

Abschlussbericht für das EIP-Projekt: „AniWeb“



Leadpartner: Institut Querfeld Group GbR
Alenconer Str. 30
49610 Quakenbrück
05431 – 926 3613
info@querfeldgroup.de
www.querfeldgroup.de

Das EIP-Projekt wird aus Mitteln der EU und des Landes Niedersachsen gefördert.



1. Kurzdarstellung.....	6
1.1. Ausgangssituation und Bedarf	6
1.2. Projektziel und konkrete Aufgabenstellung	7
1.3. Mitglieder der OG	9
1.4. Projektgebiet	12
1.5. Projektlaufzeit und Dauer	12
1.6. Budget	12
1.7. Ablauf des Verfahrens	12
1.8. Zusammenfassung der Ergebnisse.....	14
2. Eingehende Darstellung	15
2.1. Verwendung der Zuwendung	15
2.1.1. Gegenüberstellung der Planung im Geschäftsplan und der tatsächlich durchgeführten und abgeschlossenen Teilschritte jeweils für ein OG-Mitglied und die Aufgaben im Rahmen der laufenden Zusammenarbeit einer OG	15
2.1.2. Darstellung der wichtigsten finanziellen Positionen.....	22
2.2. Detaillierte Erläuterung der Situation zu Projektbeginn.....	23
2.2.1. Ausgangssituation	23
2.2.2. Projektaufgabenstellung	25
2.3. Ergebnisse der OG in Bezug auf.....	36
2.3.1. Gestaltung der Zusammenarbeit	36
2.3.2. Mehrwert der Durchführung als OG.....	37
2.3.3. Zusammenarbeit der OG Mitglieder nach Projektabschluss	38
2.4. Ergebnisse des Innovationsprojektes.....	39
2.4.1. Zielerreichung & Projektverlauf.....	39
2.4.2. Abweichung zwischen Planung und Ergebnis	75
2.4.3. Beitrag des Ergebnisses zu förderpolitischen EIP-Themen	76
2.4.4. Nebenergebnisse.....	77
2.4.5. Arbeiten ohne Ergebnis	102

2.4.6.	Weitere Verwendung von Investitionsgütern.....	106
2.5.	Nutzen der Ergebnisse für die Praxis.....	107
2.6.	Nutzung der Ergebnisse & wirtschaftliche/wissenschaftliche Anschlussfähigkeit	107
2.7.	Kommunikations- und Disseminationskonzept.....	108

Abbildung 1 Verschmutzungen am Federkleid	29
Abbildung 2 Boniturschema für Fußballenveränderungen (KTBL 2016)	30
Abbildung 3 Boniturschema für Fersenhöckerveränderungen (LOUTON et al. 2020)	30
Abbildung 4 Wiegen der Hühner.....	31
Abbildung 5 Federlose Stellen und Verschmutzungen	32
Abbildung 6 Abtrennung mit ca 17,7 m ²	41
Abbildung 7 Versuchsaufbau zum anlernen der KI.....	41
Abbildung 8 Aufbau veränderter Abtrennungen.....	42
Abbildung 9 Die mit einer Maske hinterlegte Abtrennung zur Einzelerfassung der einzelnen Abteile.....	45
Abbildung 10 Entscheidungsbaum zur Erstellung der Label	45
Abbildung 11 Eingruppierung einzelner Lebensstage	47
Abbildung 12 Visualisierte Geräusche.....	49
Abbildung 13 Beschreibung des Versuchsaufbaus	50
Abbildung 14 die Verwendete Kamera in diesem Projekt [Quelle: EPS - www.eps- vertrieb.de].....	53
Abbildung 15 Aufbau des Kamerasetups.....	54
Abbildung 16 Vorbereitung der Installation der Kamera	54
Abbildung 17 Verwendeter Rekorder [Quelle: EPS - www.eps-vertrieb.de]	55
Abbildung 18 Projektablauf in der 2. Entwicklungsphase	56
Abbildung 19 Übersicht der Gerätekonnektivität	57
Abbildung 20 Einrichtung von Server und Firmware in der Geflügelfarm.....	59
Abbildung 21 Zugriff-Plattform von Dahua.....	60
Abbildung 22 Absperrung Version 1	61
Abbildung 23 Ansichten verschiedener Bildkanäle Fehler! Textmarke nicht definiert.	
Abbildung 24 Histogramm der Bildanalyse.....	64
Abbildung 25 Histogramm Ausgleich	65
Abbildung 26 Die Architektur der Neuronalen Netze [Quelle: https://wiki.tum.de/display/lfdv/Video+Analysis?preview=/23562519/25007932/Fusion.png]	66
Abbildung 27 Rohdaten	67
Abbildung 28 positive wie negative Maske aller Objekte in dem Bildabschnitt.....	68
Abbildung 29 Bonitur-Vorlage zur Entwicklung des KI-Modells	69

Abbildung 30 Separation der Objekte durch spezifische Optimierung der Maske.....	71
Abbildung 31 Projektarbeit und Statusübersicht für die Entwicklungsphase	72
Abbildung 32 Arbeitsablauf der App-Entwicklung	74
Abbildung 33 Links ein leicht veränderter Fuß - Score 1; rechts stärker verändert - Score 2	85
Abbildung 34 Klimalogger am Stalleingang	85
Abbildung 35 Temperaturverlauf (in °C) während eines Durchgangs im Versuchsstall im Sommer	86
Abbildung 36 Lichtlogger im Stall auf Tierhöhe für die Erfassung der Lichtintensität (Lux).....	87
Abbildung 37 Prozentuale radiometrische Bestrahlungsstärke (315-780 nm) mit eingestellter Lichtintensität von 50 % und 100 % sowie offenen und geschlossenen Jalousien.....	88
Abbildung 38 Problematische Erfassung der Tierzahl auf den Kameraaufzeichnungen	90
Abbildung 39 Kükenpapier als Verwechslungsgefahr.....	91
Abbildung 40 Tier erkennbar durch Abtrennung	91
Abbildung 41 Tiere mit dem Label "Half_hidden"	92
Abbildung 42 Nicht zuordenbare Form auf Bild für Annotation	93
Abbildung 43 Stehende und liegende Tiere im Stall	93
Abbildung 44 Links die Kamera vor der Reinigung, rechts nach der Reinigung.....	94
Abbildung 45 Rote Pfeile markieren Wassereintrittsstellen	102
Abbildung 46 App-Interface - Tierzahl gesamt und Tierzahl unter einzelner Kamera	103
Abbildung 47 Kamerabild mit Algorithmus bearbeitet	104
Abbildung 48 AniWeb in der DGS	109
Abbildung 50 Banner vor dem Versuchsstall informierte Besucher	110
Abbildung 51 Roll-Up AniWeb Projekt	110

1. Kurzdarstellung

1.1. Ausgangssituation und Bedarf

In den letzten Jahrzehnten des 20. Jahrhunderts kam es zu tiefgreifenden Veränderungen in der Nutztierhaltung. Die Produktion wurde erheblich intensiviert und die Betriebe spezialisierten sich. Damit einher ging auch eine generelle Ausweitung der Produktion. Im Jahr 2016 hatten 20,4% der Mastgeflügelhalter eine Bestandsgröße zwischen 10.000 und 49.999 Tieren, weitere 20% sogar eine Herdengröße von 50.000 oder mehr (DBV 2018). Aufgrund der zunehmenden Anzahl an Tieren pro Bestand ist es heutzutage für Landwirte kaum noch möglich, eine umfassende Einzeltierbeobachtung durchzuführen. Auch die vorherrschende Haltungsform der Bodenhaltung vereinfacht die Kontrolle nicht. Der Tierhalter muss einen großen Bereich überblicken, in dem viele Masthühner gleichzeitig zu sehen sind.

Angesichts der steigenden Erwartungen, insbesondere an die deutsche Nutztierhaltung, bergen automatisierte Monitoringsysteme ein enormes Potenzial im Bereich der indikatorbasierten Managementunterstützung. Sie ermöglichen ein Frühwarnsystem, das geeignet ist, das Verhalten von Tieren auch in großen Herden zu erfassen und bei auffälligem Verhalten einen Alarm auszulösen. Bisher wurden retrospektiv anhand von Befunden am Schlachthof oder anhand bestimmter Haltungsbedingungen Aussagen zur Tierwohlsituation getroffen. Jedoch garantiert die Wahl des Haltungssystems nicht zwangsläufig mehr Tierwohl. Vielmehr liegt der Schlüssel zu verbessertem Tierwohl im Management des Tierbestands, das die Tiergesundheit sichert bzw. verbessert und die Umgebung der Tiere so gestaltet, dass ihre Anpassungsfähigkeit nicht überfordert wird.

Die Erzeugung tierischer Lebensmittel ist auf Primärebene zunehmend abhängig von gesteuerten und überwachten Prozessen. Zur Steuerung (Controlling) von Prozessen, insbesondere dem Herdenmanagement in der landwirtschaftlichen Primärproduktion, bieten sich Indikatoren an. Diese Indikatoren können in prozess- und tierbezogene unterteilt werden. Prozess- bzw. ressourcenbezogene Indikatoren wurden und werden bereits flächendeckend verwendet. Mit ihrer Hilfe werden überwiegend Aspekte der baulich-technischen Gegebenheiten der Haltungsbedingungen erfasst. Dadurch lässt

sich ableiten, ob und inwieweit ein Haltungs- bzw. Produktionssystem geeignet ist, Tiere tier- bzw. artgerecht unterzubringen.

1.2. Projektziel und konkrete Aufgabenstellung

Tierhalter werden über digitale Wege nicht nur "ständig- 24/7" bei der Beobachtung einer Herde unterstützt, sondern können der altersbedingten Risikobewertung folgend wesentlich spezifischere Maßnahmen einleiten. Durch die nahezu konstante Beobachtung der Masthühner entsteht ein Tool, das mithilfe von künstlicher Intelligenz/neuronalen Netzen eine neue Optimierung des Herdenmanagements ermöglicht. Eine Fragestellung dieses Projektes ist es, an welcher Stelle die Technologie die Augen und Ohren eines Tierhalters sinnvoll unterstützen oder sogar ersetzen kann.

Vor dem Hintergrund, dass zunehmend neue Rassen/Genetiken aufgestellt werden, kann der Tierhalter nicht grundsätzlich auf sein Erfahrungswissen und die daraus resultierende Risikobewertung zurückgreifen. Digital gestützte Informationen basieren auf erheblich mehr Einzeldaten, wodurch die Reaktionszeiten auf veränderte Verhältnisse im Stall deutlich verkürzt werden. Der Tierhalter lernt schneller datenbasiert Besonderheiten jeglicher Art in Herden zu erkennen und kann so frühzeitig zielgerichtet und erfolgversprechend reagieren.

Darüber hinaus gewinnt die Prozessqualität von Lebensmitteln weiterhin an Bedeutung. Mehr Tierwohl ist in der Öffentlichkeit bereits seit langem eine deutliche Forderung. Der Gesetzgeber hat nicht nur die gesetzlichen Rahmenbedingungen verschärft, sondern beabsichtigt in naher Zukunft die Etablierung eines staatlichen Tierwohllabels. Der Lebensmitteleinzelhandel hat bereits über die Initiative Tierwohl bzw. die 4-stufige Kennzeichnung der Haltungsform klare Anforderungen an die Nutztierhaltung der Zukunft skizziert.

Eine fundierte Erfassung und Bewertung der Tierwohlsituationen als Bestandteil der Prozessqualität der landwirtschaftlichen Nutztierhaltung steht bislang aus. Deshalb ist ein weiteres Ziel dieses Projektes mithilfe eines Kriterienkatalogs und des "Computer Vision Tools" eine Bewertung der Bilddaten und anderer aufgenommener Datensätze vorzunehmen, um die Prozessqualität messbar zu machen.

Die Herdengesundheit und das Herdenverhalten sind zentrale Bestandteile des Tierwohls. Um die Prozessqualität optimieren zu können, müssen subklinische, d.h. nicht unmittelbar sichtbare Probleme anhand erhobener Daten erfasst werden können. Auf diese Weise können gültige Vergleiche verschiedener Produktionspraktiken aufgestellt und deren Vor- und Nachteile sofort ermittelt werden. Im Umkehrschluss bedeutet dies, dass eine präventive Veterinärmedizin durch sofort bereitgestellte, lückenlos aufgezeichnete Daten zum Einsatz kommen könnte. Dadurch ließe sich eine erhebliche Einsparung von Arzneimitteln erzielen, ohne dass die Tiergesundheit nachweislich beeinträchtigt wird.

In enger Kooperation mit dem Projektpartner MonitorFish GmbH wird in einem Masthühnerstall des landwirtschaftlichen Betriebes S&M Teepker GbR ein entsprechendes Kamerasystem sowie Mikrofone installiert und die Software auf die Erkennung von verhaltensspezifischen Informationen der Masthühner trainiert. Insbesondere wird eine automatische Bildüberwachung eingesetzt, um das Aktivitäts-, Erkundungs- und Fortbewegungsverhalten von Masthühnern in Bezug auf ihren Lahmheitsgrad (Gangwerte) und Beeinträchtigung der Funktionskreise zu messen. Hierzu werden festinstallierte Kameras und Mikrofone sowie bereits vorhandene Sensorsysteme (wie z.B. Temperatur, Luftfeuchtigkeit etc.) verwendet, um Veränderungen des Verhaltens bis hin zu Verhaltensstörungen bei Masthühnern automatisch und kontinuierlich zu erfassen. Die erhobenen Daten werden mit den Beobachtungen des Tierhalters und/oder Betreuers verglichen.

Während der Mastphasen erfasst der Tierhalter regelmäßig Tierwohlparameter, die von der Hochschule Osnabrück im Kriterienkatalog erarbeitet und im Laufe des Projektes immer wieder überprüft werden. Nur der regelmäßige Austausch neuer Erkenntnisse zwischen allen beteiligten Projektpartnern sowie ein intensiver Erfahrungsaustausch mit dem Tierhalter gewährleisten einen erfolgreichen Abschluss des Projektes. Der Hauptfokus liegt beim Tierhalter, der mit seinen Beobachtungen, Erfahrungen und Rückmeldungen wesentliche Informationen für einen umfangreichen Einsatz im Masthühnerbereich liefert.

1.3. Mitglieder der OG

Institut Querfeld Group GbR, Alenconer Straße 30, 49610 Quakenbrück

Das Institut Querfeld Group GbR wurde im Jahr 2017 gegründet und beschäftigt sich mit den vielfältigen strategischen Herausforderungen im ländlichen Raum. Es bietet erforderliche Impulse und Prozesse an und verfügt über ein einzigartiges Netzwerk sowie hochwertige Vorträge und Seminare. Das Institut begleitet seine Kunden auch bei der erfolgreichen Umsetzung von Innovationsprojektwissen.

Projektaufgaben:

Koordinierung und Terminierung

Betreuung des Projektes

Kontakt zu Organisationen, Verbänden und Politik

Vorträge und Präsentationen

Öffentlichkeitsarbeit

MonitorFish GmbH, Hönower Str.34, 10318 Berlin

MonitorFish ist ein in Berlin ansässiges Start-up-Unternehmen, das ein smartes Diagnostik-System zur intelligenten Überwachung des Zustands von Aquakulturen in der Fischzucht entwickelt. Das Unternehmen bietet der Fischwirtschaft ein intelligentes, automatisiertes Analyseverfahren, das neben der Wasserqualität auch die Komplexität des Tierwohls überprüft und bei Problemen gezielte fischtypische Handlungsempfehlungen gibt. Diese Entwicklung ist notwendig, um eine quantitative Produktion zu ermöglichen, die dem Tierwohl gerecht wird und dank entsprechender Diagnostik Krankheiten vorbeugt.

Mit dem Deep Vision Framework der MonitorFish GmbH und ihrem Forschungspartner Fraunhofer IGD wird das komfortable Erstellen, Anpassen, Trainieren und Choreographieren faltender neuronaler Netze (Convolutional Neural Networks) zur Erkennung, Klassifizierung und Segmentierung von Objekten unterschiedlicher Skalierung in Bildern, Videoströmen oder anderen Daten ermöglicht. Neuronale Netze beweisen eindrucksvoll, dass sie vielfältige kognitive Aufgaben übernehmen können und in immer mehr Bereichen die bisher gebräuchlichen Algorithmen verdrängen oder

ergänzen. Die meisten bisherigen Ansätze versuchten, das Problem durch möglichst exakte Beschreibungen von Merkmalen zu lösen und natürliche Variationen statistisch abzufangen. Neuronale Netze hingegen sind zunächst nicht auf das Erkennen bestimmter Merkmale spezialisiert. Sie bestehen aus einfachen, aber extrem vielen miteinander vernetzten mathematischen Funktionen. Im Laufe des Trainings lernen die Netze nach der Betrachtung Tausender bis Millionen von Beispielen, was wichtig ist: das Essenzielle an einem Fisch, einem Huhn, einem Rind oder einer Sau. Die markierten Bilder werden Teil des Open Source Codes sein, während die vorhandenen Quellcodes der neuronalen Netzwerke und der Software nicht zur Verfügung gestellt werden. Das bereitgestellte Framework unterstützt den gesamten Prozess, angefangen bei der Aufbereitung der Trainingsdaten über die Anpassung der Netze bis hin zum Training und der eigentlichen Anwendung in einer separaten Laufzeitkomponente. Wesentliche Schritte des Verfahrens werden durch die Nutzung von Grafik-Chips erheblich beschleunigt. Diese Lösungen können auch auf andere Plattformen und Haltungssysteme übertragen werden und Anwendern auf der ganzen Welt durch geeignete Lizenzmodelle zur Verfügung stehen.

Projektaufgaben:

- Erprobung (kontrollierte Auslenkungsexperimente)
- Probabilistische Methoden (Bayessche Netze)
- Statistische Methoden (Convolutional Neural Networks)
- Interpretations- und Prädiktionsmodell
- Training, Testen und Validierung einzelner Algorithmen
- Installation der Kamertechnik
- Datenanalyse und Ausarbeitung von Handlungsempfehlungen
- Integration und Optimierung
- App-Entwicklung (Full-Stack)

Hochschule Osnabrück, Fakultät Agrarwissenschaften und Landschaftsarchitektur, Am Krümpel 31, 49090 Osnabrück

Die Hochschule Osnabrück, ehemals Fachhochschule Osnabrück, hat derzeit etwa 14.000 Studierende, die an vier Fakultäten und einem Institut eingeschrieben sind. Der Studienschwerpunkt angewandte Geflügelwissenschaften (StanGe) ist an der Fakultät

für Agrarwissenschaften in Osnabrück-Haste verankert. Die Arbeitsgruppe beschäftigt sich mit Forschung und Entwicklung im Bereich des Herdenmanagements bei Nutzgeflügel, insbesondere Masthühner, Legehennen und Puten. Vertreter der StanGe-Arbeitsgruppe sind seit 2011 im Tierschutzplan Niedersachsen - Tierart Nutzgeflügel aktiv. Im Auftrag des niedersächsischen Tierschutzplans wurden bzw. werden Projekte bzw. Dissertationen zur Anwendung von Indikatoren bei Puten ("Putencontrolling"), Jung- und Legehennen ("RoHm - Risiko orientiertes Herdenmanagement") sowie Masthühnern und Pekingtonen (validierte Fußballbonitur) durchgeführt. Die Osnabrücker Arbeitsgruppe ist in die KTBL-Indikatorenentwicklung für Nutzgeflügel eingebunden und begleitet die ITW bzw. QS bei der Etablierung von Tierschutz-, Tierwohl- und Tiergesundheitsindikatoren.

Projektaufgaben:

- Abgleich der Beobachtungen von Tierhaltern und Hochschule im Rahmen der Erfassung und Bewertung
- Einbringen des aktuellen Wissensstands
- Begleitung der Auswertung von Befunden und Interpretationen
- Koordination der veterinärmedizinischen Ansätze mit dem Bestandstierarzt
- Wissenstransfer über die Osnabrücker Poultry Academy

AgrarContex GmbH & Co. KG, Hestruper Str. 8, 49838 Handrup

Der landwirtschaftliche Betrieb Teepker hat heute vier Schwerpunkte: Schweine (Ferkelproduktion & Schweinemast), Ackerbau (Saatgutvermehrung, Kartoffeln, Zuckerrüben, Getreide, Mais), Energie (Biogas, PV, BHKWs-KWK, Holzheizungen) und Hähnchenmast. Die Hähnchenmast findet als gewerbliche Tierhaltung ohne Fläche in der AgrarContex GmbH & Co. KG statt. Auf drei Standorten werden insgesamt 13 Ställe betrieben, in denen Hähnchen im Verfahren der Schwermast mit Vorfängen gemästet werden. Insgesamt stehen 21.500 m² Stallgrundfläche zur Verfügung.

Projektaufgaben:

- Bereitstellung weiterer "Infrastruktur" (Internet, Netzwerk, Fremdzugang etc.)

- Dokumentation von Tierwohl- und Gesundheitsparametern aufgrund eigener Beobachtungen
- Dokumentation von Gesundheitsparametern nach Tierarztbesuchen
- Erfassung und Auswertung biologischer Leistungsdaten
- Erfassung und Auswertung ökonomischer Parameter
- Input zum Thema Tierbeobachtung und Rückschlüsse

1.4. Projektgebiet

Das EIP-Projekt "AniWeb" wird hauptsächlich in einem Masthühnerstall der AgrarContex GmbH & Co. KG durchgeführt. In einem eigens dafür eingerichteten Versuchsstall, der über die erforderliche Infrastruktur verfügt, werden Kameras installiert, um die Herde zu überwachen.

1.5. Projektlaufzeit und Dauer

Das EIP-Projekt "AniWeb" begann am 01.04.2020 und endet am 30.04.2023. Es erstreckt sich über einen Zeitraum von insgesamt drei Jahren.

1.6. Budget

Die bewilligte Zuwendung vom 12.02.2020 für das EIP-Projekt "AniWeb" beträgt insgesamt 488.322,54 € für die gesamte Projektlaufzeit. Dieses Budget steht zur Finanzierung der verschiedenen Aktivitäten und Maßnahmen im Rahmen des Projekts zur Verfügung.

1.7. Ablauf des Verfahrens

Für das Monitoring des Mastgeflügels werden nicht nur Kameras verwendet, sondern es werden auch entsprechende analytische Softwaremodelle eingesetzt und entwickelt. Zusätzlich sollen Mikrofone als auditive Überwachung eingesetzt werden, um die Entwicklung der Modelle zu unterstützen. Durch die Integration verschiedener Sensoren und die Fusion der erhobenen Daten entstehen komplexe mehrdimensionale Modelle. Insbesondere im Bereich der Bildverarbeitung und -analyse, insbesondere bei der Mustererkennung, bieten neuronale Netze und Deep Learning-Ansätze erhebliche Vorteile.

Um das Training und die Tests der verschiedenen Ansätze im Bereich Deep Learning zu gewährleisten, liegt zunächst das Hauptaugenmerk auf der Entwicklung der Kamera. Dafür werden die Gegebenheiten im Stall genau untersucht, um die physikalischen Einflüsse zu berücksichtigen. Ein vorläufiger Prototyp der Kamera wird erste Bilder liefern und wichtige Informationen über die zu erwartenden Bildmöglichkeiten liefern. In Zusammenarbeit mit den Fachexperten für Mastgeflügel werden in einem ersten Schritt die Szenarien aus dem erstellten Szenarien-Katalog bewertet, um festzulegen, welche Situationen von den Modellen behandelt werden sollen.

Die Sichtung der Bilder durch Fachexperten aus den Bereichen Viehzucht und Computer Vision bildet eine klare Grundlage, um die Prioritäten festzulegen und sicherzustellen, dass die Projektziele erfolgreich erreicht werden. Bei der späteren Modellierung werden verschiedene Ansätze und deren Möglichkeiten klar unterschieden. Neben Deep Learning-Ansätzen werden auch andere Methoden des maschinellen Lernens angewendet, darunter Single-Frame-Modelle, Sequence Image-Modelle, Machine Learning Supervised Learning sowie traditionelle statistische und regressionsbasierte Ansätze.

Ein umfangreiches und strukturiertes Datenökosystem wird aufgebaut, das kontinuierlich mit neuen Daten versorgt wird, um eine solide Grundlage für die Modelle zu schaffen. Die Daten werden in unterschiedlichen Formaten gesammelt und anschließend aufbereitet und in einheitliche Formate gebracht, die als Eingangs- und Zielparameter für die Modellierung dienen. Ein wichtiger und zeitaufwendiger Prozess besteht darin, die Einflussgrößen und Zielgrößen klar zu definieren und zu unterscheiden. Durch eine enge Zusammenarbeit zwischen den Entwicklern der KI-Modelle und den Experten für Viehzucht werden die Modelle anhand der zuvor erstellten Szenarien vorbereitet und gestaltet.

Durch die Integration aller genannten Schritte und die kontinuierliche Verbesserung der Modelle basierend auf den Daten und dem Fachwissen der Experten für Viehzucht wird angestrebt, ein effektives und präzises Monitoring-System für das Mastgeflügel zu schaffen. Dieses System soll den Tierhaltern wertvolle Informationen liefern, um

das Tierwohl zu verbessern, die Gesundheit der Herde zu überwachen und das Herdenmanagement zu optimieren.

1.8. Zusammenfassung der Ergebnisse

In diesem Projekt wurde eine fortschrittliche Künstliche Intelligenz (KI) erfolgreich entwickelt und angewendet, um Masthühner auf Einzelbildern effizient zu erkennen, zu verfolgen und zu zählen. Durch eine sorgfältige Auswahl und Anpassung von Trainingsdaten, Netzwerkarchitekturen und Hyperparametern konnte eine hohe Genauigkeit und Zuverlässigkeit des Modells gewährleistet werden. Besonderer Wert wurde dabei auf die Analyse von Hühnern in einem spezifischen Lebensstadium gelegt. Zudem wurde eine maßgeschneiderte AniWeb-App entwickelt, die die Ergebnisse des KI-Modells in einer übersichtlichen und benutzerfreundlichen Form visualisiert. Sie ermöglicht den Landwirten die Überwachung des Verhaltens und der Verteilung ihrer Hühner und warnt bei Abweichungen von der Standardverteilung der Hühnerpopulation. Diese nützlichen Funktionen unterstützen Landwirte bei der schnellen und fundierten Entscheidungsfindung, was zu einer erheblichen Verbesserung der Effizienz ihrer Betriebsabläufe führt. Dennoch muss die Software für den alltäglichen Einsatz noch mit mehr Daten und Bildern gefüttert werden, um wirklich eine digitale Entscheidungshilfe für Landwirte darstellen zu können.

In this project, an advanced Artificial Intelligence (AI) was successfully developed and applied to efficiently identify, track, and count broiler chickens in individual images. Through careful selection and adjustment of training data, network architectures, and hyperparameters, high accuracy and reliability of the model were ensured. Special emphasis was placed on analyzing chickens in a specific stage of life. Furthermore, a customized AniWeb app was developed, which visualizes the results of the AI model in a clear and user-friendly form. It allows farmers to monitor the behavior and distribution of their chickens and alerts when deviations from the standard distribution of the chicken population occur. These useful features assist farmers in quick and informed decision-making, leading to a significant improvement in the efficiency of their operational processes. However, for everyday use, the software still needs to be fed with more data and images to truly serve as a digital decision-making aid for farmers.

