

Abschlussbericht

Operationelle Gruppe: SmartTail

Früherkennung von Schwanzbeißen mittels digitaler Technologien

Registriernummer der Antragstellerin/des Antragstellers: 276 03 453 011 0267

K. Müller¹, H. Müller², H. Tapken³, M. Fruhner³, L. Hesse³, H.-J. Böhm⁴, T. Mayhaus⁴

¹ Dr. Kathrin Müller, Hof Fleming, Ehrener Kirchweg 6, 49624 Lönningen

² Dr. Henning Müller, gewerbliche Tierhaltung, Ehrener Kirchweg 6, 49624 Lönningen

³ Hochschule Osnabrück, Albrechtstr. 30, 49076 Osnabrück

⁴ HoBohTec GmbH, Eichkamp 9, 49681 Garrel

Projektlaufzeit: 13.02.2020 – 15.01.2023

SMART Tail

KI FÜR MEHR TIERWOHL



Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis	1
Tabellenverzeichnis	2
Abbildungsverzeichnis	2
1 Kurzdarstellung	3
1.1 Ausgangssituation und Bedarf	3
1.2 Projektziel und konkrete Aufgabenstellung.....	4
1.3 Mitglieder der OG	4
1.4 Projektgebiet	5
1.5 Projektlaufzeit und Dauer	5
1.6 Budget.....	5
1.7 Ablauf des Verfahrens.....	5
1.8 Zusammenfassung der (erwarteten) Ergebnisse	6
2 Eingehende Darstellung.....	7
2.1 Verwendung der Zuwendung	7
2.1.1 Gegenüberstellung Geschäftsplan und tatsächlich durchgeführte Teilschritte.....	7
2.1.2 Darstellung der wichtigsten finanziellen Positionen.....	14
2.2 Detaillierte Erläuterung der Situation zu Projektbeginn.....	15
2.2.1 Ausgangssituation.....	15
2.2.2 Projektaufgabenstellung.....	15
2.3 Ergebnisse der OG in Bezug auf.....	15
2.3.1 Wie wurde die Zusammenarbeit im Einzelnen gestaltet?	15
2.3.2 Was war der besondere Mehrwert bei der Durchführung des Projekts als OG?	16
2.3.3 Ist eine weitere Zusammenarbeit der Mitglieder der OG nach Abschluss des geförderten Projekts vorgesehen?	16
2.4 Ergebnisse des Innovationsprojektes	17
2.4.1 Zielerreichung	17
2.4.2 Abweichungen zwischen Planung und Ergebnis	17
2.4.3 Projektverlauf	17
2.4.4 Beitrag des Ergebnisses zu förderpolitischen EIP-Themen	38
2.4.5 Nebenergebnisse	38
2.4.6 Arbeiten, die zu keiner Lösung/zu keinem Ergebnis geführt haben	38
2.4.7 Mögliche weitere Verwendung von Investitionsgütern.....	39
2.5 Nutzen der Ergebnisse für die Praxis	39
2.6 Verwertung und Nutzung der Ergebnisse.....	42
2.7 Wirtschaftliche und wissenschaftliche Anschlussfähigkeit.....	42

2.8	Kommunikations- und Disseminationskonzept	42
3	Literaturverzeichnis	45
	Anhang	46

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1:	Übersicht CNN-Architekturen	20
Tabelle 2:	Anzahl der annotieren Labels.....	24
Tabelle 3:	Anzahl der annotierten Events.....	28
Tabelle 4:	Anzahl Events zur binären Aktivitätserkennung.....	29
Tabelle 5:	Anzahl Events für detaillierten Aktivitätskatalog	30

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1:	Projektplan gemäß Antrag.....	8
Abbildung 2:	Ablauf der Bildanalyse	12
Abbildung 3:	Projekttreffen	16
Abbildung 4:	Schienensystem im Versuchsstall I	18
Abbildung 5:	Labeling einer Aufnahme: links Rohdaten, rechts annotiert	19
Abbildung 6:	Erkannte Objekte und ermittelte Orientierungen	21
Abbildung 7:	EER-Diagramm des DB-Schemas	23
Abbildung 8:	Screenshot des Stall-Managements - Bereich Intervallmessungen.....	24
Abbildung 9:	Schweine mit Markierungen durch Fettstift.....	25
Abbildung 10:	Objekt-Detektor erkennt Ferkel mit Ohrmarken (gelb).....	25
Abbildung 11:	Ohrmarke mit aufgeklebtem QR-Code	27
Abbildung 12:	Ohrmarken mit aufgeklebtem (links) und gedrucktem (rechts) Data Matrix Code.....	27
Abbildung 13:	Original (links) und kalibriertes Bild (rechts) mit visualisierten Hilfslinien	28
Abbildung 14:	Ergebnisse der Schweineerkennung der OAK-D PoE.....	32
Abbildung 15:	SmartTail-Visio, hier: Geräte und Intervallmessung.....	32
Abbildung 16:	Einzelbild einer erkannten Schweineidentität mit der Nummer 26	33
Abbildung 17:	Tieraktivität vor, während und nach einer Fütterung	34
Abbildung 18:	Heatmap der Schweinepositionen	35
Abbildung 19:	Im Stall installierte Sensorbox	36
Abbildung 20:	App-Screenshots.....	37
Abbildung 21:	Warnlampe im Vorraum des Stalls	37
Abbildung 22:	Austausch mit dem Projektteam Experimentierfeld DigiSchwein	44

1 Kurzdarstellung

1.1 Ausgangssituation und Bedarf

In der konventionellen, wie auch der ökologischen Haltung von Schweinen, kommt es zum sogenannten Schwanzbeißen. Darunter wird eine Verhaltensstörung verstanden, die verstärkt bei intensiv gehaltenen Mastschweinen auftritt (Hempler, 2012). Darin begründet sich im Wesentlichen die Methode des Schwanzkupierens. Dabei wird der Schwanzwirbel partiell oder in Gänze entfernt und der Schwanz eingekürzt. Das Schwanzbeißen soll so verhindert oder zumindest auf ein Minimum reduziert werden. Denn die Praxis zeigt, dass auch das Kupieren allein nicht vor dem Schwanzbeißen schützt.

Der Vorgang des Kupierens ist umstritten und findet zunehmend weniger gesellschaftliche Akzeptanz. Mit dem „Nationalen Aktionsplan Kupierverzicht Schwein“ dürfen Schwänze künftig nur dann kupiert werden, wenn im Bestand nachweislich (noch) nicht darauf verzichtet kann. Dieser Nachweis, kann auf zweierlei Wegen erbracht werden:

- Der Schweinehalter muss nachvollziehbar darlegen, dass in seinem Betrieb oder in der vorgelagerten Stufe Probleme mit Schwanzbeißen bestehen.
- Er mäset mindestens 1 % der Tiere mit nicht gekürztem Schwanz und zeigt, ob ein Kupierverzicht möglich ist.

Mit dem „Nationalen Aktionsplan Kupierverzicht Schwein“ werden die Schweinehalter deutlich stringenter als bisher in die Pflicht genommen. Nordrhein-Westfalen hat seinerzeit als erstes Bundesland einen entsprechenden Erlass veröffentlicht.

Unabhängig von der Verordnungslage ist das eigentliche Problem nicht gelöst: Schwanzbeißen kann ohne Vorwarnung vollkommen überraschend auftreten. Die Auswirkungen auf Tiergesundheit, Tierwohl und Ökonomie können erheblich sein. Schwanzbeißen wirkt sich nachvollziehbarerweise auf das Wohlbefinden und die Gesundheit der Tiere aus, geht mit ökonomischen Verlusten einher und kann einen deutlich erhöhten Antibiotikaeinsatz nach sich ziehen. Einmal angefangen greift Schwanzbeißen meist innerhalb weniger Tage auf die gesamte Gruppe über. Die Ursachen sind multifaktoriell und stellen nach heutigem wissenschaftlichem Erkenntnisstand eine Mischung aus den Faktoren Beschäftigung, Stallklima, Fütterung, Bodengestaltung, Gesundheitsstatus, Platzangebot, Genetik, Geschlecht, Alter und Gewicht sowie dem Absetzalter (Hempler, 2012) dar.

Dem frühzeitigen Erkennen eines gebissenen Tieres kommt eine hohe Bedeutung zu, sodass das betroffene Schwein selektiert und behandelt werden kann. Das allein wird aber nicht reichen, da es noch wichtiger ist, das beißende Tier sicher zu erkennen. Selbst bei intensiver Tierbeobachtung sind diese notwendigen Schritte auch für erfahrene Tierhalter nicht immer einfach umzusetzen. Was dabei jedoch komplett außer Acht gelassen wird, ist der jeweilige Kontext der Interaktion. Die kontextbasierten Daten sind zu erfassen und auszuwerten, um den betriebsindividuellen Auslösern auf die Spur zu kommen. Für den Tierhalter ist dies mit herkömmlichen Mitteln kaum durchführbar.

Ein möglicher Lösungsansatz eröffnet sich durch voranschreitende Digitalisierung und die Fortschritte in den Bereichen Big Data und Künstlicher Intelligenz (KI). Erste Vorarbeiten sind auf diesem Gebiet bereits erfolgt: Unter Aufsicht des Scotland's Rural College (SRUC) platzierten Wissenschaftler TOF (time of flight) 3D-Kameras über Futterautomaten in einer Versuchsumgebung und kontrollierten die Schwanzhaltung der Tiere. Mit der Kameratechnik wurde dabei gemessen, ob die intakten Schwänze sich ringeln oder runterhängen. Die Veränderung der Schwanzhaltung gab in dem Versuch Aufschluss darüber, ob es in den nächsten Tagen zum Schwanzbeißen kommt (D'Eath, et al., 2018). Die erfolgreiche Umsetzung in die landwirtschaftliche Praxis ist allerdings noch nicht gelungen.

1.2 Projektziel und konkrete Aufgabenstellung

Im Ergebnis der OG soll ein System zur frühzeitigen Erkennung von Schwanzbeißen in der Schweinemast stehen, welches den Landwirt ereignisorientiert informiert und ihm Handlungsspielräume in Bezug auf das gebissene und das beißende Schwein gibt. Das System soll zu einer Verbesserung des Tierwohls und der Tiergesundheit beitragen. Über eine frühzeitige Erkennung könnte der Antibiotikaeinsatz reduziert werden. So soll der mittelständische Schweinemäster in die Lage versetzt werden, der Anforderung des Kupierverzichts nachzukommen. Über die kontextbasierte Einordnung kann er sich direkt mit den möglichen Faktoren und ihren Wirkzusammenhängen auseinandersetzen und für die eingeleiteten Optimierungen vergleichend bewerten.

Die OG *SmartTail* verfolgt im Wesentlichen die folgenden Einzelziele:

- die Erkennung einzelner Tiere über eindeutige Kennzeichnungen / Markierungen sowie das Tracking der Tiere im Nahbereich zueinander
- die Erkennung des Schwanzbeißens – sowohl bei kupierten als auch intakten Schwänzen – über geeignete Kameras
- die Entwicklung eines ereignisbasierten Alarmierungssystems
- die kontextbasierte Einordnung (Wetter, Temperatur, Luftfeuchtigkeit, Ammoniakkonzentration, Mastwoche, Futter und Futterumstellung, Gewicht) für weitere betriebsindividuelle Analysen
- Förderung von tiergerechter Haltung und Schutz der Umwelt

1.3 Mitglieder der OG

Insgesamt waren 4 Mitglieder an der OG *SmartTail* aus den Bereichen Landwirtschaft, Wissenschaft sowie vorgelagerte Wirtschaft beteiligt.

Landwirtschaft

Dr. Kathrin Müller, Hof Fleming, leitet einen landwirtschaftlichen Familienbetrieb in der Ortschaft Ehren, Stadt Lönigen. Das landwirtschaftliche Unternehmen betreibt Schweinemast, Pferdezucht, Ackerbau und Grünlandwirtschaft. Der Hof Fleming übernimmt die Rolle der Konsortialführung, bringt als OG Partner seine Ställe ein, führt die Versuche im Stall durch, nimmt kontextbezogene Daten auf und leitet notwendige Maßnahmen ein.

Dr. Henning Müller betreibt eine eigenständige gewerbliche Schweinemast, die ebenfalls Teil der OG ist. Der Betrieb führt ähnliche Aufgaben durch wie der Hof Fleming, verfügt jedoch über eine andere Stalltechnik.

Wissenschaft

Das beantragte Projekt wird auf Seite der Hochschule Osnabrück von Prof. Dr.-Ing. Heiko Tapken (Datenbanken, Big Data Technologien und KI) durchgeführt. Als OG Mitglied übernimmt er mit seinen Mitarbeitern den Bereich Big Data und KI.

Vorgelagerte Wirtschaft

Die Fa. HoBohTec GmbH wurde im Jahr 2010 als Handwerksunternehmen mit Sitz in Garrel gegründet und beschäftigt mittlerweile 34 Mitarbeiter:innen. Als OG Mitglied bringt HoBohTec die Themen Smart Factory, Edge Computing sowie das Wissen um Sensorik (z.B. 3D-Kameras) in Tierhaltungsanlagen (Staub, Wärme, Erschütterungen, Reinigungsmittel) mit ein.

1.4 Projektgebiet

Alle beteiligten OG Mitglieder befinden sich in Niedersachsen.

1.5 Projektlaufzeit und Dauer

Das Projekt wurde zum 13.02.2020 mit einer Projektlaufzeit von 2 Jahren und 6 Monaten bis zum 15.08.2021 bewilligt. Bedingt durch Verzögerungen im Projektablauf sowie der Notwendigkeit weitere Daten aufzunehmen, erfolgte eine kostenneutrale Verlängerung der Projektlaufzeit bis zum 15.01.2023. Die finale Projektlaufzeit erstreckte sich entsprechend über 2 Jahre und 11 Monate.

1.6 Budget

Insgesamt wurde ein Zuschuss in Höhe von 479.608,10 € bewilligt. Von diesem Betrag waren 35.750,00 € für Maßnahmen der laufenden Zusammenarbeit der Operationellen Gruppe und 443.857,10 € für Maßnahmen der Durchführung von Innovationsprojekten vorgesehen.

Die während der gesamten Projektlaufzeit tatsächlich geförderte Summe beträgt, inkl. des zum 15.02.2023 eingereichten Auszahlungsantrags, 462.832,69 €. Davon entfallen 32.736,80 € auf Ausgaben für Maßnahmen der laufenden Zusammenarbeit und 430.095,89 € auf Ausgaben für Maßnahmen der Durchführung des Innovationsprojektes.

1.7 Ablauf des Verfahrens

Die OG SmartTail startete ihre Projektarbeit im Februar 2020 im oben genannten Konsortium. Von Beginn an stellte die Corona-Situation eine besondere Herausforderung für das Vorhaben dar. Mit den staatlichen sowie betriebsindividuellen Auflagen aller am Projekt beteiligten Institutionen wurden persönliche Treffen der Akteure deutlich erschwert bzw. fast unmöglich. Der Aufwand zur Einhaltung der Hygienebestimmungen war merklich und führte auf allen Seiten zu erhöhten Ressourceneinsatz und Verzögerungen. In den akuten Phasen der Pandemie haben lediglich bilaterale Treffen unter Einhaltung eines Hygienekonzepts stattgefunden. Letztendlich konnte nur so allen Auflagen nachgekommen werden. Wöchentliche Abstimmungen wurden online von Beginn bis zum Ende des Vorhabens durchgeführt.

Innerhalb der ersten Projektphase wurde das Grundkonzept weiter ausgearbeitet, die Technik installiert und erste Vorversuche um Stall durchgeführt. Auf dieser Grundlage konnten notwendige Daten erhoben werden, um ein KI-Modell für die Einzeltiererkennung zu entwickeln. Dabei wurden verschiedene Markierungen erprobt. Schlussendlich kamen Ohrmarken mit einem DataMatrix-Code zum Einsatz. Aufbauend auf einem neu entwickelten "Schweinekörper-Modell" konnte ein Nahbereichstracking entwickelt werden, um auf dieser Basis dicht stehende Tiere zu verfolgen und das Schwanzbeißen auf Videodaten zu erkennen.

Für eine kontextbasierte Einordnung der jeweiligen Events wurde eine Datenbank aufgebaut. Über die zur bestehenden Stalltechnik geschaffenen Schnittstellen sowie neu verbaute Sensoren konnten die relevanten Parameter (Temperatur, Schadgaskonzentration etc.) erfasst werden. Eine im Rahmen dieses Vorhabens erstellte Visualisierung ermöglichte die einfache Eingabe weiterer Daten, wie beispielsweise Zu- und Abgänge oder die verwendeten Ohrmarkensätze pro Bucht. Angebunden an diese Datenbank ist ein Alarmierungssystem, welches ereignisbasiert arbeitet.

Die (Teil-)Ergebnisse des Vorhabens wurden auf nationalen Tagungen veröffentlicht, im Rahmen eines Austausches mit dem Experimentierfeld „DigiSchwein“ diskutiert und in Vorträgen kommuniziert.

Darüber hinaus wurde das Projekt zum Ende hin immer wieder interessierten Gruppen auf dem Hof vorgestellt.

1.8 Zusammenfassung der (erwarteten) Ergebnisse

Die frühzeitige Erkennung von Schwanzbeißen in der Schweinemast ist ein wichtiger Aspekt zur Verbesserung des Tierwohls und der Tiergesundheit. Über die kontextbasierte Einordnung wird die Auseinandersetzung mit den möglichen Faktoren und ihren Wirkzusammenhängen ermöglicht. Eine frühzeitige Erkennung leistet ferner einen wichtigen Beitrag, um den Antibiotikaeinsatz zu reduzieren.

Im Rahmen des EIP Agri geförderten Projektes *SmartTail - Früherkennung von Schwanzbeißen mittels digitaler Technologien* wurde ein System entwickelt, welches es mit Hilfe von Künstlicher Intelligenz (KI) ermöglicht einzelne Schweine anhand von Ohrmarken mit DataMatrix-Codes zu tracken. Das System soll nach Abschluss weiterer Trainings das Schwanzbeißen frühzeitig und automatisiert erkennen können. Hierzu fehlen momentan jedoch ausreichend aufgezeichnete Ereignisse.

Zum Einsatz kommen bezahlbare und gängige PoE-Kamerasysteme. Die erzeugten Video-Daten werden mithilfe eines Deep-Learning-Servers ausgewertet und mit Daten der bestehenden Stalltechnik ergänzt. Über ein entwickeltes Alarmierungssystem werden Handlungsbedarfe an Landwirt:innen weitergegeben. Die Entwicklung liefert die Basis für ein praxisnahes Werkzeug, um bei der Haltung von unkupierten Schweinen zu unterstützen.

