Fraunhofer IAO

Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation IAO

Matthias Engelbach | Dennis Klau | Maximilien Kintz
Alexander Sprung | Jürgen Streng

KI-basierte Erkennung von intraoperativen Zwischenfällen in der Tiermedizin

in Kooperation mit

veterinary technology for life Eickemeyer

SMARTIT

Gefördert durch

Baden-Württemberg
MINISTERIUM FÜR WIRTSCHAFT, ARBEIT UND TOURISMUS

Fraunhofer
IAO

FRAUNHOFER-INSTITUT FÜR ARBEITSWIRTSCHAFT UND ORGANISATION IAO

KI-BASIERTE ERKENNUNG VON INTRAOPERATIVEN ZWISCHENFÄLLEN IN DER TIERMEDIZIN

KI-basierte Erkennung von intraoperativen Zwischenfällen in der Tiermedizin

Matthias Engelbach
Dennis Klau
Maximilien Kintz
Alexander Sprung
Jürgen Streng

Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation IAO

Datum: 28.02.2022
Projektpartner: Eickemeyer Medizintechnik für Tierärzte KG, SMARTIT GmbH & Co. KG

Inhalt

1 Zusammenfassung ... 4

2 Projektübersicht ... 5
2.1 Übersicht der Projektpartner ... 5
2.1.1 Fraunhofer IAO ... 5
2.1.2 Eickemeyer ... 5
2.1.3 SMARTIT ... 6
2.2 Projektbeschreibung ... 6
2.3 Projektziele ... 7
2.4 Stand der Wissenschaft und Technik ... 8

3 Projektergebnisse ... 9
3.1 Lösungsansätze ... 9
3.2 Arbeitspakete und Meilensteine ... 9
3.2.1 AP1: Stand der Technik und Forschung ... 9
3.2.2 AP2: Fachliche Domänen-Analyse ... 10
3.2.3 AP3: Datenerhebung, Datenanalyse und Klassifikation ... 11
3.2.4 AP4: Entwicklung eines KI-Prototyps ... 15
3.2.5 AP5: Evaluation und Verwertungsempfehlung ... 16
3.2.6 AP6: Projektmanagement ... 18
3.3 Abweichung vom initialen Projektplan ... 18

4 Weitere Aspekte ... 20
4.1 Netzwerkbildung ... 20
4.2 Öffentlichkeitsarbeit ... 20
4.2.1 Internetseiten der Konsortialpartner ... 20
4.2.2 Zeitungsartikel ... 20
4.2.3 Besuch vom Bundestagsabgeordneten des Wahlkreises Böblingen ... 21
4.2.4 Präsentation auf dem Innovation Forum Medizintechnik ... 21
4.3 Wirtschaftliche Verwertbarkeit der Forschungsergebnisse ... 22
4.4 Wissenstransfer zwischen den Projektpartnern ... 23

5 Folgeaktivitäten und Ausblick ... 24
5.1 Weitere Forschungsprojekte ... 24
5.2 Wissenschaftliche Veröffentlichung ... 24
5.3 Präsentation auf Kongress ... 24
5.4 Ausblick ... 24

6 Abbildungsverzeichnis ... 25

7 Tabellenverzeichnis ... 26

8 Literaturverzeichnis ... 27

9 Impressum ... 28

1 Zusammenfassung

Thema des Projekts ERIZT (Erkennung von intraoperativen Zwischenfällen in der Tiermedizin auf Basis von künstlicher Intelligenz) war die Erkennung und Vorhersage von intraoperativen Zwischenfällen bei operativen Eingriffen in der Tiermedizin mit Hilfe von Künstlicher Intelligenz (KI). Das Projekt wurde im Rahmen des Förderaufrufs »KI-Innovationswettbewerb Baden-Württemberg für Verbundforschungsprojekte: Wissens- und Technologietransfer stärken« des Ministeriums für Wirtschaft, Arbeit und Tourismus vom 21. Juli 2020 in dem Zeitraum Januar bis Dezember 2021 durchgeführt.

Die Projektpartner Fraunhofer IAO, Eickemeyer und SMARTIT haben, im engen Austausch mit Tierarztpraxen, eine Pipeline für die Datenerfassung während der Operationen in den Kliniken, die Übertragung zu einer Cloud-Plattform, die Aufbereitung und die KI-gestützte Analyse und Vorhersage in der Cloud entwickelt.

Dabei kamen sowohl statistische als auch Deep-Learning-Verfahren zum Einsatz, um Prognosen für den Zeitverlauf von Vitalparametern zu generieren. U. a. wurden die Bibliotheken TensorFlow Keras und statmodels eingesetzt.

Als wesentliche Erkenntnis aus dem Projekt lässt sich zusammenfassen, dass die statistischen Verfahren nur bedingt geeignet waren, da diese über den derzeitigen Verlauf einer Zeitreihe hinaus schlecht generalisieren. Deep-Learning-Verfahren wie LSTM, die über mehrere Operationen hinweg generalisieren, erreichten eine bessere Performanz, deren Ergebnisse wurden im Rahmen von Expertengesprächen mit Tierärzten als gut bewertet.

Nach Projektabschluss wollen die Projektpartner die Weiterentwicklung der Lösung hin zu einer Kommerzialisierung verfolgen. Als weiteres Forschungsthema wurde das Thema Diagnose-Assistenz auf Basis von KI identifiziert. Perspektivisch ist eine Übertragung der Daten von der Tiermedizin auf die Humanmedizin erwünscht.

2 Projektübersicht

Dieses Projekt befasst sich mit der Erkennung und Vorhersage von intraoperativen Zwischenfällen bei operativen Eingriffen in der Tiermedizin mit Hilfe von Künstlicher Intelligenz (KI). Hierzu werden regelbasierte Detektionstechniken auf Basis von Expertenwissen mit den Vorhersageverfahren des Deep Learning (DL) kombiniert, um ein Frühwarnsystem für Zwischenfälle im laufenden OP-Betrieb in Tierarzt-Praxen und -Kliniken zu entwickeln.
Das Projekt wurde im Rahmen des Förderaufrufs »KI-Innovationswettbewerb Baden-Württemberg für Verbundforschungsprojekte: Wissens- und Technologietransfer stärken« des Ministeriums für Wirtschaft, Arbeit und Tourismus vom 21. Juli 2020 durchgeführt.

2.1 Übersicht der Projektpartner

2.1.1 Fraunhofer IAO

Das Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation IAO in Stuttgart unterstützt Unternehmen dabei, die Potenziale innovativer Organisationsformen sowie zukunftsweisender Informations- und Kommunikationstechnologien zu erkennen, individuell auf ihre Belange anzupassen und konsequent einzusetzen. Durch die enge Kooperation mit dem Institut für Arbeitswissenschaft und Technologiemanagement IAT der Universität Stuttgart verbindet das Fraunhofer IAO universitäre Grundlagenforschung, anwendungsorientierte Wissenschaft und wirtschaftliche Praxis. Am Fraunhofer IAO arbeiten insgesamt 600 Mitarbeitende – vorwiegend aus den Fachbereichen Ingenieurswissenschaft, Informatik, Wirtschafts- und Sozialwissenschaft – interdisziplinär zusammen.
Das Fraunhofer IAO hat bereits zahlreiche Vorarbeiten im Bereich KI, Data Science und Analyse von Zeitreihen durchgeführt, sowohl im Rahmen von öffentlichen Forschungsprojekten und auch im Auftrag der Industrie. Im KI-Fortschrittszentrum »Lernende Systeme« wurden u. a. Projekte im Bereich der Tiermedizin durchgeführt. Im Business Innovation Engineering Center steht der Transfer von KI-Kompetenzen zu kleinen und mittleren Unternehmen (KMU) im Mittelpunkt der Arbeiten.