2. Eingehende Darstellung

2.1. Verwendung der Zuwendung

2.1.1. Gegenüberstellung der Planung im Geschäftsplan und der tatsächlich durchgeführten und abgeschlossenen Teilschritte jeweils für ein OG-Mitglied und die Aufgaben im Rahmen der laufenden Zusammenarbeit einer OG

Phase I:

OG Mitglied	Aufgabe	Status	Anmerkungen
Institut Querfeld Group GbR	Vorbereitung und Durchführung des Kick-Off Meetings		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Vorbereitungsgespräche mit einzelnen OG Mitgliedern		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Entwicklung von Meilensteinen mit Projektpartnern		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Identifizierung des notwendigen Beobachterabgleichs		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Vorstellung aktueller Scoringsysteme		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Vorstellung möglicher Erfolgsindikatoren		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Vorstellung verfeinertes Gesamtkonzept		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Versuchsplanung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Identifizierung und Priorisierung von Anwendungsfällen		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt

MonitorFish GmbH	Evaluationsgrundlagen analysieren		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Vorstellung der Versuchsställe		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Benennung der Ansprechpartner im Betrieb		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Vorstellung der anwendbaren Infrastruktur		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Versuchsplanung zur Datenerfassung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Zugangsregelung und Hygieneregeln kommunizieren		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt

Phase II:

OG Mitglied	Aufgabe	Status	Anmerkungen
Institut Querfeld Group GbR	Koordinierung, Terminierung und Betreuung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Vor und Nachbereitung der OG Sitzungen		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Ergebnisauswertung Phase II		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Erfolgskontrolle der Meilensteinplanung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Exemplarische Begleitung der Herdenbewertung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Labeling von Bildmaterial		Labelingmethode wurde vorbereitet, aber noch nicht durchgeführt. Labeling in Phase III verschoben.
Hochschule Osnabrück	Formulierung notwendiger Anforderungsprofile an die Bildauswertung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Interpretation und Spiegelung der ersten Ergebnisse		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Aufbau Versuchs - Hardwaresetup		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Aufbau Infrastruktur		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Softwareintegration (Deployment, Entwicklung usw.)		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Sicherstellung der Kamerafunktion		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt

AgrarContex	Datenerfassung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Bestandsdatenerfassung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Optimierung der Hardware Infrastruktur		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt

Phase III

OG Mitglied	Aufgabe	Status	Anmerkungen
Institut Querfeld Group GbR	Koordinierung, Terminierung und Betreuung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Vor und Nachbereitung der OG Sitzungen		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Meilensteinplanung mit den Projektpartnern		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Ergebnisauswertung Phase II		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Erfolgskontrolle der Meilensteinplanung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Kontakt zu Organisationen und Verbänden		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Exemplarische Begleitung der Herdenbewertung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Labeling von Bildmaterial		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Bewertung der Bilder gemäß der Fragestellungen		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Vorschläge zur Optimierung des Studiendesigns		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Erweiterung der Sensorik		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Individualisierung der Labeldaten		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Anomalieerkennung über AutoEncoding		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Einbetten von Klassifikationssystemen		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt

MonitorFish GmbH	Anpassung der Detektion		Aufgabe in Phase III begonnen, Abschluss in Phase IV
AgrarContex	Sicherstellung der Kamerafunktion		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Datenerfassung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Bestandsdatenerfassung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Optimierung der Hardware Infrastruktur		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt

Phase IV

OG Mitglied	Aufgabe	Status	Anmerkungen
Institut Querfeld Group GbR	Koordinierung, Terminierung und Betreuung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Vor und Nachbereitung der OG Sitzungen		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Meilensteinplanung mit den Projektpartnern		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Ergebnisauswertung Phase III		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Erfolgskontrolle der Meilensteinplanung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Institut Querfeld Group GbR	Kontakt zu Organisationen und Verbänden		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Exemplarische Begleitung der Herdenbewertung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Labeling von Bildmaterial		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Bewertung der Bilder gemäß der Fragestellungen		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
Hochschule Osnabrück	Vorschläge zur Optimierung des Studiendesigns		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Prototypenintegration und Überwachung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Anomalieerkennung über AutoEncoding erweitern		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Photogrammetrische Verfahren zur Vermessung		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
MonitorFish GmbH	Anpassung der Detektion		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt

AgrarContex	Auswertung der Versuchsergebnisse		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Analyse des Verfahrens		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Schwachstellenanalyse		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt
AgrarContex	Potential Analyse		Die Aufgabe wurde vollumfänglich durchgeführt

2.1.2. Darstellung der wichtigsten finanziellen Positionen

Die Verwendung der Finanzmittel im Projekt wurde sorgfältig geplant und auf die verschiedenen Aspekte der Softwareentwicklung abgestimmt. Ein großer Anteil der Ausgaben entfiel auf die Personalkosten, die mit 428.106,33€ den größten Ausgabenpunkt darstellten. Diese hohe Kostenposition ist in einem Softwareentwicklungsprojekt durchaus logisch und nachvollziehbar.

Die Entwicklung und Implementierung einer Software erfordert ein hochqualifiziertes Team von Softwareentwicklern, Ingenieuren, Datenwissenschaftlern und anderen Fachexperten. Diese Experten müssen über umfangreiches Fachwissen und Erfahrung in ihrem jeweiligen Bereich verfügen, um komplexe Algorithmen, Datenverarbeitungssysteme und Analysemodelle zu entwickeln. Ihre Arbeit umfasst die Konzeption, das Design, die Programmierung, das Testen und die Optimierung der Software.

Die hohen Personalkosten spiegeln die intensive Arbeitsbelastung und die Vielzahl von Aufgaben wider, die im Rahmen der Softwareentwicklung bewältigt werden müssen. Die Entwickler müssen die Anforderungen und Bedürfnisse des Projekts verstehen, innovative Lösungen erarbeiten und kontinuierlich an der Verbesserung und Anpassung der Software arbeiten. Dies erfordert eine kontinuierliche Zusammenarbeit, Abstimmung und Koordination innerhalb des Teams, was einen erheblichen zeitlichen und personellen Aufwand bedeutet.

Im Hinblick auf die Reisekosten wurde ein Teil der Finanzmittel nicht vollständig ausgeschöpft. Dies ist auf die Auswirkungen der Corona-Pandemie zurückzuführen, die zu erheblichen Einschränkungen im Reiseverkehr und zu Vorsichtsmaßnahmen geführt hat. Um dennoch eine effektive Kommunikation und Zusammenarbeit zu gewährleisten, wurde verstärkt auf Videokonferenzen als Alternative zu persönlichen Treffen gesetzt. Dies führte zu Kosteneinsparungen bei den Reisekosten, da weniger Geschäftsreisen durchgeführt werden mussten.

Schließlich wurden die Kosten für Technik und Analysen im wissenschaftlichen Bereich unter dem erwarteten Maß gehalten. Dies kann darauf zurückzuführen sein, dass effiziente Beschaffungsstrategien und Budgetkontrolle implementiert wurden. Darüber hinaus können Synergieeffekte und Kooperationen mit anderen Projektpartnern genutzt worden sein, um Ressourcen und Kosten zu optimieren.

Insgesamt wurden die Finanzmittel im Projekt mit Bedacht eingesetzt, wobei der Schwerpunkt auf der Finanzierung des hochqualifizierten Personals lag, das die Kernkompetenz für die erfolgreiche Entwicklung der Software darstellt. Gleichzeitig wurden durch den Einsatz von Videokonferenzen und effizientes Kostenmanagement Einsparungen erzielt, während die technischen und wissenschaftlichen Kosten im Rahmen der Erwartungen blieben.

2.2. Detaillierte Erläuterung der Situation zu Projektbeginn

2.2.1. Ausgangssituation

Die visuelle Beobachtung von Lebewesen bringt verschiedene Herausforderungen mit sich. Ein wichtiger Schritt besteht darin, die Lebewesen im Kamerabild zu erkennen. Hierfür gibt es verschiedene Ansätze. Convolutional Neural Networks (CNN) liefern vielversprechende Ergebnisse bei der Bilderkennung. Im Vergleich dazu gibt es auch Ansätze, die Feature-Detektoren verwenden. Studien von Villon et al. zeigen, dass die reine Deep-Learning-Variante wesentlich weniger Fehler macht. Sung et al. setzen ebenfalls ein CNN als Detektor ein und erzielen bessere Ergebnisse als mit dem klassischen Ansatz. CNNs bilden auch die Grundlage für den aktuellen Stand der Technik. Verschae et al. verwenden mehrere Kameras, um die Lebewesen von verschiedenen Seiten zu beobachten. Durch die Kombination der Informationen aller

Kameras können sie die Position, Ausrichtung und Bewegungsrichtung der Tiere dreidimensional rekonstruieren.

Bei der Aufnahme mit Kamera-Systemen treten verschiedene Störfaktoren auf, wie Dunkelheit, verfälschte Farben, erhöhtes Rauschen und Linsenverzerrungen, die die Verarbeitung der Daten erschweren können. Einige dieser störenden Effekte lassen sich nachträglich korrigieren oder zumindest kompensieren. Fabbri et al. nutzen Generative Adversarial Networks, um die Bilder automatisch zu restaurieren, und ihre Experimente zeigen, dass sich das visuelle Tracking von lebenden Objekten auf den restaurierten Bildern deutlich verbessert.

Aufgrund der zunehmenden Anzahl von Tieren pro Bestand ist es für Landwirte heutzutage kaum noch möglich, eine umfassende Einzeltierbeobachtung durchzuführen. Dies gilt insbesondere für die gängige Bodenhaltung, bei der der Tierhalter einen großen Bereich überblicken muss, in dem viele Masthühner gleichzeitig sichtbar sind. In Anbetracht der steigenden Erwartungen an die Nutztierhaltung haben automatisierte Monitoringsysteme ein enormes Potenzial als indikatorbasierte Managementunterstützung. Die Automatisierung erweist sich als effektiv, um wirtschaftliche Schäden durch beispielsweise hohe Sterblichkeitsraten zu verhindern und das Wohlergehen der Tiere zu gewährleisten.

Die Nutztierhaltung hat in den letzten Jahrzehnten eine erhebliche Intensivierung erfahren. Die Geflügelfleischproduktion ist in diesem Zeitraum um etwa 52 Prozent gestiegen, was einer Schlachtmenge von rund 1,6 Millionen Tonnen im Jahr 2021 entspricht. Die Produktion wurde immer spezialisierter, und die Betriebe haben sich auf die Geflügelhaltung konzentriert. In Deutschland gab es im März 2020 einen Gesamtbestand von rund 92,5 Millionen Masthühnern, wobei etwa 80 Prozent in den alten Bundesländern gehalten wurden.

Aufgrund der zunehmenden Anzahl von Tieren pro Bestand und der Bodenhaltung, in der viele Hühner gleichzeitig in einem großen Bereich gehalten werden, ist es für Landwirte heutzutage kaum noch möglich, eine umfassende Einzeltierbeobachtung durchzuführen. In diesem Kontext haben automatisierte Monitoringsysteme ein großes Potenzial als indikatorbasierte Managementunterstützung. Diese Systeme dienen als

"Frühwarnsystem" und ermöglichen die Erfassung und Klassifizierung von Hühnern anhand verschiedener Farben, um die Verteilung auch in großen Herden zu überwachen.

In diesem Projekt liegt der Schwerpunkt auf dem Einsatz von künstlicher Intelligenz (KI) als Monitoringsystem in der Farm. Die Kameras überwachen das Verhalten der Tiere rund um die Uhr und machen das gesamte Konzept nachhaltig und wirtschaftlich. Die daraus resultierenden Daten dienen als Grundlage für die Entwicklung neuer innovativer KI-Modelle, die auf neuronalen Netzen basieren. Erkennungsalgorithmen werden eingesetzt, die mit Autoencodern und Generative Adversarial Networks (GANs) arbeiten. Autoencoder sind unbeaufsichtigte künstliche neuronale Netzwerke, die Daten in eine komprimierte Darstellung (Code) kodieren und anschließend wieder dekodieren, um die ursprünglichen Daten zu rekonstruieren. GANs bestehen aus einem Generator, der Bilder erzeugt, und einem Diskriminator, der die Authentizität der Bilder erkennt. Durch das kontradiktorische Training lernen die Teilnetzwerke voneinander und verbessern sich gegenseitig. Dieser Ansatz ermöglicht die Erkennung von Anomalien.

Damit die Netzwerke Anomalien gut erkennen können, müssen sie mit einer großen Menge an normalen Daten trainiert werden. Wenn das Modell gut ist, sollte der Unterschied zwischen der vorhergesagten und der tatsächlichen Ausgabe hoch sein, wenn anormale Daten eingegeben werden. Dies bedeutet, dass der Rekonstruktionsfehler zwischen den eingegebenen und generierten Daten hoch ist. Die Erreichung der ehrgeizigen Ziele erforderte erhebliche Anstrengungen, stellt jedoch eine wesentliche Grundlage für die Kommerzialisierung der Technologie dar.

2.2.2. Projektaufgabenstellung

Hochschule Osnabrück

In der Primärerzeugung tierischer Lebensmittel wird zunehmend auf kontrollierte und überwachte Prozesse gesetzt. Um diese Prozesse, insbesondere das Herdenmanagement in der landwirtschaftlichen Primärproduktion, zu steuern und zu überwachen, bieten sich Indikatoren an. Diese Indikatoren können in prozess- und tierbezogene Kategorien unterteilt werden. Prozessbezogene oder

ressourcenbezogene Indikatoren werden bereits flächendeckend eingesetzt. Sie erfassen hauptsächlich die baulich-technischen Aspekte der Haltungsbedingungen. Anhand dieser Indikatoren kann beurteilt werden, ob ein Haltungssystem oder Produktionssystem geeignet ist, Tiere tier- oder artgerecht unterzubringen.

Im Rahmen dieses Projekts war jedoch von Bedeutung, auch Aspekte des Gesundheitszustands und Verhaltens der Tiere und Herde zu erfassen, um Schlussfolgerungen über Tier-Umwelt-Interaktionen ziehen zu können. Das bedeutet, es sollte untersucht werden, welche Auswirkungen Faktoren der Haltungsumgebung wie Fütterung und Management auf das Wohlbefinden und die Gesundheit der Tiere haben. Neben der regelmäßigen Erfassung und Bewertung von tierbezogenen Indikatoren zur Erfüllung der Anforderungen der Tierhalternorm (§ 2 TierSchG) bieten tierbezogene Indikatoren die Möglichkeit, präventiv auf das Wohlbefinden der Herde Einfluss zu nehmen. Durch eine angemessene Datenerhebung und Bewertung können Abweichungen vom gewünschten Zustand (Problemsituationen) frühzeitig erkannt und rechtzeitig Maßnahmen ergriffen werden. Die wissenschaftliche Gemeinschaft hat zahlreiche Empfehlungen bezüglich tierbezogener Indikatoren abgegeben, sodass sich geeignete und zielführende Indikatoren für verschiedene Tierarten herauskristallisiert haben. Diese sind in zahlreichen Publikationen veröffentlicht und finden auch in der Praxis Anwendung.

Das Projekt "AniWeb" knüpfte direkt an diese Entwicklungen an, indem es ein digitales, kameragestütztes Frühwarnsystem zur Überwachung von prozess- und insbesondere tierbezogenen Daten entwickelt. Verantwortliche Tierhalter und Betreuer erhalten damit ein Instrument, das sie bei der präventiven Herdenführung unterstützt, indem es frühzeitig und automatisiert tierwohlrelevante Abweichungen vom idealen Zustand erkennt und/oder den Erfolg bereits eingeleiteter Maßnahmen rückmeldet.

Im Projekt hatte das OG-Mitglied Hochschule Osnabrück verschiedene übergeordnete Aufgaben. Dazu gehörte der Beobachterabgleich zwischen Tierhaltern und der Hochschule im Rahmen der Erfassung und Bewertung. Die Hochschule sorgte dafür, dass die Beobachtungen und Bewertungen der Tierhalter einheitlich erfasst wurden. Zudem brachte sie ihren aktuellen Wissensstand in das Projekt ein, um fundierte Entscheidungen zu treffen und bestehende Methoden zu verbessern.

Die Hochschule begleitete die Auswertung von Befunden und Interpretationen, wodurch sie wertvolle Einsichten und Empfehlungen liefern konnte. Sie koordinierte auch die veterinärmedizinischen Ansätze mit dem Bestandstierarzt, um

sicherzustellen, dass die Tiergesundheit und das Wohlbefinden angemessen berücksichtigt wurden. Darüber hinaus übertrug die Hochschule ihr Wissen über die Osnabrücker Poultry Academy, um relevante Informationen und Erkenntnisse an interessierte Zielgruppen weiterzugeben.

Während der Phasen 1 bis 4 waren bestimmte Arbeitspakete von der Hochschule zu realisieren. Dazu gehörte die Identifizierung des notwendigen Beobachterabgleichs, um eine einheitliche Datenerfassung sicherzustellen. Die Hochschule stellte auch aktuelle Scoring- und Erfassungssysteme vor und präsentierte mögliche Indikatoren für die Erfolgskontrolle.

Des Weiteren begleitete die Hochschule exemplarisch die Bewertung der Tierherden im Stall, um den aktuellen Zustand und mögliche Verbesserungspotenziale zu ermitteln. Sie war verantwortlich für das Labeling von Bildmaterial und die Formulierung von Anforderungsprofilen für die Bildauswertung. Die Hochschule interpretierte fortlaufend erste Ergebnisse, begleitete zielgruppenorientierte Veröffentlichungen und unterstützte die Datenerfassung im Stall.

Die Ergebnisse der Kameraüberwachung wurden diskutiert und die Bilder entsprechend den Fragestellungen bewertet. Zudem unterbreitete die Hochschule Vorschläge zur Optimierung des Studiendesigns, um die Qualität und Aussagekraft der erhobenen Daten weiter zu verbessern.

In den letzten Jahren wurden zahlreiche Studien veröffentlicht, die sich mit der automatischen Erfassung verschiedener Informationen und Probleme in Geflügelbeständen beschäftigten. Ein Beispiel ist die Unterteilung des Stallbereichs in Futter-, Wasser- und Freibereiche, um die Aktivitäten und Verhaltensweisen der Tiere in verschiedenen Funktionsbereichen zu erfassen (GUO et al. 2020). PEREIRA et al. (2013) konzentrierten sich darauf, die Körperformen von Geflügel mithilfe von Bildverarbeitungstechniken automatisch zu erfassen und Abweichungen in der Körperhaltung der Tiere zu erkennen. Zusätzlich wurden kameragestützte digitale Daten verwendet, um das Gangbild und das Liegeverhalten der Tiere zu erfassen und zu bewerten (AYDIN 2017). RFID-Sensoren (NAKARMI et al. 2014) und "Durchflussmessungen" (DAWKINS et al. 2009) wurden ebenfalls eingesetzt, um die Aktivität der Tiere im Stall zu messen. Es gibt eine Vielzahl von Veröffentlichungen, die sich mit verschiedenen Methoden zur automatischen Erfassung im Geflügelstall befassen, einschließlich einer Bewertung der Vor- und Nachteile dieser Methoden für ein Überwachungssystem. Der aktuelle Wissensstand zur Digitalisierung des

Herdenmanagements und den Methoden zur Erfassung und Bewertung von Tier-Umwelt-Interaktionen wurde umfassend recherchiert und wird kontinuierlich im Projektverlauf zur Erreichung der Projektziele berücksichtigt.

In Zusammenarbeit mit der Agrarcontex GmbH & Co. KG wurde der aktuelle Stand der quantitativen und qualitativen Datenerfassung im Versuchsstall zur Identifizierung des Beobachterabgleichs ermittelt. Dabei wurden kontinuierlich Daten wie Lufttemperatur, Luftfeuchtigkeit, CO₂-Gehalt, Futter- und Wasserverbrauch, Lichtdauer, Unterdruck im Stall, Lüfterleistung, Heizungsfunktion, Sprühkühlung, Stand der Zuluftklappenöffnung und Außentemperatur erfasst. Diese Daten werden zentral über eine digitale Oberfläche angezeigt, über die auch Eingriffsmöglichkeiten bestehen. Informationen zur Haltungsumwelt werden auch für das Projekt genutzt. Seitens der Hochschule Osnabrück wurden zusätzlich zu den erhobenen Daten der Agrarcontex GmbH & Co. KG weitere Daten erfasst, die insbesondere für das Tierwohl im Projekt "AniWeb" relevant waren. Diese Daten umfassten unter anderem die Körpergewichtsentwicklung und damit verbundene Lage- und Streuungsparameter, Fußballengesundheit, Veränderungen an den Fersenhöckern, Feuchtegehalt des Kot-Einstreu-Gemisches, Temperatur und relative Luftfeuchte an verschiedenen Stellen im Stall auf Tierhöhe, Schadgaskonzentration in der Stallluft (NH₃ und CO₂) und Auffälligkeiten bei den Tieren, insbesondere in Bezug auf Gesundheitsstörungen. Die Erfassung der Daten erfolgt in Abhängigkeit von der Entwicklung der visuellen Erfassung mittels Kamera. Die genannten Parameter stellen einen Mindestumfang an Informationen dar, die zusammen mit den von Agrarcontex GmbH & Co. KG erhobenen Daten benötigt werden, um sowohl die Haltungsumwelt als auch den Zustand der Tiere und letztendlich der Herde repräsentativ und realistisch darstellen und bewerten zu können. Dies ist wichtig, um die aufgenommenen Bilder zu interpretieren und gegebenenfalls die Algorithmen im Hintergrund zu beeinflussen. Je nach Fortschritt der Entwicklung des kameragestützten Monitorings können Quantität und Qualität der Daten entsprechend angepasst werden.

Es gibt verschiedene Parameter, die für die Erfassung des Tierwohls auf Geflügelbetrieben relevant sind. Dabei müssen Unterschiede zwischen Legehennen und Masthähnchen berücksichtigt werden, da es erhebliche Unterschiede in Genetik, Haltungsumgebung und Verhalten gibt, die für ein indikatorbasiertes Herdenmanagement wichtig sind. Es gibt artspezifische Erfassungs- und Bewertungsschemata, um Probleme wie Federpicken, Kannibalismus,

Fußballenentzündungen usw. zu bewerten. Bei der Erfassung tier- und umweltbezogener Parameter wird auf den aktuellen Stand der Wissenschaft zurückgegriffen. Es werden Parameter wie CO₂- und NH₃-Gehalt in der Stallluft, Lufttemperatur, Luftfeuchtigkeit, Licht usw. erfasst, um Rückschlüsse auf das Stallklima zu ziehen, das einen Einfluss auf die Entwicklung der Tiere und das Tierwohl sowie die Umwelt hat. Die Qualität der Einstreu, insbesondere die Feuchtigkeit, korreliert mit der Fußballen- und Fersenhöckergesundheit und beeinflusst auch die Atemwege und die allgemeine Tiergesundheit. Die Überwachung der Einstreu und deren Feuchtigkeit ist daher wichtig für ein präventives Gesundheitsmanagement. Verschmutzungen am Tier werden ebenfalls erfasst (Abbildung 1), insbesondere bei nasser Einstreu oder Kotveränderungen.



Abbildung 1 Verschmutzungen am Federkleid

Es gibt verschiedene Boniturschemata für Fußballen- und Fersenhöcker, die eine Bewertung der Tiergesundheit und des Tierwohls ermöglichen. (Abbildung 2 und Abbildung 3)






Note	0	1	2	3	4
					
	keine Veränderungen	leichte Läsionen, vereinzelte Nekrosen möglich, vermehrte Hornbildung	deutliche Schwellungen, starke Hornbildung, nekrotischer Bereich <25% der Fläche	Fußballen vergrößert, starke Läsionen, nekrotischer Bereich 25-50% der Fläche	wie 3, aber nekrotischer Bereich >50% der Fläche

Abbildung 2 Boniturschema für Fußballenveränderungen (KTBL 2016)






Score	0	1	2	3	4
					
Definition by size (scheme 1)	No lesion	Superficial, attached (single) lesion or several single superficial or deep lesions ≤ 0.5 cm	Deep lesion >0.5 cm to ≤ 1 cm or superficial lesion >0.5 cm	Deep lesion >1.0 cm	Whole hock extensively altered
Definition by number of altered scales (scheme 2)	No lesion	Superficial or deep lesion with only one scale altered	Deep lesion with two or three altered scales on a maximum of three scale lines	Deep lesion with four or more altered scales on a maximum of three scale lines	Whole hock extensively altered

Abbildung 3 Boniturschema für Fersenhöcker Veränderungen (LOUTON et al. 2020)

Das Gewicht der Tiere wurde regelmäßig erfasst (Abbildung 4), um die Tiergesundheit, Entwicklung und Uniformität zu überprüfen.



Abbildung 4 Wiegen der Hühner

Verletzungen und federlose Stellen wurden auch erfasst (Abbildung 5). Bei Broilern sind federlose Stellen oft genetisch bedingt, während Verletzungen durch Kratzer entstehen können, die durch das Zusammenlaufen der Tiere verursacht werden. Es gibt spezifische Erfassungs- und Bewertungsmethoden für diese Parameter, um eine genaue Beurteilung und Einteilung von Veränderungen zu ermöglichen.



Abbildung 5 Federlose Stellen und Verschmutzungen

Diese Daten helfen, den Verlauf des Durchgangs zu beurteilen und mögliche Maßnahmen bei Abweichungen zu ergreifen. Trotz des Vorhandenseins verschiedener Schemata wurden bestimmte Schemata gewählt, die eine detaillierte Bewertung der Tiergesundheit ermöglichen.

Die klassische Erfolgskontrolle dient dazu, festzustellen, ob und in welchem Umfang die angestrebten Ziele während oder nach Abschluss von Studien, Projekten und Maßnahmen erreicht wurden. Im vorliegenden Projekt erfolgte eine fachliche und inhaltliche Erfolgskontrolle, die während der Durchführung begleitend stattfand. Dabei wurden umfangreiche Parameter und Indikatoren erhoben, die eine erste Interpretation des Bildmaterials ermöglichten und es der Software im Backend ermöglichten, Probleme und Abweichungen gemäß den Anforderungen automatisch zu erkennen. Wenn die digital erhobenen Ist-Zustände und Prognosemodelle mit den manuell erfassten Daten übereinstimmen, kann von einer erfolgreichen Implementierung der Maßnahme gesprochen werden.

Die Hochschule Osnabrück unterstützt die Durchführung und Überwachung der Tierherden. Das Ziel besteht darin, in Kombination mit den regelmäßig erhobenen Daten seitens der Tierhalter ein umfassendes Bild der jeweiligen Durchgänge zu erhalten. Dies ermöglicht eine bestmögliche und präzise Interpretation des Bildmaterials.