Early detection of tail biting in pig fattening is an important aspect of improving animal welfare and health. The context-based classification enables the examination of possible factors and their interrelationships. Early detection also makes an important contribution to reducing the use of antibiotics.

As part of the EIP Agri-funded project SmartTail - Early detection of tail biting using digital technologies, a system was developed that uses artificial intelligence (AI) to track individual pigs using ear tags with data matrix codes. After further training, the system can detect tail biting early and automatically. More training data of the biting event is needed, though.

Affordable and common PoE camera systems are used. The video data generated is evaluated with the help of a deep-learning server and supplemented with data from the existing barn technology. A developed alarm system is used to pass on any need for action to the farmer. The development provides the basis for a practical tool to support the management of uncooped pigs.

2 Eingehende Darstellung

2.1 Verwendung der Zuwendung

2.1.1 Gegenüberstellung Geschäftsplan und tatsächlich durchgeführte Teilschritte

Der in Abbildung 1 dargestellte Projektplan gibt einen Überblick über die im Geschäftsplan vorgesehenen Arbeitspakete (AP) des Projektes und den zeitlichen Rahmen. Für eine detaillierte Durchführung der einzelnen Teilschritte innerhalb der Arbeitspakete wurden folgende Projektphasen und Meilensteine festgelegt:

AP 1: Gesamtkonzept

A1.1 Feinkonzept Arbeitsplan

A1.2 Hardware, Anbindung und Schnittstellen

Meilenstein: Gesamtkonzept fertig, Ställe umgebaut

AP 2: Datenerhebung und Preprocessing / Labeling

A2.1 Umbau der Ställe / Einrichtung der notwendigen Komponenten

A2.2 Erhebung der Video-Daten

A2.3 Tierbeobachtung und Dokumentation

A2.4 Anbindung Transfer zum Deep-Learning-Server

A2.5 Einzelbilderstellung und Labeling (System lernt Schwein zu erkennen)

A2.6 Erkennung Einzeltier (z.B. gekennzeichnetes Tier (durch Markierung))

Meilenstein: KI-Modell zur Einzeltiererkennung

AP 3: Modellierung

A3.1 Entwicklung "Schweine-Körpermodell"

A3.2 Modellierung Ringelschwanz

A3.3 Körpermodell von Schwein erkennen und einem Schwein zuordnen

AP 4: Tracking

A4.1 Nahbereichstracking (dicht stehende Tiere werden getrackt)

A4.2 Position zueinander (Schwanzbeißen: Kopf bei Schwanz)

Meilenstein: Erstes Schweine-Körpermodell und Nahbereichstracking

AP 5: Erkennung von Schwanzbeißen auf Videodaten

A5.1 Erkennung des Ereignisses

A5.2 Erkennung des Angegriffenes Tiers

Meilenstein: Schwanzbeißen wird erkannt

AP 6: Kontextbasierte Einordnung

A6.1 Aggressor Identifikation

A6.2 Anreicherung um weitere Daten

A6.3 weiterführende Analysen

AP 7: Ereignisbasiertes Alarmierungssystem

A7.1 Edge-System Stall

A7.2 Visuelle Benachrichtigung im Stall

A7.3 Alarmierungsass (Smartphone) / Telefonnachricht

Meilenstein: Alarmierungssystem

AP 8: Verbreitung/Veröffentlichung der Ergebnisse

A8.1 Veröffentlichung Ergebnisse

A8.2 Abschlussbericht

Meilenstein: Projektabschluss

AP 9: Projektmanagement / Öffentlichkeitsarbeit

A9.1 Projektmanagement

A9.2 Öffentlichkeitsarbeit

Arbeitspakete	Jahr 1				Jahr 2				Jahr 3				
AP 1: Gesamtkonzept													
A1.1 Feinkonzept Arbeitsplan													
A1.2 Hardware, Anbindung und Schnittstellen													
AP 2: Datenerhebung und Preprocessing/Labeling													
A2.1 Umbau der Ställe / Einrichtung der notwendigen Komponenten													
A2.2 Erhebung der Video-Daten													
A2.3 Tierbeobachtung und Dokumentation													
A2.4 Anbindung Transfer zum Deep-Learning-Server													
A2.5 Einzelbilderstellung und Labeling (System lernt, Schwein zu erkennen)													
A2.6 Erkennung Einzeltier (z.B. gekennzeichnetes Tier (durch Markierung))													
AP 3: Modellierung													
A3.1 Entwicklung "Schweine-Körpermodell"													
A3.2 Modellierung Ringelschwanz													
A3.3 Körpermodell von Schwein erkennen und einem Schwein zuordnen													
AP 4: Tracking													
A4.1 Nahbereichstracking (dicht stehende Tiere werden getrackt)													
A4.2 Position zueinander (Schwanzbeißen: Kopf bei Schwanz)													
AP 5: Erkennung von Schwanzbeißen auf Videodaten													
A5.1 Erkennung des Ereignisses													
A5.2 Erkennung des Angegriffenes Tiers (z.B. Tier 5 in Bucht A)													
AP 6: Kontextbasierte Einordnung													
A6.1 Aggressor Identifikation (Orchestrierung der Ergebnisse AP 4 + AP 5)													
A6.2 Anreicherung um weitere Daten (Temperatur, Gewicht etc.)													
A6.3 weiterführende Analysen													
AP 7: Ereignisbasiertes Alarmierungssystem													
A7.1 Edge-System Stall													
A7.2 Visuelle Benachrichtigung im Stall													
A7.3 Alarmierungssapp (Smartphone) / Telefonnachricht													
AP 8: Verbreitung/Veröffentlichung der Ergebnisse													
A8.1 Veröffentlichung Ergebnisse AP 5.1/7.2: Tier wurde gebissen													
A8.2 Abschlussbericht													
AP 9: Projektmanagement / Öffentlichkeitsarbeit													
A9.1 Projektmanagement													
A9.2 Öffentlichkeitsarbeit													

Abbildung 1: Projektplan gemäß Antrag

2.1.1.1 Gesamtkonzept (AP1)

In der ersten Phase des Vorhabens wurde das Gesamtkonzept finalisiert. Dabei wurde der Arbeitsplan weiter aufgeschlüsselt und weitere für das Projekt wichtige Detailfragen erörtert. Berücksichtigung fand dabei die konkreten Gegebenheiten in den angedachten Versuchsställen. Zudem wurden die benötigten Schnittstellen sowie die Anbindung der einzelnen Komponenten definiert.

Die Verzögerung des offiziellen Starts des Vorhabens führte dazu, dass Installationsarbeiten nicht direkt durchgeführt werden konnten und zunächst nur mit einem sehr vereinfachten Aufbau begonnen werden musste. Die Hardware wurde entsprechend sukzessive im Projektverlauf installiert. In dieser Phase wurden Vorbereitungsmaßnahmen im Vorraum sowie eine erste Kamerainstallation im Versuchsstall I vorgenommen. Konzeptionelle Arbeiten wurden vorgezogen und die passenden Systemeinstellungen der Installation (Hardware und Software) erarbeitet.

Eine andere Herangehensweise wäre vor dem Hintergrund der Corona-Situation ohnehin unmöglich gewesen. Mit den staatlichen sowie betriebsindividuellen Auflagen bei allen Projektpartnern wurden persönliche Treffen deutlich erschwert bzw. fast unmöglich. Der Aufwand zur Einhaltung der Hygienebestimmungen war merklich und führte auf allen Seiten zu erhöhten Ressourceneinsatz.

2.1.1.2 Datenerhebung und Preprocessing / Labeling (AP 2)

Für die zwingend notwendige Datenerhebung sollten in AP 2 innerhalb des ersten Halbjahres die vorliegenden Testställe und Buchten mit Kameras ausgestattet werden. Nach erfolgreicher Installation sollte daraufhin die kontinuierliche Aufnahme von Videodaten beginnen, was sich dann über die gesamte Projektlaufzeit streckte. Zusätzlich war hierzu die Erhebung von kontextbezogenen Daten (Gewichten) und die Dokumentation auf dem Hof Fleming geplant. Weiterhin sollte hier auch eine dauerhafte Speicherung der Daten und eine Anbindung an den Deep-Learning-Server stattfinden.

Ein weiterer geplanter Punkt dieses Arbeitspaketes war die zusätzliche Vorverarbeitung der aufgenommenen Videodaten. Hierbei sollten einzelne Frames dieser Videos so gelabelt werden, dass einzelne Schweine voneinander unterschieden werden. Auf dieser Datenbasis sollte ein Modell entwickelt werden, welches ohne weitere Unterstützung Einzeltiere erkennen und voneinander unterscheiden kann. Die automatisierte Wiedererkennung oder Zuweisung einzelner spezifischer Tiere war hierbei jedoch noch nicht das Ziel, es sollten lediglich einzelne Tiere innerhalb eines beliebigen Ausschnitts der Datenquelle erkannt werden können.

Die aufgeführten Ziele des AP 2 konnten komplett erfüllt werden. Auf der technischen Seite wurden vor Beginn des zweiten Mastzyklus mehrere Kameras in den genutzten Testställen installiert. Die so aufgenommenen Videodaten liegen gesichert auf einem Server der Hochschule Osnabrück, von wo aus eine Anbindung an den dortigen Deep-Learning-Server besteht. Diese Daten umfassen mehrere komplett aufgenommene Mastzyklen. Zusätzlich zu den initial installierten Kameras wurde der Aufbau während der Projektlaufzeit kontinuierlich erweitert, so wurden beispielsweise verschiedene Kameratypen getestet. Parallel wurden mehrere kontextbezogene Daten erhoben, sowie Ammoniak- und Kohlenstoffdioxidgehalt, Luftfeuchtigkeit und Helligkeit im Stall. Diese kontextbezogenen Daten stehen sowohl lokal auf dem Hof Fleming als auch an der Hochschule Osnabrück zur Verfügung. Weiterführend konnte erfolgreich ein Modell zur Schweineerkennung entwickelt werden, welches sowohl die Position von Schweinekörpern als auch Köpfe und Schwänze erkennen kann. Hierfür wurde ein umfangreicher Datensatz gelabelt, was zu einer robusten Erkennung geführt hat.

2.1.1.3 Modellierung (AP 3)

Basierend auf den erreichten Ergebnissen zur generellen Schweineerkennung in AP 2 sollte innerhalb dieses Arbeitspaketes ein weiterführendes Modell zur individuellen Schweinererkennung geschaffen werden. Dieses sollte verschiedene Charakteristika eines Schweines beachten, wie z.B. eine Markierung auf dem Rücken. Aufgrund dieser einzelnen Wiedererkennung von Tieren sollten dann Metainformationen gezogen werden, z. B. wie oft das Tier sehr nah an einem anderen Tier stand. Zusätzlich sollte das Modell einzelne Schweine besser repräsentieren können, indem wichtige Körperteile, wie der Schwanz und Kopf, zusätzlich erkannt werden. Durch diese verbesserte Repräsentation sollte es möglich sein festzustellen, wenn sich der Kopf eines Tieres nah an dem Schwanz eines anderen befindet. Das endgültige Ziel dieses Arbeitspaketes ist die verbesserte Erkennung der Schweine im generellen und die Wiedererkennung einzelner Tiere zwischen mehreren Bildern.

Die Ziele dieses Arbeitspaketes konnten erfüllt werden, wobei jedoch einige verschiedene Ansätze aufbauend auf der Grundidee des Antrags getestet werden mussten. Das grundlegende, verbesserte Modell der Schweinekörper mit zusätzlicher Erkennung des Schwanzes und Kopfes wurde bereits parallel mit AP 2 angestrebt. So konnte eine solche Erkennung bereits früh im Projekt erreicht werden.

Aufbauend darauf konnten dann effiziente Algorithmen zur Abstandserkennung genutzt werden, um festzustellen, wann sich ein Schweinekopf nah an einem anderen Schweineschwanz befindet. Der wesentlich arbeitsintensivere Aspekt war die Wiedererkennung einzelner Tiere zwischen mehreren Bildern. Hierzu wurde zuerst ein Versuch mit herkömmlichen Viehzeichenstiften unternommen, mit denen Tieren verschiedene Formen auf den Körper gezeichnet wurden. Diese Formen konnten daraufhin während der automatisierten Schweineerkennung identifiziert und zugewiesen werden. Es hatte sich jedoch herausgestellt, dass diese Markierungen bereits nach einigen Tagen nicht mehr zu erkennen waren und nachgezeichnet werden mussten. Aus diesem Grund wurde versucht eine permanente Lösung für das Problem der Wiedererkennung zu erreichen.

Als Ansatz wurde eine Erkennung anhand von individuellen Ohrmarken gewählt, da so keine zusätzliche Aufgabe im Verlauf der Mast entsteht. Während der Erarbeitung dieser Lösung wurden verschiedene Aufdrucke getestet, welche automatisiert erkannt werden sollten. Die Nutzung von Zahlen oder klassischen QR-Codes hat sich als nicht zielführend erwiesen, da diese zu klein für eine effektive Erkennung unter Nutzung eines KI-Modells waren. Allerdings hat sich die Nutzung von sogenannten Datamatrix-Codes als erfolgreich erwiesen.

Diese Codes verhalten sich ähnlich zu QR-Codes und können maschinell und richtungsinvariant ausgelesen werden. Für eine optimale Erkennung wurde ein zweistufiges System genutzt. Bei einer erfolgreichen Kopferkennung eines Schweins wird auf dem Kopfausschnitt des Ursprungsbildes ein weiteres Modell angewendet, welches die Ohrmarke lokalisiert. Auf diesem Bildausschnitt wird dann der Datamatrix-Code ausgelesen, bei dem die Zuweisungsnummer eines jeweiligen Tieres hinterlegt ist. Durch diese Technik konnten sowohl das verbesserte Schweinmodell als auch die individuelle Schweinewiedererkennung erfolgreich umgesetzt werden.

2.1.1.4 Tracking (AP 4)

Um eine effektive und dauerhafte Einzeltierüberwachung umzusetzen, sollte innerhalb dieses Arbeitspaketes ein Tracking der einzelnen erkannten Schweine umgesetzt werden. Hierfür wurde sich auf verschiedene Tracking-Algorithmen der Nvidia DeepStream Anwendung bezogen. Diese sind bereits darauf ausgelegt mit den Ergebnissen von KI-Modellen zu arbeiten und baten so eine optimale Lösung zur Umsetzung der Verfolgung. Zusätzlich wurden diese Algorithmen mit den in AP 3 erreichten Ergebnissen zur Wiedererkennung einzelner Tiere kombiniert.

Da die Wiedererkennung nur bei Bildern stattfinden kann, in denen die Ohrmarke günstig zur Kamera liegt, kann nicht jedes Tier in jedem Frame wiedererkannt werden. Zusätzlich kann das Tracking ein Tier nur einen gewissen Zeitraum sicher verfolgen, ohne dass es zu Überlagerungen oder Abbrüchen kommt. Eine Kombination dieser Ergebnisse sieht folgendermaßen aus: Solange in einem einzelnen Track (einer einzelnen sicheren Verfolgung eines Tieres über mehrere Frames) einmal die Ohrmarke durch das Modell erkannt werden kann, kann das Tier für alle Frames des Tracks eindeutig identifiziert werden, da es auch rückwirkend zugewiesen werden kann. Falls die Verfolgung daraufhin an einem beliebigen Punkt abbricht und später wieder aufgenommen wird, können so beide Tracks dem gleichen Tier zugewiesen werden.

2.1.1.5 Erkennung von Schwanzbeißen auf Videodaten (AP 5)

Innerhalb dieses Arbeitspaketes sollte der eigentliche Beißvorgang erkannt werden. Hierbei entsprach der zuerst geplante Ansatz einer Erkennung auf Basis der zuvor gefilterten, separierten Schweinepaare. Zusätzlich sollte das Opfertier eindeutig identifiziert werden, wodurch dem Landwirt die Möglichkeit gegeben werden sollte, dieses Tier gezielt zu behandeln.

Bei der Bearbeitung dieses Arbeitspaketes wurde von der ursprünglichen Planung abgewichen. Es wurde in einem ersten Versuch ein Ansatz zur Gesamtbildanalyse verwendet, bei dem zeitgleich für alle Tiere im gesamten Bild die jeweiligen ausgeführten Aktionen erkannt werden sollten. Der Hintergedanke hierbei war die potenzielle Minimierung der benötigten Rechenleistung, da so weniger Modelle gleichzeitig betrieben werden müssten und weniger Vorverarbeitungsschritte benötigt werden würden. Es wurden sowohl Modelle zur allgemeinen Aktivitätserkennung als auch zur binären Erkennung von Schwanzbeißen trainiert, jedoch zeigte keines der Modelle hinreichende Ergebnisse, weshalb der ursprünglich erdachte Ansatz wieder verfolgt wurde.

Hierbei wurde sich lediglich auf eine binäre Erkennung von Schwanzbeißen konzentriert und der Ansatz zur generellen Aktivitätserkennung verworfen. Aufgrund von zu seltenem eindeutigem Schwanzbeißen konnten hier allerdings nicht genügend Beispiele gesammelt werden, um ein Modell mit ausreichender Genauigkeit zu trainieren. Aus diesen Gründen wurde eine Methode entwickelt, mit der ein generelles aggressives Verhalten erkannt werden kann, wenn sich ein Schweinekopf längere Zeit in der Nähe eines Schwanzes aufhält. Dieses ist in folgender Abbildung dargestellt.