2.1.2 Eickemeyer

Eickemeyer entwickelt und vertreibt seit 1961 Medizintechnik für tiermedizinisches Fachpersonal. Weiterhin werden in drei Fortbildungszentren in Europa Fortbildungen und Seminare für die Tiermedizin angeboten. Durch diese Kurse entsteht ein sehr enger Kontakt zwischen Eickemeyer und den Tierarztpraxen, der zu vielen innovativen Produkten geführt hat. Darüber hinaus betreibt Eickemeyer die Web-basierte Praxisverwaltungssoftware FreeVet, mit deren Hilfe Tierarztpraxen ihre Prozesse abwickeln können. Das Projekt wird durch eine erfahrene Tierärztin medizinisch begleitet.

2.1.3
SMARTIT

SMARTIT arbeitet seit über 20 Jahren in der Entwicklung und dem Betrieb von Softwareapplikationen in den Themenbereichen Automotive/Mobilität und Gesundheitswirtschaft/Medizintechnik in den folgenden Bereichen:

- Entwicklung und Betrieb von kundenindividuellen Softwareapplikationen
- Integration von Softwareapplikation in technische Geräte
- Beratung und Entwicklungen in den Themenkomplexen KI, webbasierte Applikationen/Webservices und mobile Apps

2.2
Projektbeschreibung

Bei der Durchführung von Operationen setzt das tiermedizinische Fachpersonal im Operationssaal zahlreiche Geräte ein, die kontinuierlich Daten zum Zustand des operierten Tieres erheben (sog. Vitalparameter) und so eine intraoperative Überwachung des Tieres erlauben. Beispiele für diese Vitaldaten sind u. a. Herzfrequenz, Blutdruck, Sauerstoffsättigung im Blut, Atemfrequenz, Daten zur Herzfunktion als Elektrokardiogramm, CO_2-Gehalt in der Ausatemluft und Körpertemperatur.
Der Fokus liegt dabei auf Anästhesien im Bereich Kleintiermedizin bei Hunden und Katzen, da diese zahlenmäßig den Großteil der operativen Eingriffe in der Veterinärmedizin darstellen. Die Analyse dieser komplexen Datenreihen über einer Zeitachse bietet großes Potenzial, sowohl für die Tierarztpraxen und das Wohl der Tiere als auch für Anbieter von Geräten, die ihre Produkte auf Basis dieser Daten optimieren können.

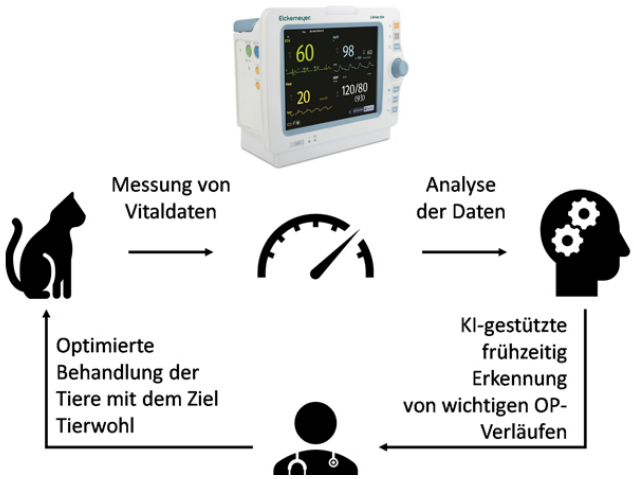

Abbildung 1: Projektansatz im Überblick

Im Projekt ERIZT (Erkennung von intraoperativen Zwischenfällen in der Tiermedizin auf Basis von künstlicher Intelligenz) wurden basierend auf Daten aus Tierkliniken und Tierarztpraxen häufige und wichtige Verläufe von Anästhesien bei Hund und Katze automatisiert verarbeitet und für die Vorhersage von Komplikationen genutzt.
Ziel war dabei die Erkennung von Auffälligkeiten im Anästhesie-Verlauf und deren Bewertung mittels KI für eine frühzeitige Erkennung von potenziellen Zwischenfällen. Hierzu wurden KI-Modelle auf den aufgezeichneten Vitalparametern trainiert, die

kritische intraoperative Situationen frühzeitig auf Basis der aktuellen und historischen Daten zum Patienten erkennen. Dabei erlauben verlässliche Rückmeldungen dieser Verfahren einen optimierten Einsatz von Narkosemitteln und weiteren Medikamenten zur rechtzeitigen Gegensteuerung in problematischen Situationen. Zur Identifikation von Auffälligkeiten im Narkose-Verlauf wurden im Austausch mit Fachexperten Regeln zu Normal- und Problemverläufen entwickelt, die eine Kategorisierung der erfassten Daten erlauben.
In einer Evaluationsphase wurden die erzielten Ergebnisse mit dem tiermedizinischen Fachpersonal und klinischen Partnern ausgewertet. Der beschriebene Projektansatz ist in Abbildung 1 graphisch dargestellt.

2.3 Projektziele

In der Veterinäranästhesie werden Geräte eingesetzt, die intraoperativ Vitaldaten anzeigen. Dabei werden lediglich die aktuellen Werte dargestellt und ein Alarm abgegeben, falls definierte Schwellenwerte unter- oder überschritten werden. Die gemessenen Daten und deren Verlauf über einer Zeitachse bieten konsolidiert ein bisher nicht genutztes Potenzial für die Erkennung von intraoperativen Zwischenfällen, noch bevor diese eintreten und somit nicht von den bisherigen Geräten angezeigt werden können. Um dieses Potenzial zu erschließen, hat sich das Projektkonsortium folgende Projektziele gesetzt:

- Bereitstellung der Tier-Patientendaten über Erfassungsmasken sowie der Vitaldaten über Hard- und Softwareschnittstellen der OP-Geräte, wie z. B. des oben abgebildeten Vitaldaten-Monitors.
- Erstellung einer Klassifikation von wichtigen Zwischenfällen bei der Durchführung von Operationen anhand von im Zusammenspiel mit Fachexperten definierten Regeln inklusive deren Eignung für eine KI-basierte frühzeitig Erkennung.
- Bereits verfügbare historische Daten (Stammdaten und Vitaldaten) aus Tieroperationen werden analysiert und für die Forschungsarbeiten an einem KI-Prototypen genutzt. Dieser sollte auf Basis von Metadaten zu einer Operation und Zeitreihen-Vitaldaten zum aktuell operierten Tier frühzeitig wichtige Verläufe erkennen bzw. prognostizieren können, um das tiermedizinische Fachpersonal bei der Operation zu unterstützen.
- Definition von Verwertungspotenzialen für die Umsetzung als Softwareprodukt in der Tiermedizin.
- Definition von perspektivischen Entwicklungspotenzialen für intelligente Medizintechnik, z. B. für die Individualisierung der Gerätesetups an die Anamnese und Erkrankungssituation des Patienten sowie Übertragung der Projektergebnisse auf andere Geräte oder Anwendungsfälle.

Die angestrebten Hauptergebnisse des Projektes waren neben der Erhöhung des Tierwohls Potenziale für intelligentere Medizintechnikgeräte, die es erlauben, die Anzahl der perioperativen Zwischenfälle zu reduzieren und die Mortalität zu senken sowie die Medikamentierung individueller an das Tier und den konkreten Operationsverlauf anzupassen. Gleichzeitig sollten die Möglichkeiten zur kontinuierlichen Auswertung eines Datenstroms über einer Zeitachse durch KI-Modelle erforscht werden. Hierzu liegen bisher insbesondere im Bereich der zeitkritischen Vitaldatenbewertung in der Veterinärmedizin nicht ausreichend Forschungsergebnisse vor.

2.4
Stand der Wissenschaft und Technik

Die explizite Untersuchung und Einordung des Vorhabens in den derzeitigen Wissenschafts- und Technikstand war unter anderem ein zentraler Punkt zu Beginn des Projekts und wurde daher als eigenes Arbeitspaket definiert. Es wird an dieser Stelle auf die Beschreibung der Inhalte in Kapitel 3.2.1 verwiesen, wo der aktuelle Forschungs- und Verbreitungsgrad untersucht wird.