Am 17.06.2020 wurde die erste Kamera im Stall installiert. Diese Kamera nimmt kontinuierlich alle sieben Sekunden Bilder von den Tieren auf. Eine Auswahl dieser Bilder steht allen Partnern in einem 24-minütigen Video zur Verfügung. Zu diesem Zeitpunkt wird der optimale Standort der Kamera (Höhe und Winkel) sowie die erforderlichen Grundeinstellungen für den Betrieb im Stall ermittelt und getestet. Es gibt bereits erste Bilder und Videos, die jedoch zunächst zur Einstellung und kontinuierlichen Nutzung der Kamera dienen. Aufgrund dessen konnte bisher noch kein Labeling der Bilder im Kontext des Projektziels erfolgen. Gleichzeitig wird das vorhandene Bildmaterial genutzt, um die Eignung und Ausrichtung des Standortes sowie Schwerpunkte zu diskutieren.

MonitorFish GmbH

Die MonitorFish GmbH war maßgeblich an der Umsetzung des Projekts AniWeb beteiligt und übernahm eine breite Palette von Aufgaben. Unser Fokus lag dabei auf der Überwachung und Analyse des Tierverhaltens. Im Rahmen dieser Tätigkeiten konnten wir wichtige Erkenntnisse gewinnen und das Monitoringsystem weiterentwickeln.

Eine zentrale Rolle spielte die Erprobung des Monitoringsystems. Hierfür führten wir kontrollierte Auslenkungsexperimente durch, um die Reaktionen der Tiere zu beobachten und zu analysieren. Die gewonnenen Daten ermöglichten es uns, das Tierverhalten probabilistisch zu modellieren, wobei wir auf Bayessche Netze als Methode zurückgriffen.

Um spezifische Merkmale und Verhaltensweisen der Tiere zu erkennen und zu klassifizieren, setzten wir statistische Methoden ein, insbesondere Convolutional Neural Networks (CNN). Durch die Analyse von Bildern, die von den Kameras erfasst wurden, konnten wir wertvolle Informationen ableiten.

Ein weiterer Schwerpunkt lag auf der Entwicklung eines Interpretations- und Prädiktionsmodells. Basierend auf den gesammelten Daten waren wir in der Lage, Rückschlüsse auf das Verhalten und den Zustand der Tiere zu ziehen. Diese

Erkenntnisse dienten als Grundlage für Handlungsempfehlungen und Entscheidungsgrundlagen im Tiermanagement.

Neben der Konzeption und Umsetzung der Monitoringtechnologie waren wir auch für die Installation der Kameratechnik verantwortlich. Hierbei sorgten wir für eine fachgerechte Platzierung und Ausrichtung der Kameras sowie für die nahtlose Integration in das Monitoringsystem.

Die Analyse der gesammelten Daten und die Ausarbeitung von Handlungsempfehlungen gehörten ebenfalls zu unseren Aufgaben. Basierend auf den Ergebnissen unserer Analysen konnten wir den Landwirten präzise Empfehlungen geben und ihnen dabei helfen, potenzielle Probleme frühzeitig zu erkennen und angemessene Maßnahmen zu ergreifen.

Des Weiteren führten wir kontinuierliche Optimierungsmaßnahmen durch, um die Leistung und Effizienz des Monitoringsystems zu verbessern. Dazu gehörte die regelmäßige Aktualisierung und Weiterentwicklung unserer Software und Analysetools.

Abschließend entwickelten wir eine benutzerfreundliche App mit einem Fullstack-Dashboard-Webinterface. Diese App ermöglichte den Landwirten den einfachen Zugriff auf die überwachten Daten und Analysen sowie die Darstellung und Interaktion mit den Ergebnissen unseres Monitoringsystems.

AgrarContex GmbH & Co. KG

Als landwirtschaftlicher Betrieb waren wir für verschiedene Aufgaben im Rahmen des Projekts AniWeb verantwortlich. Unsere Verantwortlichkeiten umfassten die Bereitstellung der Infrastruktur für das Projekt, einschließlich der Bereitstellung geeigneter Räumlichkeiten und Einrichtungen für die Installation der Kameras und Sensoren. Zusätzlich waren wir für die Dokumentation von Tierwohl- und Gesundheitsparametern aufgrund unserer eigenen Beobachtungen zuständig. Täglich haben wir wichtige Parameter wie Futteraufnahme, Trinkverhalten, Bewegungsaktivität und Verhalten der Tiere dokumentiert. Zudem haben wir die Gesundheitsparameter nach Tierarztbesuchen erfasst und dokumentiert.

Ein weiterer wichtiger Aspekt unserer Aufgaben bestand darin, biologische Leistungsdaten zu erfassen und auszuwerten. Hierzu gehörten beispielsweise Informationen zu Gewichtszunahme, Futtermittelverbrauch und Wachstumsraten der Tiere. Diese Daten lieferten wertvolle Einblicke in die Entwicklung und Leistung der Tiere im Verlauf des Projekts.

Darüber hinaus waren wir für die Erfassung und Auswertung ökonomischer Parameter zuständig. Dies umfasste die Aufzeichnung von Kosten und Erträgen im Zusammenhang mit der Hähnchenmast sowie die Analyse der wirtschaftlichen Auswirkungen des Monitoringsystems.

Schließlich haben wir als landwirtschaftlicher Betrieb unseren Input zum Thema Tierbeobachtungen und Rückschlüsse eingebracht. Durch unsere langjährige Erfahrung in der Tierhaltung konnten wir wertvolles Wissen und Einsichten teilen, die bei der Interpretation der Beobachtungsdaten und der Ableitung von Handlungsempfehlungen berücksichtigt wurden.

Insgesamt haben wir als landwirtschaftlicher Betrieb eine wichtige Rolle im Projekt AniWeb gespielt, indem wir die notwendige Infrastruktur bereitgestellt haben, Tierwohl- und Gesundheitsparameter dokumentiert haben, biologische Leistungsdaten erfasst und ausgewertet haben, ökonomische Parameter analysiert haben und unseren Erfahrungsschatz im Bereich der Tierbeobachtung eingebracht haben.

2.3. Ergebnisse der OG in Bezug auf

2.3.1. Gestaltung der Zusammenarbeit

Die enge und konstruktive Zusammenarbeit mit den Projektpartnern war ein entscheidender Faktor für den Erfolg des Projekts AniWeb. Die regelmäßigen Konsortial-Meetings ermöglichten einen intensiven Austausch und die gemeinsame Abstimmung von Zielen und Vorgehensweisen. Während der anfänglichen persönlichen Treffen konnten wichtige Details und Herausforderungen direkt besprochen werden. Als jedoch die Corona-Pandemie Auswirkungen auf die Treffen hatte, wurden diese nahtlos in den virtuellen Raum verlegt. Trotz der Umstellung auf virtuelle Meetings blieb die Effektivität und Effizienz der Zusammenarbeit auf hohem Niveau, da alle Partner bestrebt waren, den Projekterfolg sicherzustellen.

Die regelmäßigen Status-Meetings im Vierwochentakt ermöglichten eine umfassende Projektüberwachung und den Austausch von Fortschritten, Herausforderungen und Lösungsansätzen. Zusätzlich fanden unregelmäßige Arbeits-Meetings statt, um spezifische Themen und Aufgaben intensiver zu besprechen. Diese flexiblen Arbeits-Meetings ermöglichten es den Projektpartnern, sich gezielt auf bestimmte Aspekte des Projekts zu konzentrieren und gemeinsam Lösungen zu erarbeiten.

Ein zentraler Teil des Projekts waren die Versuchsreihen zur Erprobung des Monitoringsystems, die in enger Zusammenarbeit mit dem landwirtschaftlichen Betrieb AgrarContex durchgeführt wurden. Die Expertise und Bereitschaft von AgrarContex, ihre Ställe für die Versuche zur Verfügung zu stellen, trug maßgeblich zum Erfolg der Erprobung bei. Die Installation der Kamertechnik wurde effizient und erfolgreich in enger Zusammenarbeit mit AgrarContex durchgeführt, um eine reibungslose Datenerfassung zu gewährleisten.

Die Zusammenarbeit mit der Hochschule Osnabrück bei der Bearbeitung und Interpretation der exemplarischen Bilder war äußerst fruchtbar. Die enge Abstimmung und der regelmäßige Austausch ermöglichten es, auftretende Probleme bei der Bildverarbeitung und -interpretation effektiv anzugehen. Gemeinsam wurden

Lösungsansätze entwickelt, um die Genauigkeit und Zuverlässigkeit der Ergebnisse kontinuierlich zu verbessern.

Die gute Kommunikation, der regelmäßige Austausch und die effiziente Zusammenarbeit mit den Projektpartnern waren entscheidend für den Erfolg des Projekts AniWeb. Die gemeinsame Arbeit an Herausforderungen und Lösungen trug dazu bei, dass das Monitoringsystem erfolgreich entwickelt, erprobt und optimiert werden konnte. Die Partnerschaft und der Wissensaustausch zwischen den Projektpartnern werden auch in Zukunft von großer Bedeutung sein, um die erzielten Ergebnisse weiterzuentwickeln und in der landwirtschaftlichen Praxis erfolgreich umzusetzen.

2.3.2. Mehrwert der Durchführung als OG

Die erfolgreiche Zusammenarbeit zwischen den Projektpartnern in der OG (Organisationsgemeinschaft) war ein wesentlicher Faktor für den Erfolg des Projekts. Jeder Partner brachte spezifische Stärken und Kompetenzen ein, die zu einer effizienten und konstruktiven Zusammenarbeit führten.

AgrarContex als landwirtschaftlicher Betrieb mit Erfahrung in Projekten und fortgeschrittenen Kenntnissen im Technikbereich spielte eine bedeutende Rolle. Ihre Projekterfahrung und das Verständnis für die Anforderungen in der Hähnchenhaltung ermöglichten es, praktische Perspektiven und Bedürfnisse einzubringen. Ihre Kenntnisse im Bereich Technik unterstützten die reibungslose Integration des Monitoringsystems in ihre bestehende Infrastruktur.

Die Hochschule Osnabrück erwies sich als äußerst zuverlässiger Partner. Ihre Expertise und Erfahrung in der Forschung und Lehre stellten sicher, dass wissenschaftliche Standards eingehalten und qualitativ hochwertige Ergebnisse erzielt wurden. Die Hochschule Osnabrück war in der Lage, das Projekt mit fundierten Erkenntnissen und analytischem Fachwissen zu bereichern.

MonitorFish als KI-Startup brachte innovative Lösungsansätze in das Projekt ein. Ihre Expertise im Bereich automatisierter Algorithmen für Kameras und die Entwicklung von KI-Modellen ermöglichten es, das Monitoring-System auf einem hohen

technologischen Niveau zu gestalten. Die neuen Lösungsansätze von MonitorFish führten zu bahnbrechenden Entwicklungen und eröffneten neue Möglichkeiten für das Tiermonitoring in der Landwirtschaft.

Die enge Zusammenarbeit und der Austausch zwischen AgrarContex, der Hochschule Osnabrück und MonitorFish basierten auf Vertrauen, Offenheit und dem gemeinsamen Ziel, das Monitoring-System erfolgreich zu entwickeln und zu implementieren. Die partnerschaftliche Zusammenarbeit ermöglichte es, Synergien zu nutzen, Herausforderungen gemeinsam anzugehen und von den verschiedenen Fachbereichen zu profitieren. Die Vielfalt der Kompetenzen und Perspektiven innerhalb der OG trug zu einer umfassenden und innovativen Herangehensweise an das Projekt bei.

Die erfolgreiche Zusammenarbeit zwischen AgrarContex, der Hochschule Osnabrück und MonitorFish war ein entscheidender Erfolgsfaktor für das Projekt AniWeb. Sie ermöglichte es, die Projektziele zu erreichen, wertvolles Wissen und Erfahrungen auszutauschen und das Monitoring-System auf ein neues Niveau zu bringen. Durch die enge Kooperation konnten die Stärken und Ressourcen jedes Partners optimal genutzt werden, um das gemeinsame Ziel zu erreichen und die Landwirtschaft durch innovative Technologien und KI-Lösungen voranzutreiben.

2.3.3. Zusammenarbeit der OG Mitglieder nach Projektabschluss

Nach Abschluss des Projekts AniWeb wird aufgrund der Insolvenz von MonitorFish eine weitere Zusammenarbeit in der OG (Organisationsgemeinschaft) nicht möglich sein.

Dennoch ist es wichtig zu betonen, dass einzelne Partner der OG möglicherweise weiterhin in Zukunft an gemeinsamen Projekten arbeiten werden. AgrarContex, die Hochschule Osnabrück und möglicherweise andere Partner könnten unabhängig voneinander neue Projekte initiieren und zusammenarbeiten. Die gute Zusammenarbeit, das erzielte Wissen und die Erfahrungen aus dem Projekt AniWeb legen eine solche Möglichkeit nahe.

Die Erkenntnisse und Ergebnisse aus dem Projekt könnten als Grundlage für zukünftige Kooperationen dienen, sei es im Bereich der Landwirtschaftstechnologie, der Tierüberwachung oder der KI-Entwicklung. Es besteht weiterhin das Potenzial für fruchtbare Partnerschaften und gemeinsame Forschungs- und Entwicklungsprojekte, auch wenn die OG in ihrer ursprünglichen Form nicht fortgesetzt werden kann.

Die Entscheidung über eine weitere Zusammenarbeit liegt letztendlich bei den einzelnen Partnern, die auf Basis ihrer jeweiligen Ressourcen, Expertise und strategischen Ausrichtung entscheiden werden, ob sie zukünftige Projekte gemeinsam angehen möchten. Es ist wichtig anzumerken, dass der Erfolg des Projekts AniWeb gezeigt hat, dass eine Kooperation zwischen verschiedenen Akteuren aus der Landwirtschaft und der Wissenschaft äußerst fruchtbar sein kann. Daher ist es nicht auszuschließen, dass einzelne Partner in der Zukunft neue Wege der Zusammenarbeit suchen und ihre Expertise in neuen Projekten einbringen werden.

2.4. Ergebnisse des Innovationsprojektes

2.4.1. Zielerreichung & Projektverlauf

Im Rahmen der Untersuchung konzentrierte sich die OG zunächst auf fünf Hauptziele, deren erfolgreiche Umsetzung es ermöglichen sollte, detailliertere Erkenntnisse zu gewinnen. Das erste Ziel bestand darin, die **Aktivität der Tiere in Metern pro Tag zu messen**. Indem die zurückgelegte Strecke erfasst wird, können Rückschlüsse auf das Bewegungsverhalten und den Aktivitätsgrad der Tiere gezogen werden. Dies ermöglicht uns eine grobe Einschätzung ihres Wohlbefindens und ihrer Gesundheit. Das zweite Ziel besteht darin, mögliche **Uniformitäten** innerhalb der Tierpopulation zu erkennen. Hierbei analysieren wir, ob bestimmte Verhaltensmuster oder Merkmale bei den Tieren auftreten, die auf eine gemeinsame Ursache oder eine spezifische Umgebungseinwirkung hinweisen könnten. Dies hilft uns, potenzielle Probleme oder Verbesserungsmöglichkeiten zu identifizieren. Das dritte Ziel beinhaltet die Bewertung der Verteilung der Tiere im Stall. Durch eine genaue Analyse ihrer räumlichen Verteilung können wir Rückschlüsse auf mögliche Probleme mit den Haltungsbedingungen ziehen, beispielsweise aufgrund von mangelndem Platzangebot oder Präferenzen bestimmter Bereiche im Stall. Eine optimale Verteilung der Tiere ist wichtig für ihr Wohlbefinden und ihre soziale Interaktion. Das vierte Ziel besteht darin, den Gefiederstatus der Tiere zu überwachen. Hierbei liegt der Fokus auf Verletzungen, Entwicklung und Verschmutzungen des Gefieders. Durch regelmäßige Beobachtung und

Bewertung dieser Aspekte können wir potenzielle Gesundheitsprobleme oder Stresssituationen erkennen. Dies ermöglicht uns, rechtzeitig Maßnahmen zur Verbesserung des Tierwohls zu ergreifen. Das fünfte und letzte Ziel betrifft die Überwachung der Funktionalität von Futter- und Wasserquellen. Wir überprüfen, ob diese ordnungsgemäß funktionieren, ausreichend gefüllt sind und von den Tieren genutzt werden können. Eine sichergestellte Versorgung mit Futter und Wasser ist essentiell für das Wohlbefinden und die Gesundheit der Tiere. Zusätzlich zu diesen Zielen sollten Mikrofone im Stall installiert werden, um die Vokalisation der Tiere zu erfassen und zu bewerten. Dadurch könnten weitere Informationen über ihr Verhalten und die Kommunikation gewonnen werden. Die Auswertung der vokalen Äußerungen kann wertvolle Einblicke in den Tierzustand und mögliche Stressfaktoren liefern. Durch die Umsetzung dieser Ziele und die Integration von Mikrofonen in unsere Untersuchung erhofften wir uns eine umfassende und detaillierte Analyse der Tierhaltungsbedingungen. Dies sollte es uns ermöglichen, gezielte Maßnahmen zur Verbesserung des Tierwohls abzuleiten und somit einen positiven Beitrag zur Tierhaltung zu leisten

Im Rahmen der Implementierung der Anwendungsfälle haben wir die Priorisierung berücksichtigt und es sollten nun folgende Modelle entwickelt werden: **Tierzählerkennung unter jeder Kamera:** Es sollen Modelle entwickelt werden, die in der Lage sind, die Anzahl der Tiere unter jeder Kamera zu erkennen. Dies ermöglicht uns eine genaue Bestimmung der Tierpopulation und eine Überwachung ihrer Bewegungen. **Tierverteilung im Stall:** Ein weiteres Modell soll entwickelt werden, um die Verteilung der Tiere im Stall zu analysieren. Durch die Auswertung der Positionen der Tiere können Erkenntnisse über mögliche Ungleichgewichte oder ungenutzten Raum gewonnen und geeignete Maßnahmen ergriffen werden. **Trinkverhalten der Tiere:** Es sollte ein Modell entwickelt werden, das die Anzahl der Tiere erkennt, die gerade am Trinken sind. Diese Informationen sind wichtig, um sicherzustellen, dass alle Tiere ausreichend Zugang zu Wasser haben und mögliche Engpässe identifiziert werden können. **Fressverhalten der Tiere:** Ebenfalls soll ein Modell entwickelt werden, um die Anzahl der Tiere zu erfassen, die gerade am Fressen sind. Dies hilft zu überprüfen, ob alle Tiere ausreichend Futter erhalten und ob möglicherweise individuelle Futterprobleme bestehen.

Aufteilung des Stalles

Zu Beginn des zweiten Durchgangs wurde damit begonnen, den Bereich, der von der Projektkamera installiert an der Decke aufgezeichnet wird, durch eine Abtrennung vom

restlichen Stallbereich abzugrenzen. Die Abtrennung (Abbildung 6) hat eine Größe von etwa 17,7 m² (7,67 m × 3,12 m) und wird mit 327 Tieren belegt, um die maximale Besatzdichte von 35 kg pro Quadratmeter sowohl innerhalb als auch außerhalb einzuhalten. Beim Vorfang wurden daher auch Tiere aus der Abtrennung verladen. Durch zusätzliche Futtertöpfe und Tränkelinien ist die Futter- und Wasserversorgung uneingeschränkt gewährleistet.



Abbildung 6 Abtrennung mit ca 17,7 m²

Der Vorteil dieser Abtrennung bestand darin, dass die Kamera kontinuierlich dieselben Tiere aufzeichnet. Das erste Ziel dieser Konstruktion war es daher, dass das System einzelne Tiere erkennen und verfolgen konnte. Um auch das Zählen der Tiere zu trainieren, wurde die Abtrennung weiter unterteilt. Es gab insgesamt neun Unterteilungen, in denen jeweils 1 bis 20 Tiere gehalten werden (Abbildung 7). Dadurch konnte überprüft werden, ob das System die korrekte Anzahl von Tieren in den jeweiligen Bereichen erfassen konnte.



Abbildung 7 Versuchsaufbau zum anlernen der KI

Die Besatzdichte wurde bewusst niedrig gehalten, damit die Tiere ausreichend Platz haben, um weit voneinander entfernt zu liegen und zu stehen. Dadurch wird die Erkennung einzelner Tiere auf den Bildern erleichtert. Bei einer Besatzdichte von maximal 35 kg/m² liegen die Tiere zu eng beieinander, was es zu Beginn erschwert, einzelne Tiere zu unterscheiden und zu markieren.

Im Durchgang ab Mitte Juli 2021 wurden Bereiche als Separationsabteil geplant, um Tiere mit gesundheitlichen Beeinträchtigungen aufzuzeichnen und das Kamerasystem darauf zu trainieren, solche Tiere erfassen zu können. Es wurde ein Bereich für Tiere mit Beinproblemen, ein Bereich für unterentwickelte Tiere, ein Bereich für verstorbene Tiere und ein Bereich für gut entwickelte Tiere eingerichtet (Abbildung 7). Dadurch sollten nicht nur grundsätzlich alle Tiere erkannt werden, sondern auch Abweichungen von der Norm, die das Wohlbefinden der Tiere beeinflussen können.



Abbildung 8 Aufbau veränderter Abtrennungen

Im weiteren Verlauf des Projektes fand eine weitere Anpassung statt. Es wurden zwei Abtrennungen mit jeweils drei Abteilen installiert. In einem Versuch wurden die Tiere in zwei Abteilen gehalten. Im ersten Abteil befanden sich auf der linken und rechten Seite jeweils zehn normal entwickelte Tiere, während in der Mitte tote Tiere platziert wurden. Im zweiten Abteil waren auf der linken und rechten Seite Tiere mit Beinproblemen untergebracht, und auch hier befanden sich in der Mitte tote Tiere. Die Anzahl der Tiere in den Abteilen variierte, da nicht täglich Tiere mit deutlich sichtbaren Beinproblemen im Stall gefunden werden konnten und leidende Tiere notgetötet werden mussten. Verstorbene Tiere, die in die Abteile gebracht wurden, blieben aus hygienischen Gründen nur für kurze Zeit dort, um von der Kamera erfasst werden zu können. Daher ist die Tierzahl in diesem Abteil immer geringer als in den anderen Abteilen. Der Tierbestand in den Abteilen wurde täglich nach der Tierkontrolle aufgezeichnet und verifiziert, um im Annotierungs- und Labelingprozess die korrekte Anzahl der Tiere zur Verfügung zu haben. Ab Frühjahr 2022 wurden neue Kameras installiert, die speziell für das Projekt angepasst wurden. Zuvor wurde ein etwa 17 m² großer

Bereich im Stall nicht genutzt. Die Tiere laufen in diesem Bereich frei unter der Kamera (Dezember 2021/Januar 2022). Nach der Installation der neuen Kameras wurde dieser Bereich erneut abgegrenzt werden, um sicherzustellen, dass der gesamte mit Kameras ausgestattete Stallbereich immer mit denselben Tieren belegt ist. Der aufgezeichnete Bereich der Kameras sollte etwa 1/4 bis 1/5 des gesamten Stalls umfassen. Nach der Installation der neuen Kameras stellte sich in den ersten zwei Wochen heraus, dass die Aufnahme von Bildern aus dem Inneren der separaten 17 m² großen Abtrennung nicht mehr realitätsnah war. Der Grund dafür war der Schattenwurf, der durch die neue Positionierung der Kameras im Stall entstand, da sie nicht mehr unmittelbar über dem abgetrennten Abteil platziert waren. Dadurch wurden im Randbereich der Bilder ausschließlich verzerrte Bilder aufgenommen. Die Tiere liefen jedoch weiterhin frei unter den Kameras.

Um dieses Problem zu beheben, wurden Masken auf spezifische Bereiche der Stallbilder angewendet. Diese Masken dienten dazu, bestimmte Bereiche der Bilder zu fokussieren und priorisieren. Dadurch konnten Bilder an verschiedenen Orten im Stall annotiert werden. Zu den bereichsspezifischen Masken zählen:

- Zwischen den Futter- und Tränkelinien



- Um die Tränken herum



- Um die Futtertröge herum



- Zufälliger Bereich (irgendwo innerhalb des Stalls)



Das Labeln und Annotieren von Bildmaterial

Die derzeit alle sieben Sekunden aufgezeichneten Bilder aus dem Versuchsstall werden für das Annotieren verwendet. Um die einzelnen Bereiche getrennt annotieren zu können, wurden sie mit einer Maske hinterlegt (Abbildung 9).



Abbildung 9 Die mit einer Maske hinterlegte Abtrennung zur Einzelerfassung der einzelnen Abteile

In einem ersten Schritt wurden verschiedene Bilder analysiert, um festzustellen, welche Zustände bei den Tieren auf den Aufnahmen erkennbar sind. Basierend darauf wurden Labels erstellt, um die unterschiedlichen Zustände den Tieren zuzuordnen. Zur besseren Übersicht wurde ein Entscheidungsbaum (Abbildung 10) erstellt, der die Kategorien und Unterkategorien der Zustände definiert.

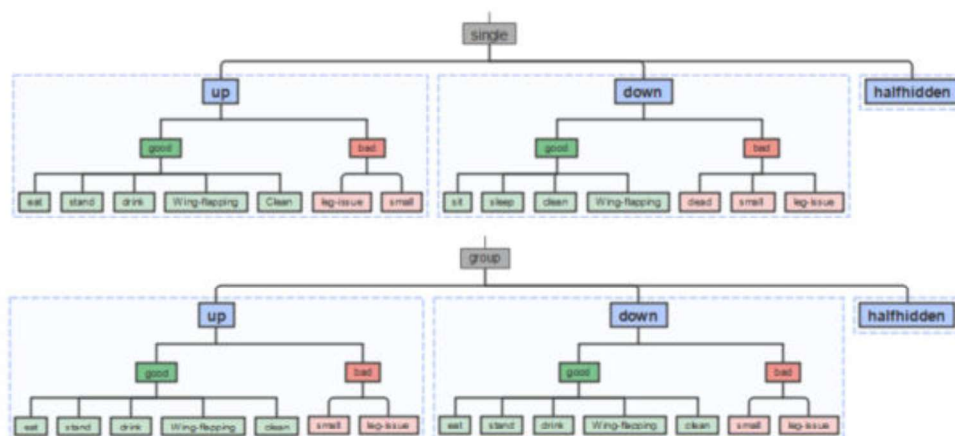


Abbildung 10 Entscheidungsbaum zur Erstellung der Label

Dabei wurde festgelegt, dass die Tiere entweder als "single" für ein einzelnes Tier oder als "group" für mehrere sich berührende Tiere eingeordnet werden. Darüber hinaus werden weitere untergeordnete Zustände zugeordnet, wie zum Beispiel ob ein Tier steht oder liegt, ob es frisst oder säuft, sich putzt, ein Beinproblem hat, tot ist, mit den Flügeln schlägt oder zu mehr als 50% hinter einem Gegenstand wie dem Futtertopf verdeckt ist.

Aufgrund der begrenzten Anzahl von Pixeln kann die Zuordnung der einzelnen Tiere teilweise erschwert sein, weshalb einige Tiere nur als "single" oder "group" klassifiziert werden können. Falsche Zuordnungen könnten zu fehlerhaften Ergebnissen führen.