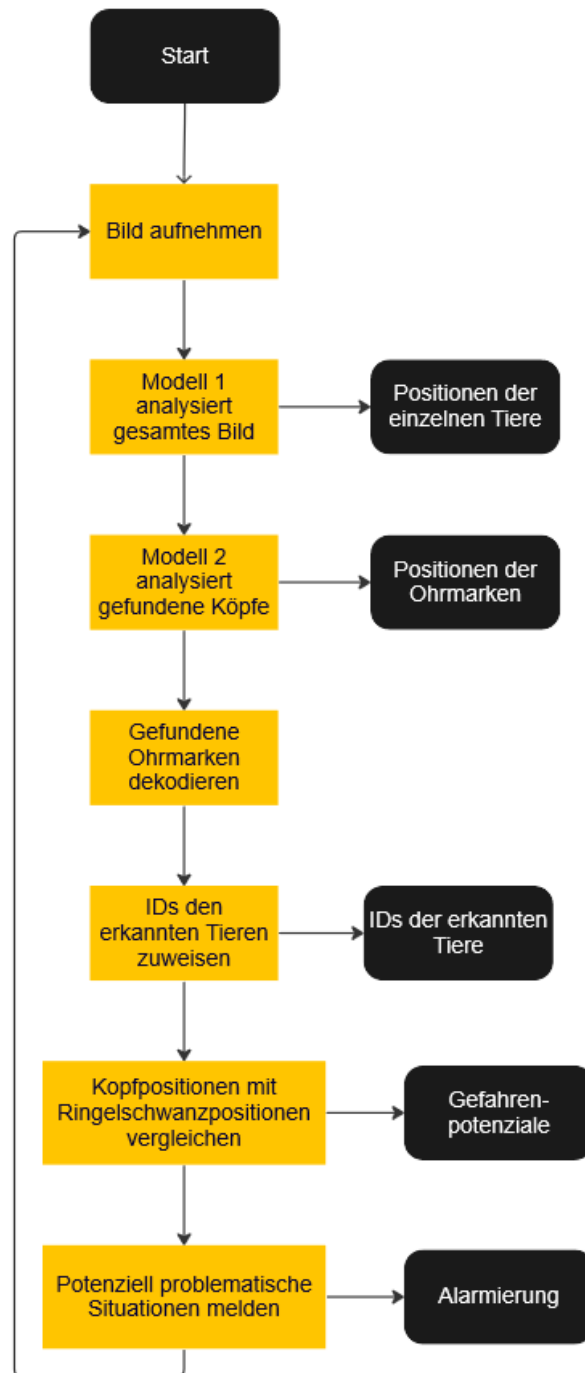


Abbildung 2: Ablauf der Bildanalyse

2.1.1.6 Kontextbasierte Einordnung (AP 6)

Während dieses Arbeitspaketes sollten die erkannten Angriffe in einen größeren Kontext gesetzt werden. Hierzu zählt zum einen die zusätzliche Erkennung des Aggressors und zum anderen die Kontextualisierung von weiteren gemessenen Parametern.

Bezüglich der Täteridentifizierung konnte aufgrund der Kopf- und Schwanzerkennung bei jedem Tier auf einen vergleichbar simplen Algorithmus zurückgegriffen werden. Da in der finalen Version zur Erkennung von aggressivem Verhalten die Bildausschnitte bereits so vorverarbeitet werden, dass sich nur zwei Tiere im analysierten Bild befinden, können Opfer und Täter aufgrund der relativen

Kopfpositionen zum Schwanz erkannt werden. In Zusammenarbeit mit der Tierwiedererkennung aus AP 3 können dann sowohl Opfer als auch Täter eindeutig identifiziert werden.

Zusätzlich wurden weitere Metadaten analysiert. So konnten auf Basis der automatischen Erkennung der Tiere verschiedene Aktivitätsphasen und positionelle Auffälligkeiten festgestellt werden. Einerseits wurden aktive Phasen der gesamten Gruppe, andererseits auch Bewegungsverläufe und besonders aktive Phasen bei einzelnen Tieren verfolgt, welche dann wiederum in einen zusammenhängenden Kontext mit den aufgenommenen Sensordaten gesetzt werden konnten. Zusätzlich konnten durch Heat Maps verschiedene gruppentypische Charakteristika festgestellt werden.

2.1.1.7 Ereignisbasiertes Alarmierungssystem (AP 7)

Um die erfolgreiche Erkennung von Schwanzbeißen auch für den Landwirt verwertbar zu machen, wird innerhalb dieses Arbeitspaketes eine Lösung für ein ereignisbasiertes Alarmierungssystem angestrebt. Ein zentraler Punkt ist, dass die angelernten Modelle und Algorithmen lokal im Stall auf einer Edge-Hardware ausgeführt werden sollen, sodass ein autarkes System auf dem Gelände des Landwirts entwickelt wird, das einen Alarm selbstständig auslösen kann. Dieser Alarm soll auf verschiedene Arten dargestellt werden. Zum einen sollte ein visuelles Signal im Stall installiert werden, wie etwa eine Warnlampe. Zum anderen sollte eine mobile Alternative entwickelt werden. Hierfür sollte eine einfache App entwickelt werden, welche den Landwirt per Push-Benachrichtigung über einzelne wichtige Vorkommnisse im Stall informiert.

Für die Modellausführung im Stall wurden verschiedene Modelle der Nvidia Jetson Reihe ausgewählt. Diese sind besonders für KI-Modelle ausgerichtet und bringen gleichzeitig einen guten technischen Support mit. Zusätzlich wurde ein Industrie-PC im Stallvorraum eingerichtet, auf dem eine im Projekt entwickelte Stallvisualisierung dargestellt wird. Diese umfasst die Steuerung und Darstellung der verschiedenen Stallsensoren als auch eine Übersicht über die eingestellten Tiere.

Für die Alarmierung wurde eine Lampe im Vorraum des Stalls angebracht. Diese wird bei einem erkannten aggressiven Verhalten auf Rot geschaltet. Dieses Signal kann dann durch den Stall-PC oder die zusätzlich programmierte App ausgeschaltet und quittiert werden, sodass immer eine Übersicht besteht, wann welches Signal beachtet wurde. Zusätzlich kann die eben genannte App Alarmierungen als Push-Benachrichtigung anzeigen und eine Live-Anzeige der Stall-Sensorik darstellen. Außerdem ist durch einen Livestream die Begutachtung der einzelnen Buchten möglich.

2.1.1.8 Verbreitung / Veröffentlichung der Ergebnisse (AP 8)

Das Vorhaben und die erarbeitenden Ergebnisse wurden wissenschaftlich und wirtschaftlich aufbereitet und veröffentlicht. Unter anderem konnten in den Jahren 2022 und 2023 wissenschaftliche Beiträge auf der Jahrestagung der Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst-, und Ernährungswirtschaft e. V. vorgestellt werden. Die Beiträge wurden im Vorfeld einem Review unterzogen. Landwirtschaftliche Fachzeitschriften wie top agrar haben ebenso über das Vorhaben berichtet wie der Berliner Tagesspiegel.

Online wurde das Vorhaben über eine Projekthomepage und in mehreren Podcasts dargestellt. Dabei wurde immer auch auf die besonderen Herausforderungen in der Tierhaltung und die Notwendigkeit solcher Vorhaben für mehr Tierwohl erläutert.

In Präsentationen in unterschiedlichen Netzwerken konnten die Ergebnisse kritisch diskutiert werden. Unter anderem besuchten der Staatssekretär für Digitalisierung a.D. Stefan Muhle, mehrere Gruppen von Berufsschullehrer:innen und eine niederländische Delegation das Vorhaben und informierten sich

direkt vor Ort. Die OG *SmartTail* steht darüber hinaus in Kontakt mit Unternehmen, um die Ergebnisse einer wirtschaftlichen Verwertung zu überführen.

Der Abschlussbericht wurde im Januar und Februar 2023 erstellt.

2.1.1.9 Projektmanagement / Öffentlichkeitsarbeit (AP 9)

Die Corona-Situation erforderte einige Änderungen im Projektmanagement und in der Öffentlichkeitsarbeit des Vorhabens *SmartTail*. Insbesondere die Projekttreffen wurden überwiegend online durchgeführt. Es mussten alternative Kommunikationsmöglichkeiten entwickelt werden, da zahlreiche Konferenzen und Messen abgesagt wurden.

Der Abschlussbericht wurde gemeinsam mit dem letzten Auszahlungsantrag im Februar 2023 der Landwirtschaftskammer Niedersachsen übermittelt.

2.1.2 Darstellung der wichtigsten finanziellen Positionen

Im Rahmen der halbjährlichen Festsetzungen der Auszahlungen wurde zwischen zwei unterschiedlichen Zuschussarten gemäß EIP-Richtlinie unterteilt. Beide Zuschussarten wurden zu 100 % gefördert. Die insgesamt geförderte Summe in Höhe von 462.832,69 € teilte sich dadurch wie folgt auf:

- Zuschuss nach Nr. 2.1 der EIP-Richtlinie für Maßnahmen der laufenden Zusammenarbeit einer OG: 32.736,80 €
- Zuschuss nach Nr. 2.2 der EIP-Richtlinie für Maßnahmen der Durchführung von Innovationsprojekten: 430.095,89 €

Die wichtigsten finanziellen Positionen innerhalb des Zuschusses für die Durchführung von Innovationsprojekten waren:

- Personalkosten bei den Projektpartnern
- Ausgaben für die wissenschaftliche Begleitung des Innovationsprojekts, Untersuchungen, Analysen und Tests einschließlich des dafür notwendigen Materials und der Bedarfsmittel
- Nutzungskosten sowie Material u. Bedarfsmittel bei Unternehmen der Urproduktion
- Ausgaben für Reisekosten
- Ausgaben für den Kauf oder Leasing von Instrumenten und Ausrüstungsgegenständen

Von allen OG-Mitgliedern gemeinsam wurden insgesamt Personalkosten in Höhe von 443.807,60 € abgerufen. Die Ausgaben für die übrigen Positionen belaufen sich auf 19.025,09 €.

2.2 Detaillierte Erläuterung der Situation zu Projektbeginn

2.2.1 Ausgangssituation

Bei der Haltung von Schweinen kommt es zum sogenannten Schwanzbeißen. Darunter wird eine Verhaltensstörung verstanden, die verstärkt bei intensiv gehaltenen Mastschweinen auftritt (Hempler, 2012). Darin begründet sich im Wesentlichen die Methode des Schwanzkupierens, die es nicht mehr anzuwenden gilt. Dem frühzeitigen Erkennen eines gebissenen Tieres kommt eine hohe Bedeutung zu, sodass das betroffene Schwein selektiert und behandelt werden kann. Das allein wird aber nicht reichen, da es noch wichtiger ist, das beißende Tier sicher zu erkennen. Selbst bei intensiver Tierbeobachtung sind diese notwendigen Schritte auch für erfahrene Tierhalter nicht immer einfach umzusetzen. Was dabei jedoch komplett außer Acht gelassen wird, ist der jeweilige Kontext der Interaktion. Die kontextbasierten Daten sind zu erfassen und auszuwerten, um den betriebsindividuellen Auslösern auf die Spur zu kommen. Für den Tierhalter ist dies mit herkömmlichen Mitteln kaum durchführbar. Ein möglicher Lösungsansatz eröffnet sich durch voranschreitende Digitalisierung und die Fortschritte in den Bereichen Big Data und Künstlicher Intelligenz (KI).

2.2.2 Projektaufgabenstellung

Die Zusammenarbeit zwischen Landwirtschaft, vorgelagerten Bereich und Wissenschaft schafft einen geeigneten Rahmen, um im Rahmen einer Operationellen Gruppe (OG) KI-Technologien so einzusetzen, dass das Schwanzbeißen frühzeitig identifiziert werden kann, und ein schnelles und konsequentes Eingreifen von Landwirt:innen ermöglicht wird.

Im Projekt sollen folgende Aufgaben gelöst werden:

- Entwicklung einer Möglichkeit zur Erkennung einzelner Tiere über eindeutige Kennzeichnungen / Markierungen
- Schaffung eines Ansatzes zum Tracking der Tiere im Nahbereich zueinander
- Erkennung von Ereignissen wie Schwanzbeißen – sowohl bei kupierten als auch intakten Schwänzen – über geeignete Kameras
- Schaffung einer Plattform zur Einordnung eines Ereignisses wie Schwanzbeißen in den jeweiligen Kontext (Wetter, Temperatur, Luftfeuchtigkeit, Ammoniakkonzentration, Mastwoche, Futter und Futterumstellung, Gewicht) und Bereitstellung dieser Information für weitere betriebsindividuelle Analysen
- Aufbau eines ereignisbasierten Alarmierungssystems. Neben einer visuellen Benachrichtigung soll die Alarmmitteilung über eine App an den Landwirt kommuniziert werden.
- Die Ergebnisse werden kommuniziert und auch zugänglich gemacht.

2.3 Ergebnisse der OG in Bezug auf

2.3.1 Wie wurde die Zusammenarbeit im Einzelnen gestaltet?

Die Corona-Situation stellte für den fachlichen Austausch der Mitglieder der OG *SmartTail* eine besondere Herausforderung dar. Um die Zusammenarbeit zu ermöglichen, wurde über die reine E-Mail und Telefonkommunikation auf MS Teams und Zoom gesetzt. Über diese Werkzeuge gelang es erfolgreich zusammenzuarbeiten. Ohne diesen wöchentlichen Online-Austausch und eine zentrale Datenablage wäre die Bearbeitung nur eingeschränkt möglich gewesen. Die Installation der Technik vor Ort wurde unter Einhaltung Corona bedingter Schutzmaßnahmen durchgeführt. Im weiteren Projektverlauf wurden Treffen mit externen Partnern auf dem Hof durchgeführt.



Abbildung 3: Projekttreffen und Austausch mit Prof. Dr. Thomas Blaha

2.3.2 Was war der besondere Mehrwert bei der Durchführung des Projekts als OG?

Die beschriebene Problemstellung erfordert einen interdisziplinären Lösungsansatz aus Landwirtschaft (Urproduktion, Versuchswesen), vor- und nachgelagerten Bereichen (Technik) sowie Wissenschaft (Informatik). Erst durch die Zusammenarbeit als Operationelle Gruppe konnten die einzelnen Arbeitspakete bearbeitet werden und die Ziele erreicht werden. Die einzelnen OG Mitglieder verfügen grundsätzlich über das notwendige Wissen und die Mittel den vorgestellten Lösungsansatz erfolgreich umzusetzen. Dies wurde bereits im Auswahlprozess berücksichtigt, so dass sich die OG nicht zufällig formierte, sondern ganz gezielt notwendige Kompetenzen für die Problemlösung zusammengebracht wurden.

Die OG hat einen geeigneten Rahmen für die Bearbeitung des Innovationsvorhabens geschaffen. Innerhalb der OG ergänzten sich die Kompetenzen der einzelnen Partner. Die Hochschule Osnabrück brachte als wissenschaftliche Einrichtung ihre Kompetenzen rund um die Themenfelder Data Science und KI ein. Die Firma HoBohTec verfügt über Erfahrung im Bereich der Sensorik und Kamertechnik sowie beim Aufbau von Datenbanken. Der Hof brachte die Problemstellung ein, führte Versuche durch und zeichnete Daten auf. Auch die Tatsache, dass der Hof als Konsortialführer auftrat, ist rückblickend positiv zu beurteilen. In der Öffentlichkeitsarbeit war es von Vorteil, dass dieses Vorhaben ausgehend von einer realen landwirtschaftlichen Problemstellung heraus erläutert wurde.

Als OG bestand ferner die Möglichkeit innerhalb des EIP-Verbundes sich untereinander auszutauschen. Die auf Landesebene organisierten Veranstaltungen brachten neue Lösungsansätze und sorgten für einen konstruktiven fachlichen Austausch untereinander. Auch der Austausch außerhalb des EIP-Netzwerkes wurde durch das Label OG vereinfacht. So wurden Projektergebnisse im Rahmen des Austauschs mit dem Experimentierfeld *DigiSchwein* konstruktiv diskutiert. Schlussendlich hatten beide Vorhaben dadurch einen Mehrwert und konnten in ihrer Arbeit besser vorankommen.

2.3.3 Ist eine weitere Zusammenarbeit der Mitglieder der OG nach Abschluss des geförderten Projekts vorgesehen?

Eine nachfolgende Zusammenarbeit der OG-Mitglieder ist grundsätzlich vorgesehen. Die gewonnenen Erkenntnisse sollen wirtschaftliche Anwendung finden. Dazu werden derzeit Gespräche mit interessierten Unternehmen aus den Bereichen Stalltechnik und Fleischproduktion geführt und die Weiterentwicklung des Systems voranzubringen. Auf wissenschaftlicher Ebene soll der Austausch mit

Vorhaben wie dem Experimentierfeld *DigiSchwein* fortgeführt werden. Die bereits installierte Technik soll für eine weitere Datenaufzeichnung verwendet werden.

Ganz unabhängig davon ist auch die Kooperation in weiteren Forschungsvorhaben vorstellbar und auf verschiedenen Ebenen möglich. Neben KI kommen hier Fragestellungen im Kontext Automatisierungstechnik und Robotik sowie erneuerbare Energieerzeugung in Betracht.

2.4 Ergebnisse des Innovationsprojektes

2.4.1 Zielerreichung

Die im Projektplan festgelegten Meilensteine wurden nicht komplett erreicht.

Vor dem Hintergrund, dass während der Projektlaufzeit insgesamt zu wenig Schwanzbeißen mit entsprechend Varianz aufgetreten ist, fehlten Datensätze mit ausreichenden Beispielen dieses Verhaltens, um ein breit einsetzbares Modell entsprechend zu trainieren. Die kostenneutrale Verlängerung stellt zwar eine Hilfe dar, aber es fehlen nach wie vor aufgetretene Beißattacken.

Um in diesem zentralen Punkt weiterzukommen, wurde verstärkt auch die Interaktion der Tiere „Kopf – Schwanz“ herangezogen. Darüber hinaus wurden die Anstrengungen im Bereich Tracking deutlich ausgeweitet. Die Erfolge in diesem Bereich gehen deutlich über die geplanten Ziele hinaus. Die Systemarchitektur ermöglicht prinzipiell das Erkennen des Schwanzbeißens. Unter Berücksichtigung dieser Abweichung abgesehen von zeitlichen Verschiebungen wurden die anderen Meilensteine erreicht.

2.4.2 Abweichungen zwischen Planung und Ergebnis

Die Nutzung einer KI zum Erkennen des Schwanzbeißens bei Schweinen erfordert es, dass in der Phase der Modellbildung ausreichend Events vorliegen. Im gesamten Projektverlauf kam Schwanzbeißen vor, allerdings nicht in ausreichender Quantität und Qualität, um ein generell einsetzbares Modell zu erzeugen.

Bei dem Vorhaben *SmartTail* handelte es sich nicht um einen genehmigten Tierversuch, so dass die gezielte Stimulation von Schwanzbeißen zu keinem Zeitpunkt in Frage kam. Diese Feststellung zeigt eine grundsätzliche Herausforderung bei der Entwicklung einer KI im Bereich der Tierhaltung. Auf dem Weg zu mehr Tierwohl braucht es ausreichend Datensätze zum unerwünschten Verhalten, so dass eine sichere Erkennung auch unter schwierigen Bedingungen möglich ist. In Zukunft können hier synthetische Trainingsdaten eine Hilfe darstellen.

Die Erzeugung eines breit einsetzbaren KI-Modells benötigt deutlich mehr Datensätze mit Schwanzbeißen in verschiedensten Ausprägungen. Das Konsortium wird hier in Zukunft weitere Anstrengungen unternehmen.