3
Projektergebnisse

3.1
Lösungsansätze

Um die Projektziele aus 2.3 zu erreichen, wurden im Projekt folgende Lösungsansätze verfolgt:
Um möglichst früh erste Daten zur Verfügung zu haben und zeitnah mit der Datenaufbereitung, dem Preprocessing und Training von KI-Modellen beginnen zu können, wurde der Start der Datenerfassung bereits vor Projektbeginn durch Kooperation mit Tierarztpraxen und Tierkliniken angestoßen.
Die Entwicklung der KI-Algorithmen erfolgte nach dem CRISP-DM [1] Prozess, um einen möglichst standardisierten und planbaren Ablauf des Entwicklungsprozesses zu erreichen. Weitere Techniken zur Datenaufbereitung, wie Verlaufsglättung und Interpolation, wurden verwendet, um die teils sehr stark verrauschten und lückenhaften Rohdaten, wie sie bei tatsächlichen Operationen entstehen, für KI-Modelle nutzbar zu machen (3.2.3). Die fachliche Analyse zur Identifikation und Klassifikation von interoperativen Zwischenfällen hinsichtlich ihrer Eignung für eine KI-basierte Erkennung wurde mit Hilfe von Fachleuten in Form von Interviews mit Tierarztpraxen durchgeführt. Dadurch konnten Regeln und Rahmenbedingungen für typische und problematische OP-Verläufe definiert werden, mit denen wiederum die Trainingsdaten angereichert und verfeinert werden konnten (3.2.2).
Nach Datenaufbereitung und Verfeinerung der Daten wurden KI-Algorithmen auf die Zielstellung der Vorhersage von OP-Zwischenfällen trainiert (3.2.4).
Die abschließende Evaluation der erstellten Modelle wurde sowohl automatisiert über klassische ML-Metriken als auch manuell mittels Bewertung der vorhergesagten OP-Verläufe durch Anwendende vorgenommen, damit ein differenzierteres Bild der Modellgüte entsteht (3.2.5).

3.2
Arbeitspakete und Meilensteine

Im Folgenden werden die im Projekt definierten Arbeitspakete und zugehörigen Meilensteine im Detail vorgestellt. Die fachliche Reihenfolge der Arbeitspakete orientiert sich an der logischen Reihenfolge der Arbeitsschritte zur Durchführung von KI-zentrierten Projekten nach CRISP-DM.

3.2.1
AP1: Stand der Technik und Forschung

Nach eigenen Recherchen ist der verfolgte Ansatz in der Tiermedizin noch nicht im Einsatz. Allein der Einsatz medizintechnischer Geräte für die Narkose ist in der Tiermedizin noch nicht flächendeckend etabliert.
In der Medizintechnik werden derzeit erste Überlegungen zum Einsatz von KI und Vorhersagen verfolgt [2]. In der Humanmedizin existieren bereits zahlreiche KI-basierte Ansätze zur frühzeitigen Erkennung kritischer Ereignisse wie Hypertonie, die beim Eintritt während einer Operation ein erhöhtes Sterberisiko zur Folge haben [3]. Ebenso können erhobene Datensätze (EHR: Electronic Health Records) verwendet werden, um mittels Machine-Learning Spätfolgen wie postoperative Infektionen zu prognostizieren [4].

Im Bereich der Intensivmedizin liegen weiterhin erste Forschungsergebnisse zur Überwachung von Intensivstationen durch frühzeitige Erkennung von Komplikationen wie Kreislauf- [5] oder Nierenversagen [6] vor. Die in diesen Arbeiten angewandten Machine-Learning-Verfahren reichen von einfachen linearen Regressionen über Gradient Boosting Trees bis hin zu Neuronalen Netzen, die sich vor allem in ihrer rekurrenten Form (z. B. als LSTM) für Vorhersagen mit Zeitreihen eignen und somit auch in der Veterinärmedizin zum Einsatz kommen können.

3.2.2
AP2: Fachliche Domänen-Analyse

Sowohl zu Beginn als auch während der Datenanalyse (3.2.3), Erstellung und Training von KI-Modellen (3.2.4) wurden in mehreren Iterationen Interviews mit Tierärztinnen und -ärzten mit Fachexpertise geführt, um ein besseres Verständnis für den Ablauf von Tieroperationen und der einzelnen in den Daten vorhandenen Vitalparameter (wie Verlaufsverhalten, Normal- und Warnbereiche, Gründe für Datenlücken und Rauschen, etc.) aufzubauen. Die Datenverzerrungen und Lücken kommen hauptsächlich durch externe Einflüsse auf das Tier während des OP-Verlaufs zustande, wie z. B. einer Umlagerung des Patienten oder Neuausrichtung der Sensoren/Sonden. Die Erfassung von reellen Daten unterliegt im Normalfall diesen Einflüssen permanent und der Umgang damit wirkt sich signifikant auf die Leistungsfähigkeit der Algorithmen aus (mehr dazu siehe 3.2.3). Die während einem OP-Verlauf erfassten Daten umfassen insgesamt 13 verschiedene Vitalparameter. Von den verfügbaren Parametern wurden in Abstimmung mit den Fachexperten die Auswahl für das Training von KI-Modellen auf die fünf relevantesten Messwerte eingeschränkt. Die verwendeten Parameter sowie ihre Beschreibung und typische Wertebereiche sind in Tabelle 1 dargestellt.
Im Verlauf der Analyse und durch das Feedback der Fachleute wurde die Zielsetzung erarbeitet, Vorhersagen für 60 Sekunden in der Zukunft zu treffen. Dieser Wert stellt einen guten Kompromiss dar, um das Problem aus algorithmischer Sicht nicht unnötig schwer zu formulieren und gleichzeitig den Anwendenden im OP-Betrieb genug Spielraum für geeignete Maßnahmen zu lassen. Weiterhin wurden für jeden der 5 gewählten Vitalparameter entsprechend Problembereiche mit individuellen Schwellwerten definiert. Sobald ein KI-Modell einen Messwert prädiktiert, der sich außerhalb des Normalbereichs (und somit innerhalb einer solchen Problemzone) einordnet, sollte dementsprechend eine Warnung ausgegeben werden.

Tabelle 1: Übersicht der zum Training ausgewählten Vitalparameter

Vital-parameter	Beschreibung	Bedeutung	Einheit	Typischer Wertebereich	Anmerkung
HR	Herzfrequenz	Elementar für Herz-Kreislaufsystem	bpm	70-130	Kleiner Hund 80 – 120 Großer Hund 70 – 80 Katze 110 – 139
T1	Körpertemperatur	Bei abfallender Körpertemperatur (Hypothermie) erhöht sich das Risiko von Komplikationen erheblich	°C	38,0 – 39,0	Hund 38-39,0 Katze 38,5-39,0
SPO2	Sauerstoffsättigung im Blut	Eine den Wertebereich unterschreitende Sauerstoffsättigung führt zu Komplikationen	%	93 – 100	Für alle gleich, je höher desto besser
AWRR	Atemfrequenz	Elementar für die Sauerstoffversorgung	rpm	20 – 50	Kleiner Hund 30 – 50 Großer Hund 20 – 30 Katze 20 – 30
CO_2	CO_2-Gehalt gemessen in der Ausatemluft	Wichtigster Indikator, um Narkosezwischenfälle zu vermeiden	mmHg	35 – 45	Während Anästhesie 40-55

3.2.3
AP3: Datenerhebung, Datenanalyse und Klassifikation

Zunächst wurden Geräte verschiedener internationaler Hersteller zur Narkoseüberwachung auf Möglichkeiten der Datengewinnung für das Projekt untersucht. Im Produktkatalog von Eickemeyer wurde das Gerät Eickemeyer LifeVet 8C als passend identifiziert. Damit wurde an einer schnell umsetzbaren, aber dennoch benutzungsfreundlichen Lösung gearbeitet, um Überwachungsdaten von möglichst vielen Operationen zu generieren und zu sammeln. Aufgezeichnet wurden Daten des EKG, Atem-, Temperatur-, Sauerstoff-, Puls- und CO_2-Sensors im Sekundentakt. Blutdruckwerte wurden nach manueller Auslösung oder in einem konfigurierten Intervall im Minutenbereich mit einer Manschette gemessen. Diese Zeitreihendaten werden nach jeder Operation durch das behandelnde tiermedizinische Fachpersonal vom Narkosemonitor an einen Kleinstrechner (Raspberry Pi 4) übertragen. Die dafür entwickelte Software enthält einen TFTP-Server und leitet die Daten über WLAN automatisch an eine im Internet gehostete und abgesicherte Speichercloud weiter. Abbildung 2 zeigt die schematische Darstellung der Übertragungspipeline. Alle Datenübertragungen durch das Internet erfolgen über verschlüsselte Protokolle. Die erfassten Narkosedaten sind pseudonymisiert und betreffen nur Informationen zu den behandelnden Tieren.