Ein weiteres Arbeitspaket umfasste die Ermittlung verschiedener Altersstufen für die Annotationen. Wenn Tiere in verschiedenen Altersstufen annotiert werden, bei denen sie sich optisch unterscheiden, wird die zuerst erlernte automatische Erkennung von Tieren gewissermaßen überschrieben, und das Gelernte gerät in Vergessenheit. Daher wurden Gruppen von Tieren identifiziert, die aufgrund ihrer optischen Ähnlichkeit (Größe, Körperform, Farbe) gemeinsam annotiert werden können.

Die folgenden Altersstufen wurden in Betracht gezogen:

- Lebenstag 1-7
- Lebenstag 8-12
- Lebenstag 13-18
- Lebenstag 19-24
- Lebenstag 25-34
- Lebenstag 35-42

Durch das gruppenweise Annotieren wird eine höhere Genauigkeit der automatischen Tiererkennung sichergestellt (Abbildung 11).

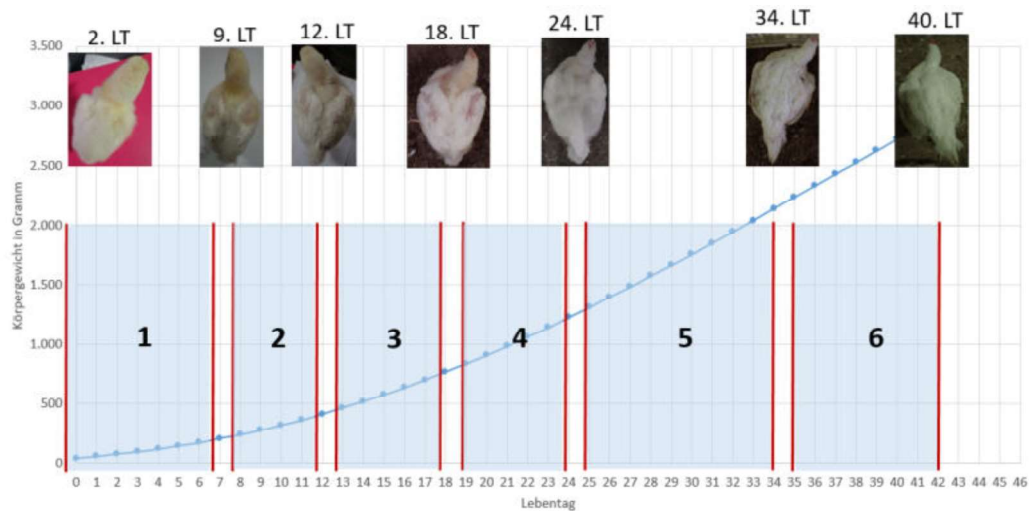


Abbildung 11 Eingruppierung einzelner Lebensstage

Im Verlauf des Projekts stellte sich heraus, dass die aufgezeichneten Bilder grundsätzlich geeignet sind, das Projektziel der Entwicklung eines Frühwarnsystems zu erreichen. Bei Tieren, die älter als etwa 7-10 Tage sind, können auf den Bildern mehr Details erkannt werden als bei jüngeren Tieren. Das Erkennen vom Tier per se ist sowohl bei jungen als auch bei älteren Tieren möglich. Bei älteren Tieren kann derzeit jedoch mit größerer Sicherheit festgestellt werden, ob sie stehen oder liegen. Bei jüngeren Tieren ist dies nicht so deutlich sichtbar, aber es kann dennoch erkannt werden, ob sie fressen, trinken oder sich in der Gruppe oder alleine an einer Stelle befinden. Es besteht jedoch Optimierungsbedarf bei der detaillierteren Aufzeichnung junger Tiere im Stall, um mehr Details an den Tieren erkennen zu können. Nach einem Projekttreffen am 11.05.2022 wurden die zu annotierenden Altersstufen auf den 10. LT - 15. LT begrenzt. Dies soll dazu führen, dass die Anzahl der Annotationen reduziert wird und eine Spezialisierung auf diesen Lebensabschnitt erfolgt.

Audioaufnahmen

Im Mai 2021 wurde ein Mikrofon im Stall installiert, das täglich zwei Mal für jeweils 15 Minuten Audioaufnahmen machte, um Geräusche im Stall zu erfassen, einschließlich der Tierlaute. Die aufgezeichneten Daten werden genutzt, um erste Informationen über die Qualität der Aufnahmen zu erhalten und sie anschließend für Annotationen zu verwenden. Das Ziel ist es, zukünftig automatisch Geräusche im Stall erfassen zu können.

Um dieses Ziel zu erreichen, wurden Recherchen zu bereits durchgeführten Projekten mit Mikrofonen im Geflügelstall durchgeführt und nach geeigneter, kostenfreier Software gesucht. Dabei standen Audacity, Adobe Audio CS6, Adobe Audition 1.5 und Cool Edit 2.0 zur Auswahl. Letztendlich wird derzeit die Software Audacity verwendet, da sie alle erforderlichen Anforderungen erfüllt, wie zum Beispiel die Erkennung von Amplituden, Unterschiede in den Frequenzen bei verschiedenen Geräuschquellen (z. B. Huhn vs. Picken am Futtertopf) und die Visualisierung der Spektraldichte in Abhängigkeit von der Mikrofonhöhe.

Am 20.12.2021 wurden im Stall verschiedene Situationen provoziert, um gezielt Audioaufnahmen zu erhalten. Die Mikrofonhöhe variierte dabei zwischen 50 cm, 100 cm, 150 cm, 200 cm und 250 cm. Es wurden folgende akustische Szenarien provoziert:

- Tierbewegung: Tiere durch den Stall treiben, Unruhe provozieren
- Klatschen in die Hände
- Klopfen an die Zuluftführungen
- Provokation von Tierlauten: kurzes Anheben und Halten der Tiere auf Bauchhöhe (ca. 130 cm)
- Öffnen und Schließen der Stalltür
- Betätigung der Tränkenippel
- Notieren des Zeitpunktes des Anspringens der Heizlüfter

Es wurde dokumentiert, wann welches Geräusch initiiert wurde. Bisher ist die Wiederfindungsrate der provozierten Geräusche jedoch sehr gering und wird von einem starken Grundrauschen übertönt. Aus diesem Grund wird dieser Arbeitsschritt zeitnah wiederholt, wobei die Installation der Hardware (Mikrofon) angepasst wird. Mithilfe von Audacity können die Geräusche visualisiert werden, und nach der Anpassung der Hardware können Frequenzen, Modulationen und Töne beschrieben und annotiert werden (Abbildung 12).

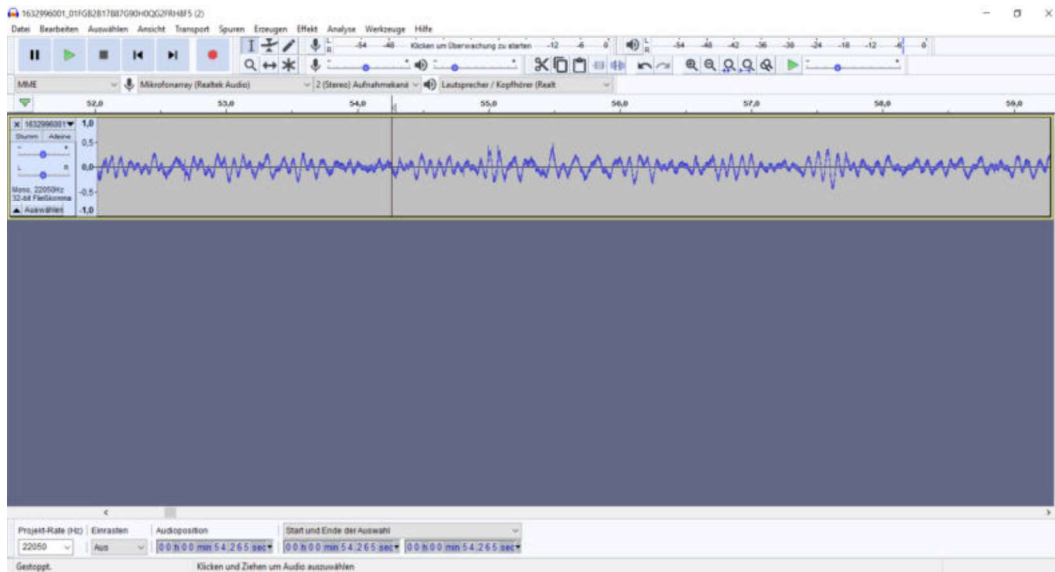


Abbildung 12 Visualisierte Geräusche

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass das Mikrofon im Stall installiert wurde, um Geräusche zu erfassen. Die Daten wurden analysiert und sollten für die automatische Tiererkennung verwendet werden. Durch gezielte provozierte Situationen wurden Audioaufnahmen gemacht, jedoch ist die Wiederfindungsrate der Geräusche bisher niedrig und es kam bisher zu keiner weiteren Durchführung.

Softwareseitige Zielerreichung

Der Arbeitsaufwand, um ein prototypisches System aus Hard- und Software (Bereitstellung/Deployment) zu entwickeln, welches bereits einen gewissen Grad der Benutzerfreundlichkeit aufweist, erwies sich als deutlich höher als geplant. Sowohl hardwaretechnisch als auch softwareseitig mussten wir bei MonitorFish GmbH intensive Forschungs- und Entwicklungsarbeit leisten. Wir haben umfangreiche Tests und Experimente mit verschiedenen Hardwarekomponenten durchgeführt, um eine kostengünstige Lösung zu finden, die den Anforderungen des Monitoringsystems gerecht wird. Unser Ziel war es, ein kostengünstiges Hardwaresystem zu entwickeln und einzusetzen. Nach vielen Versuchen haben wir uns letztendlich für eine Mono-Kamera (Dome-Version) entschieden, die in der Lage ist, nahezu die gesamte Fläche des Hühnerstalls abzudecken. Diese Kamera wurde speziell für die Anforderungen der Computer Vision Aufgaben optimiert. Sie erfasst die Aktivitäten der Hühner und liefert wertvolle Daten, die als Grundlage für die Entwicklung innovativer Techniken der künstlichen Intelligenz (KI) dienen. In der Entwicklungsphase wurden zwei Prototypen

der Kamera in diesem Projekt eingesetzt. Um Zeit bei der Hardwareentwicklung zu sparen, haben wir das Kamera-Konzept von unserem bereits existierenden Unterwasser-Stereokamerasystem übernommen. Die Herausforderung bestand darin, eine kostengünstige Lösung zu finden, die gleichzeitig eine größere Fläche des Hühnerstalls abdecken kann.

Mit der gewählten Mono-Kamera und dem optimierten Hardwaresystem sind wir in der Lage, kontinuierlich das Verhalten der Hühner zu überwachen. Die erfassten Daten werden anschließend in das Monitoringsystem eingespeist und dienen als Grundlage für die Weiterentwicklung von KI-Techniken zur Verbesserung des Hühnerwohls.

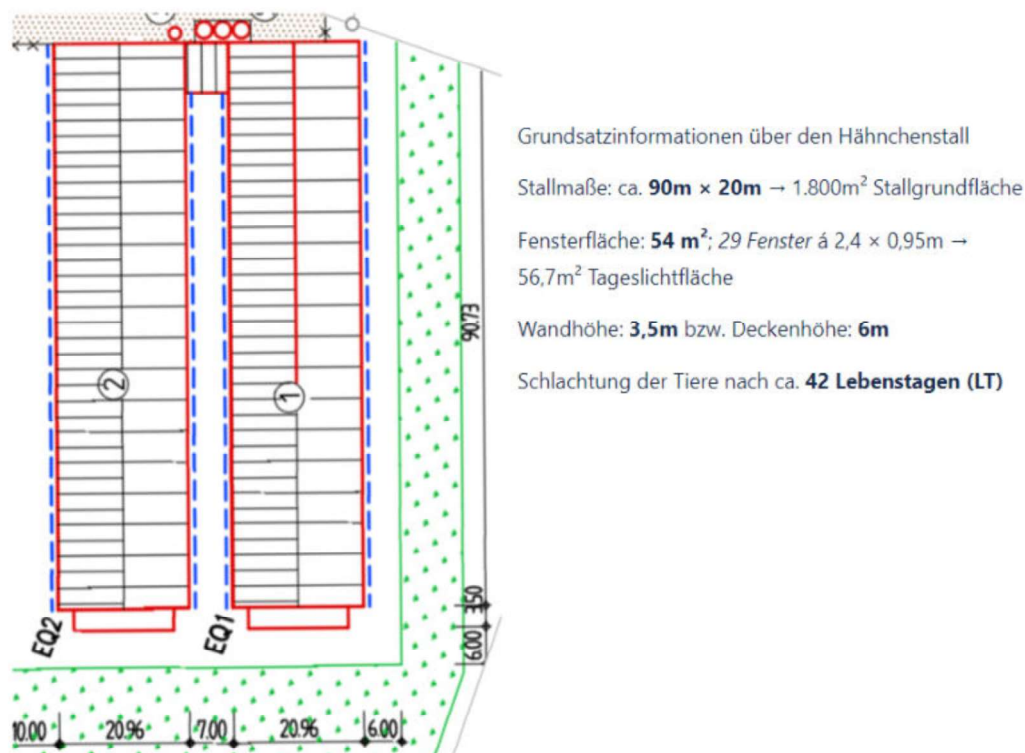


Abbildung 13 Beschreibung des Versuchsaufbaus

Während der Entwicklungsphase wurden zwei Prototypen von Kameras mit unterschiedlichen Perspektiven getestet:

- Eine Infrarotkamera (von oben):

Die Infrarotkamera, auch als Wärmebildkamera bekannt, erkennt und misst die von Objekten abgestrahlte Infrarotstrahlung, also ihre Wärmesignatur. Die Kamera verwendet ein spezielles Objektiv, das IR-Frequenzen durchlässt und auf einen speziellen Sensor fokussiert. Die von den Sensoren erfassten IR-Wellenlängen werden in ein elektronisches Signal umgewandelt und mithilfe von Algorithmen in ein schwarzweißes oder farbiges Bild mit verschiedenen Temperaturwerten umgewandelt. Die thermografischen Aufnahmen ermöglichen eine klare Wahrnehmung der Tiere, auch bei schlechten Lichtbedingungen. Die verwendete Wärmebildkamera verfügt zusätzlich über einen Standard-Aufnahmemodus, der mit dem sichtbaren Lichtspektrum funktioniert und einen einfachen Vergleich identischer Aufnahmen ermöglicht, um bestimmte Problembereiche schnell zu identifizieren.

- Eine Weitwinkelkamera von oben (Draufsicht):

Diese Kamera mit einem Bildwinkel von 120° ermöglichte die Erfassung eines möglichst großen Bildkreises. Durch den geringeren Abstand zum Motiv erfasst die Weitwinkelkamera mehr von der Umgebung und verleiht den Fotos ein Gefühl von Weite. Weitwinkelobjektive haben in der Regel eine bessere Schärfentiefe im Vergleich zu Normalobjektiven, was für die Projektziele von Vorteil sein kann.

- Eine seitliche Kamera:

Eine zusätzliche Kamera wurde seitlich angebracht, um genaue Aktivitätsbilder der Hühner zu erhalten, insbesondere wenn sie am Futtertopf stehen. Auch hier wurde eine Weitwinkelkamera eingesetzt.

Die Nutzung dieser neuen Kamerasysteme (Infrarotkamera und Weitwinkelkamera) stellte eine Herausforderung dar, da unsere Software- und Algorithmusmodelle angepasst werden mussten, um eine bessere Identifizierung zu ermöglichen. Zur Optimierung der Kosten für die Überwachung einer größeren Fläche des Hühnerstalls wurde am Ende der Entwicklungsphase die Verwendung einer Mono-Kamera beschlossen.

Aufgrund der Bedingungen im Geflügelstall, einschließlich Staub, Desinfektionsmittel und Wasser, war die Verwendung von Dome-Kameras die richtige Wahl. Dome-Kameras bieten verschiedene Designvarianten, darunter feste oder mobile und bewegliche Kuppeln sowie verschiedene externe Gehäuse, die an die individuelle Überwachungsumgebung angepasst werden können. Dome-Kameras sind optimal für die Überwachung großer Flächen geeignet, insbesondere wenn sie mit fortschrittlichen Sensoren und hoher Auflösung wie 20MP oder 50MP ausgestattet sind. Sie werden in öffentlichen Bereichen wie Bahnhöfen, zentralen Plätzen oder Einkaufszentren weit verbreitet eingesetzt.

Die im Projekt verwendete Kamera ist die D-IPC-HDBW3841EP-AS-0280B-S2 von DahuaTech. Diese 8MP IP-Dome-Kamera aus der WizSense-Serie zeichnet sich durch optimierten Perimeterschutz und eine sehr hohe Auflösung aus. Sie verfügt über eingebaute IR-LEDs mit einer maximalen IR-Entfernung von 30 m. Die Kamera bietet eine hohe Auflösung in Echtzeit, fortschrittliche Gegenlichtkompensation (WDR) zur Ausgleichung von Helligkeitskontrasten und intelligente Videoanalyse-Systeme wie Tripwire und Intrusion.

Zusätzlich zur Dome-Kamera wurde auch eine Thermalkamera von DahuaTech (D-TPC-DF1241-D2F2) in diesem Projekt eingesetzt. Diese 4MP Eyeball-Thermalkamera der Eco-Serie verfügt sowohl über eine Linse mit Thermosensor-Technologie als auch eine Linse für sichtbares Licht. Sie eignet sich perfekt zur Überwachung dunkler Bereiche im Innen- oder Außenbereich und bietet eine hohe thermische Empfindlichkeit sowie einen IP67-Schutz für anspruchsvolle Außenanwendungen.



Abbildung 14 die Verwendete Kamera in diesem Projekt [Quelle: EPS - www.eps-vertrieb.de]

Die Kameras werden in Höhe von 5m installiert, um dadurch eine größere Reichweite abzudecken. Laut der Berechnung haben wir:

- Abgedeckte Fläche:
 - ✓ Breite ca. 12,8m
 - ✓ Höhe ca. 5,21m

Daher wird ungefähr die Hälfte der Fläche des Hühnerstalls abgedeckt.

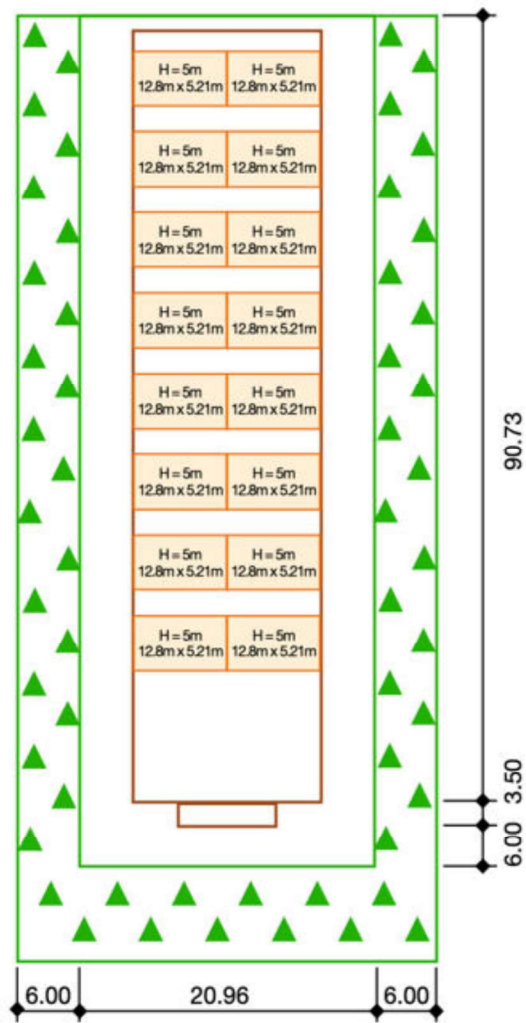


Abbildung 15 Aufbau des Kamerasetups



Abbildung 16 Vorbereitung der Installation der Kamera

Um die Bilder von 16 Kameras auf einer Speicherplattform zu sammeln, wurde ein Rekorder benötigt. Für dieses Vorhaben wurde der 16-Kanal IP-Rekorder (D-NVR5416-16P-EI) mit ePOE aus der Dahua WizSense-Serie eingesetzt. Dieser Rekorder verwendet die innovative H.265-Kodierungstechnologie, die bis zu 50% der Übertragungsbandbreite einspart. Zudem zeichnet sich die WizSense-Serie durch ihren geringen Energieverbrauch aus. Der Rekorder verfügt über Plug-and-Play-Funktionen und eine automatische Netzwerk-Wiederauffüllungstechnologie, die die Einrichtung und Nutzung erleichtern.



Abbildung 17 Verwendeter Rekorder [Quelle: EPS - www.eps-vertrieb.de]

Die gesammelten Daten werden direkt auf einer Festplatte in der lokalen Workstation in der Hühnerfarm gespeichert. Hierfür wurde eine 4TB-Festplatte von WD Purple WD42PURZ von Western Digital verwendet. Diese Festplatte wurde speziell für Videoüberwachungs- und Sicherheitssysteme entwickelt und besitzt ein dreimal höheres Workload-Rating als herkömmliche Desktop-Festplatten.

In der zweiten Entwicklungsphase des Projekts wurde beschlossen, anstelle einer Cloud-Plattform eine lokale Lösung für den Zugriff und die Speicherung der Daten zu implementieren. Durch die Verwendung eines FTP-Servers können wir eine große Menge an Daten über das lokale Netzwerk auf der von uns bereitgestellten Workstation speichern und gleichzeitig für den Trainingsprozess nutzen. Dadurch wird ein effizienter Zugriff auf die Bilddaten und ihre Analyse gewährleistet. Die detaillierten Schritte der zweiten Entwicklungsphase sind in der folgenden Abbildung dargestellt.

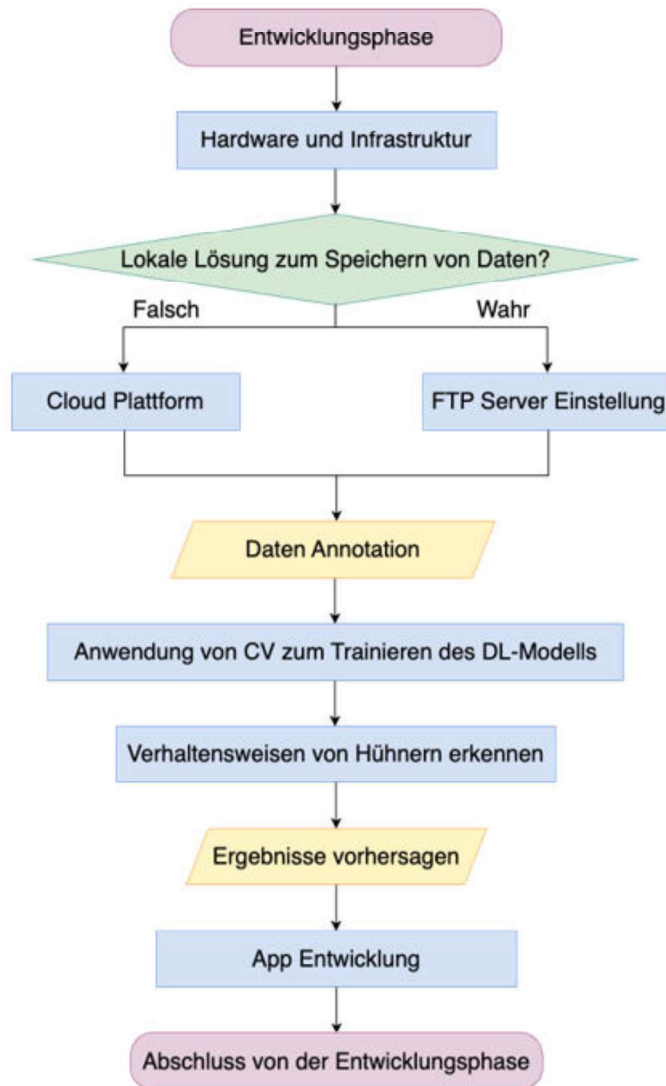


Abbildung 18 Projektablauf in der 2. Entwicklungsphase

Der Umfang der Aufgabe, eine Cloud-basierte Plattformlösung für den Zugriff, die Speicherung, die Analyse und die Darstellung von Daten zu nutzen, hat sich als zu umfangreich für die geplanten Ressourcen erwiesen. Die Implementierung einer Cloud-basierten Lösung würde zusätzliche Ressourcen wie IoT-Entwickler und AWS-Kosten erfordern, um das System zu überwachen, Wartungsarbeiten durchzuführen und die Online-Plattform zu organisieren. Darüber hinaus bestehen auch Sicherheitsrisiken bei der Nutzung einer Cloud-Plattform, die nicht zu vernachlässigen sind. Die Kosten für die Nutzung einer Cloud-Umgebung wurden in diesem Projekt nicht eingeplant. Aus diesen Gründen wurde in einem OG-Treffen beschlossen, eine lokale Lösung zu verwenden. Die Verwendung einer lokalen Lösung bietet viele Vorteile für die Datenspeicherung. Wir haben einen leistungsstarken Computer als

Server in der Hühnerfarm eingerichtet. Dieser Computer ist effizient genug, um alle erforderlichen Daten zu speichern und den Transfer der Daten im lokalen Netzwerk zwischen dem NVR-Recorder und dem Server zu ermöglichen. Der Computer/Server wird auch für das Training und den Betrieb der KI-Modelle sowie das Hosting der App verwendet.

Bei der Entwicklung der KI-Modelle hat sich gezeigt, dass die Verwendung von GAN-Modellen zur Analyse der Bilddaten vernachlässigt werden kann und es zielführender ist, den Mask-RCNN-Algorithmus zu nutzen.