2.4.3 Projektverlauf

Innerhalb dieses Kapitels wird der Gesamtverlauf des durchgeführten Projekts chronologisch aufgezeigt. Hierbei wird die Projektlaufzeit anhand der durchgeführten Mastzyklen durchschritten, da sich während der Durchführung ein auf diesen beruhender Arbeitsrhythmus eingespielt hat. Technische Erweiterungen der Stallanlagen wurden meist in den Zeiten zwischen den Mastzyklen umgesetzt, während neue Ansätze zur Erkennung meist auf neuem Videomaterial der aktuellen Mast getestet wurden.

Mastzyklus 1/2:

31.12.2019-11.05.2020; 20.05.2020-21.09.2020

Technische Grundlagen:

Die verspätete Bewilligung zum 13.02.2020 hat dazu geführt, dass Installationsarbeiten nicht direkt durchgeführt werden konnten und zunächst nur mit einem sehr vereinfachten Aufbau begonnen werden musste. In dieser Phase wurden Vorbereitungsmaßnahmen im Vorraum sowie eine erste Kamerainstallation im Versuchsstall I vorgenommen. Konzeptionelle Arbeiten wurden vorgezogen und die passenden Systemeinstellungen der Installation (Hardware und Software) erarbeitet. Dazu wurden die Schweine in einer Bucht im letzten Mastdrittel beobachtet. Seit dem 20.05.2020 konnte der erste komplette Mastdurchgang überwacht und zur Entwicklung der KI-basierten Erkennung herangezogen werden.



Abbildung 4: Schienensystem im Versuchsstall I sowie Schaltschrank mit Industrie-PC im Vorraum

Für den ferngesteuerten Zugriff auf die Stalltechnik und die Kameras wurde zunächst auf eine Mobilfunkanbindung gesetzt. Aufgrund der so vorliegenden geringen Bandbreite konnten die aufgenommenen Videodaten nicht automatisch an einen externen Partner gesendet werden. Aus diesem Grund fand eine Übertragung durch eine externe Festplatte statt. Hierfür wurden die lokal im Stall vorliegenden Aufnahmen auf die Festplatte übertragen und diese dann an einen Hofrechner mit vorhandener Breitbandanbindung angeschlossen und an die Hochschule Osnabrück übertragen. Hierbei hat sich jedoch früh gezeigt, dass die vorhandene Mobilfunkanbindung zum Stall nicht für das weitere Trainieren einer KI ausreicht. Während dieses ersten nur teilweise überwachten Mastzyklus wurde verstärkt auf eigene Hardware des Hof Fleming gesetzt. So wurden beispielsweise eine externe Festplatte, Kameras und Netzwerkkapazitäten, die normalerweise für andere Aufgaben genutzt werden (Tierüberwachung im Pferdestall, SmartFarming Anwendungen etc.), befristet umgewidmet. Mit Erreichung des ersten Meilensteins gibt es eine Grundlage für konkrete projektspezifische Investitionen.

Schweinerkennung:

Nachfolgend werden die während des ersten Mastzyklus durchgeführten Arbeiten auf technologischer Ebene dargestellt und erläutert. Zur Erkennung der Schweine und deren Ringelschwänzen in einem Kamerabild kommen Verfahren der Künstlichen Intelligenz (KI) - dem Deep Learning - zum Einsatz. Genauer handelt es sich um sogenannte „Convolutional Neural Networks“ (CNN). Dies sind spezielle Varianten von künstlichen neuronalen Netzen, welche besonders für die Verarbeitung von Bildmaterial geeignet sind. Anhand von komplexen, mathematischen Lernverfahren sind diese Algorithmen in der Lage, zuvor antrainierte Muster auf unbekanntem Bildern zu erkennen und somit z. B. den Inhalt eines Bildes zu klassifizieren oder die Positionen von relevanten Objekten im Bild zu bestimmen.

Zu diesem Zweck wurden zunächst in einem Versuchsstall zwei unterschiedliche Kameras installiert, um deren Eignung für das Vorhaben zu evaluieren. Zum einen handelt es sich dabei um die Industriekamera IC DFK 33GP006, zum anderen um die Heim-Überwachungskamera der Marke ReoLink. Einerseits wird getestet, ob eine Kamera im Industriestandard für die technisch eher ungünstigen Bedingungen im Stall nötig ist. Andererseits wird evaluiert, ob eine herkömmliche, günstige Endkunden-Kamera ausreichend ist, um eine spätere Installation einfach zu gestalten sowie die Kosten des Gesamtsystems so gering wie möglich zu halten.

Beide Kameras machen Aufnahmen einer Bucht mit jeweils 12 Schweinen. Diese wurden während dieses Mastzyklus lokal offline auf einer Festplatte gespeichert. Zu einem späteren Zeitpunkt im Projekt sollen diese Videodaten dann als Live-Stream direkt ohne Zwischenspeicherung verarbeitet werden. Der dafür notwendige Streaming-Aufbau wurde bereits vorbereitet. Aus den gespeicherten Videos werden einzelne Bilder in unterschiedlichen Zeitabständen extrahiert, um eine möglichst große Datenbasis in möglichst verschiedenen Tagessituationen zu erhalten. Diese Einzelbilder können anschließend für das Training des KI-Modells annotiert werden. Dazu wurde das Labeling-Tool Labelbox (Labelbox.com) genutzt, für das die Hochschule Osnabrück eine kostenfreie Forschungslizenz erhalten hat.

Für die Annotation (Labeling) der Bilder müssen die relevanten Bereiche eines Bildes mittels eingezeichneter Kästen markiert werden (vergleiche Abbildung 5 links: Rohdaten, rechts: annotiert). Aktuell werden drei verschiedene Klassen annotiert: Pig (Schweinekörper, rot), Head (Kopf, grün) und Tail (Ringelschwanz, blau). Durch die Farbunterscheidung können diese auf schnelle Art und Weise eingetragen und unterschieden werden. Nach einer Mastphase wurden von über 1.300 extrahierten Bildern 75 annotiert. Darauf wurden allerdings bereits 892 Körper, 772 Köpfe sowie 564 Ringelschwänze markiert. Die ungleiche Verteilung ergibt sich durch Verdeckungen der Körperteile z. B. durch andere Tiere.

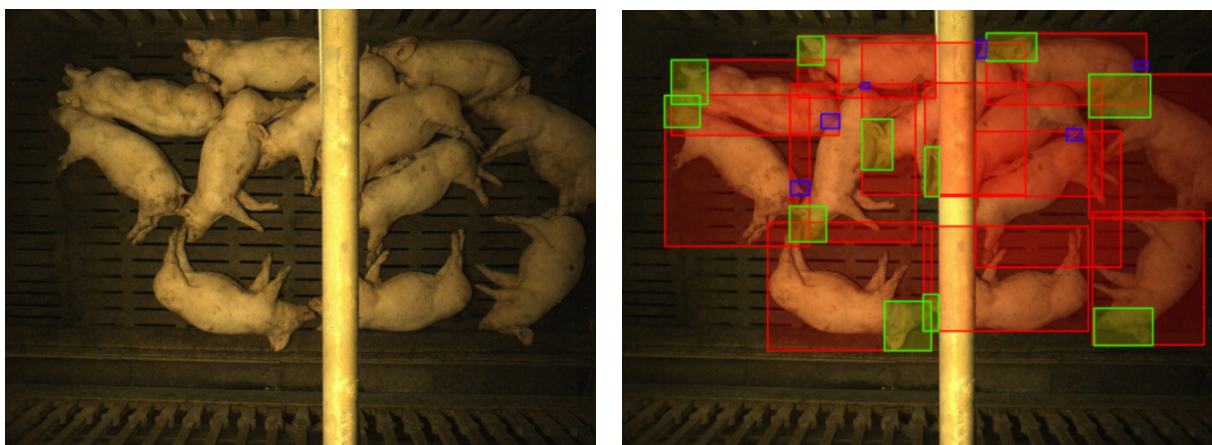


Abbildung 5: Labeling einer Aufnahme: links Rohdaten, rechts annotiert

Die von Hand erstellten Labels können anschließend exportiert und für die Nutzung im Trainingsprozess vorverarbeitet werden. Zunächst müssen die Labels in einen Trainings- sowie einen Testdatensatz aufgeteilt werden. Der Trainingsdatensatz wird während des Lernverfahrens genutzt, um dem KI-Modell beizubringen, welche Muster erkannt werden sollen. Der Testdatensatz wird in der anschließenden Evaluation benötigt, um das Modell auf unbekanntem Daten mithilfe einer Ground Truth bewerten zu können.

Zu diesem Zeitpunkt im Projekt wurden drei verschiedene CNN-Architekturen ausprobiert und auf diesen annotierten Datensätzen angelern. Jede bietet seine eigenen Vor- und Nachteile. Wichtig für das Projekt werden später die Aspekte Genauigkeit der Vorhersagen, Geschwindigkeit, in der die Vorhersagen gemacht werden, sowie die Einsetzbarkeit auf einer sogenannten Edge-Einheit (ein kleines leistungsstarkes System, spezialisiert auf den Anwendungsfall) direkt im Stall.

Architektur	Vorteile	Nachteile	Referenz
R-CNN	<ul style="list-style-type: none"> • sehr genau 	<ul style="list-style-type: none"> • relativ langsam 	https://pytorch.org/tutorials/intermediate/torchvision_tutorial.html
RetinaNet + NVIDIA DeepStream	<ul style="list-style-type: none"> • sehr genau • DeepStream ermöglicht hocheffiziente Verarbeitung eines komplexen Modells • DeepStream ist für Edge-Einheiten konzipiert 	<ul style="list-style-type: none"> • Sehr kompliziert einzurichten • Schwierige Tutorials / Dokumentation • Viel Konfigurationsaufwand, bis gute Ergebnisse erzielt werden 	https://developer.nvidia.com/blog/real-time-redaction-app-nvidia-deepstream-part-1-training/
YOLOv5	<ul style="list-style-type: none"> • Sehr schnell • Dennoch gute Genauigkeit 	<ul style="list-style-type: none"> • Sehr neu und nicht vollständig dokumentiert • Portierung auf Edge-Einheit wird aufwändig 	https://github.com/ultralytics/yolov5

Tabelle 1: Übersicht CNN-Architekturen

In den ersten Versuchen erbrachte die YOLOv5 Architektur die besten Ergebnisse in Bezug auf Geschwindigkeit gegenüber Genauigkeit. Für präzise Angaben ist die Entwicklung jedoch noch nicht weit genug vorangeschritten. In diesem Zustand kann das KI-Modell bereits auf neuen, unbekanntem Bildern Schweinekörper, Köpfe und kupierte Ringelschwänze erkennen.

Mithilfe einer Principal Component Analysis (PCA) konnten im ersten Nachverarbeitungsschritt bereits ansatzweise die Orientierungen der Schweine in der Bucht ermittelt werden. Dies ist notwendig, um im Einsatz erkennen zu können, welche Schweine Kopf-an-Schwanz zueinanderstehen. Anhand der Rotation können ebenfalls die erkannten Köpfe und Ringelschwänze den Körpern zugewiesen werden. Es entsteht ein digitales Schweinemodell. Auf den nachfolgenden Bildern sieht man die vom Modell erkannten Objekte und die ermittelten Orientierungen. Gleichfarbige Kästen bedeuten dabei jeweils die Zuordnung zu einem digitalen Modell.

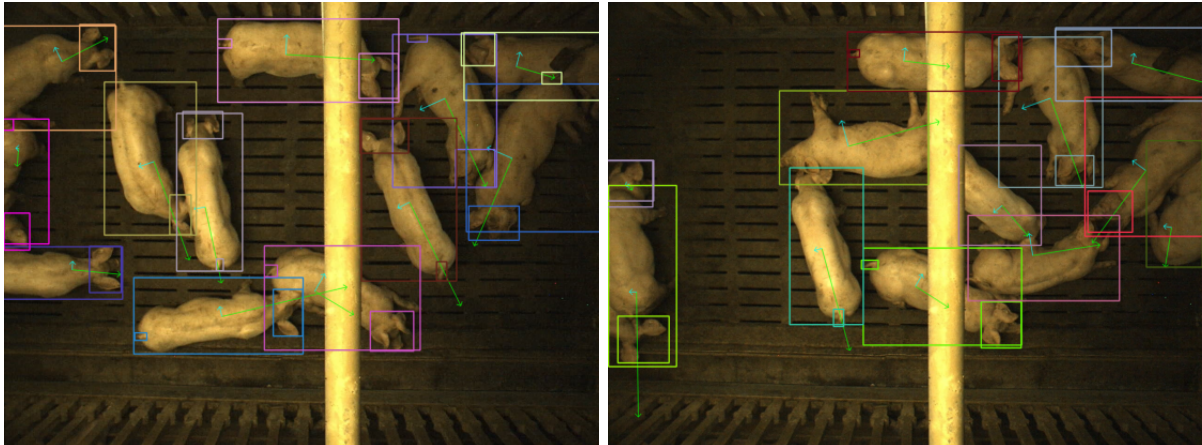


Abbildung 6: Erkannte Objekte und ermittelte Orientierungen

Mastzyklus 3:

24.09.2020-14.02.2021:

Technischer Ausbau:

Zunächst wurde die Infrastruktur in mehreren Buchten in unterschiedlichen Ställen weiter ausgebaut, sodass nun insgesamt sieben Kameras an das Hofnetzwerk angeschlossen sind und die Buchten aufzeichnen können. Dabei wurde auf Kameras des Herstellers Reolink zurückgegriffen. Vom Hersteller Reolink wurden die Modelle RLC-822A sowie RLC-511 eingesetzt. Die genannten Kameras wurden aufgrund der Spezifikationen, des Preises sowie der kurzen Wiederbeschaffungszeiten ausgewählt. Bei allen genannten Kameramodellen handelte es sich um PoE-Kameras, so dass eine separate Stromversorgung entfallen konnte. Um die optischen Abbildungsfehler zu minimieren, wurde diese herausgerechnet, wie später ausführlicher erläutert wird.

Die Aufnahmen erfolgen wie gehabt manuell. Sowohl beim OG Mitglied Hof Fleming als auch beim OG Mitglied Dr. Henning Müller gewerbliche Schweinehaltung werden damit Schweine sensorisch überwacht. Da sich die Mobilfunkanbindung des Stalls während des ersten Mastzyklus als zu gering und unsicher gezeigt hat, wurde sich dazu entschieden eine Glasfaserverbindung einzurichten.

Mit der Schaffung der direkten Glasfaseranbindung der Versuchsställe wurde das Verfahren umgestellt und es kann zu jedem Zeitpunkt auf die Daten von außen über eine gesicherte Verbindung zugegriffen werden. Besonders positiv ist, dass im Rahmen einer erneuten Prüfung bislang nicht berücksichtigte Leerrohre gefunden wurden, die für die Verlegung genutzt werden konnten. Damit entfielen die aufwendigen Erdbauarbeiten.

Die Mobilfunk-Verbindung blieb als Backup-Kanal bestehen und wurde im weiteren Projektverlauf genutzt, um unter anderem die Alarmmeldungen der KI im Sinne eines redundanten Verfahrens zu übertragen (siehe auch QS-Anforderungen an Alarmierungen). Über die Glasfaseranbindung steht bis in alle Versuchsställe eine Kapazität von 300 Mbit/s im Download und 150 Mbit/s im Upload zur Verfügung.

Sensorik und Datenhaltung:

Neben den zusätzlichen Kameras wurde sich seitens des OG Mitglieds HoBohTec GmbH auch um die Anbindung der Sensorik in den Ställen gekümmert. Im ersten Teststall wurden diverse neue Sensoren für u. a. Temperatur, Ammoniak und Feuchte installiert und an die SPS-Steuerung angebunden. Diese wurde im Projektverlauf durch HoBohTec deutlich weiterentwickelt.

Alle Projektpartner haben gemeinsam in mehreren Iterationen ein Datenbank-Schema erarbeitet, welches von den Mitarbeitern der Hochschule und HoBohTec umgesetzt wurde. Der Stand ist in Abbildung 7 dargestellt. Ziel der Datenbank ist die Erfassung und Speicherung der relevanten Sensordaten in Kombination mit den zeitlich verknüpften Mastzyklen. Die Feststellung eines Schwanzbeißen kann dann später direkt mit allen relevanten Stall-Metadaten assoziierbar sein, um in diesen nach möglichen Ursachen für das Verhalten suchen zu können.

Die Datenbank ist auf einem Server der Hochschule installiert und über dessen VPN nur über eine gesicherte Verbindung erreichbar. Daten können auf zwei unterschiedliche Arten eingefügt werden. Zum einen wurde von HoBohTec eine Oberfläche programmiert, welche mit der SPS der Ställe kommunizieren und deren Ist-Werte anzeigen kann. Über diese können neue Daten, wie z.B. ein Mastzyklus oder dessen Schweine in das System eingepflegt werden. Ein Screenshot ist in Abbildung 8 zu sehen.

Zum anderen erfasst das System die automatisierten Vorgänge der Ställe (Lüftung und Fütterung) und speichert in einem konfigurierbaren Zeitintervall die Messwerte der diversen Sensoren in der Datenbank ab. Somit ergibt sich ein dauerhafter Strom von neuen Daten, die zu einem späteren Zeitpunkt für tiefergehende Analysen dienen könnten.

Geräte und Intervallmessungen

1. Stallbezeichnung: 2. Abteilnummer: 3. Buchtnummer:

Stall Auswahl

NH3 GeräteName	CO2 GeräteName	Temperatur GeräteName	Feuchte GeräteName	Wasserverbrauch GeräteName	Licht GeräteName	Lautstärke GeräteName
Gerät	Gerät	Gerät	Gerät	Gerät	Gerät	Gerät
Messintervall in Sekunden	Messintervall in Sekunden	Messintervall in Sekunden	Messintervall in Sekunden	Messintervall in Sekunden	Messintervall in Sekunden	Messintervall in Sekunden
1	1	1	1		1	1
Ist-Wert in ppm	Ist-Wert in ppm	Ist-Wert in °C	Ist-Wert in %	Ist-Wert in Liter	Ist-Wert in lux	Ist-Wert in dB
6.8	2560	22.6	69.5		2	
Intervallmessung durchführen	Intervallmessung durchführen	Intervallmessung durchführen	Intervallmessung durchführen	Intervallmessung durchführen	Intervallmessung durchführen	Intervallmessung durchführen

Fütterung:

Lüftung:

Neues Futter anlegen:

Abbildung 8: Screenshot des Stall-Managements - Bereich Intervallmessungen

Parallel zur Datenbank wurde ein Konzept und Mockup für die mobile Anwendung entwickelt. Die App soll die in der Datenbank gespeicherten Sensordaten und Informationen über die Schweine anzeigen können. Zudem sollen Live-Streams der einzelnen Buchten empfangen werden und, sobald das Alarmierungssystem funktionsfähig ist, Push-Benachrichtigungen aus dem Stall erhalten.