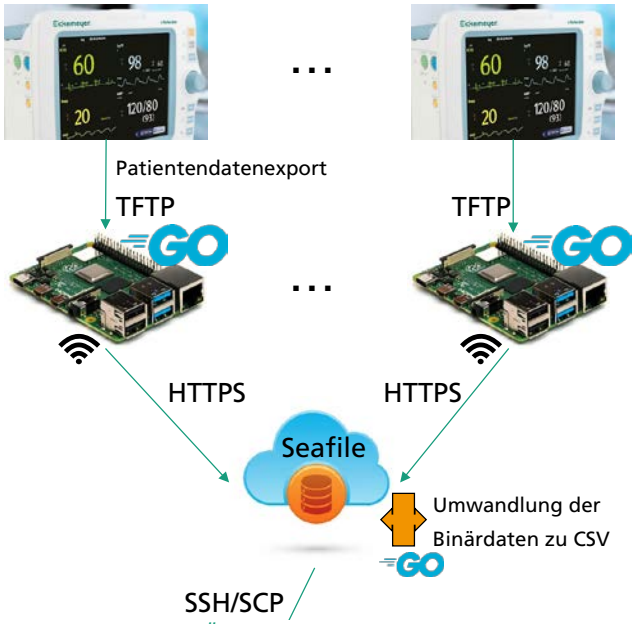

Abbildung 2: Pipeline-Übersicht für die Datenerfassung und -verarbeitung. Die von den Geräten aufgezeichneten Vitalwerte werden über die dargestellten Komponenten und Protokolle weitergegeben und verarbeitet, bis sie schließlich am Eingang der KI-Trainingspipeline vorliegen.

Damit die Zeitreihendaten mit Ereignissen verknüpft werden können, wurde in Zusammenarbeit mit tiermedizinischem Fachpersonal weiterhin ein praxistaugliches Narkoseprotokoll entwickelt (siehe Abbildung 2). In den Protokollen werden Metadaten zum jeweiligen operierten Tier erfasst, die eine feinere Unterteilung des Gesamtdatensatzes erlaubt. Erfasste Informationen sind beispielsweise das Alter, Geschlecht, Gattung und Rasse des Tieres. Nach einer Operation wird das erfasste Narkoseprotokoll von dem tiermedizinischen Fachpersonal ebenfalls an Eickemeyer zur Digitalisierung weitergeleitet.

Narkoseprotokoll

Eickemeyer — veterinary technology for life

Stammdaten

Datum: [redacted] OP-Team: [redacted]

Eingriff: Kastration ♀

Pat. Nr. PMS: [redacted] Pat. Nr. LifeVet:

Tiername: Spezies: [X] Hund [ ] Katze Rasse: Australian cattle Dog

Geschlecht: [ ] m [X] w [ ] mk [ ] wk Alter: 1 Jahre 1 Monate Gewicht: 16,2 kg BCS[1]: 5

Voruntersuchung: AB[2]: Ruhig, aufm. HF[3]: 66 AF[4]: 20 SH[5]: rosa KFZ[6]: 1 Temp.: 38,8°

Vorerkrankungen: [ ] Ja [X] Nein Prä-OP Labor: [X] Ja [ ] Nein

ASA Risiko[7]: [X] 1 [ ] 2 [ ] 3 [ ] 4 [ ] 5 Notfall: [ ] Ja [X] Nein

Prämedikation

Mittel \ Uhrzeit	11[15]		
Acepromacin	0,5ml	= 0,07mg/kg	
Diazepam			
(Dex)medetomidin			
Xylazin			
Methadon	1,2ml	= 0,07ml/kg	
Butorphanol			
Ketamin			

Notizen

Mäßig sediert

Technik

Präoxygenierung: [ ] Ja [X] Nein

Kreissystem: [X] Großes System [ ] Kinderset [ ] Koaxial

Tubus: 8,5 Durchmesser

Narkosemittel: [X] Isoflurane [ ] Sevoflurane

Offene / Halboffene Systeme: [ ] Bain / T-Stück

Intubation (Uhrzeit): 11[55]

Narkose Einleitung

Mittel \ Uhrzeit	11[50]		
Diazepam			
Propofol	6ml		
Alfaxan			

Notizen

"Schlucken gerecht"

Eingriff

Beginn (Uhrzeit): 12[07]h

BCS[1]: Body Condition Score	AB[2]: Allgemeines Befinden	ASA Risiko[7]:
1= Abgemagert	HF[3]: Herzfrequenz	1= Normaler, gesunder Patient
2= Sehr dünn	AF[4]: Atemfrequenz	2= Patient mit leichter Allgemeinerkrankung (keine Leistungseinschränkung)
3= Dünn	SH[5]: Schleimhautfarbe	3= Patient mit schwerer Allgemeinerkrankung (mit Leistungseinschränkung)
4= Leichtes Untergewicht	KFZ[6]: Kapillare Füllzeit	4= Patient mit schwerer Allgemeinerkrankung, die eine ständige Lebensbedrohung ist
5= Ideal		5= Moribunder Patient, der ohne Operation voraussichtlich nicht überleben wird
6= Leichtes Übergewicht		
7= Übergewicht		
8= Fettleibig		
9= Stark Fettleibig		

EICKEMEYER® | Eltastraße 8 | 78532 Tuttlingen | Deutschland | T +49 7461 96 580 0 | F +49 7461 96 580 90 | info@eickemeyer.de | www.eickemeyer.de

Narkoseprotokoll

Eickemeyer — veterinary technology for life

Narkoseverlauf

Uhrzeit	11[57]	12[00]	12[05]	12[10]	12[15]	12[20]	12[25]	12[30]	12[35]	12[40]	12[45]	12[50]	12[55]	13[00]	13[05]
Schleimhäute[8]		r	r	r	r	r	r	r	r	r	r	r	r	r	r
Kap. FZ[9]	1	1-2	1-2	1-2	1-2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Lidreflex[10]	+	+/-	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	+/-
Nystagmus[11]	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
Verd. Vol %	2%	→	→	1,8%	→	→	→	→	→	1,7%	→	→	→	→	0%
Lagerung[12]	D	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	R
Atemtyp[13]	S	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	S
O_2 / Air (l)	100%	60/40%	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	S
Dauertropf[14]	KR	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→	→
$etCO_2$	44	42	43	42	42	42	45	43	45	46	43	43	42	41	37
PF	82		135	131	120	144	112	124	112	95	85	85	90	93	85
HF EKG	70	95	115	125	126	144	111	123	144	96	86	82	91	90	
SpO_2	96	96	97	99	96	95	98	95	96	99	99	99	99	99	94
AF	6			3	3	3	3	2	2	18	15	19	18	19	11
NIBP SYS	91	91	83	106	115	150	129	135	121	120	107	106	112	114	110
NIBP DIA	57	39	35	46	47	95	79	75	59	53	47	47	45	52	64
NIBP Ø	68	51	52	59	62	115	96	102	79	83	67	62	68	67	72
T (ö/r) (Ösophagus / rektal)	37,0	36,8	36,7	36,7	36,6	36,5	36,4	36,4	36,4	36,4	36,4	36,4	36,4	36,5	36,5
OP-Verlauf															
Zwischenfall[15]															

0 0:15 0:30 0:45 1:00 1:15 1:30 1:45 2:00

Notfallmedikamente: 12[20] 2ml Comfortan N über 5 Min.