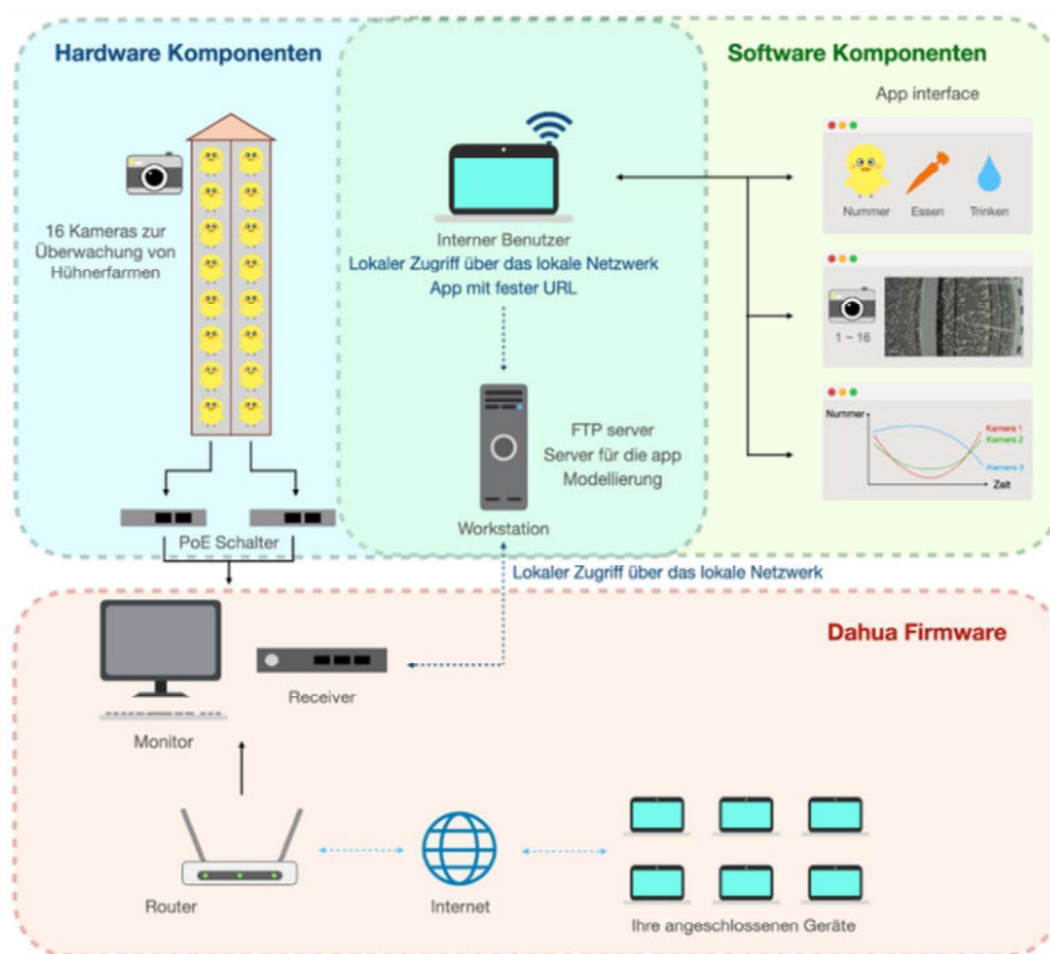


Abbildung 19 Übersicht der Gerätekonnektivität

Das gewählte Hardware-Setup in der Hühnerfarm ermöglicht die Überwachung der Hühner mit 16 Kameras. Das Objekterkennungsmodell wird auf der Workstation trainiert und für die Analyse der Bilddaten verwendet. Die analysierten Ergebnisse werden in der AniWeb-App angezeigt, die über das lokale Netzwerk im Browser eingesehen werden kann. Die App wird ebenfalls direkt auf der Workstation gehostet.

Um den Aufbau und die Installation der Hardware in der Hühnerfarm besser zu verstehen, werden alle Informationen und Konzepte in einem Diagramm dargestellt. Der Geräteanschluss der einzelnen Komponenten kann in drei Teilgruppen unterteilt werden:

- **Hardware-Komponenten:** 16 Kameras wurden an der Decke des Hühnerstalls angebracht, um die Hühner zu überwachen. Die Kameras sind in einer Höhe von etwa 3 Metern installiert. Der Hühnerstall hat eine Breite von etwa 20 Metern und eine Länge von 90 Metern, mit einer Gesamtfläche von etwa 1.800 Quadratmetern. Es gibt 2 Reihen mit jeweils 8 Kameras, und jede Reihe verfügt über einen PoE-Switch. Die PoE-Switches sind mit einem Receiver verbunden, der wiederum an einen Monitor angeschlossen ist, um die Situation in der Hühnerfarm in Echtzeit zu überwachen. Am 13. Dezember 2022 wurde ein leistungsfähiger PC als Workstation und lokaler Server in der Hühnerfarm eingerichtet. Diese Workstation dient unter anderem als FTP-Server, über den die Bilddaten vom Receiver über das lokale Netzwerk übertragen und gespeichert werden können.
- **Software-Komponenten:** Die Workstation fungiert sowohl als FTP-Server für den Austausch der Bilddaten als auch als Trainingsort für die KI-Modelle. Nach Abschluss der Annotationsarbeiten wird das Klassifizierungsmodell direkt auf der Workstation trainiert. Die Ergebnisse werden ebenfalls auf der Workstation analysiert. Die Workstation dient auch als Host-Server für die App, die auf dieser Maschine läuft und im lokalen Netzwerk für die Nutzer bereitgestellt wird. Die analysierten Ergebnisse und das Monitoring werden auf der Benutzeroberfläche der App angezeigt. Die Landwirte können die Informationen über ihre Hühnerfarmen in Echtzeit einsehen. Die Nutzer können ihre eigenen Geräte (Computer, Handy, etc.), die im lokalen Netzwerk angemeldet sind, verwenden und über das lokale Netzwerk auf den Server zugreifen. Der Endbenutzer kann die Benutzeroberfläche und die Funktionen der App über eine fest definierte URL aufrufen. Die App zeigt verschiedene Features an, wie die Anzahl der Hühner, die Anzahl der trinkenden und fressenden Hühner, die Änderung der Anzahl der Hühner unter verschiedenen Kameras und die Analyse von Diagrammen zur Änderung der Hühnerzahl.

- Externe Firmware: Es handelt sich um eine Firmware des externen Kameraanbieters, die den Zugriff auf die Kameras ermöglicht und Einstellungen an diesen vornimmt.



Abbildung 20 Einrichtung von Server und Firmware in der Geflügelfarm

Die lokale Workstation bietet eine höhere Datenübertragungsgeschwindigkeit. Die Sicherung und Wiederherstellung der Daten hängen hauptsächlich von der LAN-Verbindung ab.

Auf der Workstation werden folgende Arbeitsprozesse durchgeführt:

- Datensicherung: Die Bilder, die von den Kameras aufgenommen wurden, werden über einen eingerichteten FTP-Server übertragen und gespeichert.
- Model Training: Die leistungsstarke GPU wird genutzt, um die trainingsintensiven KI-Modelle effizient zu trainieren.

- Analyse: Die Analyse der Bilddaten wird als kontinuierlicher Service auf dem Gerät ausgeführt. Sobald die Bilddaten vom Receiver gesendet wurden, werden sie direkt analysiert.

Hosting der App: Die Ergebnisse, die vom KI-Modell für die Bildanalyse generiert werden, werden weiterverarbeitet und in einer App für den Nutzer zugänglich gemacht. Diese App kann über eine feste URL im lokalen Netzwerk über einen Browser aufgerufen werden.

Externe Firmware – Dahua

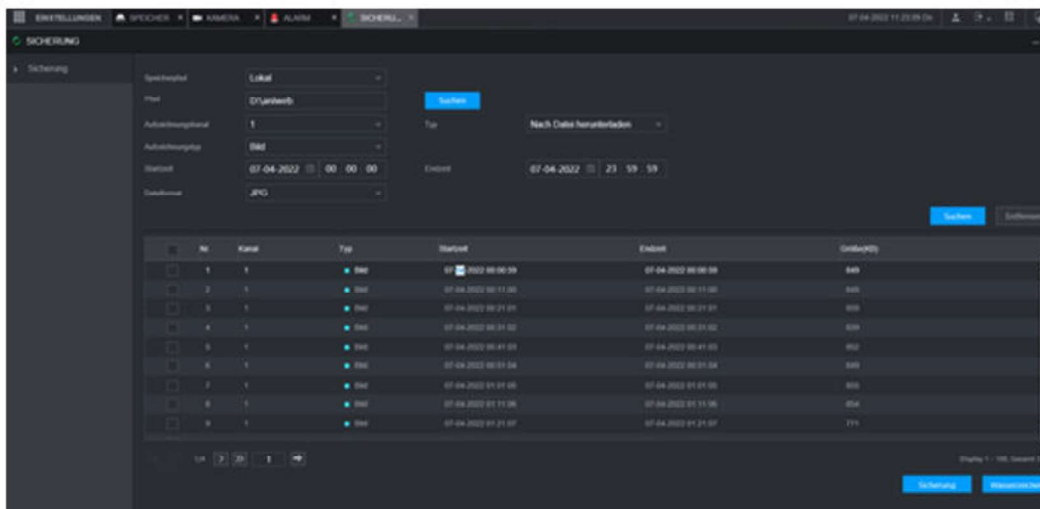


Abbildung 21 Zugriff-Plattform von Dahua

Dahua Tech bietet eine Web-GUI-Plattform zur Speicherung von Daten ihres Kamera-Systems an. Allerdings ist diese grafische Benutzeroberfläche nur begrenzt in der Lage, eine bestimmte Anzahl von Bildern gleichzeitig zu speichern und abzurufen. Die Download-Option der grafischen Benutzeroberfläche ermöglicht es uns nur, eine sehr kleine Anzahl von Elementen gleichzeitig auszuwählen. Um alle Bilder herunterzuladen, müssten wir alle möglichen Elemente von über 4500 Seiten einzeln herunterladen. Dies ist in der Praxis nicht praktikabel und effizient genug. Dieses Problem wurde durch die Verwendung eines FTP-Servers gelöst. Mit einem FTP-Server können wir direkt auf die Bilddaten zugreifen, anstatt die grafische Benutzeroberfläche zum Herunterladen zu verwenden. Darüber hinaus bietet ein FTP-Server mehr betriebliche Flexibilität. Dies spart viel Zeit beim Zugriff auf die Bilder und ist ein einfacher und effizienter Weg, dies zu erreichen. Die während der Erprobungen aufgezeichneten Daten müssen hohe Qualitätsstandards erfüllen, damit sie zur Schulung leistungsstarker Netzwerke verwendet werden können. Daher ist es entlang

des gesamten Lebenszyklus der Daten (Aufnahme, Vorverarbeitung, Training, Test, Inferenz) wichtig, definierte Standards einzuhalten. Es ist auch wichtig, den Prozess genau zu verfolgen. Zu diesem Zweck sind Prüfschritte entlang des Prozesses erforderlich. Darüber hinaus soll die Trainingsdatenmenge durch synthetische Argumentation vergrößert werden. Um eine strukturierte Datenverschiedenheit zu generieren, wurden unterschiedliche Szenarien im Hühnerstall aktiv erzeugt. Dazu gehörten verschiedene Varianten wie Version 01 (siehe Abbildung 22) und Version 02 (siehe Abbildung 22), bei denen der Bereich unterhalb der Kamera abgesperrt wurde. In einem weiteren Versuch wurden Absperrungen verwendet, um den Stall in mehrere Abschnitte zu unterteilen, um verschiedene bewertbare Bildmaterialien zu generieren.



Abbildung 22 Absperrung Version 1

Die Qualität der Eingabedaten ist entscheidend für die Leistung von neuronalen Netzen und KI-Modellen im Allgemeinen. Während der Sichtung der Bilder entstand die Hypothese, dass die Qualität der Bilddaten durch eine Vorverarbeitung verbessert werden könnte. Daraufhin wurde eine detaillierte Analyse der Bilder durchgeführt, um zu untersuchen, welche Methoden zur weiteren Optimierung der Bildqualität geeignet sind.

Normalisierung der Bilddaten - Standard Ansicht

Bild Rohdaten



Bild normalisierte

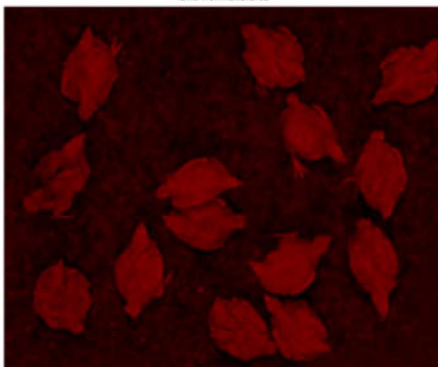


Ansicht der Bilddaten für den roten Farbkanal

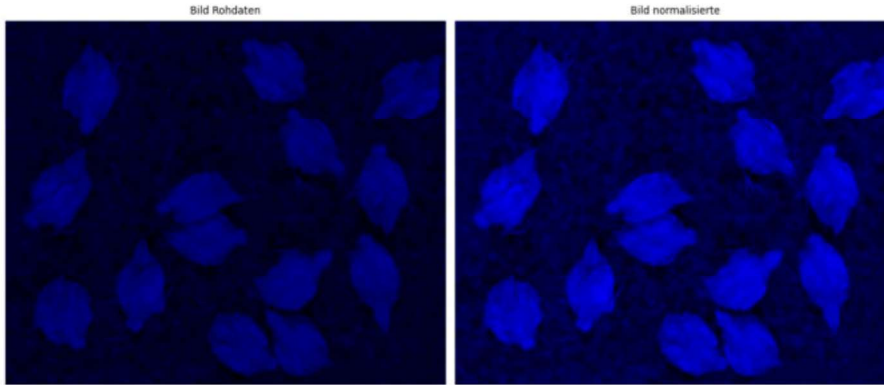
Bild Rohdaten



Bild normalisierte



Ansicht der Bilddaten für den blauen Farbkanal



Ansicht der Bilddaten für den grünen Farbkanal

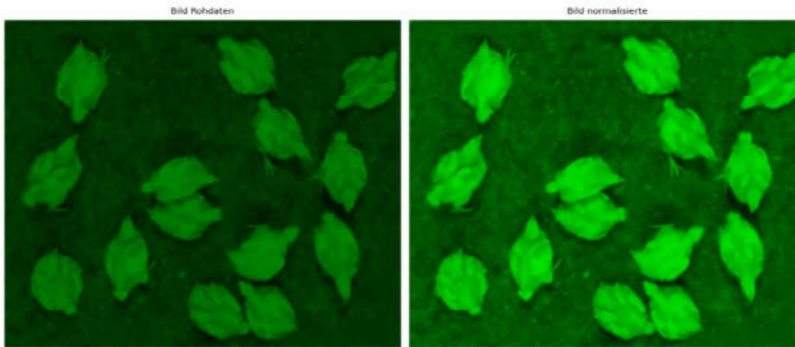
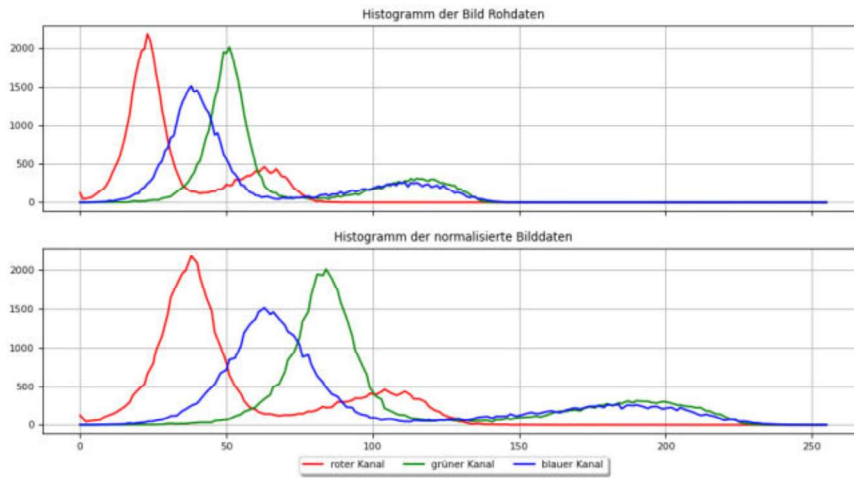


Abbildung 23 Ansichten verschiedener Bildkanäle

Histogramm der Bild Rohdaten vs. den normalisierten Bilddaten



empirische Verteilungsfunktion der Bild Rohdaten vs. den normalisierten Bilddaten

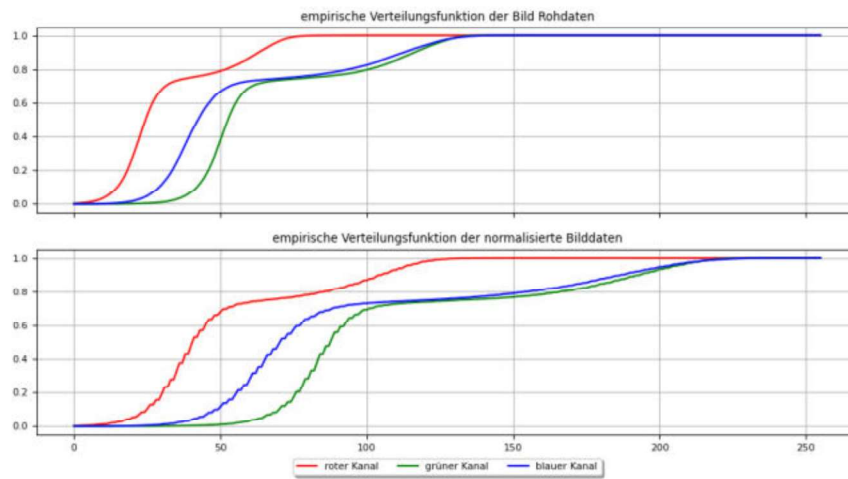


Abbildung 24 Histogramm der Bildanalyse

Normalisierung der Bilddaten - Histogramm Ausgleich

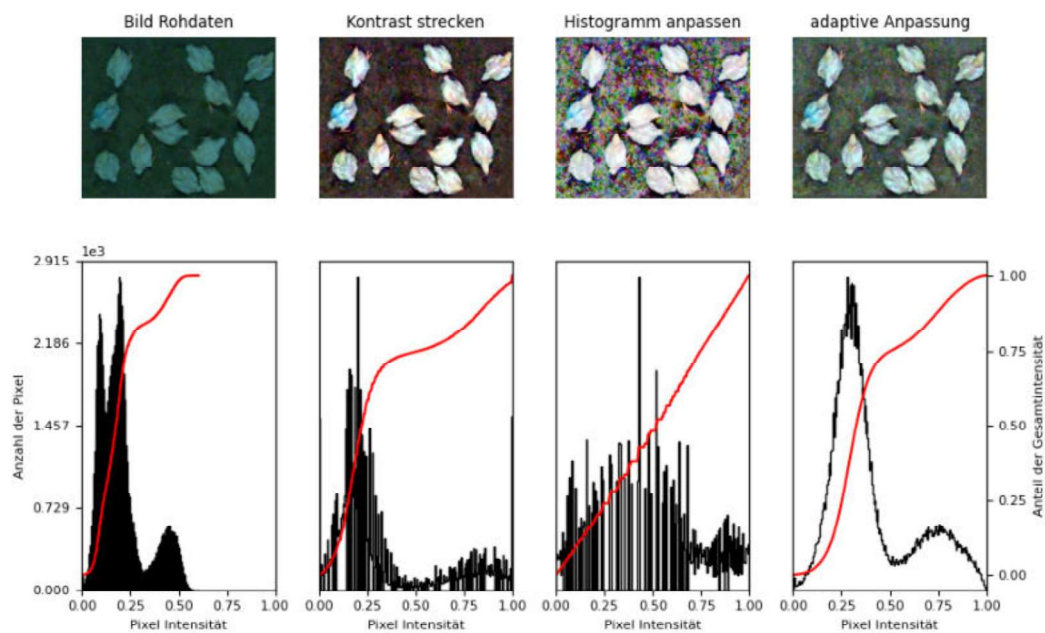


Abbildung 25 Histogramm Ausgleich

Es ist verständlich, dass bei der Datenverarbeitung die Bilddaten in ihre einzelnen Komponenten zerlegt wurden, um sie zu analysieren und mit statistischen Methoden weiter zu optimieren. Durch die Zerlegung der Bilddaten in ihre unterschiedlichen Farbkanäle können spezifische Merkmale und Muster in den einzelnen Kanälen identifiziert werden. Die Erstellung von Histogrammen und kumulativen Verteilungsfunktionen basierend auf den Werten der Farbkanäle ermöglicht eine quantitative Analyse und Optimierung der Daten. Bei der Entwicklung von neuronalen Netzwerken müssen die Architekturen der Hidden Layer entsprechend den spezifischen Anforderungen und Aufgaben des Netzwerks gestaltet und konzipiert werden. Verschiedene Problemstellungen erfordern unterschiedliche Architekturen und Anpassungen der Netzwerke, um optimale Ergebnisse zu erzielen. Die Wahl der Architektur hängt von Faktoren wie der Art der Daten, der Komplexität des Problems und den gewünschten Leistungszielen ab.

Um die oben genannten Punkte besser zu verdeutlichen, wurden zwei Bilder aus dem Artikel "Application Examples of Convolutional Neural Networks - Video Analysis" verwendet. Diese Bilder sollen zeigen, dass unterschiedliche Problemstellungen spezifische Anforderungen an die Architektur von neuronalen Netzwerken stellen. Die Bilder können als Beispiele dienen, um die vielfältigen Anwendungsmöglichkeiten von neuronalen Netzwerken in der Videoanalyse zu veranschaulichen. Es ist wichtig, die

Architektur und Konfiguration der neuronalen Netzwerke entsprechend den spezifischen Anforderungen und dem Kontext der Anwendung anzupassen, um optimale Ergebnisse zu erzielen.

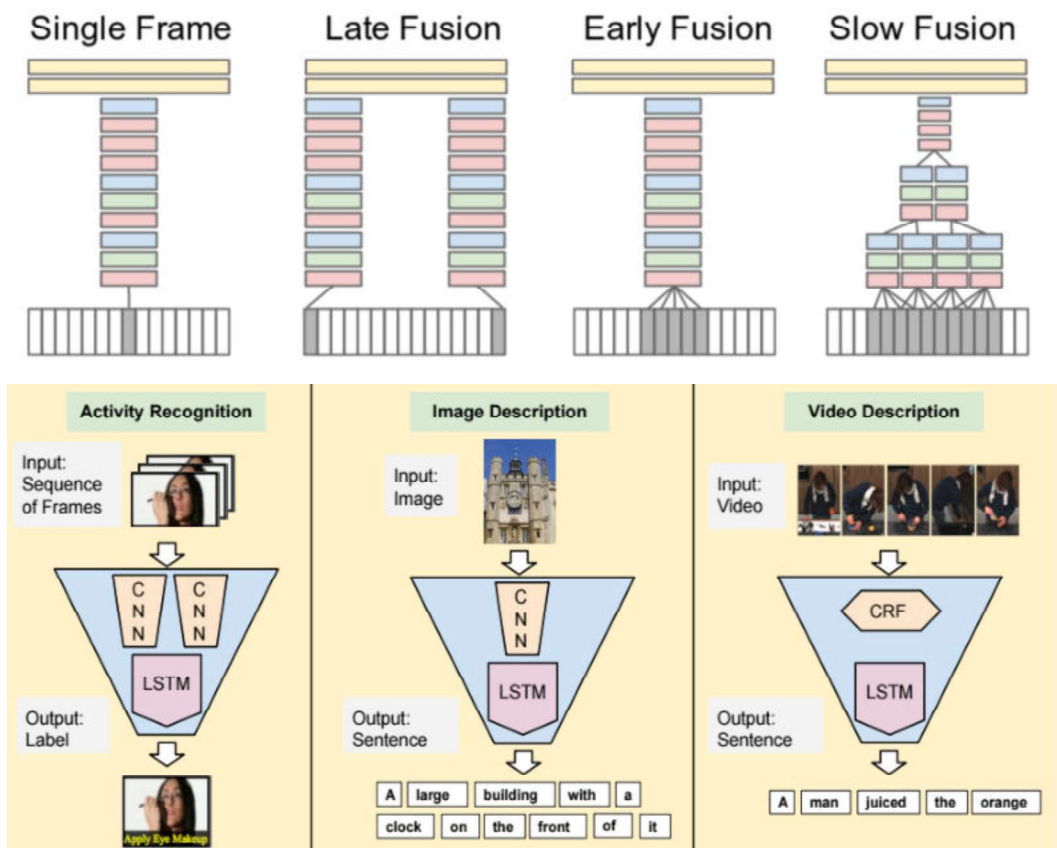


Abbildung 26 Die Architektur der Neuronalen Netze [Quelle: <https://wiki.tum.de/display/Ifdv/Video+Analysis?preview=/23562519/25007932/Fusion.png>]

In diesem Projekt lag der Fokus auf der Einzelbildanalyse, bei der Objekte, insbesondere Masthühner, erkannt, verfolgt und gezählt werden sollten. Die Entwicklung der Modelle erfolgte auf der Grundlage dieser Anforderungen. Es ist allgemein bekannt, dass es nicht ausreicht, einfach ein einziges Modell für die Objekterkennung zu verwenden, um nahezu alle Probleme zu lösen. Die Herausforderung und die hohe Komplexität bestanden darin, eine sorgfältige Auswahl der Trainings- und Validierungsdaten durchzuführen, die verwendeten Netzarchitekturen sinnvoll auszuwerten und nach optimalen Kombinationen von Hyperparametern zu suchen. Die Auswahl der Trainings- und Validierungsdaten ist von großer Bedeutung, um sicherzustellen, dass das Modell eine angemessene Vielfalt und Repräsentativität der zu erkennenden Objekte erfährt. Es ist wichtig, ausreichend

Daten zu haben, um eine hohe Genauigkeit und Zuverlässigkeit des Modells zu gewährleisten.

Die Auswertung der verwendeten Netzarchitekturen beinhaltet die Analyse ihrer Leistungsfähigkeit und Effektivität bei der Objekterkennung. Dabei werden Metriken wie die Genauigkeit, die Präzision, der Recall und der F1-Score verwendet, um die Leistung des Modells zu bewerten und mögliche Verbesserungen zu identifizieren. Die Suche nach optimalen Kombinationen von Hyperparametern beinhaltet die Anpassung von Parametern wie der Lernrate, der Batch-Größe und der Regularisierung, um die Leistung des Modells weiter zu verbessern. Durch systematisches Experimentieren und Testen können die Hyperparameter optimiert werden, um die bestmöglichen Ergebnisse zu erzielen. Durch die sorgfältige Auswahl der Trainings- und Validierungsdaten, die Auswertung der verwendeten Netzarchitekturen und die Suche nach optimalen Hyperparametern können die Modelle für die Objekterkennung auf ein hohes Leistungsniveau gebracht werden. Dies ermöglicht eine präzise und zuverlässige Analyse der Einzelbilder zur Detektion und Zählung von Masthühnern.