Für die App wurde dann das programmtechnische Grundgerüst erstellt und die Anbindung an die Datenbank realisiert. Erste Sensorwerte können auf einem Smartphone-Simulator angezeigt werden.

Schweine-Wiedererkennung:

Die im ersten Versuch während des letzten Zyklus getesteten KI-Modelle (CNNs) wurden weiter evaluiert. Wie bereits vermutet, erbringt das neuartige Yolov5 Modell die besten Leistungen in Hinblick auf die Kombination von Genauigkeit und Geschwindigkeit (Bilder pro Sekunde). Durch das fortlaufende Annotieren weiterer Trainingsdaten, verbesserte sich die Genauigkeit des Modells zunehmend. Hinzu kam erstmals die neue Objekt-Klasse „Ohrmarke“ (ear-tag) sowie die Annotation unkupierter Ringelschwänze. Diese werden bislang mit in die existierende Klasse „Ringelschwanz“ (tail) eingefügt. Zum jetzigen Zeitpunkt existieren die der Tabelle 2 zu entnehmenden Labels.

Label-Name	beschreibt	Anzahl
pig	Schweinekörper	2954
head	Kopf	2608
tail	(Ringel-) Schwanz	2036
ear-tag	Ohrmarke	6724

Tabelle 2: Anzahl der annotieren Labels

Es kamen daraufhin Ohrmarken für die Wiedererkennung der Tiere zum Einsatz, da ein vorheriger Versuch mithilfe von Markierungstiften keinen Erfolg brachte. Es wurden verschiedene Symbole und Formen auf die Körper der Tiere gezeichnet, welche auch durch ein entsprechendes Computer Vision Modell erkannt werden konnten (siehe Abbildung 9). Jedoch waren die Zeichnungen nach nur wenigen Tagen bereits so sehr verwischt, dass ohne Nachzeichnen ein Wiedererkennen nicht mehr möglich war. Dies hätte eine Markierung aller Tiere mehrmals pro Woche bedeutet, was nicht nur arbeitsintensiv ist, sondern auch das Stresslevel der Tiere erheblich steigert.



Abbildung 9: Schweine mit Markierungen durch Fettstift

Die Ohrmarken stellen jedoch ebenfalls keine triviale Lösung dar. Da sie auf dem Kamerabild im Verhältnis zu den Tieren nur einen sehr kleinen Bildausschnitt ausmachen, sind diese entsprechend schwierig durch den Objekt-Detektor auszumachen. Erste Erfolge sind jedoch in der nachfolgenden Abbildung 10 gut zu erkennen. Durch die Zuhilfenahme einer studentischen Hilfskraft wurden noch viele weitere Ohrmarken annotiert, wodurch die Erkennungsgenauigkeit dieser deutlich verbessert wurde.

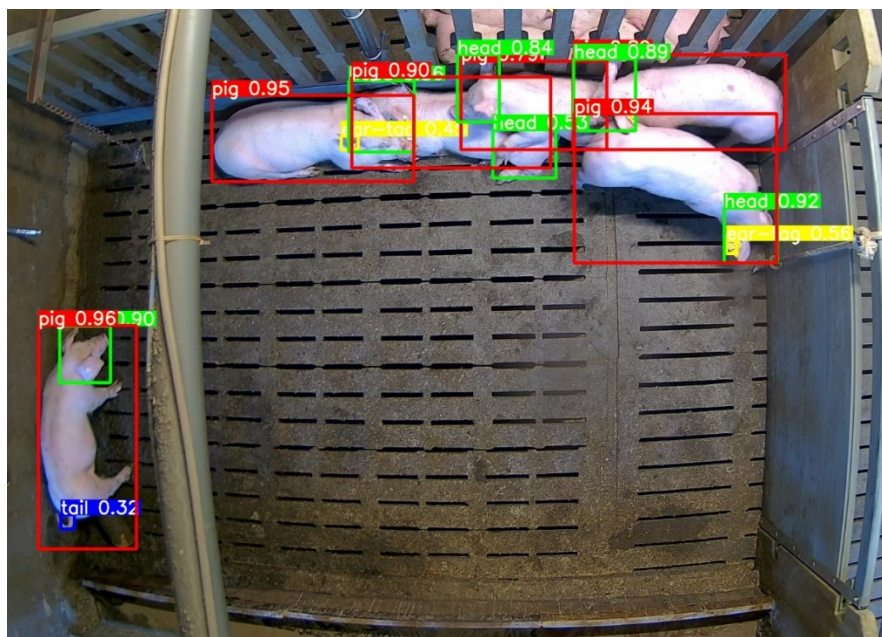


Abbildung 10: Objekt-Detektor erkennt Ferkel mit Ohrmarken (gelb)

Zudem haben sich zwei studentische Arbeiten, die von Prof. Dr.-Ing. Tapken betreut wurden, mit weiteren potenziell nützlichen KI-Technologien beschäftigt. Eine Masterarbeit untersuchte das Thema „Action Recognition“, also das Wiederfinden bekannter Tätigkeiten oder Aktionen in einem Video. Hierdurch ergaben sich erste grundlegende Einblicke und Erkenntnisse für die später notwendige Erkennung des Schwanzbeißens.

Ein wissenschaftliches Projekt bearbeitete die Frage der „Re-Identification“, also dem Wiedererkennen bereits gesehener Objekte. Aktuell wird dieses Thema vor allem in der Personen-Wiedererkennung erforscht. Eine Übertragung auf die Schweine im Stall erschien hier möglich.

Viele verschiedene Modell-Architekturen wurden verglichen und es konnten teils sehr gute Ergebnisse erzielt werden. Jedoch sind diese mit Vorsicht zu genießen, da trotz vieler Stunden Videomaterial nur sehr wenige Daten zur Verfügung standen, in denen die Tiere eindeutig von Hand identifiziert werden konnten. Dies ist jedoch Voraussetzung für ein solches Modell, das Lernen soll, diese Unterscheidung selbst zu tätigen.

Bezüglich der Ausführung des KI-Modells auf einer Edge-Einheit direkt im Stall sind ebenfalls positive Fortschritte erzielt worden. Das NVIDIA DeepStream SDK, welches sehr effiziente KI-Berechnungen mit Vor- und Nachverarbeitung ermöglicht, konnte erfolgreich auf einer NVIDIA Jetson TX2 Einheit eingerichtet und angewandt werden. Nach anfänglichen Tests mit einem „RetinaNet“ aus den Beispielen des Herstellers, konnte schließlich auch das moderne und bereits trainierte YOLOv5 Netzwerk integriert werden. Somit wurden alle Vorteile der zwei Favoriten aus dem ersten Zwischenbericht miteinander kombiniert. Auf dieser bereits überholten Hardware erreicht das Programm Verarbeitungsgeschwindigkeiten zwischen 25 und 70 FPS (Bildern pro Sekunde), je nach Konfiguration der gewünschten Genauigkeit. Eine Ausführung auf einem aktuellen Modell der Baureihe sollte noch einmal einen deutlichen Zuwachs ermöglichen.

Mastzyklus 4:

18.02.2021-25.06.2021:

Technischer Ausbau:

Vom OG-Partner HoBohTec wurde die Anbindung der Stallsensorik weitergeführt. Aktuell werden sechs verschiedene Werte durchgehend als Intervallmessungen aufgezeichnet. Dazu zählen NH₃, CO₂, Temperatur, Feuchte, Licht und Wasserverbrauch. Hinzu kommen Meldungen über Fütterung und Lüftung. Diese werden jedoch eventbasiert registriert und nicht dauerhaft. Alle Werte können in der Web-Applikation eingesehen werden. Dort können auch die Aufzeichnungen in die DB eingerichtet werden.

Hinzugekommen ist die Pflege der Tierdaten. Es können nun die einzelnen Mastzyklen, die einzelnen Tiere und deren Aufenthaltsorte sowie Fütterungsphasen hinterlegt werden. Der Zyklus für die oben erwähnte Daueraufzeichnung ist vollständig in der Datenbank eingetragen.

Re-Identification:

Die bildbasierte Erkennung der Zahlen auf den Ohrmarken führte zu keinem zufriedenstellenden Ergebnis. Aufgrund der beliebigen Rotation der Ohrmarken aus der Vogelperspektive kam es zu sehr vielen nicht erkannten Zahlen sowie zu deutlich erkennbaren Verwechslungen zwischen ähnlichen Zahlen. Diese Probleme sind für einen Produktiveinsatz jedoch ein Ausschlusskriterium. Daher wurden Alternativen untersucht, die ein automatisiertes Auslesen ermöglichen.

Als erstes wurden die bekannten QR-Codes getestet. Diese bieten durch ihre Orientierungsmarker eine Möglichkeit jede mögliche Rotation zurückzurechnen, sodass das Problem der gedrehten Ohrmarken wegfällt. Diese Codes können eine große Menge an Zeichen enthalten, sind dadurch aber auch ziemlich komplex. Dies hat schon in ersten Tests gezeigt, dass die Codes von der an der Decke montierten Kamera nicht mehr zu erkennen sind, sondern nur aus unmittelbarer Nähe.



Abbildung 11:
Ohrmarke mit
aufgeklebtem QR-
Code

Eine in der Industrie weit verbreitete, ähnliche Technik sind die Data Matrix Codes. Diese können in verschiedensten Größen erstellt werden. Dadurch war es möglich, die einfachste Code-Variante so groß wie möglich auf eine Ohrmarke zu kleben. Diese kann zwar weniger Zeichen speichern, genügt jedoch für zwei- bis dreistellige Ziffernfolgen. Nach erfolgreichen Tests wurden neuartige Ohrmarken bestellt, die diese Codes direkt aufgedruckt haben. Hiervon stehen nun die kodierten Nummern 1 – 50 zur Verfügung. Die Codes können über die Bilder der Deckenkameras ausgelesen werden.



Abbildung 12: Ohrmarken mit aufgeklebtem (links) und gedrucktem (rechts) Data Matrix Code

Kameratechnische Verbesserungen:

Neben den vorhandenen Full-HD Kameras wurde eine weitere UHD (4k) Kamera angeschafft. Diese bietet eine deutlich höhere Auflösung und somit mehr Details, besonders bei schlechten Bildverhältnissen. Die Kamera hat sich besonders bei den Ohrmarken als nützlich erwiesen, da durch die verbesserte Bildqualität auch Ohrmarken in nicht optimalen Situationen (Belichtung, Winkel, Verschmutzung) teilweise noch erkannt werden können.

Zudem wurde bei einer Kamera ein Kalibrierungs-Algorithmus ausprobiert. Ein Problem bei den genutzten Consumer-Kameras ist, dass diese ein Objektiv nutzen, welches zwar einen weitwinkligen Bereich abdeckt, dafür jedoch die Objekte an den Rändern verzerrt (Fish-Eye-Effekt). Dieser Fehler kann jedoch mithilfe eines Schachbrettmusters behoben werden, wie die folgende Abbildung zeigt. Im Original sind die obere Wand sowie das Futterrohr am linken Rand sichtlich gebogen. Dies wurde im rechten Bild korrigiert. Die korrigierten Bilder sollen zu einer besseren Detektion beitragen.

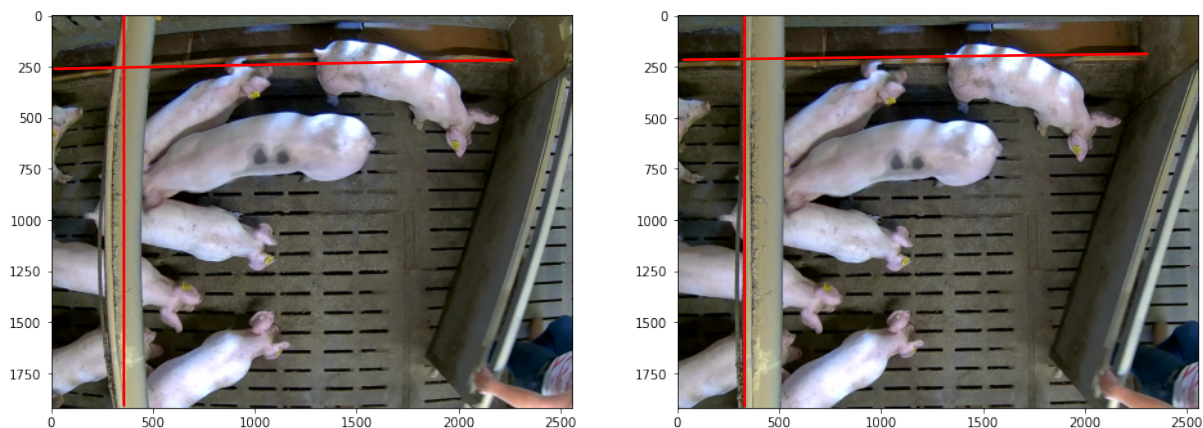


Abbildung 13: Original (links) und kalibriertes Bild (rechts) mit visualisierten Hilfslinien

Mit dem im Juli neu eingestalltem Mastzyklus wurde die bereits länger geplante Daueraufnahme eines gesamten Durchganges gestartet. Hier werden zwei Buchten im Versuchsstall für 24 Stunden am Tag aufgezeichnet. Parallel werden die dazu gehörigen Daten der Stall-Sensorik aufgezeichnet und in der vorbereiteten Datenbank abgespeichert. Die Videoaufnahmen wurden auf einem Netzwerklaufwerk am Hof Fleming abgelegt. Die Videos können über die dazugehörigen Zeitstempel mit den Sensordaten verknüpft werden.

Aktivitätserkennung:

Zusätzlich zu den Erweiterungen des Datensatzes für das bereits existierende CNN wurde das Problem der Aktivitätserkennung angegangen. Innerhalb verschiedener Arbeiten, die von Prof. Dr.-Ing. Tapken betreut wurden, konnten aufeinander aufbauende Datensätze und Netzstrukturen erarbeitet werden. Für die Erstellung der Datensätze wurde zusätzlich eine Anwendung zum vereinfachten Annotieren entwickelt. Diese nutzt die Ergebnisse des vorhandenen YOLOv5 Modells um gegebene Frames aus einem Videostream vor zu annotieren und verringert so den Aufwand erheblich.

In einem ersten Versuch wurden die zuvor theoretisch erarbeiteten Grundlagen umgesetzt, um die Machbarkeit der Aktivitätserkennung auf den aktuell zur Verfügung stehenden Daten zu überprüfen. Zum einen wurde ein Datensatz zur Multilabel-Aktivitätserkennung erstellt. Bei dieser Art der Erkennung werden die einzelnen Schweine innerhalb einer Bucht jeweils einer Aktivität zugeordnet. Die verschiedenen definierten Aktivitäten und ihre Häufigkeit können in Tabelle 3 gesehen werden.

Aktivität	#Events
Liegen	115
Stehen	96
Bewegen	54
Sitzen	32
Schwanzbeißen	38
Schwanzwedeln	73
Angreifen	35

Tabelle 3: Anzahl der annotierten Events

Ein Event ist in diesem Zusammenhang ein Videoclip, in dem die jeweilige Aktivität ausgeführt wird. Zusätzlich konnte aus diesem Datensatz ein weiterer Datensatz für die binäre Aktivitätserkennung

generiert werden. Bei diesem Ansatz werden lediglich zwei Klassen benötigt und für jeden gegebenen Frame wird festgestellt, ob eine gesuchte Aktion vorliegt.

Aktivität	#Events
Schwanzbeißen	38
Nicht Schwanzbeißen	38

Tabelle 4: Anzahl Events zur binären Aktivitätserkennung

In dem hier vorliegenden Anwendungsfall wird dabei zwischen „Schwanzbeißen“ und „Nicht Schwanzbeißen“ unterschieden. Durch einen solchen Ansatz können einzelne Vorkommen von Schwanzbeißen, aber nicht die Täter oder Opfer, erkannt werden. Durch das leichter zu erstellende Dataset ist es oft möglich mehr nutzbare Daten zu erhalten und für einzelne Kategorien bessere Ergebnisse zu erzielen.

Durch einen ersten Versuch auf einer Slow-Fast Netzarchitektur konnten bereits vielversprechende Ergebnisse erzielt werden, welche darauf schließen lassen, dass der untersuchte Ansatz auf den gegebenen Daten mit zureichender Genauigkeit funktionieren kann.

Aufbauend auf diesem ersten Versuch wurde ein neuer Aktivitätskatalog definiert, welcher mit Rücksicht auf die klassische Schweineforschung wichtige Aktivitäten beinhaltet. Hierbei wurde besonders mit Prof. Dr. med. vet. Blaha zusammengearbeitet, der wichtige Informationen zur Güte der genutzten Quellen und Merkmale einzelner Aktivitäten geliefert hat. Auf dieser Basis konnte der in Tabelle 5 dargestellte Aktivitätskatalog definiert werden.