Eingriff

Ende (Uhrzeit): 13,[05] Extubation:

Narkoseverlauf[16]: [ ] 1 [ ] 2 [ ] 3 [ ] 4 [ ] 5

Schleimhäute[8]:	Kap. FZ[9]:	Lagerung[12]:	Atemtyp[13]:	Dauertropf[14]:	Zwischenfall[15]:
R= rosa	in ganzen Sekunden	L= links	S= spontan	KR= Kristalloid ml/h	+,-
BR= blass rosa		R= rechts	A= assistiert	KO= Kolloidal ml/h	
RR= rosarot	Lidreflex[10]:	S= sternal	K= kontrolliert	F= Fentanyl µg/kg/h	Narkoseverlauf[16]:
Z= zyanotisch	+,+/-,-	D= dorsal		D= Dopamin µg/kg/min	1= ohne Probleme -> 2 -> 3 -> 4 -> 5= verstorben
	Nystagmus[11]:				
	+,+/-,-				

EICKEMEYER® | Eltastraße 8 | 78532 Tuttlingen | Deutschland | T +49 7461 96 580 0 | F +49 7461 96 580 90 | info@eickemeyer.de | www.eickemeyer.de

Abbildung 3: Beispiel *eines ausgefüllten während OPs genutzten Narkoseprotokolls*

Die zu den OP-Verläufen aufgezeichneten Daten liegen wiederum auf dem Speicherserver in einem binären, herstellerspezifischen Dateiformat vor. Mithilfe von Reverse Engineering wurde dieses entschlüsselt und eine weitere Software geschrieben, die die Daten automatisiert in Menschen- und Maschinen-lesbare CSV-Dateien konvertiert und über verschlüsselte Transportwege bereitstellt. Die Daten werden über eine pseudonymisierte Praxis-ID und Zeitstempel mit den Narkoseprotokollen verknüpft.

Mithilfe der etablierten, in Abbildung 2 gezeigten Pipeline konnten bis zum Ende des Projekts die Verläufe von 238 Operationen zusammengetragen und für das Training der KI-Modelle verwendet werden (vgl. Tabelle 2). Aus den gesammelten OP-Verläufen ergaben sich damit insgesamt 525.600 einzelne Messpunkte. Zusätzlich lagen weitere Patienten- und Behandlungsinformationen in Form von 96 digitalisierten Narkoseprotokollen vor, welche jedoch nicht direkt im automatisierten Training, sondern in der anschließenden manuellen Evaluation der KI-Modelle zum Einsatz kamen, indem sie zur Identifizierung besonders relevanter (problematischer) Verläufe und zum Analyseverständnis einzelner Vorhersageereignisse beitrugen. Das Ausschließen dieser Zusatzinformationen aus dem Trainingsprozess war bisher noch wegen der sonst signifikanten Verkleinerung der Trainingsset-Größe (auf 96 Operationen) notwendig.

Tabelle 2: Im Projekt ERIZT gesammelte und ausgewertete Daten

Kategorie	**Anzahl**
Tieroperationen (Verläufe, CSV-Datei)	238
Narkoseprotokolle (PDF)	96
Messpunkte	525.600

Im Verlauf des Projekts wurde des Weiteren festgestellt, dass die aufgezeichneten Daten der Narkosegeräte eine maximale Aufzeichnungsdauer von 60 Minuten besitzen. Längere Aufzeichnungen überschreiben im »FIFO«-Verfahren alte Werte, was zusätzliches Preprocessing und besondere Vorsicht mit dem Umgang der Daten erforderlich machte: Gelieferte OP-Daten, die die maximale Aufzeichnungslänge von 3600 Datenpunkten (entspricht 60 Minuten) besitzen, müssen neu sortiert werden und besitzen einen gewissen Grad an Mehrdeutigkeit. So kann nicht exakt rekonstruiert werden, wie viele volle Zeitstunden eine OP tatsächlich dauerte, da der jeweilige Anfang der aufgezeichneten Stunde wieder von der nächsten überschrieben wird. Dadurch entstand die zusätzliche Herausforderung, nie mit Sicherheit den Beginn des medizinischen Eingriffs als Referenzpunkt in den Daten zur Verfügung feststellen zu können.

Wie bereits in Kapitel 3.2.2 erwähnt, weisen die Daten außerdem signifikantes Rauschen und Lücken durch die Natur ihrer Aufnahme auf. Um die Verläufe für Maschinelles Lernen verwertbar zu machen, wurden verschiedene Maßnahmen zur Lückenfüllung und Glättung untersucht.
In Absprache mit dem tiermedizinischen Fachpersonal wurde sich darauf verständigt, dass die am wenigsten fehlerbehaftete Auffüllung der Lücken eine konstante Fortsetzung des zuletzt aufgezeichneten Wertes sei, da dies auch bei menschlicher Überwachung von aussetzenden Vitalparametern die gängige Praxis ist. Diverse Glättungsverfahren der teils stark schwankenden Werte, wie Tiefpass-Gauss-Filtern oder Outlier Detection über z-scores, wurden getestet, jedoch anschließend wieder verworfen. Der Grund hierfür war zum einen, dass der größte Informationsgehalt von mehreren der verwendeten Parameter in ihrem dynamischen Verhalten (Änderungsrate, Spitzenwerte) enthalten ist, welche durch Filterung stark verfälscht wird, und zum anderen die Extremwerterkennung nur unzuverlässig gute Resultate lieferte. Der Effekt der Wertfortsetzung an einem OP-Verlauf ist in Abbildung 4 dargestellt. In Abbildung 5 wird weiterhin die normierte statistische Verteilung der einzelnen Parameter gezeigt. Die Darstellung wurde zu Beginn der Datenanalyse genutzt, um das statistische Verhalten der der Vitalwerte zu untersuchen und Ausreißer zu identifizieren.