Abbildung 27 Rohdaten

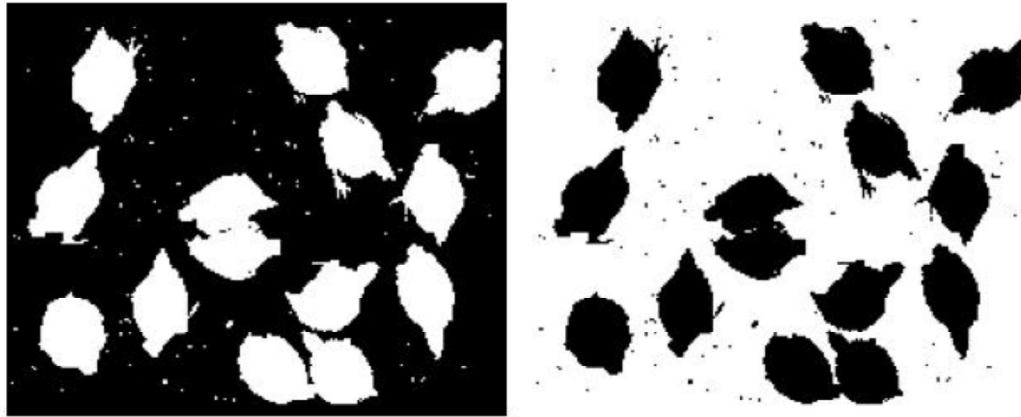


Abbildung 28 positive wie negative Maske aller Objekte in dem Bildabschnitt

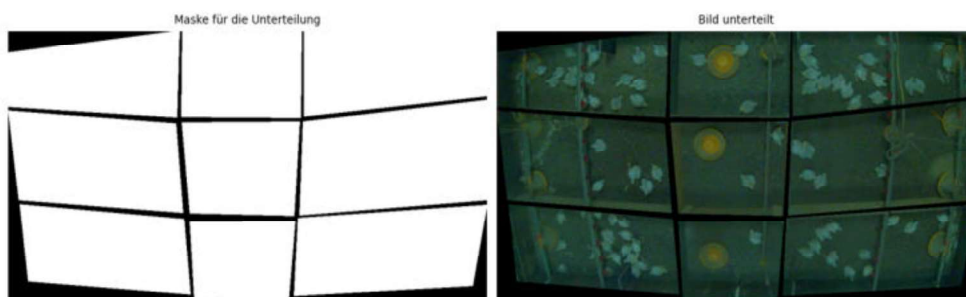
Das Generative Adversarial Network (GAN) ist eine Methode des unüberwachten Lernens, bei der zwei Netzwerke gegeneinander spielen und sich ständig anpassen, um qualitativ hochwertige Bilder zu generieren oder vorhandene Bilder zu verbessern. Ursprünglich war geplant, Anomalien mittels Autocodierung und GAN-Modellen zu erkennen. Aufgrund der begrenzten Zeit wurde jedoch beschlossen, diese Arbeit zu reduzieren, da GAN-Modelle aufgrund des Trainings von zwei Netzwerken zusätzliche Komplexität mit sich bringen. Stattdessen wurde der Mask-RCNN-Algorithmus für die Objekterkennung verwendet. Masken sind boolesche Matrizen, die angeben, ob ein Pixel zu einem erkannten Objekt gehört oder nicht. Die Bounding Boxen, die oft dargestellt werden, sind ein Nebenprodukt der Masken. Das Ziel war es, alle erkennbaren Individuen auf einem Bild zu erkennen und zu zählen. Die Komplexität der Erkennung hängt davon ab, ob die Individuen klar voneinander unterscheidbar sind.

Bei der Annotation und Beschriftung der Daten wurde sich auf ein bestimmtes Stadium des Huhns (von Tag 10 bis Tag 15) konzentriert, um den Trainingsprozess weniger komplex zu gestalten. Dies wurde in einem OG-Treffen beschlossen, da sich die Tiere während ihres Lebenszyklus stark in Farbe und Form verändern. Ein allgemeines Modell für den gesamten Lebenszeitraum würde daher schwache Ergebnisse liefern.

Es besteht immer die Möglichkeit, dass einige Individuen unerkannt bleiben. Statistiken für die gesamte Population müssen daher aus den Statistiken für die

erkannten Individuen abgeleitet werden. Die Bildvorverarbeitung wurde als Basis für die Entwicklung eines eigenständigen Modells zur Vorverarbeitung der Rohdaten verwendet, die von der Kamera erstellt wurden. Dadurch wurde sichergestellt, dass die Informationen in den Rohbilddaten optimal aufbereitet wurden, bevor sie für das Training der KI-Modelle verwendet wurden. Die gesammelten Ergebnisse aus der Entwicklungsphase dienten als Fallstudie für die Weiterentwicklung eines Prototyps. Für das Training der KI-Modelle war es wichtig, einen ausreichend großen Umfang an annotierten Bildern zu haben, die den Anforderungen der KI-Modelle entsprechen. Die Verwendung von Bonitur-Vorlagen half dabei, die KI-Modelle zu trainieren. Die Absperrungen unterhalb der Kamera wurden so gestaltet und bestückt, dass eine fundierte Basis an Bildern mit detaillierten Informationen erstellt werden konnte.

kompletter Bildbereich aufgeteilt nach Absperrungen



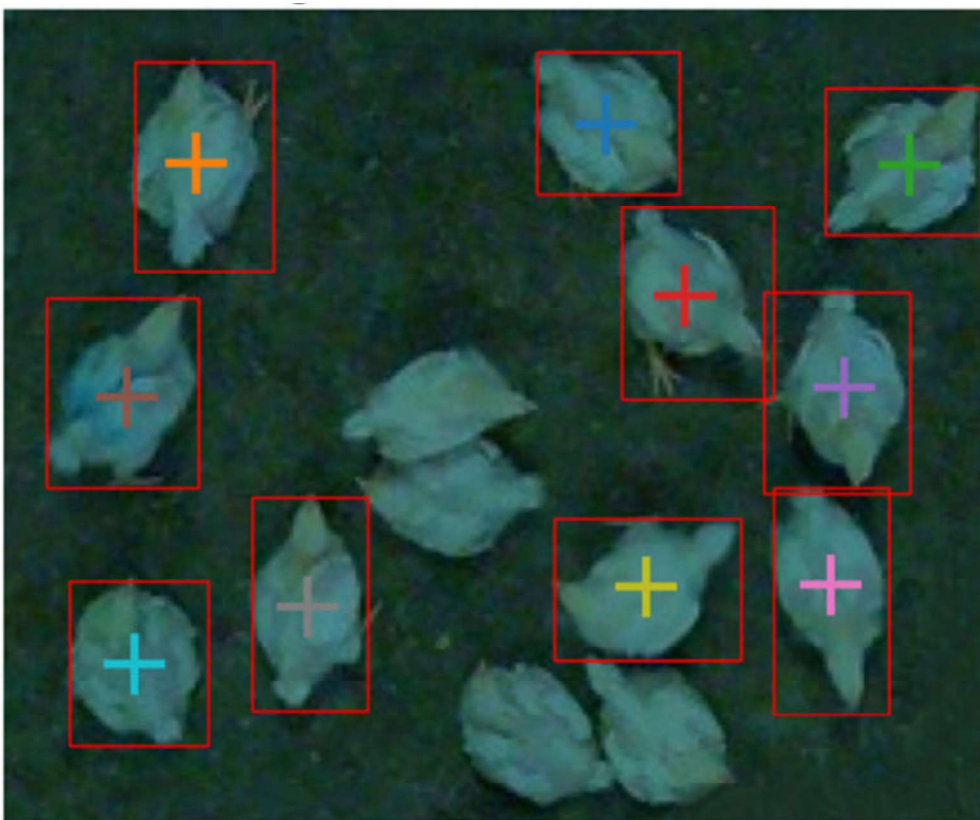
Ausschnitt Bildbereich aufgeteilt nach Absperrungen



Abbildung 29 Bonitur-Vorlage zur Entwicklung des KI-Modells

Durch das Erstellen des Lastenhefts und die Spezifizierung der Anforderungen an die Hardware wurde auch eine klare Definition der Anforderungen an die Software ermöglicht. Auf dieser Grundlage wurde ein Katalog mit den zu annotierenden Merkmalen erstellt. Dieser Katalog diente als Vorlage für die detaillierte Annotation weiterer Bilder. Der Annotationsprozess war unerlässlich für die Entwicklung und das Training der KI-Modelle und somit für den Erfolg des Projekts.

Die Generierung von Masken, die für die Objekterkennung wesentlich sind, wurde in diesem Projekt weiter optimiert. Die daraus resultierenden Daten wurden als Eingabe für die Entwicklung und das Training der KI-Modelle verwendet.



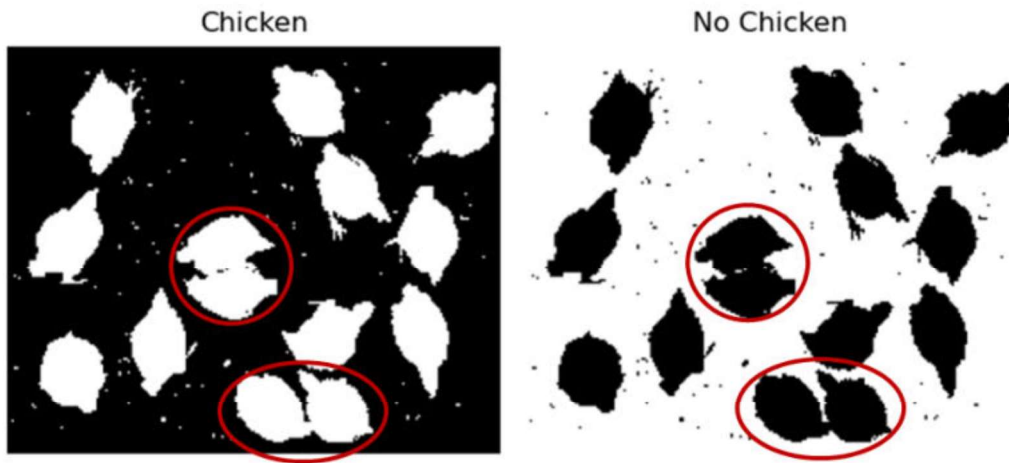


Abbildung 30 Separation der Objekte durch spezifische Optimierung der Maske

Produkte	Arbeiten	Status	Kommentare
Hardware und Infrastruktur	Installation der Kamera	Erledigt	Insgesamt 16 Kameras, jede Reihe hat 8
	Verbunden mit dem Empfänger	Erledigt	2 PoE-Switches angeschlossen
	Verbunden mit der Arbeitsstation (Server)	Erledigt	Andere Geräte können den Server über das Internet steuern
Lösung für die Speicherung von Daten	Lokales	Erledigt	FTP Server für den Zugriff auf Daten
	Cloud	Abgebrochen	Es werden mehr Ressourcen und Kosten für die Pflege und Organisation des Prozesses benötigt. Sicherheitsproblem.
FTP Server Einstellung	Server verbindet sich mit Empfänger	Erledigt	
	Ausführen von Programmen auf dem Server	Erledigt	
	Einsatz der Anwendung auf lokaler Ebene	Erledigt	Überwachung und Vorhersage von Ergebnissen
Anwendung von CV zum Trainieren von DL-Modellen	Photogrammetrische Methoden und Analyse	Erledigt	Verwendung der Maske R-CNN für das Trainingsmodell
	Softwaremodul und Überprüfung	Erledigt	
	Normale Klassifizierung mit positiven und negativen Beispielen	Erledigt	
	Erkennung von Anomalien durch automatische Kodierung/GAN	Abgebrochen	Die kommentierten Daten konzentrieren sich auf ein bestimmtes Stadium der Hühner, und die Beschriftung Daten reichen für das Training aus, so dass kein GAN Modell verwendet werden muss.
Verhaltensweisen von Hühnern erkennen	Erkennung von Tierzahlen	Erledigt	
	Verteilung der Tiere	Erledigt	
	Wie viel Huhn trinkt	Erledigt	
	Wie viel Huhn isst	Erledigt	
App Entwicklung	Titel und grundlegende Informationen	Erledigt	
	Push-Nachricht für Alarm	Erledigt	
	Hühner insgesamt aktueller Stand	Erledigt	
	Ansicht der Ab-&Zulauf-Hühner	Erledigt	
	Bildbetrachtung und analyse	Erledigt	
	Analysevergleich in Diagramm von Anzahl der Hühner	Erledigt	

Abbildung 31 Projektarbeit und Statusübersicht für die Entwicklungsphase

Die Visualisierung der Daten ist ein leistungsstarkes Werkzeug, um wertvolle Erkenntnisse und Zusammenhänge, die in den Daten verborgen sind, zu erforschen, zu verstehen und zu kommunizieren. Es spielt keine Rolle, ob es sich um eine erste explorative Analyse oder eine Präsentation für nicht-technische Kollegen handelt - die richtige Visualisierung ist das Herzstück der Datenwissenschaft. Das geeignetste Tool für die Visualisierung der eigenen Daten hängt von der Art der Daten, dem Zweck der Visualisierung und der angestrebten Ästhetik ab.

In diesem Projekt wurden die analysierten Ergebnisse in der AniWeb-App angezeigt. Diese App enthielt viele Funktionen, die durch die Ergebnisse des Modells generiert wurden. Einige Beispiele für die Funktionalität sind:

- Überwachung der Hühnerfarm:

Der Benutzer kann eine bestimmte Anzahl von Kameras auswählen, um die Anzahl der Hühner und ihr Verhalten zu erkennen und die Verteilung der Hühner zu beobachten.

- Warnmeldungen:

Wenn die Verteilung der Hühner mehr oder weniger als 15% von einem Standardverteilungswert abweicht, wird dem Landwirt eine Push-Benachrichtigung in der App angezeigt, um ihn zu warnen. Der genaue Standardverteilungswert wurde zu diesem Zeitpunkt noch nicht festgelegt.

Die Visualisierung der Daten ermöglicht es den Benutzern, auf einen Blick wichtige Informationen zu erfassen und Zusammenhänge zu erkennen. Sie unterstützt die Entscheidungsfindung und trägt zur Optimierung der Betriebsabläufe bei. Es ist zu beachten, dass die Wahl des Visualisierungstools von verschiedenen Faktoren abhängt, darunter die Art der Daten, die zu visualisierenden Informationen und die Zielgruppe. Je nach Bedarf können verschiedene Tools und Techniken eingesetzt werden, wie beispielsweise Diagramme, Grafiken, interaktive Dashboards oder Heatmaps, um nur einige zu nennen.

Die Datenvisualisierung spielt eine entscheidende Rolle bei der Kommunikation und Präsentation von Ergebnissen und trägt dazu bei, dass die Informationen effektiv und verständlich vermittelt werden.

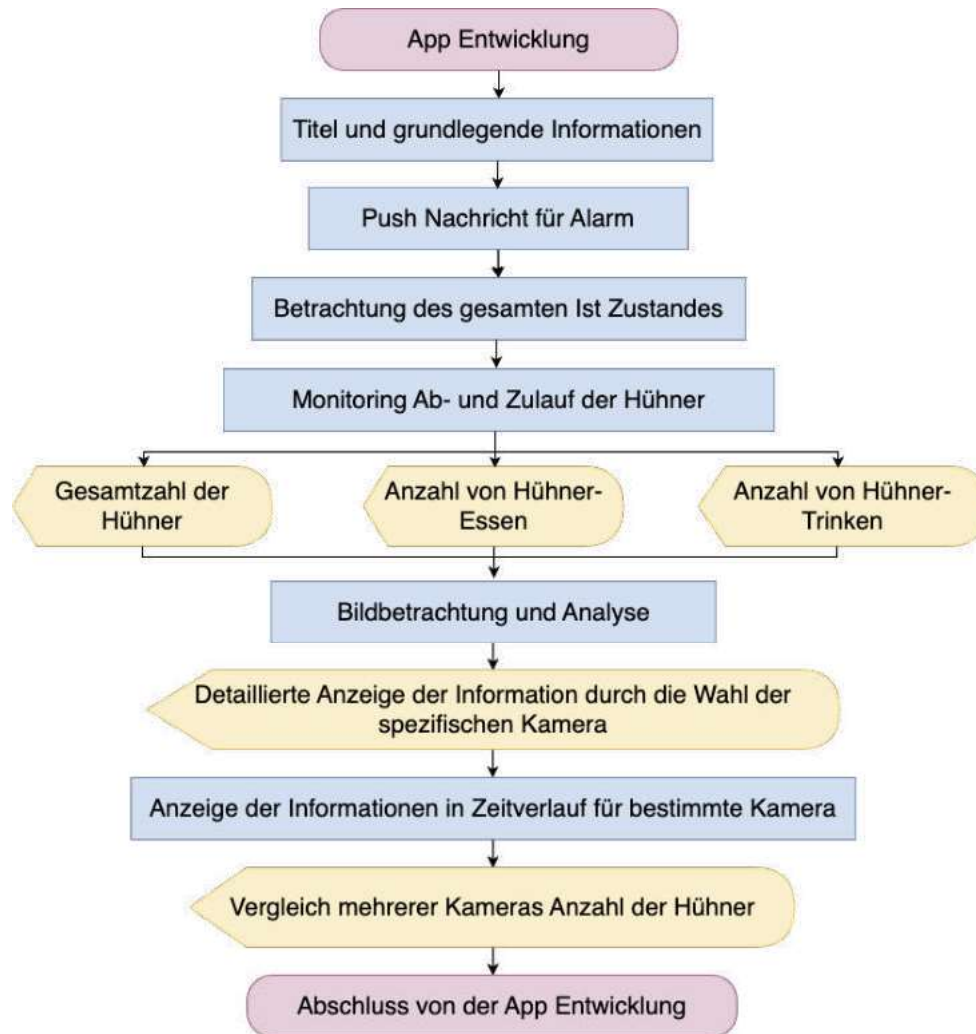


Abbildung 32 Arbeitsablauf der App-Entwicklung

Python ist eine universelle und höhere Programmiersprache, die in diesem Projekt für die Entwicklung der App verwendet wurde. Es ist bekannt für seine Lesbarkeit und einen knappen Programmierstil. Python unterstützt mehrere Programmierparadigmen, einschließlich objektorientierter, aspektorientierter und funktionaler Programmierung. Die Hauptmodule, die in diesem Projekt für die Gestaltung des Dashboards und der interaktiven Datenvisualisierung verwendet wurden, sind Plotly und Dash.

Plotly ist eine freie und Open-Source-Grafikbibliothek für Python. Es ermöglicht Benutzern, interaktive webbasierte Visualisierungen zu erstellen, die entweder als

eigenständige HTML-Dateien gespeichert oder als Teil von reinen Python-Webanwendungen mit Dash bereitgestellt werden können. Dash ist ein Framework, das verwendet wird, um browserbasierte interaktive Datenvisualisierungsschnittstellen mit Python zu erstellen. Es bietet eine Point-and-Click-Schnittstelle für in Python geschriebene Modelle und erweitert die Möglichkeiten eines traditionellen Dashboards erheblich. Mit Plotly Express (PX), einem Teil des Plotly-Moduls, können ganze Figuren auf einmal erstellt werden. Es bietet über 30 Funktionen zur Erstellung verschiedener Arten von Abbildungen und ermöglicht die Erstellung interaktiver Visualisierungen mit wenigen Codezeilen. In der App wurden verschiedene Anwendungen und Features implementiert, wobei jedes Feature als separater Bereich konzipiert ist. Der Arbeitsablauf für die Entwicklung und Implementierung dieser Features ist in Abbildung 32 dargestellt. Die Verwendung von Python, Plotly und Dash ermöglichte die Erstellung einer benutzerfreundlichen und interaktiven App-Schnittstelle zur Anzeige und Analyse der Ergebnisse des KI-Modells. Die Kombination dieser Tools bietet eine leistungsstarke Plattform für die Datenvisualisierung und die Bereitstellung von Informationen in einer intuitiven und ansprechenden Weise.

2.4.2. Abweichung zwischen Planung und Ergebnis

Im Verlauf des Projekts traten Verzögerungen auf, die auf den Austausch der Kameras und der Kameratechnik sowie auf die erschwerte Beschaffung neuer Ressourcen aufgrund der Corona-Pandemie zurückzuführen waren. Trotz dieser Herausforderungen blieb das Gesamtziel des Projekts unbeeinflusst. Die Entwicklungsarbeiten konnten wie geplant begonnen werden, jedoch wurden aufgrund der Auswirkungen der Covid-Pandemie einige Arbeitspakete, wie die "Umsetzung als Softwaremodul und Verifizierung", das "Fully connected Neural Network" und die "App Entwicklung", sowie in Phase 3 die "Anpassung des Hardwaresetups" und die "Individualisierung der Tiere durch Erkennen von individuellen Merkmalen über Computer Vision", verschoben oder verlängert. Um den Zeitplan einzuhalten, wurde der Versuchsansatz entsprechend angepasst und optimiert. Dennoch konnten einige Anforderungen nur konzeptionell bearbeitet werden. Leider konnten aufgrund von internen Verpflichtungen und Ressourcenknappheit in der MonitorFish GmbH einige Anforderungen, wie die Erfassung des "Bewegungsprofils und Verhaltens der Tiere" sowie die "Futter- und Wasseraufnahme" unter Berücksichtigung verschiedener

Parameter, nicht realisiert werden. Ebenso wurden Aufgaben wie die Anzeige von "Tieren, die sich deutlich unterdurchschnittlich bewegen", "nicht wachsenden Tieren" oder "toten Tieren" nicht weiterverfolgt. In Absprache mit den Projektpartnern wurden diese Aufgaben nach einer Priorisierung der relevanten Produktfunktionalitäten zurückgestellt und schließlich aufgrund von Datenmangel und zur Bearbeitung der verbleibenden Arbeitspakete reduziert. Die festgelegten Anforderungen wurden stärker auf die Tierzahlerkennung unter jeder Kamera, die Tierverteilung im Stall sowie die Erfassung der Trink- und Fressaktivität der Tiere fokussiert. Die App-Entwicklung umfasste Funktionen wie das Live-Tracking, grafische Darstellungen der Tierverteilung, des Trink- und Fressverhaltens sowie Push-Benachrichtigungen. Trotz der Herausforderungen und Einschränkungen konnte das Projekt AniWeb erfolgreich fortgesetzt werden und wichtige Erkenntnisse und Lösungsansätze im Bereich des Tiermonitorings und der Datenanalyse liefern. Die Anpassungen und Priorisierungen ermöglichten es, die verbleibenden Arbeitspakete erfolgreich abzuschließen und die wichtigsten Funktionalitäten des Monitoringsystems umzusetzen.

2.4.3. Beitrag des Ergebnisses zu förderpolitischen EIP-Themen

Dieses Projekt weist aufgrund seiner Merkmale und Ziele einen starken Bezug zu den förderpolitischen Zielen des EIP-Programms auf. Im Rahmen dessen lassen sich folgende Gründe nennen, weshalb das Projekt mit den förderpolitischen Zielen in Einklang steht: Eine wesentliche Komponente des Projekts sind sensorbasierte Monitoringsysteme, die durch den Einsatz kameragestützter Computer-Vision-Tools eine frühzeitige Indikation und Überwachung von Tierwohl- und Tierschutzmaßnahmen ermöglichen. Durch die automatisierte Auswertung der aufgezeichneten Daten können potenzielle Probleme oder Abweichungen schnell erkannt und entsprechende Maßnahmen eingeleitet werden. Dadurch trägt das Projekt zur Verbesserung des Tierwohls bei und gewährleistet die Einhaltung von Tierschutzstandards. Ein weiteres Ziel des Projekts ist die kontinuierliche Verbesserung der tiergerechten Tierhaltung. Durch die genaue Überwachung und Auswertung von Tierwohl- und Gesundheitsindikatoren können gezielte Maßnahmen ergriffen werden, um das Wohlbefinden der Tiere zu steigern und ihre Gesundheit zu erhalten. Dies hat nicht nur positive Auswirkungen auf das Tierwohl, sondern trägt auch zur Reduzierung von Krankheiten bei und steigert die ökonomische Effizienz in der Tierhaltung, da gesunde Tiere bessere Leistungen erbringen.

Darüber hinaus trägt das Projekt zur Steigerung der Effizienz und Wettbewerbsfähigkeit in der Tierhaltungsbranche bei. Durch den Einsatz von sensorbasierten Monitoringsystemen und automatisierten Analyseverfahren werden kontinuierlich Daten erfasst, analysiert und in verwertbare Informationen umgewandelt. Dies ermöglicht eine fundierte Entscheidungsfindung und eine optimierte Ressourcennutzung. Gleichzeitig werden gesellschaftliche Anforderungen wie Tierwohl und Tierschutz berücksichtigt, was einen positiven Einfluss auf das Image des landwirtschaftlichen Betriebs haben kann. Insgesamt trägt dieses Projekt durch die Einbindung sensorbasierter Monitoringsysteme, die kontinuierliche Verbesserung der tiergerechten Tierhaltung und die Berücksichtigung gesellschaftlicher Anforderungen aktiv zur Erreichung der förderpolitischen Ziele des EIP-Programms bei. Es fördert Innovation, Nachhaltigkeit und den verantwortungsvollen Umgang mit Tieren in der Landwirtschaft, um eine zukunftsfähige und effiziente Tierhaltung zu gewährleisten.

2.4.4. Nebenergebnisse

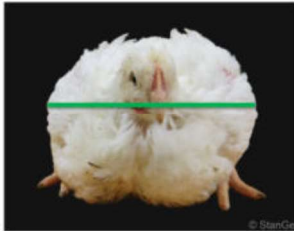
Tiermessungen

Für die erfolgreiche Umsetzung des Projektes, die Beschaffung einer geeigneten Kamera für den Stall und das Training der Algorithmen, ist es von Bedeutung, Informationen über die Größe der Tiere und den Wachstumsverlauf der Broiler zu haben. Aus diesem Grund wurden zweimal wöchentlich Daten zur Konfektionierung erhoben. Diese Informationen sind in der vorhandenen Literatur nicht ausführlich dokumentiert, weshalb die Hochschule die Datenerhebung durchführen musste. Die Tiermaße wurden einschließlich der natürlichen Befiederung erfasst, indem ein Messstab vorsichtig an das Tier gehalten wurde, ohne es zu berühren. Auf diese Weise wurden Maße erfasst, die auch von einer Kamera, die von oben oder von der Seite angebracht ist, erfasst werden könnten. In Tabelle 1 finden Sie die erhobenen Wachstumsdaten der Broiler im Verlauf des Mastprozesses. Im weiteren Verlauf sind die erhobenen Maße und Messpunkte aufgeführt und detailliert beschrieben.