Aktivität	Beschreibung	#Events
Lateral Lying	Seitliches Liegen mit sichtbaren Beinen	105
Ventral Lying	Ventrales Liegen mit mind. zwei Beinen unter dem Körper	73
Sitting/Kneeling	Gewicht auf den hinteren Beinen abgestützt mit gestreckten Vorderbeinen	31
Standing	Gewicht auf vier ausgestreckten Beinen	96
Inactive	Keine zu erkennende Aktivität	87
Locomotion	Gehen ohne andere zu erkennende Aktivität	23
Feeding	Kopf im Futtertrog	0
Drinking	Kopf nahe der Tränke	0
Playing	Herumtollen, Schwenken, Rollen, Toben	8
Elimination	Stuhlgang	0
Mounting	Vorderbeine auf dem Rücken eines anderen Tieres	2
Manipulating Floor	Berühren, beschnüffeln, wühlen des Bodens	28
Manipulating Pen	Berühren, beschnüffeln, wühlen, beißen der Buchtabgrenzung	12
Manipulating Enrichment	Berühren, beschnüffeln, wühlen, beißender Beschäftigungsmittel	4
Manipulating Penmate: Posterior/Tail	Berühren, beschnüffeln, wühlen, beißen oder kauen des Schwanzes eines anderen Tieres	13
Manipulating Penmate: Anterior/Ear	Berühren, beschnüffeln, wühlen, beißen oder kauen des Ohres eines anderen Tieres	45

Manipulating Penmate: Ventral/Belly	Berühren, beschnüffeln, wühlen, beißen oder kauen des Bauches eines anderen Tieres	11
Manipulating Penmate: Rest Body	Berühren, beschnüffeln, wühlen, beißen oder kauen restlichen Bereiche eines anderen Tieres	9
Mounted	Vorderbeine eines anderen Tieres auf dem Rücken	2
Manipulated: Posterior/Tail	Ein anderes Tier berührt, beschnüffelt, wühlt, beißt oder kaut den Schwanz	13
Manipulated: Anterior/Ear	Ein anderes Tier berührt, beschnüffelt, wühlt, beißt oder kaut das Ohr	45
Manipulated: Ventral/Belly	Ein anderes Tier berührt, beschnüffelt, wühlt, beißt oder kaut den Bauch	11
Manipulated: Rest Body	Ein anderes Tier berührt, beschnüffelt, wühlt, beißt oder kaut den restlichen Körper	9
Tail Biting	Beißen eines Schwanzes mit plötzlicher Reaktion des gebissenen	7
Ear Biting	Beißen eines Ohres mit plötzlicher Reaktion des gebissenen	13
Pushing	Bewegen eines anderen Schweines mit nicht gewaltsamen Kopfstößen	16
Fighting	Gewaltsames Schieben eines anderen Schweins mit oder ohne Beißen	8
Chasing	Verfolgen eines anderen Schweins für mind. zwei Sekunden	6
Tail Bitten	Anderes Schwein beißt den Schwanz mit plötzlicher Reaktion	7
Ear Bitten	Anderes Schwein beißt das Ohr mit plötzlicher Reaktion	13
Pushed	Anderes Schwein fügt nicht gewaltsame Kopfstöße zu	16
Fighting(Received)	Anderes Schwein verschiebt gewaltsam mit oder ohne Beißen	8
Chased	Verfolgt von anderem Schwein für mind. zwei Sekunden	6

Tabelle 5: Anzahl Events für detaillierten Aktivitätskatalog

Es wurde sich speziell für eine besonders detaillierte Aufteilung entschieden, da es hier auch noch im Nachhinein möglich ist verschiedene Kategorien zusammenzufassen, wohingegen eine spätere Aufteilung von Aktionen noch einmal neu gelabelt werden müsste. Zusätzlich wurde im selben Schritt eine Analyse der Keyframe-Abstände und Eventlängen durchgeführt, wodurch der Label-Vorgang weiter optimiert werden konnte.

Die an der Hochschule angestellte studentische Hilfskraft hat zudem weiterhin neue Bilder annotiert. Das mit der 4k-Kamera aufgenommene Bildmaterial zeigt die Tiere mit den neu entworfenen Ohrmarken. Diese können nun ebenfalls dem Datensatz hinzugefügt werden, um die KI-Modelle darauf anzulernen.

Diese Modelle kommen schließlich auf der Edge-Einheit als DeepStream-App zum Einsatz. Die Entwicklung dieses Programms ist ein langfristiger Vorgang, der sich über die Laufzeit des Projektes erstreckt und stetig über verschiedene Teile der Anwendung iteriert. Im letzten halben Jahr wurde das Training und die Einbindung auf dem NVIDIA-Jetson Gerät vereinheitlicht und optimiert. Somit kommt nun nicht mehr das Projekt YOLOv5 zum Einsatz. Stattdessen wird ein direkt von Nvidia bereitgestelltes Framework, das Transfer Learning Toolkit (TLT) genutzt. Dieses bietet Schnittstellen für einen vollständigen ML-Ablauf vom Datensatz bis zur Inferenz an.

Mithilfe von TLT wurden das Tier-Modell sowie das Ohrmarken-Modell neu erstellt und in Deepstream eingebunden. Anschließend wurde die Dekodierung der Ohrmarken implementiert. Die erkannten

Ohrmarken werden nun an eine neue Komponente weitergegeben, die die Data Matrix Codes auf den Marken ausliest und zurückliefert.

Hierbei gilt es noch ein Problem zu beheben. Die Dekodierung ist zu langsam für 30 Bilder pro Sekunde. Dies führt zu einem ruckelnden Bild und einer instabilen Anwendung. Hier könnten ein geringeres Intervall und nebenläufige Prozesse abhelfen.

Übergreifender Projektaustausch:

Im Juli fand ein Workshop mit Veterinär Thomas Blaha am Projekthof Fleming in Lönigen-Ehren statt. Die OG präsentierte den Hof und den aktuellen Projektstand. Herr Blaha erklärte bei einem Blick in die verschiedenen Versuchsställe die verschiedenen Verhaltensweisen der Tiere, woran diese zu erkennen und wie sie zu deuten sind. Auf Basis dieser Informationen soll nun mit den oben bereits erwähnten Daten ein KI-Modell angelernt werden, welches versucht die Aktivitäten zu erkennen.

Mastzyklus 5/6:

09.07.2021-29.10.2021; 02.11.2021-21.02.2022:

Technischer Ausbau:

Zwischen den aufgeführten Mastzyklen wurde eine Alternative zur bisherigen Hardware-Pipeline getestet. Hierfür wurde die PoE Version der OAK-D Kamera von Luxonis beschafft. Diese Kamera bietet den Vorteil, dass neben der Aufnahme von Videodaten eben diese direkt auf dem Gerät von neuronalen Netzwerken verarbeitet werden können. Falls eine solche Kamera also die gewünschten Ergebnisse bei der Schweine- oder Aktivitätserkennung liefern kann, würde so der bisherige Aufbau der Hardware vereinfacht werden können, was die Umsetzung eines solchen Aufbaus in neuen Stallanlagen vereinfacht. Die hier ausgewählte Kamera verfügt über ein IP67 verschlossenes Gehäuse, was sie für die Nutzung in Stallanlagen oder ähnlichem optimal macht. Zusätzlich können hier neben einer 4k Farbkamera zwei Tiefenkameras genutzt werden, was für zukünftige Forschungsabschnitte als potenziell nützlich erachtet wurde.

Um diese Kamera zu testen, wurde sie durch die Firma HoBohTec in der Haupttestbucht angeschlossen und daraufhin durch die Hochschule Osnabrück aufgesetzt. Um dies zu erreichen wurden die aktuellen Versionen der Erkennungsnetzwerke in das MyriadX Format exportiert. Dies ist notwendig, da bisher ausschließlich auf NVIDIA Hardware gearbeitet wurde, die neue Kamera allerdings Intel Chips zur Verarbeitung nutzt. Ähnlich wie bei den Jetson Architekturen bietet auch die Luxonis Pipeline ein vorgefertigtes Tracking-Verfahren, welches individuell angepasst werden kann. Durch die Optimierung der bisherigen Netzwerke und der Tracking-Algorithmen kann eine Erkennung und Verfolgung von Schweinen bei einer Auflösung von 480p mit einer Bildrate von 14 Fps erreicht werden. Dies war vergleichbar zu den bisherigen Ergebnissen, weshalb zukünftige Forschungsergebnisse weiterhin auf beiden Hardware-Implementierungen getestet werden.

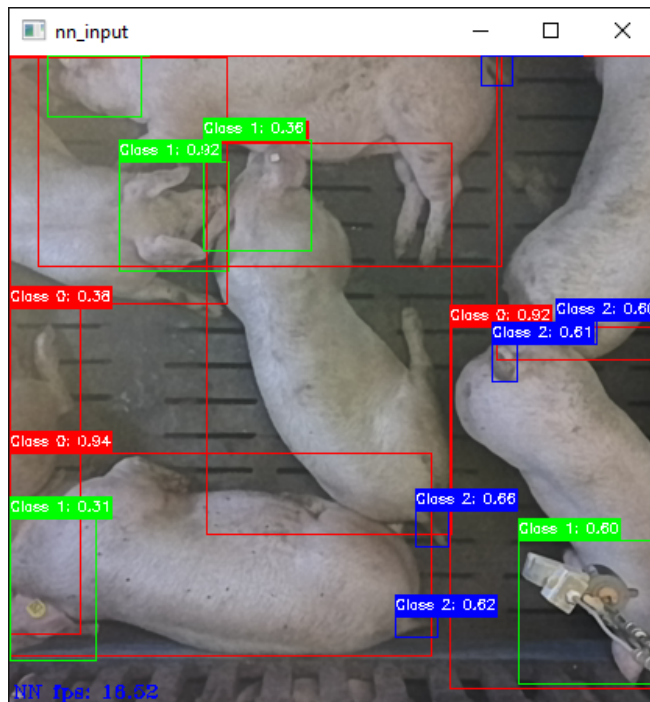


Abbildung 14: Ergebnisse der Schweineerkennung der OAK-D PoE

Die installierte Infrastruktur erweist sich prinzipiell als arbeitsfähig und erfüllt den vorgesehenen Zweck. Insgesamt sind mittlerweile sieben Kameras an das Hofnetzwerk angeschlossen. Die gemessenen Werte der installierten Sensoren (Ammoniak, CO₂, Temperatur, Luftfeuchtigkeit, Helligkeit) werden in der *SmartTail*-Datenbank aufgezeichnet. Die *SmartTail*-Visio wurde deutlich erweitert.

HoBoTec GmbH SMART Tail KI FÜR MEHR TIERWOHL "Geräte & Intervallmessung" Hof Fleming 06.02.2022 14:43:46 Datenbank: 3 (1. Test 2. Live 3. Lokale)

Geräte und Intervallmessungen

NH3 GeräteName	CO2 GeräteName	Temperatur	Feuchte GeräteName	Licht GeräteName	Lautstärke GeräteName	Wasserverbrauch GeräteName
NH3 DOL 53	CO2 DOL 19	Temp. IFM TM	Feuchte DOL 114	B+B Helligkeitssensor		ETWDI-N 0,5 Imp.
Messintervall in Sekunden	Messintervall in Sekunden	Messintervall in Sekunden	Messintervall in Sekunden	Messintervall in Sekunden	Messintervall in Sekunden	Zählerstand:
900	600	600	600	600	0	0
Ist-Wert in ppm	Ist-Wert in ppm	Ist-Wert in °C	Ist-Wert in %	Ist-Wert in lux	Ist-Wert in dB	Zeitpunkt:
17.8	3374	23.8	75.8	4		
Intervallmessung durchführen	Intervallmessung durchführen	Intervallmessung durchführen	Intervallmessung durchführen	Intervallmessung durchführen	Intervallmessung durchführen	Beenden
Fütterung	WEDA Ventil 72	Aus				
Lüftung	Heiz-Lüfter	Aus				

Status Programm: OK No Error Mastzyklus Nr.: 2
 Status DB Schreiben: Fertig No Error
 Status DB Lesen: Fertig No Error **Phase beendet!**

Abbildung 15: SmartTail-Visio, hier: Geräte und Intervallmessung

Kontinuierliche Schweineidentifizierung:

Die im vorherigen Mastzyklus eingeführten Ohrmarken mit Data Matrix Codes zeigten eine hohe Effektivität bei der kamerabasierten Wiedererkennung der Einzeltiere. In mehreren Buchten wurden die bedruckten Ohrmarken eingezogen und in den Daueraufnahmen aufgezeichnet.

Mithilfe der DeepStream App, die um die Erkennung der Ohrmarken erweitert wurde, können auch diese deutlich kleineren Objekte in der Bucht lokalisiert werden. Durch die Anwendung der Open Source Bibliothek „libdmtx“ werden die Ausschnitte, auf denen Ohrmarken erkannt werden genauer analysiert. Dabei wird versucht den Data Matrix Code zu erkennen und zu dekodieren.

Die Extraktion der codierten Zahl gelingt längst nicht bei jeder erkannten Ohrmarke. Gründe dafür sind häufig der Winkel zur Kamera, starke Verschmutzung oder ungünstiger Lichteinfall. Dies wird jedoch durch den bereits vorhandenen Objekt-Tracker ausgeglichen. Wird eine Ohrmarke in nur einem Bild (Frame) der Aufnahme erfolgreich dekodiert, wird die Zahl dem verfolgten Tier zugewiesen, sodass sowohl bereits vergangene Szenen als auch nachfolgende Bilder die Identität des Tieres kennen.

Eine vollständige Verarbeitungspipeline von der Erzeugung der Bilddaten bis zur Extraktion kleiner Videoausschnitte eines Einzeltieres wurde in der Programmiersprache Python implementiert und auf unterschiedlichen Szenen der Daueraufnahmen getestet. Die Funktionsweise wird nachfolgend kurz zusammengefasst:

1. Erkenne die Objekte „Schwein“, „Kopf“, „Schwanz“ und „Ohrmarke“ im Bild und speichere die Ergebnisse in CSV-Datei.
2. Versuche bei allen erkannten Ohrmarken die Barcodes zu dekodieren.
3. Weise durch Prüfung von Überlappungen die Ohrmarken den darunterliegenden Köpfen zu.
4. Weise anschließend die Köpfe den zugehörigen Körpern zu.
5. Assoziiere Ohrmarkennummer mit Schweinekörper.
6. Setze die Ohrmarkennummer für gesamtes Tracking dieses Körpers fest.
7. Extrahiere alle Ausschnitte eines Körpers in der gesamten Folge der Bilder, bis das Tracking endet.
8. Generiere zusammenhängendes Video aus Einzelbildern eines Tieres (Tracklet).

Mithilfe dieses Programms können semi-automatisch Datensätze einzelner Schweineidentitäten erzeugt werden, die dann für weitere Forschungszwecke genutzt und ebenfalls zu einem späteren Zeitpunkt veröffentlicht werden können. Abbildung 16 zeigt ein Einzelbild, dass durch das Programm extrahiert wurde.



Abbildung 16: Einzelbild einer erkannten Schweineidentität mit der Nummer 26

Auf Basis dieser Ergebnisse wurde von der Hochschule Osnabrück und Henning Müller eine wissenschaftliche Veröffentlichung mit dem Titel „Re-Identifikation markierter Schweine mit Computer Vision und Deep Learning“ verfasst und für den Tagungsband der 42. GIL-Tagung

eingereicht. In den Reviews erhielt das Paper sehr gute Rückmeldungen, wodurch es in den Tagungsband aufgenommen und Ende Februar auf der GIL-Tagung präsentiert wurde.

Aktivitätsanalyse:

In einem studentischen, wissenschaftlichen Projekt an der Hochschule Osnabrück zeigten sich derweil erste Ergebnisse der Verknüpfung von Kamerabildern und Sensorik. So wurde einerseits die Aktivität der Tiere anhand ihrer Bewegung gemessen und mit den aufgezeichneten Sensorwerten abgeglichen. Dabei wurden deutliche Veränderungen im Bewegungsverhalten sowohl vor als auch nach einer Fütterung ersichtlich. Abbildung 17 zeigt, dass die Tiere unmittelbar vor einer Fütterung deutlich unruhiger werden und sich viel bewegen. Sobald die Fütterung beginnt und sich alle Tiere am Futtertrog befinden, ist praktisch keine Bewegung mehr festzustellen. Auch längere Zeit nach der Fütterung verhalten sich die Tiere noch deutlich ruhiger als zuvor.

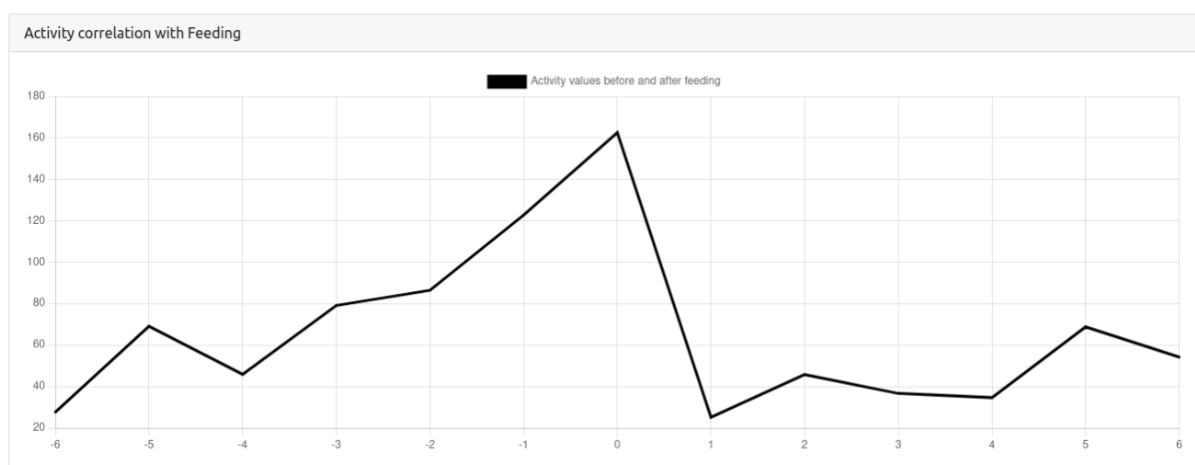


Abbildung 17: Tieraktivität vor, während und nach einer Fütterung

Eine andere Analyse hat sich mit der Erkennung von Zonen einer Bucht beschäftigt und untersucht, wo sich die Tiere am häufigsten bzw. am längsten aufhalten. Es entstand ein Tool zur Berechnung von Heatmaps einer Bucht innerhalb einer konfigurierbaren Zeitspanne. Mithilfe der per KI erkannten Tierpositionen innerhalb der Bucht, berechnet die Anwendung häufig und selten belegte Stellen. Diese werden dann mit unterschiedlich starken Schattierungen über ein Raster gelegt. Zusammen mit einem Hintergrundbild der leeren Bucht wird dann veranschaulicht, welche Zonen beliebte Ruhezone sind. Abbildung 18 zeigt z.B., dass das untere Drittel einer Bucht an diesem Tag zum Großteil belegt war und nur wenige Tiere sich im oberen Drittel aufhielten.