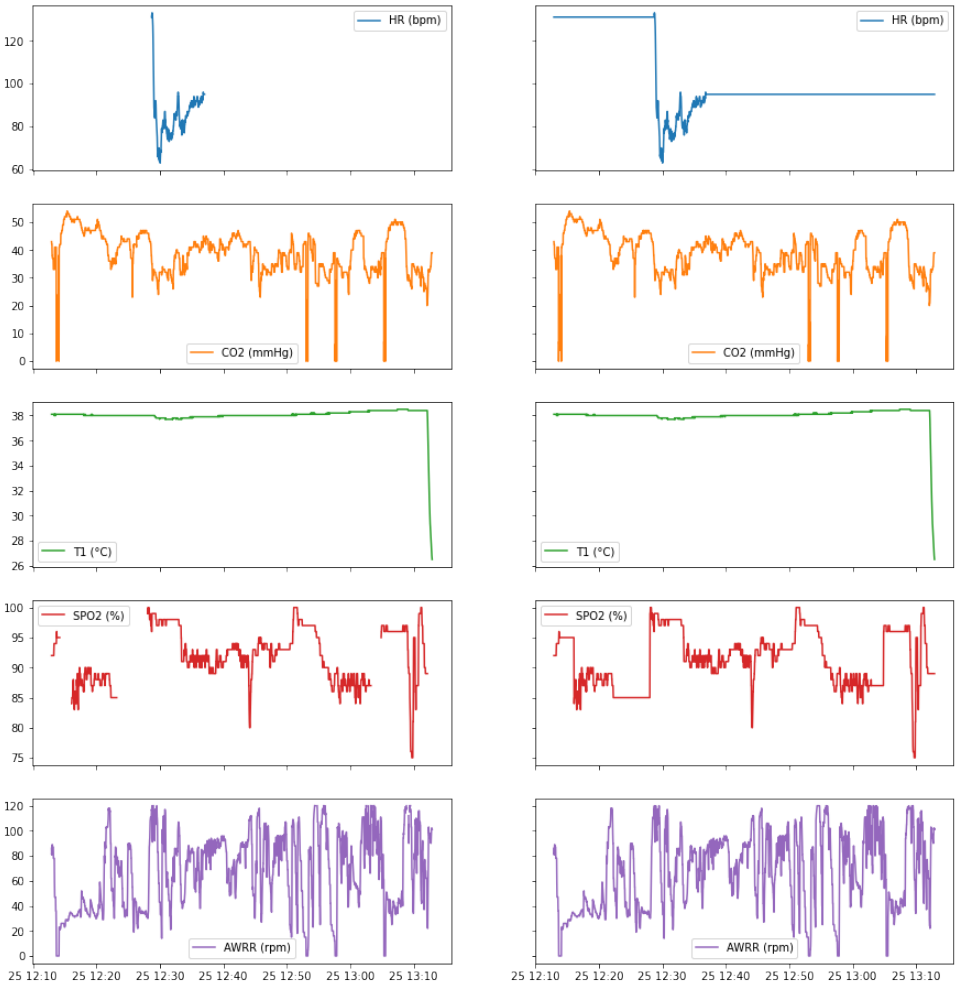

Abbildung 4: Beispiel Datenbereinigung der einzelnen Messwerte im Preprocessing anhand eines einzelnen OP-Verlaufs.

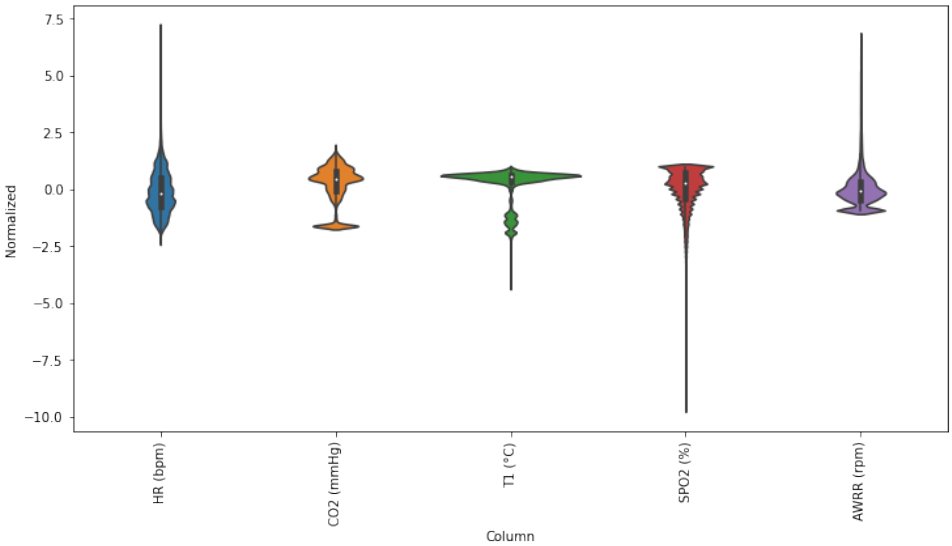

Abbildung 5: Normierte Darstellung der empirischen Verteilung der einzelnen Messwerte in einer OP. Zu erkennen sind wenige stärkere Ausreißer der Werte für die Parameter »HR«, »SPO2« und »AWRR«.

3.2.4
AP4: Entwicklung eines KI-Prototyps

Die im Projekt zu lösende Aufgabe kann auf zwei Arten definiert werden: eine Nachbildung der Verlaufskurven einzelner oder aller Vitalparameter (Regression), oder eine reine Detektion von Zeitpunkten, zu denen Zwischenfälle auftreten (Klassifikation). In der weiteren Untersuchung wurde der erstgenannte Ansatz weiterverfolgt, da dieser den Vorteil der direkten Interpretierbarkeit und Visualisierung der erzeugten Vorhersagekurven erlaubt, was vor allem für die Endanwender ein zentraler Akzeptanzpunkt ist.

Aufgrund der zu Beginn des Projekts noch verhältnismäßig geringen Datengrundlage war der Fokus zunächst auf die Zeitreihenanalyse gerichtet. Da pro OP typischerweise Hunderte bis Tausende Datenpunkte vorhanden waren (sekündliche Aufzeichnung von Vitalparametern), ließen sich hier auch bereits mit wenigen OP-Verläufen früh erste Modelle trainieren. Im Projekt wurden sowohl statistische als auch auf Neuronalen Netzen basierende Deep-Learning-Ansätze zur Vorhersage eines Zeitreihen-Eintrags erprobt und evaluiert.

Die schematische Pipeline der Deep-Learning-Ansätze ist in Abbildung 6 dargestellt. Geplant war, dass bei einheitlicher Datenaufbereitung (blaue Box) und Evaluation und Visualisierung (grüne Box) verschiedene Typen von Netzwerkarchitekturen zum Einsatz kommen. Aufgrund der zeitlichen Komponente konnte jedoch nur die LSTM-Variante implementiert und evaluiert werden.

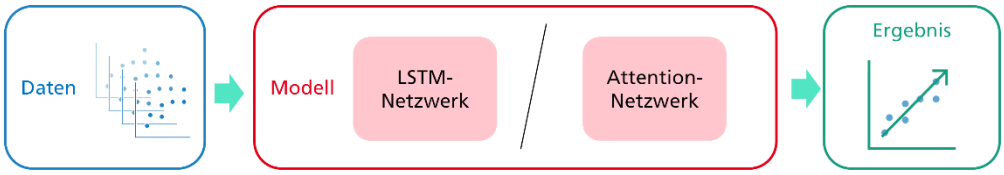

Abbildung 6: Darstellung der KI-Pipeline im Projekt

Die statistischen Verfahren wurden in den Implementierungen der Bibliothek statsmodels [7] verwendet, wohingegen für den Einsatz der Deep-Learning-Technologien auf die Tools Tensforflow und Keras [8] zurückgegriffen wurde. Alle verwendeten Verfahren sind Tabelle 3 nochmals in einer Übersicht dargestellt.

LSTM-Modelle, deren Aufbau und Funktionsweise in Abbildung 7 (links) zusammen mit der Architektur der ebenfalls gut geeigneten Attention-basierten Ansätzen (rechts) skizziert ist, sind spezielle Arten von neuronalen Netzen (rekurrente neuronale Netze), die sich in der Vergangenheit unter anderem besonders für die Zeitreihenanalyse bewährt haben. Ihr Training ist allerdings kompliziert, sodass zunächst, um erste Prognosen ableiten zu können, die drei anderen genannten statistischen Modelle verwendet wurden.

Der Unterschied von univariaten zu multivarianten Ansätzen ist, dass multivariate die Vergangenheit aller Vitaldaten für die Prognose, d. h. die Ausprägungen der Vitaldaten zum nächsten Zeitschritt, betrachten, während univariate nur die Historie eines einzelnen vorherzusagenden Vitalparameters betrachten und auch nur diesen einen prognostizieren. Doch nicht immer sind multivariate Modelle mächtiger, die ersten Ergebnisse deuteten auf ein gemischtes Bild hin: Manche Vitalparameter ließen sich durch VECMs, andere durch VARs und wieder andere durch autoregressive Modelle besser vorhersagen. Der Prognosehorizont kann hier jeweils frei gewählt werden, es sind also beispielsweise Prognosen für die Vitalwerte in einer Minute ebenso möglich wie solche für fünf oder evtl. noch länger in der Zukunft liegenden Werte. Hier wurden in der Anfangsphase verschiedene Werte getestet, bevor wie in AP2 bereits beschrieben der Prognosezeitpunkt final auf 60 Sekunden in der Zukunft festgelegt wurde.