Erhoben wurden:

- **Körperbreite liegend**

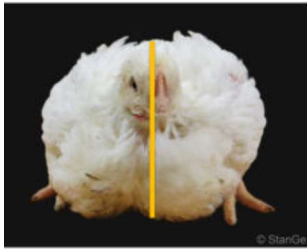
Von der breitesten Stelle des angelegten Flügels des liegenden Tieres zur gegenüberliegenden breitesten Flügelstelle



— Körperbreite liegend

- **Körperhöhe liegend**

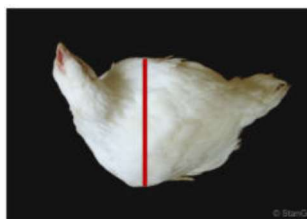
Von Boden bis zur obersten Rückenlinie des liegenden Tieres



— Körperhöhe liegend

- **Körperbreite stehend**

Außenkante des anliegenden Flügels des stehenden Tieres bis zur gegenüberliegenden Flügelaußenkante



— Körperbreite stehend

- **Körperlänge ohne Kopf**

Körperlänge des stehenden Tieres vom Kropf bis zur längsten Stoßfeder



— Körperlänge ohne Kopf, stehend

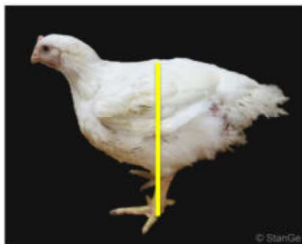
- **Körperlänge mit Kopf**

Körperlänge des stehenden Tieres von der Schnabelspitze bis zur längsten Stoßfeder



— Körperlänge mit Kopf, stehend

- **Körperhöhe stehend**

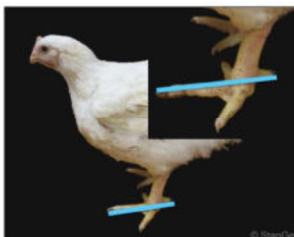


— Körperhöhe stehend

Vom Fußballen bis zur Rückenoberseite des stehenden Tieres

- **Fußlänge**

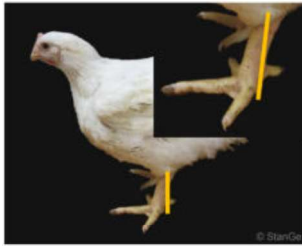
Von der Krallenspitze der 2. Kralle bis zur Krallenspitze der 4. Kralle



— Fußlänge
Vom Krallenansatz der 2. Zehe bis zur hinteren Stelle des Beins

- **Beinlänge**

Von der Sohle bis zur Mitte des Tibiotarsalgelenks des stehenden Tieres



Beinlänge

- **Flügellänge mit Federn**

Von der Außenkante der Handschwinge (längste Stelle) bis zum Schultergelenk/Flügelansatz



Flügellänge mit Federn

Tabelle 1 Erhobene Körpermaße (in cm) und durchschnittliche Gewichte der Broiler

Alter in d	Gew. in g	Länge bis Brust	Länge mit Kopf	Breite stehend	Breite liegend	Beinlänge	Flügellänge	Höhe Rücken stehend	Höhe Rücken liegend	Fußlänge
2	64 14,5	8,25 0,5	10,3 1	6,8 0,4	-	2,9 0,2	5 (o.F.) 0,6	-	-	3,5 0,5
5	143 30	9,5 0,6	12,2 1	7,4 0,9	10,7 1,8	3,1 1,1	6,5 2,4	10,6 1,1	5,3 0,3	5 0
9	262 54	12,7 1,7	16 1,6	8,75 0,5	11 0	3,9 0,9	-	11,5 1	7,5 0,7	5,5 0,6
12	468 70	15,5 0,7	-	10 0	11,5 0,7	5 1,2	15 0	14 1,4	8 0	6,2 0,3
18	841 157	19,8 1,9	24 1,4	12,8 0,8	15 0	5,5 1,5	17,4 1,3	16,8 0,8	9 1,2	7,7 0,4
24	1.365 280	25,5 2	28,5 0,6	13,7 1,2	14,7 0,9	6 0	20,5	20,2 1,2	13,2 4	8,7 0,5
27	1.412 115	29 1,6	33,5 1,3	14,7 0,5	14,6 0,6	6 1,6	22 0	19,7 1,2	12 0	10 0
30	1.778 337	28,5 2,3	34,2 1,7	14,7 0,5	16 1,1	6,2 0,3	21,7 1,5	23,2 3,5	13 1,4	10,3 0,5
33	2.052 223	31,2 1,3	34,8 0,8	19,6 1,8	19,6 1,3	7 0	24 0,7	20,2 1,5	13,4 2,6	11,2 0,4
37	2.386 67	33,3 0,5	38,3 1,1	20 1,7	20,6 11,1	8 0	24,3 0,6	23,3 2	14,6 2	10,6 0,6
40	2.599 200	33 2	38,7 1,7	19 1,4	20,75 2,7	8 0	26 2,1	21,5 2,1	14 0,8	11 0

Tierwiegungen

Die Hochschule führte wöchentlich eine Datenerhebung durch, bei der Fußballen und Tiergewichte erfasst wurden. Gleichzeitig wurden auch Gewichte von den Mitarbeitern des Betriebes erfasst. Die ermittelten Tiergewichte wurden in drei Tabellen, nämlich Tabelle 2, Tabelle 3 und Tabelle 4 festgehalten. In Tabelle 5 sind alle erhobenen Tiergewichte sowie die Sollwerte für die Genetik Ross 308 aufgeführt. Abweichungen von den Sollwerten ergeben sich daraus, dass gezielt Tiere mit Beeinträchtigungen oder verstorbene Tiere gewogen und der Kamera präsentiert wurden.

Tabelle 2 Durchschnittliche Tiergewichte in den Abtrennungen

Lebenstag	Sollgewicht in g	Ist-Gewicht normal entwickelter Tiere in der Abtrennung	N	Ist-Gewicht aller Tiere in der Abtrennung in g	N
3	99	101,5	20	101	30
5	148	116,1	20	93	37
7	208	161,4	10	103	22
10	321	379,8	20	227	41
14	519	432,1	10	356	30
17	701	679,0	20	583	39
19	837	837,6	20	699	36
21	985	724,1	10	675	22
26	1.395	1.403,8	20	976	26
28	1.573	1.477,4	7	1.059	14
31	1.851	1.917,0	20	1.463	28
35	2.235	2.246,6	10	1.856	23
38	2.527	2.842,7	20	2.100	29
40	2.723	3.051,6	20	2.544	28
41	2.821	2.613,8	10	2.057	15

Anhand der Gewichtsdaten wird deutlich, dass Tiere mit Beinproblemen oder unterentwickelte Tiere leichter sind als die normal entwickelten. Tiere mit Beinproblem waren im Durchschnitt 26,6 % leichter als normalentwickelte Tiere (**Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.**6), unterentwickelte Tiere hingegen im Durchschnitt 49,1 % (**Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.**7). Diese Daten sind für die Entwicklung des Frühwarnsystems relevant, da für das Anlernen des Systems die Unterschiede zwischen normal entwickelten Tieren und Tieren mit Beeinträchtigungen bekannt sein müssen. Ein Vergleich der Gewichte von normal entwickelten und tot aufgefundenen Tieren wurde nicht dargestellt, da bei tot aufgefundenen Tieren primär das Erkennen fokussiert wird und dafür die Form des Tieres benötigt wird.

Tabelle 3 Gewichtsunterschiede zwischen normal entwickelten Broilern und Tieren mit Beinproblemen, die Anzahl gewogener Tiere (N) sowie die Gewichts Differenz in %

Lebenstag	Normal entwickelt		Mit Beinproblem		Differenz in %
	Gewicht in g	N	Gewicht in g	N	
3	101,5	20	97,6	15	-3,9
5	116,1	20	101,4	7	-12,7
7	161,4	10	127,7	3	-20,9
10	379,8	20	280,2	7	-26,2
14	432,1	10	342,6	10	-20,7
17	679,0	20	524,6	6	-22,7
19	837,6	20	589,8	5	-29,6
21	724,1	10			
26	1.403,8	20	544,2	4	-61,2
28	1.477,4	7	1.233,0	1	-16,5
31	1.917,0	20	1.009,7	8	-47,3
35	2.246,6	10	1.837,5	2	-18,2
38	2.842,7	20	1.655,8	6	-41,7
40	3.051,6	20	1.965,8	5	-35,6
41	2.613,8	10	2.199,0	5	-15,9
					Ø = -26,6

Tabelle 4 Gewichtsunterschiede zwischen normal entwickelten Broilern und unterentwickelten Tieren, die Anzahl gewogener Tiere (N) sowie die Gewichts Differenz in %

Lebenstag	Normal entwickelt		Unterentwickelt		Differenz in %
	Gewicht in g	N	Gewicht in g	N	
7	161,4	10	67,8	5	-58,0
11	309,4	10	155,1	10	-49,9
14	432,1	10	246,1	8	-43,1
15	543,7	10	267,9	10	-50,7
18	748,6	10	310,9	10	-58,5
21	724,1	10	464,4	9	-35,9
28	1.442,2	17	779,0	14	-46,0
35	2.173,3	20	1.103,9	10	-49,2
41	2.699,7	20	1.325,0	10	-50,9
					Ø= -49,1

Fußballbonituren

Während der Bonituren wurden jeweils 60 zufällig ausgewählte Tiere beurteilt. 30 Tiere wurden aus der Abtrennung und 30 Tiere aus dem Bereich außerhalb der Abtrennung bonitiert. Die Boniturergebnisse sind in Tabelle 5 dargestellt.

Tabelle 5 Unterschiede in der Fußballengesundheit von Tieren

Lebens- tag	Außerhalb (N = 36.000; n = 30)						Innerhalb (N = 327; n = 30)					
	Stufe der Veränderung sowie Anteile in %					Veränderungen Gesamt (in %)	Stufe der Veränderung sowie Anteile in %					Veränderungen Gesamt (in %)
0	1	2	3	4	0		1	2	3	4		
27	83,3	6,6	0	10	0	16,6	80	10	6,6	3,3	0	20
30	76,6	10	3,3	10	0	23,6	40	36,6	13,3	10	0	60
33	60	30	6,6	3,3	0	40	20	30	36,6	13,3	0	80
37	56,6	6,6	16,6	16,6	3,3	43,3	13,3	23,3	12	23,3	0	86,6
40	43,3	16,6	13,3	23,3	3,3	56,7	23,4	23,3	23,3	30	0	76,6



Abbildung 33 Links ein leicht veränderter Fuß - Score 1; rechts stärker verändert - Score 2

Stallklimadaten

Für die Entwicklung eines digitalen Frühwarnsystems ist es notwendig, neben tierbezogenen Daten auch die Temperatur und Luftfeuchtigkeit im Stall aufzuzeichnen und zu berücksichtigen. Um eine möglichst umfassende Abdeckung der Stallbereiche zu gewährleisten, wurden fünf Klimadatenlogger im Stall installiert (Abbildung 34). Ein Logger wurde am Eingang des Stalls platziert, einer am Stalllogger (in etwa 80 cm Höhe), einer unter dem Stalllogger auf Tierhöhe, einer in der Abtrennung unter der Kamera und ein weiterer in den hinteren Stallbereichen in der Nähe der Ventilatoren.



Abbildung 34 Klimalogger
am Stalleingang

Diese Logger zeichnen kontinuierlich die Stalltemperatur in Grad Celsius (Abbildung 35) sowie die relative Luftfeuchtigkeit in Prozent auf.

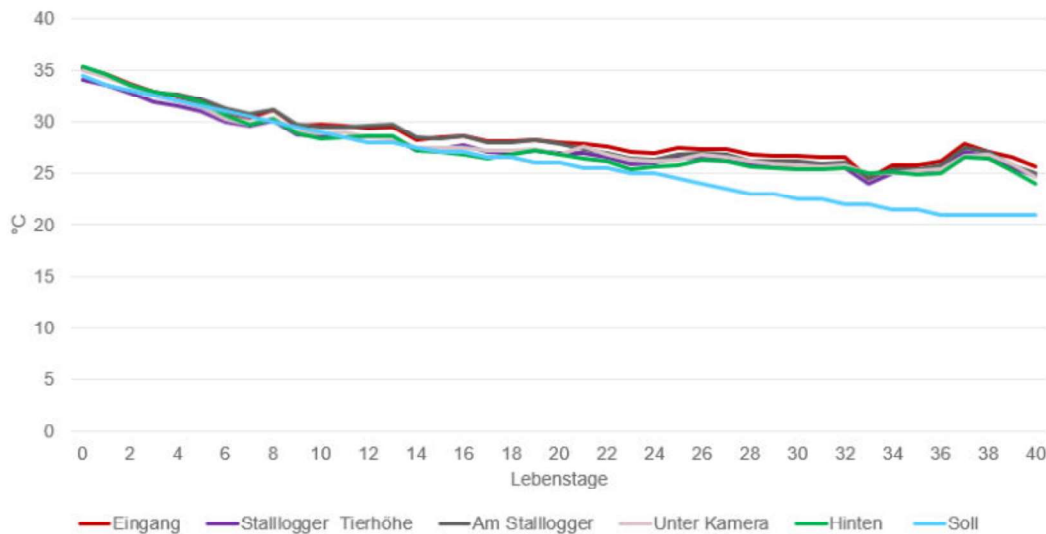


Abbildung 35 Temperaturverlauf (in °C) während eines Durchgangs im Versuchsstall im Sommer

Zusätzlich hat die Hochschule im Jahr 2020 Geräte zur Messung von Schadgasen in der Nutztierhaltung angeschafft. Diese werden auch im Versuchsstall installiert, um die Konzentrationen von Schadgasen zu erfassen und das Wohlbefinden der Tiere bewerten zu können.

Einstreudaten

Da die Einstreu einen erheblichen Einfluss auf die Gesundheit der Tiere hat, werden bei jedem Besuch des Bestands Einstreuproben entnommen und im Labor mit dem SATORIUS MA35 auf ihren Feuchtigkeitsgehalt untersucht. Für jede Probenahme werden drei Stallbereiche ausgewählt und an zehn verschiedenen Stellen in jedem Stallbereich Proben entnommen. Diese Proben werden zu einer Poolprobe gemischt. Es werden jeweils zehn Proben aus dem Futterbereich, zehn aus dem Tränkebereich und zehn weitere aus dem Freibereich entnommen, in dem sich die Tiere aufhalten. Die Probenahmestellen wurden im Voraus festgelegt, um sicherzustellen, dass die Poolproben im Verlauf der Mast miteinander vergleichbar sind. Zu Beginn des Durchgangs betrug der Feuchtigkeitsgehalt der Torfeinstreu etwa 20 % und nahm im Verlauf der Mast zu. Es ist erwähnenswert, dass innerhalb der Abtrennung eine höhere

Feuchtigkeit festgestellt wurde als außerhalb. Der Futterbereich wies die geringste Feuchtigkeit auf, gefolgt vom Tränkebereich und dem Freibereich (Tabelle 6).

Tabelle 6 Trockensubstanzgehalt in % der Einstreu

LT 0-40	Trockensubstanzgehalt in %					
	Innerhalb der Absperrung			Außerhalb der Absperrung		
Ø	Freibereich	Tranke	Futter	Freibereich	Tranke	Futter
	59,8	61,4	72	66,7	69,8	75,1

Lichtdaten

Um eine Kamera anzufertigen, die auf den Stall zugeschnitten ist, ist es erforderlich, dem Kamerahersteller die Lichtdaten des Stalls zur Verfügung zu stellen. Um eine Verzögerung des Projekts aufgrund einer verzögerten Bestellung der Kamera zu vermeiden, wurden am 23.11.2020 Lichtmessungen durchgeführt. Auf Tierhöhe wurden zwei Lichtlogger angebracht, die alle fünf Minuten Lux-Werte kontinuierlich erfassen (Abbildung 36).



Abbildung 36 Lichtlogger im Stall auf Tierhöhe für die Erfassung der Lichtintensität (Lux)

Mit einem Gigahertz X4-Analyzer wurden die Lichtintensitäten und Lichtfarben im Stall auf Tierhöhe gemessen. Insgesamt wurden vier verschiedene Intensitäten der Stall-Lichtsteuerung gemessen, jeweils mit offenen und geschlossenen Jalousien bei 50 % und 100 % Lichtintensität. Zusätzlich wurde der Prozentsatz des UV-Anteils erfasst (Tabelle 7).

Tabelle 7 Auswertung der Lichtintensität (Lux und LIG) sowie die UV-A-Anteile

Beschreibung	LUX	LIG*	% UV (315-400)	% UV (315-380)
50 % Lichtintensität, Jalousien zu	10	14	2,1	0,3
50 % Lichtintensität, Jalousien auf	12	16	1,9	0,3
100 % Lichtintensität, Jalousien auf	28	38	2,2	0,2
100 % Lichtintensität, Jalousien zu	27	36	2,3	0,2

* LIG = Lichtindex Geflügel. Ähnlich wie die Lux-Berechnung auf Grundlage der V(Lambda)-Werte Geflügel (Prescott and Wathes 1999)

Neben der Lux-Zahl ist das Spektrum bei Geflügel zu berücksichtigen, da es von der menschlichen Wahrnehmung abweicht. Es wurden ebenfalls Messungen für die vier genannten Lichteinstellungen im Stall durchgeführt. Die ermittelten Werte befinden sich in Abbildung 37 und werden dem Kamerahersteller übermittelt.

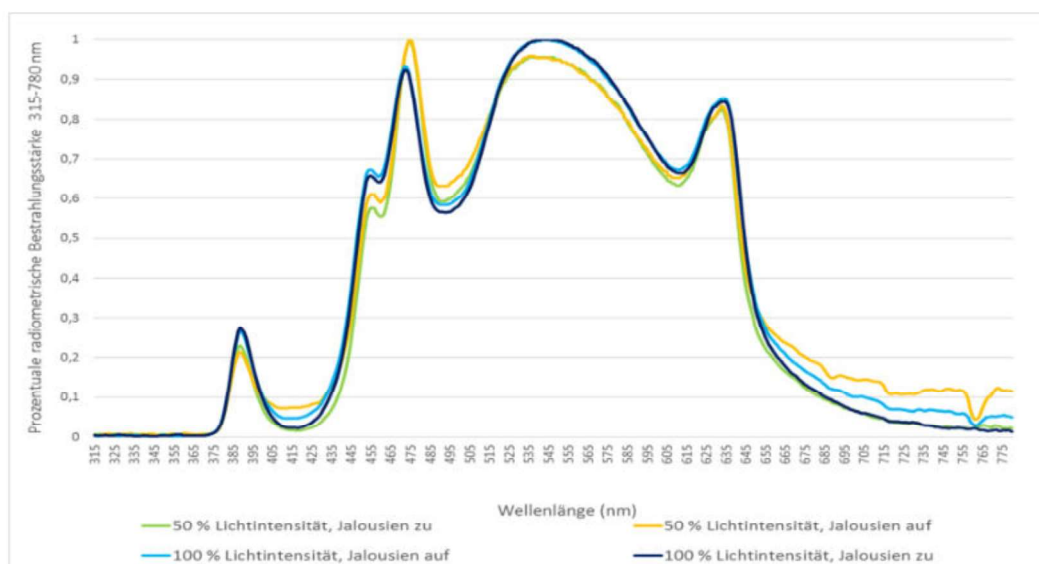


Abbildung 37 Prozentuale radiometrische Bestrahlungsstärke (315-780 nm) mit eingestellter Lichtintensität von 50 % und 100 % sowie offenen und geschlossenen Jalousien

Probenahmen

Futtermittelprobe

Zur Überprüfung der Futtermittelqualität wurde eine Futtermittelprobe bei der LUFA eingesendet. Untersucht wurden die Trockenmasse, der Wassergehalt, XA, XP, Rohfett mit HCL, XF, XS, Gesamtzucker als Saccharose, ME MJ/kg, N-freie Extraktstoffe, Cystin, Lysin, Methionin und MHA. Diese Werte wurden mit den Herstellerangaben des Futtermittels verglichen. Abweichungen waren nicht vorhanden, das Futtermittel war geeignet für die Broiler.

Mikrobiologische Untersuchungen

Zur Überprüfung der Reinigung und Desinfektion wurden Abklatschproben im Stall verwendet. Die Sauberkeit der Stalleinrichtung, des Stallbodens, der Stallwände, der Vertikallinien sowie des Ungeziefers wurden mit gut bewertet. An Wänden, der Decke und den Lüftungsklappen waren lediglich jeweils 1-3 KBE nachweisbar. Die Desinfektion wird auf dem Versuchsbetrieb eigenständig durchgeführt. Anhand dieser Untersuchung konnte überprüft werden, ob Keime des vorherigen Durchgangs ggf. auf den folgenden Durchgang übertragen werden und somit ein Gesundheitsrisiko darstellen könnten.

Tränkwasseruntersuchungen

Tränkwasserproben wurden genommen um zu überprüfen, ob die im Tränkwasser vorhandenen Keime nach der Reinigung der Leitungen im Normbereich lagen und somit eine Beeinträchtigung des Tierwohls durch bakterielle Verunreinigungen des Tränkwassers weitestgehend ausgeschlossen sind. Es war eine geringe Gesamtkeimzahl vorhanden, kein *E. coli* und nur eine minimale Anzahl an Hefen und Schimmelpilzen (Tabelle 8).

Tabelle 8 Ergebnisse der Tränkwasseruntersuchungen

Erreger	Ergebnis	Geeignet für Tränkwasser
Gesamtkeimzahl	3.540	≤ 100.000
<i>E. coli</i>	0	≤ 100
Hefen und Schimmelpilze	4	≤ 10.000

Probleme beim Annotieren

Das Erkennen verschiedener Zustände auf den Bildern stellt teilweise ein Problem dar, da eine höhere Bildqualität technisch bedingt nicht möglich ist, um Programmierungsprobleme zu vermeiden. Daher kann es schwierig sein, das Verhalten der Tiere korrekt zuzuordnen. Um diese Herausforderung zu bewältigen, wurden die Labels 'single' oder 'group' erstellt. Während des Annotierens wurden zusätzliche erschwerte Bedingungen festgestellt, die im Folgenden aufgeführt sind:

1. Die Anzahl der Tiere auf dem Bild: Es ist nicht immer klar ersichtlich, wie viele Tiere sich tatsächlich auf einem Bild befinden (Abbildung 38). Manchmal kann es schwierig sein, festzustellen, ob es sich beispielsweise um 2 oder 3 Tiere in einer Gruppe handelt. In solchen Fällen müssen die Bilder verworfen werden, um fehlerhafte Annotationen zu vermeiden.



Abbildung 38 Problematische Erfassung der Tierzahl auf den Kameraaufzeichnungen

2. Kükenpapier als Verwechslungsgefahr für Tiere: Aufgrund der geringen Anzahl von Tieren in der Abtrennung und der niedrigen Besatzdichte kann das Kükenpapier, das unzureichend in die Einstreu eingearbeitet ist, auch nach 2-3 Wochen immer noch groß genug sein, um bei unscharfen Bildern mit einem Tier verwechselt zu werden (Abbildung 39)



Abbildung 39 Kükenpapier als Verwechslungsgefahr

Die helle Farbe der Tiere, des Kükenpapiers und der braunen Torfeinstreu kann zu dieser Verwechslung führen. Um dieses Problem zu lösen, wurde das Kükenpapier im letzten Durchgang nach zwei Wochen entfernt und wird im nächsten Durchgang nicht mehr in der Abtrennung verwendet.

3. Lücken in der Abtrennung: Eingesägte Löcher in der Abtrennungswand für die Futter- und Wasserlinie haben ebenfalls ein Problem dargestellt. Es ist wichtig, dass alle Tiere, die auf dem Bild zu sehen sind, annotiert werden.



Abbildung 40 Tier erkennbar durch Abtrennung

Gelegentlich waren durch diese Löcher Tiere außerhalb der Abtrennung sichtbar, was zu Problemen führen kann, da der Algorithmus diese Tiere erkennen, sie aber nicht zu den Tieren in der Abtrennung zählen kann. Daher wurden diese Löcher mit Brettern verschlossen.

4. Verdeckte Tiere durch die Abtrennung: In einigen Durchgängen war die Abtrennung in neun Abteile unterteilt, und aufgrund der vielen Zwischenwände und der von oben angebrachten Kamera wurden Tiere manchmal von den Wänden verdeckt. Um zu überprüfen, ob der Algorithmus in der Lage ist, verdeckte und zu kleine Tiere zu erkennen, wurden für verdeckte Tiere die Labels 'single_halfhidden' oder 'group_halfhidden' erstellt, um sie zu kennzeichnen (Abbildung 41).



Abbildung 41 Tiere mit dem Label "Half_hidden"

5. Tiere am Futtertopf: Tiere, die sich am Futtertopf befinden, liegen manchmal daneben und halten sich im Bereich des Futters auf. Dies bedeutet jedoch nicht immer, dass sie gerade fressen. Um Verwirrungen des Algorithmus zu vermeiden, erhalten solche Tiere bei Unsicherheiten das Label 'up' für ein stehendes oder 'down' für ein liegendes Tier.
6. Nicht zuordenbare Formen (Abbildung 42): Auf einigen Bildern sind Formen zu sehen, bei denen der Zustand nicht eindeutig zugeordnet werden kann. Solche Bilder werden gelöscht.



Abbildung 42 Nicht zuordenbare Form auf Bild für Annotation

7. Stehende und liegende Tiere (Abbildung 43): In den meisten Fällen ist es aufgrund der breiten Form, absteigender Flügelspitzen, einer deutlichen Linie zwischen Rücken und Flügeln, eines weggestreckten Beins und der Gewichtsverlagerung ersichtlich, ob ein Tier steht oder liegt. Zum Mastende liegen die Tiere hauptsächlich, aber auch hier kann das Liegen nicht immer sicher zugeordnet werden. Aus diesem Grund erhalten diese Tiere nur die Labels 'group' oder 'single'.



Abbildung 43 Stehende und liegende Tiere im Stall

8. Verschmutzte Kamera: Da der Hähnchenstall oft staubig ist, musste herausgefunden werden, wie oft die Kamerlinse gereinigt werden muss. Zum Mastende hin ist mehr Staub im Stall vorhanden als zu Beginn, daher wird die Kamera zum Mastende häufiger gereinigt. Der Unterschied zwischen gereinigter und ungereinigter Kamera ist deutlich erkennbar (Abbildung 44).



Abbildung 44 Links die Kamera vor der Reinigung, rechts nach der Reinigung


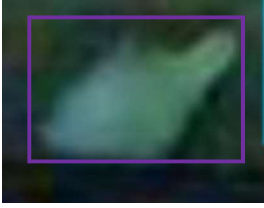

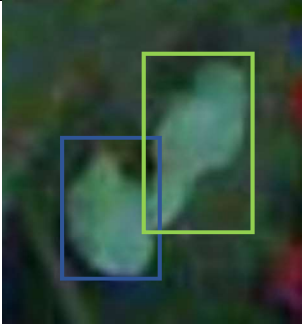


9. Küken in der Abtrennung und das Annotieren: Zum Mastende hin ist das Annotieren einfacher, da die Tiere größer sind und bestimmte Merkmale wie abstehende Flügelspitzen oder deutliche Linien zwischen Flügel und Rücken deutlicher sichtbar sind. Zu Beginn des Mastdurchgangs sind die Tiere noch sehr klein, daher ist es schwierig, stehende und liegende Tiere eindeutig zuzuordnen. Um diesen Unsicherheiten entgegenzuwirken, wurden im Laufe des Projekts verschiedene Lösungen diskutiert.






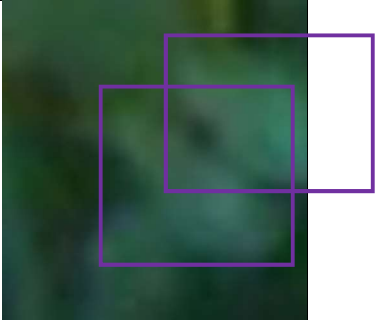


Bei diversen Online-Meetings zwischen Monitor Fish und der HSOS wurden dem Annotierenden die Funktionsweise des KI-Algorithmus und wichtige Aspekte des Annotierens erklärt. Es wurde betont, dass der Algorithmus eine Clusterbildung durchführt und jedes Label eindeutig einer Tiergruppe zugeordnet werden muss, um Überschneidungen zu vermeiden. Bisher wurden Annotationen verwendet, um Tiere zu zählen, aber es gibt zu wenige gelabelte Tiere, um präzisere Aussagen über deren Verhalten zu machen. Es wurde auch diskutiert, dass das Label "half_hidden" fehlerhaft verwendet wurde und die Unterscheidung zwischen "chicken_single" und "chicken_group" nicht immer korrekt war. Es wurden zusätzliche Labels wie "chicken_single_pipe" und "chicken_group_pipe" für Tiere eingeführt, die durch Futter- oder Tränkebahnen "getrennt" sind. Klar definierte Zuordnungen für das Trinken und Fressen wurden festgelegt. Es wurde darauf hingewiesen, dass es fatal ist, ein Tier beim Annotieren zu übersehen, und Bilder, die als zu schwierig erschienen, sollten nicht sofort verworfen werden. Die Probleme wurden diskutiert und Regeln festgelegt, die nach erneuter Überprüfung und Anpassung besprochen wurden. Bei den Auswertungen der Ergebnisse der Annotationen konnte festgestellt werden, dass ein Großteil der anfänglich im Projekt erstellten Label überhaupt nicht zum Einsatz kam. Diese Feststellungen lassen sich ab dem Zeitpunkt 11.05.22 – Anpassung zu annotierende Altersstufen 10.-15. Lebenstag – treffen. Es wurden ausschließlich die Label für Einzel, Gruppe, stehen, liegen, fressen, trinken, 50% verdeckt, hinter Gegenstand verdeckt oder ignorieren genutzt. Um als annotierende Person zu wissen, wann welches Label vergeben werden muss, wurde von der HSOS eine Anleitung erstellt, wann welches Label zu vergeben ist. Somit ist klar ersichtlich, wann welches Label vergeben werden muss und Fehler bzw. Fragen beim Annotationsvorgang werden vermieden, um ein möglichst akkurates Ergebnis zu erzielen. Im Folgenden ist der relevante Teil der Anleitung zu sehen, mit allen Labels, die zum Ende des Projektes vom Algorithmus noch genutzt wurden.

