ha18] Hansen, M. F. et al.: Towards on-farm pig face recognition using convolutional neural networks. *Computers in Industry* 98, S. 145-152, 2018.
- [Ka13] Kashiha, M. et al.: Automatic identification of marked pigs in a pen using image pattern recognition. *Computers and Electronics in Agriculture* 93, S. 111-120, 2013.
- [Ki20] Kim, Y. J. et al.: Pig Datasets of Livestock for Deep Learning to detect Posture using Surveillance Camera: 2020 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC). IEEE, S. 1196-1198, 2020.
- [Na19] Nasirahmadi, A. et al.: Deep Learning and Machine Vision Approaches for Posture Detection of Individual Pigs. *Sensors (Basel, Switzerland)* 17/19, 2019.
- [NV16] NVIDIA Developer: NVIDIA DeepStream SDK. <https://developer.nvidia.com/deepstream-sdk>, Stand: 06.10.2021.
- [NV18] NVIDIA Developer: TAO Toolkit. <https://developer.nvidia.com/tao-toolkit>, Stand: 06.10.2021.
- [Ps19] Psota, E. T. et al.: Multi-Pig Part Detection and Association with a Fully-Convolutional Network. *Sensors (Basel, Switzerland)* 4/19, 2019.
- [Ve16] Veit, C.: Influence of raw material and weaning management on the occurrence of tail-biting in undocked pigs, 2016.