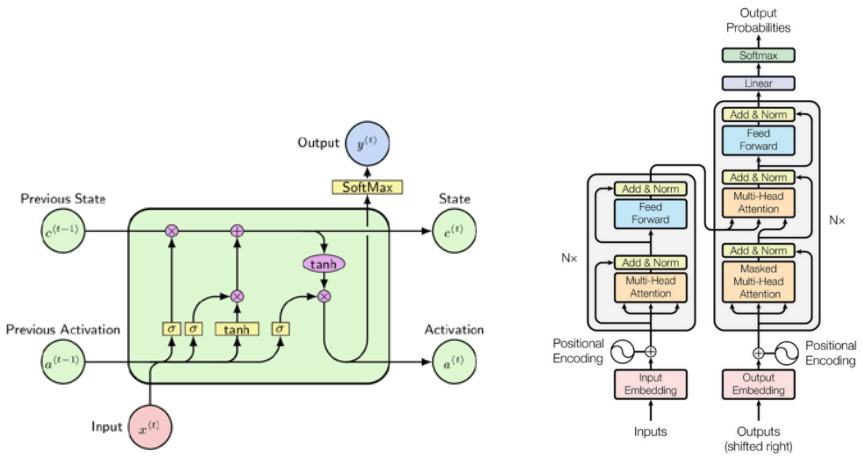

Abbildung 7: Architektur einer LSTM-Zelle (links, eingeführt in [9], Bild aus [10]) und Architektur eines Attention-Layers (rechts, Bild aus [11].)

Während die statistischen Verfahren zu Beginn des Projekts den LSTM-Modellen hinsichtlich Modellqualität überlegen waren, konnten letztere ihre Performance mit wachsender Datenbasis immer weiter im Laufe des Projekts steigern bzw. die Stabilität der Prädiktionen zunehmend erhöhen. Da die LSTM-Netze auf allen OP-Verläufen trainiert wurden, besitzen diese außerdem den Vorteil einer besseren Generalisierung gegenüber den statistischen Verfahren, die sich jeweils nur auf einen aktuell betrachteten OP-Fall über dessen zeitlichen Verlauf hinweg einschwingen, während die einmal trainierten LSTM-Modelle aus den gelernten Verläufen von Anfang an gute Prognosen für ungesehene neue Vitalverläufe liefern. Aus diesem Grund wurde im späteren Verlauf des Projekts der Fokus auf die weitere Betrachtung und Optimierung der uni- und multivariaten LSTM-Verfahren bzw. allgemein der Deep-Learning-Verfahren gerichtet, sodass die finale KI-Pipeline entsprechend wie in Abbildung 6 dargestellt etabliert wurde.

Tabelle 3: Übersicht der angewandten KI-Verfahren

Verfahren	**Beschreibung**
VECM [1] (univariat)	Statistisches Modell zur Fehlerkorrektur bei Zeitreihen
VAR [2] (univariat)	Vektorautoregressive Modelle zur Zeitreihenschätzung
AUTOREG [3] (multivariat)	Autoregressives Verfahren zur Zeitreihenschätzung
LSTM (univariat) [4]	Rekurrente Neuronale Netze zur Vorhersage jeweils eines Messwerts
LSTM (multivariat)[4]	Rekurrente Neuronale Netze zur Vorhersage aller Messwerte

3.2.5
AP5: Evaluation und Verwertungsempfehlung

Die Evaluation der trainierten LSTM-Modelle erfolgte weitestgehend manuell bzw. stichprobenartig anhand eines fest definierten Test-Sets mit neuen OP-Verläufen, die noch nicht in das Training eingeflossen waren. Maschinell automatisch berechnete Evaluations-Scores lagen zwar zu den trainierten Modellen ebenfalls vor, diese wurden

[1] https://www.statsmodels.org/dev/vector_ar.html#vector-error-correction-models-vecm

[2] https://www.statsmodels.org/dev/vector_ar.html#var

[3] https://www.statsmodels.org/dev/generated/statsmodels.tsa.ar_model.AutoReg.html

[4] https://keras.io/api/layers/recurrent_layers/lstm/

jedoch aufgrund ihrer geringen Aussagekraft hinsichtlich Praxistauglichkeit lediglich als grobe Erstindikatoren für erreichte Modellqualität zu Rate gezogen.
Als wichtigstes Kriterium für die Güte eines Modells wurde hingegen vor allem die Fähigkeit des Modells bewertet, einen problematischen OP-Verlauf rechtzeitig vorherzusagen. Ein gutes Modell muss somit in der Lage sein, einen Problembereich mit (zu) stark abweichenden Messwerten zu prognostizieren, bevor dieser tatsächlich eintritt, sodass dem Tierarzt in der Praxis noch ausreichend Zeit bliebe, eventuelle Gegenmaßnahmen einzuleiten.

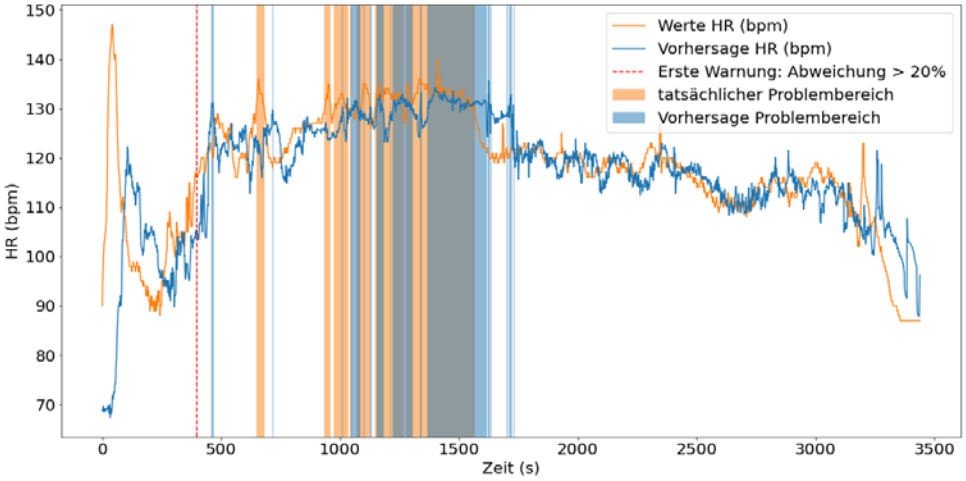

Abbildung 8: Beispiel Visualisierung einer (multivariaten) LSTM-Vorhersage für das Feature Herzschlag (Heart Rate = HR).

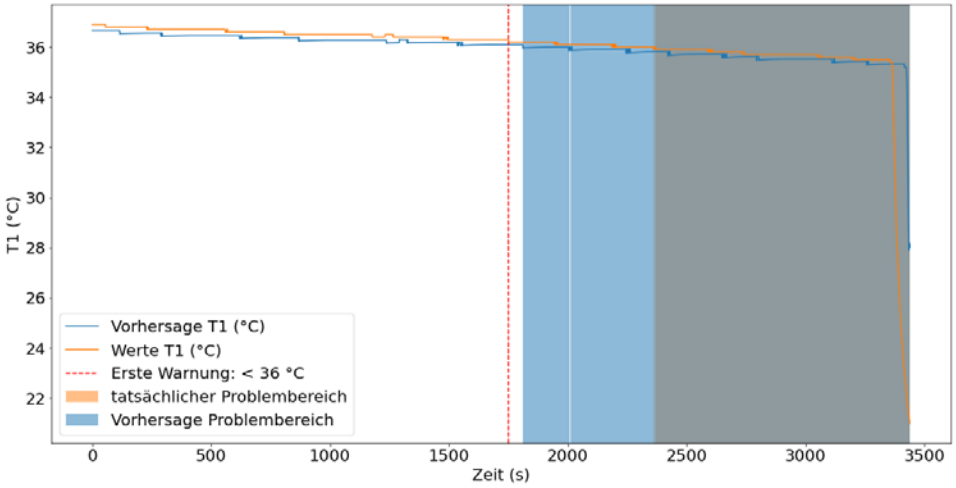

Abbildung 9: Beispiel Visualisierung einer univariaten LSTM-Vorhersage für das Feature Temperatur (T1).