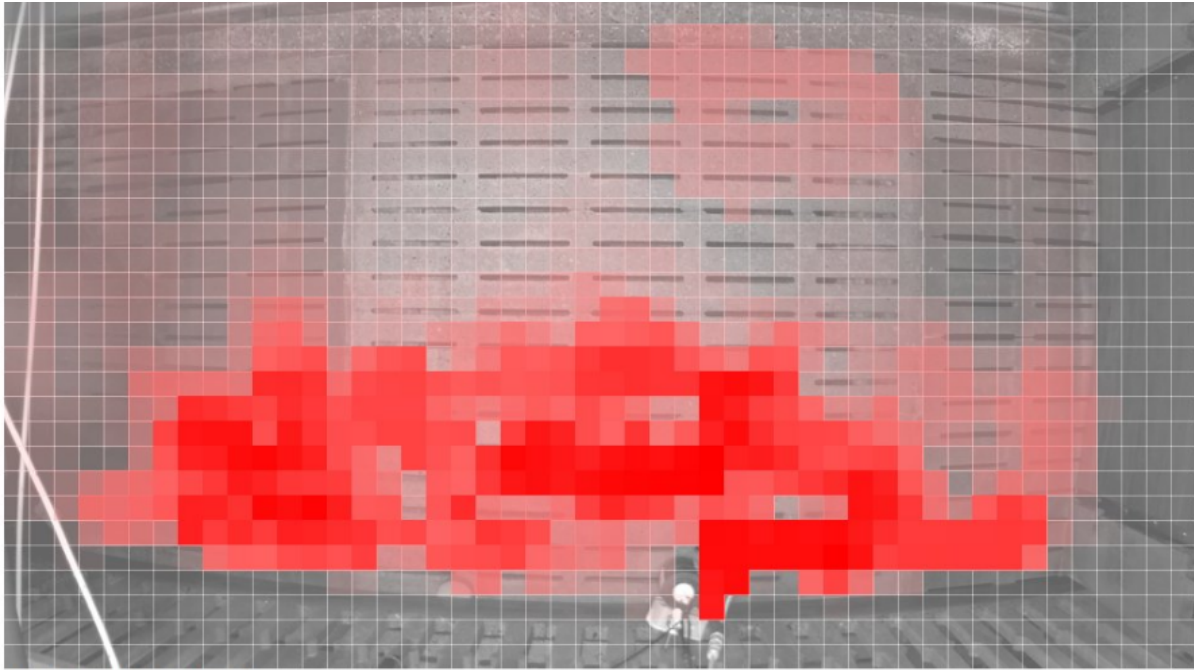


Abbildung 18: Heatmap der Schweinepositionen

Innerhalb einer weiteren studentischen Masterarbeit konnten zudem Fortschritte im Bereich der generellen Aktivitätserkennung gemacht werden. Hierbei werden aufbauend auf dem bereits im vorherigen Mastzyklus aufgezeigten Datensatz neue Netzarchitekturen aufgesetzt und verglichen. Da die allgemeine Aktivitätserkennung durch neuronale Netzwerke ein noch sehr neues und aktives Forschungsgebiet ist, ist die Auswahl einer passenden Netzarchitektur besonders wichtig. Anders als beispielsweise bei der Objekterkennung gibt es in diesem Gebiet keine eindeutigen State-of-the-Art Ansätze. Aus diesem Grund wurden drei grundsätzlich verschiedene Architekturen zum Vergleich ausgewählt. Diese sind jeweils moderne Umsetzungen verschiedener Ansätze, namentlich der 3D-Convolution, der 2-Stream Architektur und der Attention-Netzwerke. Als spezielle Implementierungen wurden die Netzwerke der Facebook-Research Gruppe ausgewählt. Diese Netzwerke zeigen zum einen die besten Ergebnisse auf dem AVA-Datensatz und zudem wird durch die Entwickler eine stetige Weiterentwicklung und konsistente Dokumentation gegeben. Obwohl aktuell lediglich vorläufige Ergebnisse zur Verfügung stehen, scheint das Attention-Netzwerk die besten Ergebnisse zu liefern, da es sowohl die beste Trainingszeit als auch die höchste Genauigkeit erreicht.

Mastzyklus 7:

23.02.2022-21.06.2022:

Sensorik:

Die Stall-Sensorik wurde nach einem weiteren Entwicklungszyklus weiter angepasst, indem diese auf einer sogenannten Sensorbox angebracht wurde. Diese ist in Abbildung 19 zu sehen. Auf diese Weise können einige Probleme, wie z. B. versehentliche Wasserschäden, die bei der Stallreinigung entstehen können, direkt umgangen werden. Da sich die Box über einen zentralen Stecker demontieren lässt, wird so der Aufwand für den Landwirt minimiert, während gleichzeitig potenzielle Fehlerquellen entfernt werden. Zudem können die einzelnen Sensorwerte so besser in Relation zueinander gebracht werden, da alle Werte vom gleichen räumlichen Punkt stammen.



Abbildung 19: Im Stall installierte Sensorbox

Alarmierung:

An der Hochschule sind die Arbeiten an der Smartphone-Alarmierungs-App vorangeschritten. Die zu Beginn der Entwicklung gesetzten Technologien sind in den vergangenen Monaten weiterentwickelt worden und mussten entsprechend aktualisiert sowie der bereits programmierte App-Code angepasst werden, um die Funktionalität weiterhin zu erhalten.

Die App wurde erweitert, sodass nun ebenfalls das iPhone Betriebssystem iOS unterstützt wird. Zudem wurden die konzeptionierten Oberflächen ausgestaltet und bedienbar gemacht. Drei Screenshots sind in der nachfolgenden Abbildung zu sehen. Diese zeigen von links nach rechts: Liste der Alarmierungshistorie, aktuelle Sensormesswerte einer Bucht sowie den grafischen Verlauf des CO₂-Messwertes einer Bucht.

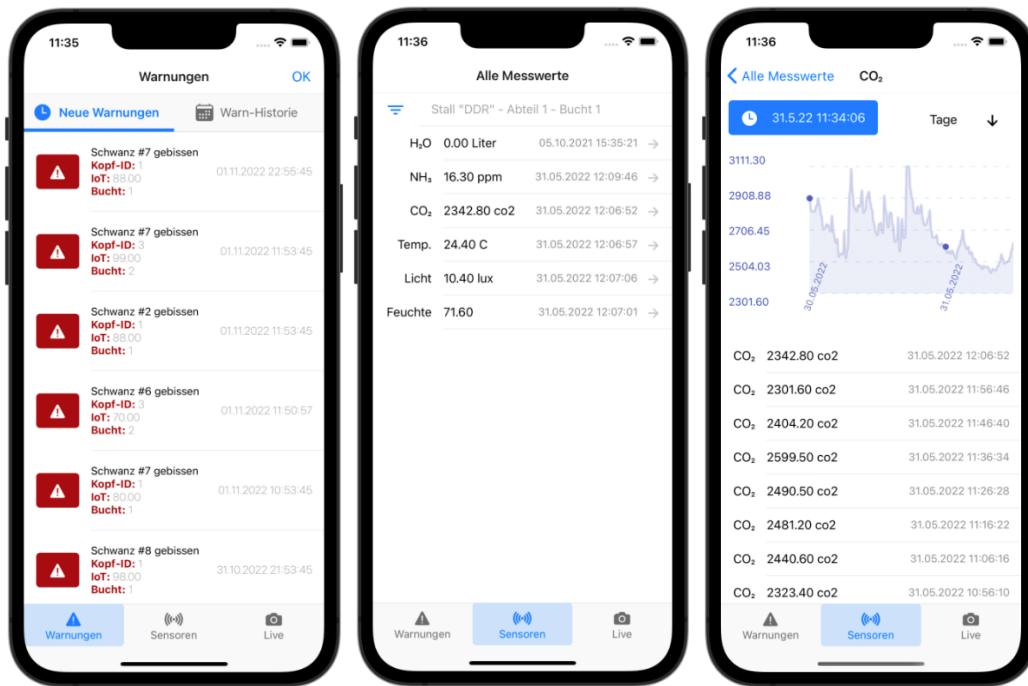


Abbildung 20: App-Screenshots

Mastzyklus 8:

08.07.2022-18.11.2022:

Alarmierung:

Das System zur Alarmierung bei aggressivem Verhalten wurde finalisiert. Zum einen wurde für die Vor-Ort-Alarmierung eine Lampe eingebaut, welche bei einem erkannten Zwischenfall aufleuchtet, sodass der Landwirt vor der Stallbegehung auf ein Problem aufmerksam gemacht wird. Zusätzlich wird in der bereits existierenden App eine Push-Nachricht veröffentlicht, welche dem Landwirt in Echtzeit anzeigt, wann und wo eingegriffen werden muss. Ein so registrierter Zwischenfall kann in der App sowohl am Smartphone als auch z.B. an einem Tablet im Vorraum quittiert werden, wodurch für den Landwirt zusätzlich eine Historie über problematisches Schweineverhalten dokumentiert wird.

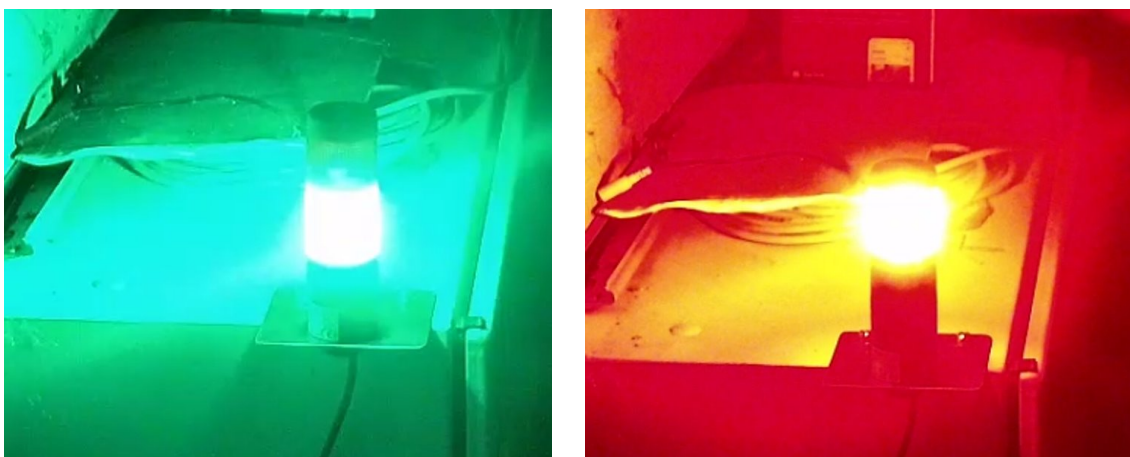


Abbildung 21: Warnlampe im Vorraum des Stalls

2.4.4 Beitrag des Ergebnisses zu förderpolitischen EIP-Themen

Die Vorhaben der OG *SmartTail* steht im vollen Einklang sowohl mit den EIP- als auch den niedersächsischen Zielen gemäß Projektauftrag. Es fokussiert auf den thematischen Schwerpunkt „Entwicklung wettbewerbsfähiger ressourcenschonender tierartgerechter Produktionssysteme in der konventionellen und ökologischen Tierhaltung“. Die OG *SmartTail* hat einen Beitrag zur frühzeitigen Erkennung von Schwanzbeißen in der Schweinemast geleistet. Über das System können Landwirte: innen ereignisorientiert informiert und Handlungsspielräume in Bezug auf das gebissene und das beißende Schwein gegeben werden. Das System kann zu einer Verbesserung des Tierwohls und der Tiergesundheit führen. Über eine frühzeitige Erkennung des Schwanzbeißens kann der Antibiotikaeinsatz reduziert werden.

Bezugnehmend auf die in der Niedersächsischen Regionalen Innovationsstrategie für intelligente Spezialisierung (RIS3) genannten Kompetenz- und Spezialisierungsfelder bezieht sich die OG *SmartTail* auf die „Land- und Ernährungswirtschaft“. Innerhalb der OG wurde schwerpunktmäßig das horizontale Handlungsfeld 2 der niedersächsischen RIS3 Strategie zur „Stärkung der Innovationspotentiale im ländlichen Raum“ bearbeitet. Die OG bietet Lösungsansätze für das unter 3a der Anlage 1 genannten Schwerpunktthemen:

- Wettbewerbsfähige, Ressourcen schonende und artgerechte Produktionssysteme in der konventionellen und ökologischen Tierhaltung im Hinblick auf die Tiergesundheit, das Tierwohl und Konzepte zur Antibiotikaminimierung.

Mit Bezug zur regionalen Handlungsstrategie Weser-Ems (vom 24.05.2017) im Handlungsfeld Bioökonomie mit dem strategischen Ziel zur Zukunftssicherung Bioökonomie u.a. durch nachhaltigen Ausgleich von Ökologie und Ökonomie fokussiert die OG auf die operativen Ziele:

- Auf- und Ausbau von wissenschaftlichen Netzwerken zu Fragen der Tiergesundheit
- Reduzierung des Antibiotika-Einsatzes auf ein unumgängliches Maß sowie Entwicklung von Maßnahmen zur Verbesserung der Tiergesundheit und des Tierwohles durch wissenschaftliche Einrichtungen und durch PPP- Netzwerkstrukturen.

2.4.5 Nebenergebnisse

Die zweifelsfreie Wiedererkennung von Einzeltieren durch Kameratechnik ist in der landwirtschaftlichen Praxis so noch nicht gelöst. Im Projekt wurde daher nach einer funktionsfähigen Alternative gesucht, Opfer und Aggressor zu identifizieren. Hierzu wurden unterschiedliche Methodiken evaluiert und in Form eines wissenschaftlichen Artikels bei der GIL 2022 eingereicht und veröffentlicht. Untersucht wurden unter anderem Markierungen mit Tierzeichenstiften, Ohrmarken mit aufgedruckten Zahlen sowie Ohrmarken mit eingravierten QR- und Data-Matrix-Codes. Letzteres stellte sich als praktikable sowie kostengünstige Methode heraus, um die einzelnen Tiere mittels automatisierter Algorithmen zu identifizieren.

2.4.6 Arbeiten, die zu keiner Lösung/zu keinem Ergebnis geführt haben

Ursprünglich war es geplant eine KI zu trainieren, die auch unter schwierigen Bedingungen das Schwanzbeißen erkennt. Die erzeugten Datensätze reichten dafür nicht aus und es müssen weitere Datensätze integriert werden.

Die zunächst geplanten Methoden der Tierkennzeichnungen erwiesen sich als nicht praktikabel. Verschiedene Viehzeichenstifte wurden eingesetzt. Es stellt sich jedoch heraus, dass diese Methode

grundsätzlich nicht einsetzbar ist. Auch der Einsatz von Ohrmarken mit Zahlen oder QR-Codes ermöglichte keine verlässliche Erkennung bzw. Widererkennung der Tiere in einer Bucht. Erst der Wechsel zur Data-Matrix-Codes löste das Problem.

2.4.7 Mögliche weitere Verwendung von Investitionsgütern

Die Arbeiten sollen mit dem Ziel fortgeführt werden, die wirtschaftliche Verwertung zu ermöglichen und die begonnen wissenschaftlichen Projekte erfolgreich zum Abschluss zu bringen. Dafür werden die Stallsensoren, die Kameras, der Stall-PC, die Festplatten und das Netzwerk weiter eingesetzt. Basis dafür ist das im Rahmen des Vorhabens installierte Glasfasernetz zwischen den einzelnen Versuchsställen. Investitionen darüber hinaus wurden im Projekt nicht getätigt.

2.5 Nutzen der Ergebnisse für die Praxis

Während der Projektlaufzeit sind einige verwertbare Technologien, Verfahren und Empfehlungen entstanden. Einer der wichtigsten Punkte sind die **KI-Modelle**, die auf Grundlage der vielen Stunden Videomaterial antrainiert wurden. Ein Objekt-Erkennen lokalisiert auf einer Bildaufnahme einer Bucht aus der Vogelperspektive die einzelnen Tiere. Zudem werden die Körperteile „Kopf“, „Körper“ und „Ringelschwanz“ erkannt und markiert.

Ein zweites **Objekterkennungsverfahren** kann direkt hinter das Erste geschaltet werden und betrachtet dabei nur noch die erkannten Köpfe. In diesen kleinen Bildausschnitten sucht das Modell nach Ohrmarken mit aufgedrucktem Data-Matrix-Code. Sofern eine Ohrmarke im passenden Winkel gefunden wurde, wird diese ebenfalls als Objekt markiert.

Ein nachgelagerter Dekodierungsalgorithmus versucht dann den Code auf der Ohrmarke zu entschlüsseln und die Nummer des Tieres auszugeben. Das Ergebnis der Dekodierung ist jedoch sehr abhängig von der Position, Rotation und Belichtung der Ohrmarke, sodass nur unter guten Bedingungen die Tiernummer zugewiesen werden kann.

Aufgrund des Einsatzes eines Objekt-Verfolgungs-Algorithmus (Object-Tracker) kann die ermittelte Nummer jedoch auch in den folgenden Bildsequenzen demselben Tier zugewiesen werden, da der große Körper eines Tieres in nachfolgenden Bildern wiederzuerkennen ist.

Die genannten Algorithmen wurden mit Hilfe des NVIDIA Frameworks **DeepStream** in ein Gesamtsystem integriert. Live-Videodaten werden in einer Verarbeitungspipeline gegeben und vorverarbeitet. Anschließend analysieren die beiden KI-Modelle die Bilddaten. Ein Object-Tracker verfolgt die erkannten Tiere bei ihren Bewegungen durch die Bucht. Die Dekodierung der Ohrmarken funktioniert leider noch nicht in Echtzeit. Das Hinzuschalten verlangsamt aktuell die gesamte Verarbeitung. Hier könnte weiter nach verbesserten Ansätzen geforscht werden.

Die von den KI-Modellen erkannten Tiere werden über einen **MQTT-Message-Broker** an weitere Teilnehmer des Systems übertragen. Dazu zählt z. B. der Warn-Server, der alle potenziell gefährlichen Situationen protokolliert und zur Darstellung in der App aufbereitet. Außerdem konnte die vorhandene SPS-Steuerung des Stalls mithilfe der MQTT-Schnittstelle von Beckhoff an das KI-System angebunden werden. Dadurch konnte eine visuelle Alarmierung vor Ort realisiert werden.

Zudem entstand im Rahmen einer Masterarbeit ein KI-Modell zur automatisierten **Aktivitätserkennung** der Schweine. Auf Basis des Ethogramm (Zonderland, et al., 2011) wurden die Aktionen der Tiere in unterschiedlich feingranulare Klassen eingeteilt und im vorhandenen Datensatz ergänzt. Anschließend wurden verschiedene State-of-the-Art Modelle zur Aktivitätserkennung angelernt und miteinander verglichen. Besonders die langandauernden und zahlreichen Aktivitäten,

wie „Liegen“ oder „Stehen“ konnten gut vorhergesagt werden. Für die sichere Vorhersage seltenerer Aktionen wie „Spielen“ und „Angreifen“ fehlten jedoch, ähnlich wie beim eigentlichen Schwanzbeißen, ausreichend Beispiele für den Trainingsprozess.