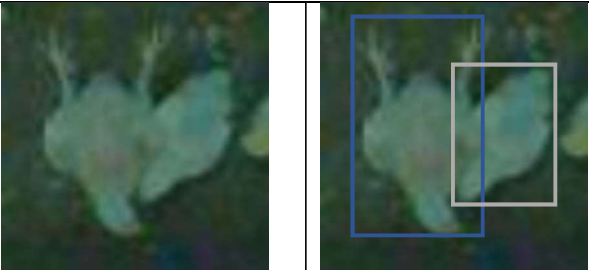
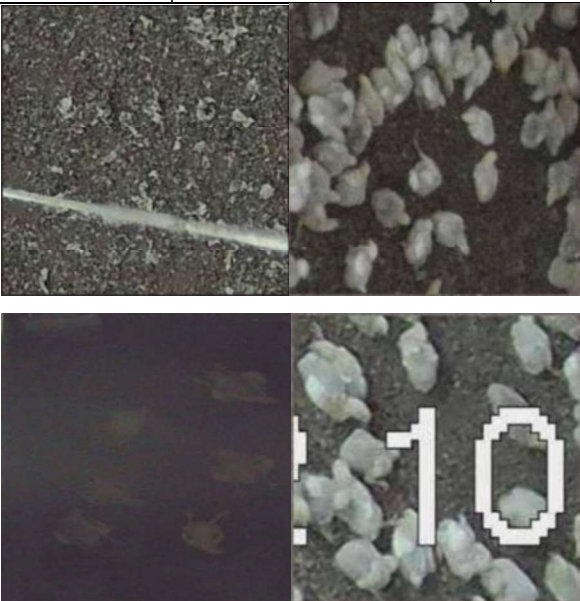

Label wie flügelschlagen, tot etc. wurden überhaupt nicht vergeben. Um Label von der KI vergeben lassen zu können, muss eine gewisse Anzahl von vergebenen Labels vorhanden sein. Ist die Anzahl zu gering, kann der Algorithmus keinen Lernerfolg erzielen.

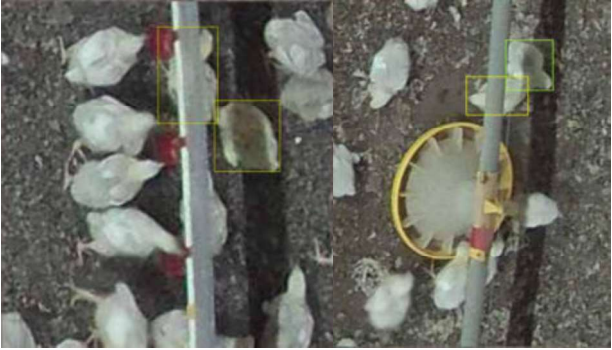


Tabelle 9 Annotationsregeln mit Beispielbildern und Erläuterungen

Zustand	Einzeln/Gruppe	Beispiel Bildausschnitt	Beispiel Annotation
Chicken_down_good_	Single		
	<p>Im Bildausschnitt ist ein einzelnes Tier zu erkennen, welches liegt. Dies ist in diesem Fall gut zu erkennen, da eins der beiden Beine abgestreckt wird und zu erkennen ist. Weiterhin ist häufig eine dunkle Linie am Flügel zu sehen oder eine vom Stehen abweichende Gewichtsverlagerung, bei der das Tier nicht gerade von oben zu sehen ist.</p>		
Chicken_down_good_	Group		
	<p>Im Bildausschnitt sind zwei Tiere zu erkennen, welche zusammen in einer Gruppe liegen. Sie werden als Gruppe gewertet, da sie sich berühren. Die Köpfe sind weiter hinten und wirken „eingezogen“. Weiterhin sind die Tiere breiter und wirken daher runder als stehende Tiere. c</p>		

Chicken_up_good_	Single		
	<p>Im Bildausschnitt ist ein einzelnes Tier zu erkennen, welches steht. Dies ist in diesem Fall gut zu erkennen, da der Hals des Tieres lang gestreckt ist und das Tier schmal wirkt.</p>		
	Group		
	<p>Das Tier mit der grünen Markierung steht. Dies ist erneut am langen Hals und am schmalen Körper erkennbar. Durch den Körperkontakt zum liegenden Tier wird es als „group“ markiert.</p>		
Chicken_up_good_singl e/group_drink	Single		
	<p>Es ist ein einzelnes Tier erkennbar, welches unter dem Tränkenippel steht und den Kopf nach oben streckt, es ist somit am saufen.</p>		

	Group		
	Das saufende Tier überschneidet sich auf dem Bild mit einem anderen Tier. Daher wird es in diesem Fall als „group“ gewertet. Der Kopf ist eindeutig am Tränkenippel.		
Chicken_up_good_single/group_eat	Single		
	Das einzelne Tier steht am Futtertopf und hält den Kopf hinein. Es ist am fressen.		
	Group		
	Zwei Tiere stehen nebeneinander am Futtertopf und berühren sich. Beide sind am fressen und haben den Kopf im Futtertopf am Futter.		
Chicken_down_bad_dead	Single		

	<p>Ein Tier liegt (meistens) auf dem Rücken. Die Beine sind weit auseinander und vom Körper weggestreckt. Der Kopf liegt vom Körper weg. Es sieht aus wie eine „A-Form“</p>
ignore_image	<p>Group</p> <div style="display: flex; justify-content: space-around;">  </div> <div style="display: flex; justify-content: space-around; margin-top: 20px;">  </div> <p>Links oben: Keine Tiere zu erkennen rechts unten: Zahlen im Bild zu erkennen rechts oben: Zu viele Tiere dicht aneinandergedrängt - keine Differenzierung beim Annotationsvorgang möglich links unten: Bild zu dunkel, um Label zu vergeben</p>
Half_hidden	 <p>Blaue Bounding-Box = Label "half_hidden"</p> <p>Tiere, welche zu mindestens 50 % verdeckt sind (hinter Abtrennung, Futtertopf, Bildrand) oder bei denen es nicht</p>

	<p>ersichtlich ist, dass es sich um Tiere handelt, erhalten das Label "half_hidden". Sollte deutlich erkennbar sein, dass es sich um Tiere handelt und es sind gleichzeitig 50% oder mehr der Tiere zu erkennen, dann werden die Label "chicken_single" bzw. "chicken_group" vergeben</p>
<p>Chicken_group_pipe</p>	 <p>Tiere in Bounding-Box berühren sich; Tiere unter Tränke- / Futterlinie werden in "2 Hälften" aufgeteilt (links und rechts der Tränke- / Futterlinie ein Teil des Huhns zu sehen)</p>
<p>Chicken_single_pipe</p>	 <p>Tier in Bounding-Boxen berühren kein anderes Tier; Beschreibung s.o.</p>
<p>Chicken_up_good_group_eat_pipe</p>	

	Tiere in Bounding-Box berühren sich; Ein Tier wird von Futterlinie "getrennt", gleichzeitig frisst das Tier
Chicken_up_good_singl e_eat_pipe	Beschreibung wie bei "Chicken_up_good_group_eat_pipe", nur dass keine Berührung zwischen den Tieren stattfindet
Chicken_single	 <p data-bbox="592 898 1402 1099">Das Tier in der gelben Bounding-Box ist als Tier zu erkennen, jedoch kann nicht bestimmt werden, was für ein Attribut (liegen, stehen, fressen, trinken) dem Tier zugeordnet werden muss.</p>
Chicken_group	 <p data-bbox="592 1601 1402 1749">Es werden eindeutig zwei Tiere identifiziert die sich berühren (group); Beschreibung ähnlich wie chicken_single</p>

Probleme bei der Bilderfassung:

Im Verlauf des vergangenen Projektzeitraums wurde eine Änderung der Kameraanordnung im Versuchsstall vorgenommen. Bei einem Betriebsbesuch der Hochschule Osnabrück am 09.08.2022 wurden ausgefallene Kameras überprüft und mögliche Fehlerursachen dokumentiert. Es stellte sich heraus, dass Feuchtigkeit an den Steckverbindungen der Kameras zu Problemen führte, vermutlich aufgrund von Reinigungswasser im Stall (Abbildung 45).

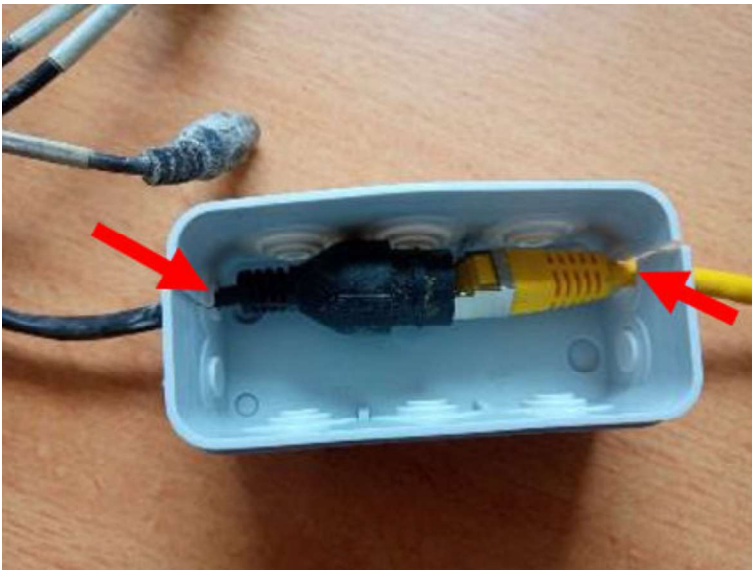


Abbildung 45 Rote Pfeile markieren Wassereintrittsstellen

Fünf Kameras waren laut Hauptcomputerbildschirm ohne Funktion, wobei vier Kameras defekt waren und bei der fünften Kamera neue Steckverbindungen angebracht wurden, um sie wieder einsatzfähig zu machen. Es wurde festgestellt, dass verschmorte Kontakte an den ausgewechselten Steckverbindungen für den Ausfall verantwortlich waren. Es besteht die Gefahr, dass weitere Kameras aufgrund von Feuchtigkeit ausfallen.

2.4.5. Arbeiten ohne Ergebnis

Eine korrekte, valide Tierzahlerkennung unter jeder Kamera kann zum Abschluss des Projektes nicht gewährleistet werden. Während eines Meetings der OG Partner Monitor Fish und der HSOS wurden die Ergebnisse der Aufzeichnungen der einzelnen Kameras im Stall besprochen. Hier stellte sich heraus, dass die Genauigkeit einer Kamera, Tiere zu erkennen, bei etwa nur 57% liegt.



Abbildung 46 App-Interface - Tierzahl gesamt und Tierzahl unter einzelner Kamera

Die Abbildung zeigt die Kalkulation des Algorithmus. Er weist aus, dass sich im gesamt erfassten Stallbereich (60%) 8641 Tiere unter den Kameras aufhalten und die maximale Anzahl unter einer der 16 Kameras 712 Tiere beträgt. Damit liegt hier eine Diskrepanz bei der Gesamtzahl von $19728 - 8641 = 11087$ und bei der maximal erkannten Tierzahl je Kamera von $1233 - 712 = 521$ Tieren vor.

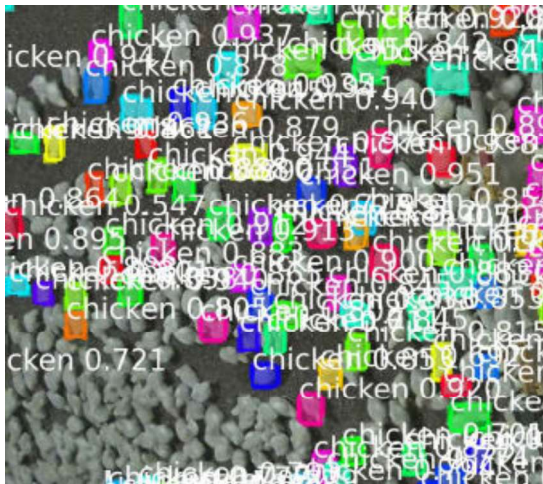


Abbildung 47 Kamerabild mit Algorithmus bearbeitet

Wie auf der oben angegebenen Abbildung zu erkennen sind im unteren linken Bildabschnitt viele Tiere zu erkennen, die keinerlei Label (farbliche Markierung) aufweisen. Wie bei den Schwierigkeiten des Annotationsvorganges näher erläutert, konnten Tiere, die zu eng gedrängt stehen, nicht eindeutig als Individuum identifiziert werden, was dazu führte, dass es vermehrt zu verworfenen Bildern kam. Diese Tatsache könnte mit dazu beigetragen haben, dass keine lückenlose Einzeltiererkennung im Versuchsstall gewährleistet werden konnte und es somit zu den erheblichen Differenzen kam. Dadurch, dass das Grundgerüst der Tiererkennung im vorliegenden Fall bisher nicht akkurat gelöst werden konnte, konnten auch die übrigen Ziele im Projekt: Tierverteilung im Stall erkennen, Trinkverhalten und Fressverhalten der Tiere, Uniformität sowie Aktivitätsmessung nicht final erreicht werden.

Die Einzeltiererkennung mit KI steht vor verschiedenen Herausforderungen. Eines der Hauptprobleme besteht darin, dass es einen Mangel an ausreichend großen und vielfältigen Datensätzen gibt. Um robuste und zuverlässige Ergebnisse zu erzielen, müssen KI-Modelle mit einer Vielzahl individueller Merkmale und Umgebungen trainiert werden. Die Beschaffung solcher Daten ist zeitaufwändig und kostspielig. Die Vielfalt der Körperhaltungen von Tieren stellt eine Herausforderung für die Einzeltiererkennung dar. Tiere können verschiedene Körperhaltungen annehmen, abhängig von ihrem Verhalten oder ihrer Umgebung. Sie können sich bewegen, ihre Position ändern oder sich in Gruppen zusammenschließen. Die manuelle Annotation wird dadurch erschwert, da jede einzelne Haltung und Position erfasst werden muss, um eine korrekte Einzeltiererkennung zu gewährleisten. Zusätzlich erschwert die

Tatsache, dass Tiere verschiedene Farben, Muster oder Größen aufweisen können, die Unterscheidung. Auch die Umgebung, in der sich die Tiere befinden, stellt eine Herausforderung dar. Tierstallungen sind häufig mit verschiedenen Elementen wie Futtertrögen, Tränkelinien Gerätschaften und anderen gefüllt. Dies erschwert die manuelle Annotation, da die Tiere verdeckt oder teilweise verdeckt sein können. Eine sorgfältige Beobachtung und Analyse der Bilder sind erforderlich, um sicherzustellen, dass kein Tier übersehen wird. Besonders schwierig wird dies bei Bildern von geringer Qualität oder einer hohen Dichte von Tieren. Eine weitere Herausforderung besteht darin, KI-Modelle an neue individuelle Merkmale anzupassen. Wenn neue Merkmale auftauchen, müssen die KI-Modelle angepasst oder neu trainiert werden, um die Einzeltiererkennung effektiv durchzuführen. Dies erfordert zusätzliche Zeit, Ressourcen und Expertenwissen, um die Algorithmen auf die neuen Anforderungen anzupassen. Die Fähigkeit, KI-Modelle schnell und effizient an neue Situationen anzupassen, ist entscheidend für den Erfolg der Einzeltiererkennung. Die manuelle Annotation erfordert geschultes Personal mit Kenntnissen in Tiererkennung und -verhalten. Es kann viel Zeit und Aufwand erfordern, Personen in der korrekten Annotationstechnik zu schulen, um zuverlässige Ergebnisse zu erzielen. Bei großen Tierbeständen kann die manuelle Annotation zeitaufwändig sein, insbesondere, wenn regelmäßige Aktualisierungen erforderlich sind, um Änderungen in der Tierpopulation zu erfassen. Subjektive Urteile und individuelle Fehler können zu inkonsistenten Ergebnissen führen, da verschiedene Personen Tiere unterschiedlich markieren oder interpretieren können. Die Definition der Grenzen zwischen den Tieren kann subjektiv sein und zu inkorrekten Markierungen führen. Fehler wie fehlende Markierungen, überlappende Annotationen oder falsche Zuordnungen beeinträchtigen die Genauigkeit der Einzeltiererkennung. In Tierstallungen, in denen Tiere häufig in engen Räumen oder dicht gedrängt sind, wird die korrekte Markierung und Identifizierung einzelner Tiere durch überlappende Körperteile erschwert. Es kann schwierig sein, klare Grenzen zwischen den Tieren zu ziehen und ihre individuellen Merkmale genau zu erfassen. Abschließend sind auch wechselnde Umgebungsbedingungen eine Herausforderung. In Tierstallungen können sich die Lichtverhältnisse, die Positionierung der Kameras und die Sichtbarkeit der Tiere ändern. Dies führt zu Variationen in der Bildqualität, wie Überbelichtung, Unschärfe oder Schattenbildung, was die genaue Annotation und Identifizierung der Tiere erschwert. Die Einzeltiererkennung mit KI erfordert daher einen ganzheitlichen Ansatz, um diese

vielfältigen Herausforderungen zu bewältigen. Die manuelle Annotation ist zeit- und ressourcenintensiv, während die Beschaffung von ausreichend großen und vielfältigen Datensätzen mühsam ist. Die Anpassung von KI-Modellen an neue Merkmale erfordert zusätzliche Zeit und Expertise. Die Zusammenarbeit zwischen geschultem Personal und KI-Modellen kann dazu beitragen, Inkonsistenzen und Fehler zu reduzieren. Letztendlich ist es wichtig, die Einzeltiererkennung kontinuierlich zu verbessern, um zuverlässige und genaue Ergebnisse zu erzielen. Die Einzeltiererkennung mit künstlicher Intelligenz hat ein großes Potenzial für die Tierforschung. Es gibt jedoch Herausforderungen wie den Mangel an Daten, individuellen Merkmalen, Hintergrundinterferenzen und der Anpassungsfähigkeit an neue Situationen. Die manuelle Annotation von Bildern in Tierstallungen ist ebenfalls mit Schwierigkeiten verbunden, wie der nicht eindeutigen Positionierung der Tiere, der Variabilität der Blickrichtung, Tiergruppen und Interaktionen sowie wechselnden Umgebungsbedingungen. Durch die Integration von automatisierten Verfahren und Technologien können diese Herausforderungen bewältigt und die Effizienz der Einzeltiererkennung verbessert werden. In der modernen Landwirtschaft spielt die Einzeltiererkennung in Tierstallungen eine wichtige Rolle, um das Wohlbefinden der Tiere zu überwachen und effektive Managemententscheidungen zu treffen.

2.4.6. Weitere Verwendung von Investitionsgütern

Im Hinblick auf die weitergehende Verwendung der Investitionsgüter, insbesondere der installierten Kameras im Hähnchenstall der AgrarContex, gibt es verschiedene Perspektiven zu betrachten. Erstens beabsichtigt die AgrarContex, das System weiterhin zu nutzen und im täglichen Betrieb zur Tierkontrolle einzusetzen. Die installierten Kameras ermöglichen eine effektive Überwachung der Tiere und tragen somit zur Sicherstellung des Tierwohls und der Tiergesundheit bei. Durch regelmäßige Tierkontrollen können potenzielle Probleme frühzeitig erkannt und geeignete Maßnahmen ergriffen werden. Die Kameras dienen somit als wertvolles Instrument im Alltagsgeschäft des landwirtschaftlichen Betriebs. Darüber hinaus plant die AgrarContex, die Infrastruktur des Monitoringsystems auch für zukünftige Forschungsprojekte zur Verfügung zu stellen. Durch die Installation des Systems und die damit verbundene Erfassung von Daten und Informationen können wertvolle Erkenntnisse gewonnen werden, die möglicherweise für weitere wissenschaftliche Untersuchungen und Innovationen in der Tierhaltung von großem Interesse sind. Die

Bereitstellung der Infrastruktur ermöglicht es anderen Forschungseinrichtungen und Projektpartnern, auf die vorhandene Technologie aufzubauen und ihre eigenen Untersuchungen durchzuführen. Diese strategische Entscheidung zur weiteren Verwendung der Investitionsgüter unterstreicht das Engagement der AgrarContex für eine nachhaltige und innovative Tierhaltung. Durch die kontinuierliche Nutzung des Monitoringsystems im täglichen Betrieb sowie die Bereitstellung der Infrastruktur für zukünftige Forschungsprojekte trägt die AgrarContex aktiv zur Weiterentwicklung und Verbesserung der Tierhaltung bei. Die Investitionsgüter bleiben somit nicht nur ein einmaliges Projektwerkzeug, sondern bieten langfristige Mehrwerte und Möglichkeiten für weiterführende Untersuchungen und Innovationen in der Branche.

2.5. Nutzen der Ergebnisse für die Praxis

Angesichts der täglich steigenden Nachfrage im globalen Geflügelsektor muss dieser geschickt verwaltet und gepflegt werden. Es gibt keinen besseren Weg für einen schnellen Wandel als eine technische Lösung. In dieser Ära des technologischen Fortschritts gibt es in jedem Bereich Möglichkeiten der Automatisierung. Ein Beispiel dafür ist eine intelligente Geflügelfarm, die mit Hilfe von Sensoren und Aktoren zur Überwachung der gesamten Umweltparameter einer Geflügelfarm realisiert werden kann. Durch dieses Vorhaben können wir den ersten Schritt zur späteren vollen Automatisierung Technik der Überwachung beweisen. In diesem Projekt wurde eine komplette Software-Hardware-Lösung (als Proof of Concept) entwickelt, die einige dieser Herausforderungen angeht und traditionelle Geflügelfarmen in „halb-intelligente“ Geflügelfarmen verwandelt. Diese im Vorhaben gesammelte Know-How und Anwenderfälle dienen als Grundlage für die weitere Entwicklung in der Zukunft. Das System für intelligente Geflügelhaltung kann die Kosten reduzieren, Energie sparen, die Geschäftsentwicklung beschleunigen und sogar die Hindernisse der konventionellen Geflügelhaltung beseitigen - kurz gesagt, ein Überwachungssystem für Geflügelställe ist eine zusätzliche Sicherheitsebene, mit der man seine Tiere und seine Investition schützen können.

2.6. Nutzung der Ergebnisse & wirtschaftliche/wissenschaftliche Anschlussfähigkeit

Die Nutzung der Ergebnisse des Projekts gestaltet sich aufgrund der Insolvenz der MonitorFish GmbH in der direkten Wirtschaft als eingeschränkt. Dennoch gibt es

verschiedene Akteure, die die gewonnenen Erkenntnisse für ihre eigenen Zwecke nutzen. Die Hochschule Osnabrück sieht einen Mehrwert in den Ergebnissen des Projekts und plant, diese für weitere Forschungen im Bereich der technologischen Tiererkennung im Hähnchenstall zu nutzen. Die gewonnenen Erkenntnisse dienen als Grundlage für die Entwicklung neuer Ansätze und Technologien, um die automatisierte Tiererkennung weiter voranzutreiben. Durch die Fortführung der Forschung auf diesem Gebiet kann die Hochschule zur Verbesserung der Tierhaltung beitragen und neue Lösungsansätze für die landwirtschaftliche Praxis entwickeln. Für den Landwirt Stefan Teepker waren die im Projekt gewonnenen Erkenntnisse von großer Bedeutung. Sie ermöglichten es ihm, den aktuellen Stand der automatisierten Tiererkennung zu beobachten und zu evaluieren. Die Ergebnisse liefern wichtige Informationen über die Möglichkeiten und Grenzen dieser Technologie in Bezug auf die Tierhaltung. Diese Erkenntnisse helfen Stefan Teepker, fundierte Entscheidungen zu treffen und zukünftige Investitionen und Anpassungen in seinem Betrieb zu planen. Obwohl die direkte wirtschaftliche Nutzung der Ergebnisse aufgrund der Insolvenz von MonitorFish GmbH begrenzt ist, besteht dennoch ein Mehrwert durch die fortgesetzte Forschung und die Erkenntnisse für den landwirtschaftlichen Betrieb. Die gewonnenen Erkenntnisse dienen als Grundlage für weitere Entwicklungen und können langfristig zur Verbesserung der Tierhaltung beitragen. Durch den Wissenstransfer und die Weiterverwendung der Ergebnisse wird eine nachhaltige Nutzung der Projektergebnisse gewährleistet.

2.7. Kommunikations- und Disseminationskonzept

Das Projekt wurde auf vielfältige Weise durch verschiedene Kommunikationsmittel und ein Disseminationskonzept präsentiert. Aufgrund der Beschränkungen durch die Corona-Pandemie war es notwendig, alternative Wege zu finden, um die Ergebnisse und Fortschritte des Projekts zu kommunizieren. Online-Plattformen spielten eine wichtige Rolle bei der Präsentation des Projekts. Durch die Nutzung von Webseiten, sozialen Medien und virtuellen Konferenzen konnte das Projekt einem breiten Publikum zugänglich gemacht werden. Informationen über das Projekt, seine Ziele, den Projektablauf und die erzielten Ergebnisse wurden online bereitgestellt, um Interessierte zu informieren und auf dem Laufenden zu halten.

Darüber hinaus fand das Projekt Erwähnung in verschiedenen Zeitschriftenartikeln und Fachpublikationen. Durch die Veröffentlichung von Fachartikeln konnten die gewonnenen Erkenntnisse einem fachkundigen Publikum zugänglich gemacht werden. Dies ermöglichte einen fachlichen Austausch und die Diskussion der Ergebnisse mit anderen Experten auf dem Gebiet der Tierhaltung und technologischen Innovationen.



Abbildung 48 AniWeb in der DGS

Leider waren aufgrund der Einschränkungen der Corona-Pandemie persönliche Veranstaltungen und Messen nur eingeschränkt möglich. Dadurch konnten nur wenige Besuchergruppen direkt vor Ort erreicht werden. Die Kommunikation und Interaktion mit einem breiten Publikum erfolgte stattdessen über digitale Kanäle. Dies erforderte Anpassungen des Disseminationskonzepts, um die Informationen und Ergebnisse des Projekts online verfügbar zu machen und den Austausch mit interessierten Personen und Organisationen aufrechtzuerhalten.