Während der Projektlaufzeit wurden diverse **Kameramodelle** mit unterschiedlichen technischen Daten eingesetzt und evaluiert. Zunächst wurde eine Industriekamera der Firma „The Imaging Source“ installiert. Diese konnte gut in die eingerichtete Industrietechnik eingebunden werden. Ein Nachteil war jedoch, dass der Abruf des Kamerabildes nur über das zugehörige Programm erfolgen konnte und eine Integration in externe Systeme erschwert wurde. Hinzu kam, dass dieses Kameramodell nicht über eine aktive Infrarotfunktion verfügt. Somit konnten keine Aufnahmen der Buchten bei Nacht erfolgen. Selbst Morgen- und Abendstunden mit wenig Licht ergaben nur ein dunkles Bild. Daher wurde nach Alternativen gesucht, die die genannten Probleme nicht aufweisen.

Als brauchbare Modelle kamen hier die Netzwerk-Überwachungskameras der Firma **Reolink** auf. Die günstigen Kameras (< 130 €) bieten in unterschiedlichen Ausführungen aktive Infrarot-Aufnahmen an. Wahlweise können Sensoren mit 1080p oder 4K Bildqualität gewählt werden. Besonders die 4K Kameras erwiesen sich in Hinsicht auf die Erkennung und Dekodierung der Ohrmarken als sehr hilfreich, da der hohe Detailgrad auch die kleinen Objekte sehr gut erfassen kann.

Die **Gehäuse der eingesetzten Reolink-Kameras** sind nicht für den Einsatz im Stallbereich entwickelt worden. Um den Ansprüchen der Tierhaltung zu genügen, bedarf es einer weiteren Optimierung der Kameragehäuse. Wichtig ist, dass Kameras sowohl den Schadgasen (Ammoniak etc.) als auch die notwendige Reinigung und Desinfektion der Stalleinrichtung standhalten. Auch notwendige Reinigungsmöglichkeiten der Kamera müssen berücksichtigt werden, da Verschmutzungen durch beispielsweise durch Fliegen ein nicht zu unterschätzendes Thema sind. Im besten Fall werden die Einstellungen der Kamera jeweils einmal auf die Bucht abgestimmt. Die Technik sollte so robust sein, dass alle Reinigungs- und Desinfektionsschritte möglich sind, ohne dass das System neu eingestellt werden muss. Erste angepasste Kameragehäuse wurden mit einem 3D-Drucker erstellt und für ein Modell erfolgreich getestet.

Die **Verkabelung** sollte so gewählt werden, dass Reinigungs- und Desinfektionsmittel nicht eindringen können und auch Schadgase die Kontaktstellen der Steckverbinder nicht negativ beeinflussen. Hier gibt es am Markt verfügbare Lösungen.

Netzwerk-Kameras sind üblicherweise nur im lokalen Netzwerk oder über die Software des Herstellers erreichbar. Damit nun aber die Video-Streams aus den Buchten auch an der Hochschule bzw. in der App abrufbar sind, muss der Live-Feed weitergeleitet werden. Dazu wurde das Open Source Projekt SRS¹ genutzt. Der **Realtime Video Server** kann Videostreams in diversen Formaten und Protokollen entgegennehmen, transcodieren und wieder ausgeben. Somit ist es uns in Kombination mit dem populären Video-Tool ffmpeg² gelungen, die lokalen Live-Streams an einen Server zu senden und von dort über das Internet wieder abzurufen.

Um die Live-Daten parallel für spätere Analysen zu sichern, bedarf es einer geeigneten Speicherlösung. Hierfür bietet sich ein **Network Attached Storage (NAS)** an, das direkt über das lokale Netzwerk die Kamerabilder empfangen kann und ohne weiteren Computer dauerhafte Aufzeichnungen erstellen kann. Im Projekt kam ein System der Marke Synology mit ca. 16 TB Speicherplatz zum Einsatz. Dies

¹ <https://ossrs.io/lts/en-us/>

² <http://ffmpeg.org/>

reicht aus um einen gesamten Mastzyklus aus zwei Buchten durchgehend aufzuzeichnen, ohne zwischenzeitlich ältere Aufnahmen löschen zu müssen.

Zur Ausführung der KI im Stall wurden **Jetson-Geräte** der Firma NVIDIA getestet. Diese fügen sich in den Software-Stack des Unternehmens ein und können die für DeepStream angepassten Modelle ausführen. Durch Nutzung dezentraler KI müssen keine kritischen Daten das lokale Netzwerk verlassen und werden direkt vor Ort analysiert. Die Jetson-Geräte zählen mit zur wichtigsten Hardware im Edge-Computing und können somit durchaus empfohlen werden.

Das KI-Training fand auf einem **Deep-Learning-Server** der Hochschule Osnabrück statt. Auch dieser stammt aus dem Hause Nvidia. Hier konnten die KI-Modelle für die Video-Pipeline trainiert, angepasst und entsprechend konfiguriert werden.

Die für das Training benötigten Daten mussten annotiert werden. Dazu empfiehlt sich das Open Source Projekt **CVAT** (Computer Vision Annotation Tool). Hiermit können Bilder und Videos mittels einer intuitiven Benutzeroberfläche für unterschiedliche KI-Aufgaben annotiert werden.

Im Projekt wurde ein **Industrie PC** (IPC) mit einer SPS der Marke Beckhoff eingesetzt. Der Vorteil an diesem System war, dass man bei Bedarf schnell Ein- und Ausgangskarten hinzufügen konnte, um z. B. verschiedene Sensoren in das System zu integrieren. Außerdem wurde mit Beckhoff eine Visualisierung erstellt, die auf dem Stallrechner läuft und in der man die Datengewinnung parametrisieren konnte (z.B. die Intervalle, in denen die Messwerte geschrieben werden). Diese konnte bei Bedarf schnell angepasst werden.

Von Beckhoff werden zudem weitere nützliche Features angeboten, die bei Bedarf schnell nachgerüstet und bei einer Stallüberwachung von Vorteil sein können (z.B. Email- oder Telefon-Benachrichtigung bei einer Störung). Außerdem wurde mit Hilfe des IoT-Moduls eine Anbindung der SPS an den MQTT-Message-Broker des Projekts ermöglicht.

Für die **Sensor-Messwerte** CO₂, Ammoniak (NH₃) und Feuchtigkeit wurden Sensoren der Marke Dräger verwendet. Um die Temperatur zu messen, wurde ein PT100 Temperaturfühler der Marke ifm verwendet. Die Helligkeit wurde mit einem Helligkeitssensor der Marke B+B erfasst. Die Messwerte werden durch das Programm der SPS in einer SQL-Datenbank persistiert.

Ein normal ausgerüsteter Stall bietet einige Möglichkeiten **Daten aus bestehender Technik** abzugreifen und einzubinden. So war es möglich mithilfe von Relais den Heizlüfter und das Magnetventil der Fütterung abzufragen. Dadurch konnten Informationen gesammelt werden, in welchem Zeitraum geheizt und gefüttert wurde.

Das Training einer KI braucht eine **breitbandige Datenverbindung**. Ohne eine entsprechende Glasfaser- oder 5G-Anbindung können die Videodaten nicht verarbeitet werden. Insofern ein KI-Modell auf der Hof IT-Infrastruktur zum Einsatz kommt, ist auch weiterhin eine Anbindung notwendig, um etwaige Aktualisierungen durchzuführen.

Der Einsatz von Kameras im Stallumfeld erfordert es, dass die Erfordernisse der DSGVO berücksichtigt werden. Insofern der Betrieb Mitarbeiter:innen beschäftigt sind klare Vereinbarungen zu treffen und auch dafür zu sorgen, dass keine personenbezogenen Daten Verwendung finden. Neben dem **Datenschutz** ist auch der Aspekt **IT-Sicherheit** zur berücksichtigen. Das Hofnetzwerk ist entsprechend abzusichern.

2.6 Verwertung und Nutzung der Ergebnisse

Die im Rahmen des Vorhabens entwickelten Ergebnisse wurden und werden über verschiedene Kommunikationskanäle kommuniziert. Ferner wird die Entwicklung fortgeführt und derzeit mit potenziellen Industriepartnern diskutiert. Das Konsortium steht intensiv im Kontakt mit dem Experimentierfeld *DigiSchwein* und wird die Erkenntnisse dort einbringen.

Darüber hinaus nutzen die einzelnen OG Mitglieder die Ergebnisse in Folgeprojekten. Die Fa. HoBohTec konnte seine Expertise rund um Kameratechnik und den Einsatz dieser in Kombination mit KI deutlich ausbauen. Das Unternehmen integriert die Erkenntnisse in weitere Produktentwicklungen in der Tierhaltung. Insbesondere wird das Unternehmen weitere Versuche im Bereich Kameragehäuse durchführen.

Die Hochschule Osnabrück verwendet das Material zum Abschluss eines Promotionsvorhabens und zur Entwicklung von Ansätzen der direkten Erkennung von Schweinen auch ohne Ohrmarken mit Data-Matrix-Codes.

Das OG Mitglied Hof Fleming hat im Rahmen des Vorhabens ein didaktisches Konzept rund um den Themenkomplex „Schwanzbeißen und KI“ für Berufsschulen ausgearbeitet. Dieser wird im Berufsschulunterricht eingesetzt und weiterentwickelt.

2.7 Wirtschaftliche und wissenschaftliche Anschlussfähigkeit

Für einen wissenschaftlichen Anschluss kann der entstandene Datensatz von vielen hundert Stunden Videomaterial aus den Schweinebuchten genutzt werden. Gemeinsam mit den erhobenen Sensordaten könnten hier weitere Untersuchungen bezüglich der Tieraktivitäten im Zusammenhang mit äußeren Einflüssen durchgeführt werden. Durch den Einsatz der Ohrmarken könnte ebenfalls die Weiterverarbeitung zu einem Datensatz für die Re-Identifikation untersucht werden.

Die Kameratechnik ist ein weiteres, noch nicht vollständig gelöstes Problem. Die sensible Elektronik muss ausreichend gegen die Umweltbedingungen im Stall geschützt werden und zudem bei den regelmäßigen Reinigungen nicht beschädigt werden. Erste Muster, die mit Hilfe eines 3D-Druckers der des OG-Mitglieds HoBohTec hergestellt wurden, konnten erfolgreich getestet werden. Hierzu müssen weitere Experimente durchgeführt werden, um eine nachhaltige Lösung für ein Kameragehäuse im Maststall zu entwickeln. Insbesondere sollte dann der Schritt weg vom 3D-Druck hin zu einem Spritzgussverfahren gegangen werden.

2.8 Kommunikations- und Disseminationskonzept

Für die Kommunikation der Durchführung des Vorhabens *SmartTail* sowie der erzielten Erkenntnisse wurden unterschiedliche Wege genutzt. Über die Homepage www.smart-tail.de wurden die grundsätzlichen Ideen des Vorhabens kommuniziert. Darüber hinaus wurden die Akteure vorgestellt. Die Mitglieder der OG haben auf Ihren Internetseiten auf diese Projekthomepage verlinkt, so dass ein zentraler Anlauf existiert, der auch über das Projekt weiter genutzt werden soll.

Darüber hinaus gibt es weitere Kommunikationswege, die im Folgenden aufgeführt sind:

Wissenschaftliche Publikationen

- Fruhner, M., Tapken, H., & Müller, H. (2022). Re-Identifikation markierter Schweine mit Computer Vision und Deep Learning. In M. Gandorfer, C. Hoffmann, N. El Benni, M. Cockburn, T. Anken, & H. Floto, 42. *GIL-Jahrestagung, Künstliche Intelligenz in der Agrar- und Ernährungswirtschaft*, 21.-22. Februar 2022, *Agroscope, Ettenhausen, Schweiz* (Bde. P-317, S. 99-104). Bonn: Gesellschaft für Informatik e.V.
- Hesse, L., Fruhner, M., Tapken, H., & Müller, H. (2023). Computer-Vision-basierte Aktivitätserkennung von Schweinen. In C. Hoffmann, A. Stein, A. Ruckelshausen, H. Müller, T. Steckel, & H. Floto, 43. *GIL-Jahrestagung, Resiliente Agri-Food-Systeme*, 13.-14. Februar 2023, *Hochschule Osnabrück, Osnabrück* (Bde. P-330, S. 101-112). Gesellschaft für Informatik e. V.

Wissenschaftliche Tagungen

- Vortrag im Rahmen der 42. Jahrestagung der Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst- und Ernährungswirtschaft – Onlinetagung
Fruhner, M., Tapken, H., & Müller, H. (2022): „Re-Identifikation markierter Schweine mit Computer Vision und Deep Learning“
- Vortrag im Rahmen der 43. Jahrestagung der Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst- und Ernährungswirtschaft -Tagung in Osnabrück
Hesse, L., Fruhner, M., Tapken, H., & Müller, H. (2023): „Computer-Vision-basierte Aktivitätserkennung von Schweinen“

Veranstaltungen

- Vorstellung des Vorhabens *SmartTail* im Rahmen einer Deutsch-Niederländischen Delegationsreise im Mai 2022 auf dem Hof Fleming
- Vorstellung des Vorhabens *SmartTail* im Rahmen eines Besuchs von Staatssekretär für Digitalisierung a.D. Stefan Muhle und Landrat Johann Wimberg im August 2022 auf dem Hof Fleming
- Vorstellung des Vorhabens *SmartTail* im Rahmen eines Besuchs des Studienseminars Osnabrück – Bereich Agrarwirtschaft im August 2022.
- Austausch mit Experimentierfeld DigiSchwein im April 2022 in Oldenburg
Am 22. April 2022 fand ein Projektaustausch der Projekte *SmartTail* und *DigiSchwein* auf der Versuchsstation für Schweinehaltung in Bad Zwischenahn-Wehnen statt. Hierbei wurden die jeweiligen Projektstände in gegenseitigen Präsentationen vorgestellt, wodurch einige wichtige Erkenntnisse und Vergleiche erreicht werden konnten. Beispielsweise war das sehr pragmatische Thema der Kamerasüberung und Langlebigkeit der Technik ein Diskussionspunkt, bei dem beide Seiten die Notwendigkeit für weitere Innovationen sehen. Außerdem konnten speziell für den Aspekt des Schwanzbeißen verschiedene Ansätze verglichen werden. So wird im Projekt DigiSchwein auf eine Variante zur Voraussage von Schwanzbeißen aufgrund von Schwanzhaltungen gesetzt. Hierbei wird zuerst der

Ringelschwanz erkannt und einer Haltung zugeordnet, welche Rückschlüsse auf den Gemütszustand des Tieres ermöglicht.

Im Anschluss an diesen Austausch fand eine zusätzliche Stallbegehung statt, bei der sowohl der Mast- als auch Sauenstall besichtigt wurden. Vor allem im Maststall konnten technische Vergleiche zum im *SmartTail* genutzten Versuchsstall gezogen werden. Hierbei ist aufgefallen, dass generell auf die gleichen Stallparameter (Licht, Ammoniak, ...) gesetzt wird, der dort gezeigte Stall allerdings aufgrund weiterer Forschungsprojekte auch über weitere Technik verfügt. So stehen hier beispielsweise automatische Wiegebuchten auf Basis von 3D-Kameras zur Verfügung. Bei der Begehung des Sauenstalls wurden vor allem mögliche weitere Forschungsthemen besprochen, da das Problem des Schwanzbeißen bei der Ferkelaufzucht kaum vorliegt.



Abbildung 22: Austausch mit dem Projektteam Experimentierfeld DigiSchwein

- Online-Austausch mit dem Experimentierfeld DigiSchwein im November 2022
Im Rahmen des Online-Austausches wurde der jeweilige Projektstand abgeglichen und Erfahrungen ausgetauscht. Beide Gruppen konnten wertvolle Anregungen für das weitere Vorgehen erhalten. Das Projekt DigiSchwein konnte insbesondere unterstützt werden, da einige neue Erkenntnisse im Rahmen von *SmartTail* erreicht wurden, welche bei der verbleibenden Laufzeit des Projekts DigiSchwein angewendet werden sollen.

Vorträge

- Online-Vortrag im Rahmen einer Sitzung des Arbeitskreises Digitalisierung vom agrar- und ernährungsforum Oldenburger Münsterland e. V. im Februar 2021.

Weitere Veröffentlichungen

- Das Vorhaben *SmartTail* fand Erwähnung in der Strategie Niedersachsens zur Künstlichen Intelligenz (Niedersächsisches Ministerium für Wirtschaft, 2022).
- Das Vorhaben *SmartTail* wurde in einem Beitrag des Berliner Tagesspiegel zum Thema SmartFarming aufgegriffen (Stierle, 2022).

3 Literaturverzeichnis

- D'Eath, R. B., Jack, M., Futro, A., Talbot, D., Zhu, Q., Barclay, D., & Baxter, E. M. (2018). Automatic early warning of tail biting in pigs: 3D cameras can detect lowered tail posture before an outbreak. *PLoS ONE*, 7.
- Fruhner, M., Tapken, H., & Müller, H. (2022). Re-Identifikation markierter Schweine mit Computer Vision und Deep Learning. In M. Gandorfer, C. Hoffmann, N. El Benni, M. Cockburn, T. Anken, & H. Floto, 42. *GIL-Jahrestagung, Künstliche Intelligenz in der Agrar- und Ernährungswirtschaft*, 21.-22. Februar 2022, Agroscope, Ettenhausen, Schweiz (Bde. P-317, S. 99-104). Bonn: Gesellschaft für Informatik e.V.
- Hempler, J. (2012). *www.lwk-niedersachsen.de*. Von <https://www.lwk-niedersachsen.de/download.cfm/file/17848.html> abgerufen am 25.02.2023.
- Hesse, L., Fruhner, M., Tapken, H., & Müller, H. (2023). Computer-Vision-basierte Aktivitätserkennung von Schweinen. In C. Hoffmann, A. Stein, A. Ruckelshausen, H. Müller, T. Steckel, & H. Floto, 43. *GIL-Jahrestagung, Resiliente Agri-Food-Systeme*, 13.-14. Februar 2023, Hochschule Osnabrück, Osnabrück (Bde. P-330, S. 101-112). Gesellschaft für Informatik e. V.
- Niedersächsisches Ministerium für Wirtschaft, A. V. (April 2022). *Die Strategie Niedersachsens zur Künstlichen Intelligenz*. Abgerufen am 25.02.2023 von https://www.stk.niedersachsen.de/download/183511/Anlage_KI-Strategie_Niedersachsen.pdf
- Stierle, S. (29. 06 2022). *Digital Farming: Chancen, Hoffnungen und Ernüchterung*. Abgerufen am 02 2023 von <https://background.tagesspiegel.de/digitalisierung/digital-farming-chancen-hoffnungen-und-ernuechterung>
- Zonderland, J., Schepers, F., Bracke, M., Hartog, L., Kemp, B., & Spooler, H. (04 2011). Characteristics of biter and victim piglets apparent before a tail-biting outbreak. *Animal: an international journal of animal bioscience*, 5, 767-775.

Anhang