Abbildung 8 zeigt beispielhaft die Visualisierung einer Vorsage eines (multivariaten) LSTM-Modells für die Messwerte zum Herzschlag während einer OP. Die x-Achse deutet den fortschreitenden zeitlichen Verlauf in Sekunden an, während auf der y-Achse die gemessenen Werte für den Herzschlag (orangene Kurve) sowie die vom Modell vorhergesagten Werte für diesen Zeitpunkt (blaue Kurve) eingetragen sind. In diesem Beispiel prognostiziert das Modell zum Zeitpunkt x=461 s (gestrichelte rote Linie) für den

Zeitpunkt x=521 s (60 Sekunden später) den Beginn eines Problembereichs (blaue Fläche). Die Warnung erfolgt also noch bevor die gemessene Herzrate so hoch wird, dass bei ungefähr x=650 s mit einer Abweichung von über 20% der Herzrate zum ursprünglich gemessenen Normalbereich eine tatsächliche Problemzone (orangene Fläche) erreicht wird. Die grau markierten Flächen (nicht in der Legende aufgeführt) sind demnach die Überschneidungsbereiche, in denen sowohl vorhergesagte als auch tatsächliche Werte jeweils beide gleichzeitig innerhalb kritischer Zonen bewegen.

Obwohl die Vorhersagen insbesondere für sich langsam entwickelnde Trends, wie der in Abbildung 9 gezeigte schleichende Abfall der gemessenen Temperatur, erfolgsversprechend ausfielen, stellen vor allem innerhalb kürzester Zeit stark schwankende Messwerte wie die von HR (Herzrate) oder AWRR (Atemfrequenz) für die Modelle nach wie vor große Herausforderungen dar und können mit den untersuchten Ansätzen in vielen Testfällen noch nicht früh genug vorhergesagt werden, um einen reellen Nutzen in der Praxis zu bieten.
Nichtsdestotrotz ist ein direkter Einsatz der hier entwickelten Modelle mit steigender Qualität und Zuverlässigkeit nach Rücksprache mit den Tierarztpraxen durchaus denkbar. Da auf breiter historischer Datenbasis trainiert, könnten insbesondere die Deep-Learning-Modelle wie die multivariaten LSTMs vor Ort installiert werden und neu eintreffende Vitaldaten zu aktuell durchgeführten OPs live verarbeiten sowie auf deren Grundlage Vorhersagen für eventuell auftretende Komplikationen bzw. Warnungen liefern, falls mit hoher Wahrscheinlichkeit ein oder mehrere Messwerte in naher Zukunft ihren Normalbereich verlassen und in eine kritische Zone eintreten.

3.2.6
AP6: Projektmanagement

Die Gesamtprojektleitung lag beim Fraunhofer IAO. Neben vertraglichen Aspekten und Berichtswesen gehörten zu den wichtigsten koordinatorischen Instrumenten im Projekt monatliche Statusbesprechung (online) und die Organisation zusätzlicher Besprechungen mit den Tierarztpraxen.

Tabelle 4 zeigt die Meilensteine im Projekt.

Tabelle 4: Übersicht der Meilensteine im Projekt ERIZT

Meilenstein	Datum	Beschreibung
M1	Juni 2021	Abschluss der Arbeitspakete 1 bis 3. Klassifikation der Auffälligkeiten und mögliche Anwendungsfälle, für ML aufbereitete Daten, Anforderungsprofil und Umfang des Demonstrators festgelegt
M2	Dezember 2021	KI-Demonstrator (AP 4) inklusive Datensammlung und -aufbereitung, Evaluationsergebnisse (AP 5)

3.3
Abweichung vom initialen Projektplan

Aufgrund diverser Herausforderungen bei der Einrichtung der Datenerfassung aus AP3 (Datenerhebung, Datenanalyse und Klassifikation) wie verspätete Verfügbarkeit der Narkoseerfassungsgeräte, Schulung des tiermedizinischen Fachpersonals, Praxis-interne Firewalls sowie teilweise fehlender Internetzugang im OP konnte eine erste funktionierende Datenpipeline erst in Monat 5 des Projekts komplett fertiggestellt werden. Dementsprechend stand anfänglich für das Training der KI-Modelle lediglich eine sehr kleine Datengrundlage zur Verfügung, was die Nutzung der weniger datengetriebenen und

mehr modellbasierten statistischen Algorithmen in der ersten Projektphase den Vorzug vor den LSTM-Ansätzen gab. Die Neuronalen Netze konnten erst mit großen Mengen von Trainingsdaten ihr volles Potenzial entfalten.
Auch die Metadaten aus den Narkoseprotokollen konnten nicht wie geplant im großen Stil automatisiert für Trainingsprozesse verwendet werden, da diese momentan in den Praxen noch weitestgehend handschriftlich erfasst und somit nicht ohne weiteres digitalisiert bzw. strukturiert verarbeitet werden können. Zwar wurden wie bereits erwähnt manuell die wichtigsten Metadaten aus einigen Protokollen erfasst, diese eigneten sich allerdings aufgrund ihrer geringen Zahl nicht für das Training der Modelle.

Im Gegensatz zum ursprünglichen Projektplan wurde die Bearbeitung von AP2 (Fachliche Domänen-Analyse) tatsächlich erst durchgeführt, nachdem die Datenerfassung aus AP3 in einer ersten Version verfügbar war. Hintergrund hierfür war, dass für den fachlichen Austausch mit den Tierarztpraxen zunächst eine Datengrundlage mit ersten Visualisierungen und Statistiken vonnöten war, auf deren Basis eine schrittweise Annäherung an ein gemeinsames Verständnis der fachlichen Domäne sowie von Problem- und Zielstellungen möglich wurde. Beide Arbeitspakete liefen dann parallel bis zum Projektende weiter.
Aufgrund der positiven Resonanz auf das Projekt ERIZT wurde die Datenerhebung in den Tierarztpraxen auch nach Projektende weitergeführt, sodass bis zum Zeitpunkt der Veröffentlichung dieses Berichts neue OP-Verläufe in den Datensatz einfließen.

Allgemein wurde der Relevanz von AP2 in der ursprünglichen Projektplanung nicht ausreichend Bedeutung zugemessen, obwohl genau dieses Arbeitspaket schließlich den größten Teil zum Erfolg des Projekts beitrug. Die notwendige medizinische Expertise, die erst durch die Gespräche mit den Tierkliniken in das Projekt einfließen konnte, hätte somit von Projektbeginn an bzw. in der Projektplanung allgemein stärker berücksichtigt werden sollen. Auch die Durchführung von AP5 (Evaluation und Verwertungsempfehlung) wurde entgegen der ursprünglichen Planung nicht separat, sondern im Zuge von AP2 gemeinsam mit den Tierarztpraxen durchgeführt, um eine sinnvolle Bewertung hinsichtlich praxistauglicher Eignung der entwickelten KI-Modelle zu gewährleisten.

4
Weitere Aspekte

Im Projekt wurden Aktivitäten zur Öffentlichkeitsarbeit, zur Ergebnisverwertung mit den Endanwendern und zur Verbreitung der Ergebnisse durch Publikationen durchgeführt.

4.1
Netzwerkbildung

In zahlreichen Gesprächen mit Tierarztpraxen, Tierkliniken und der universitären Forschung wurden die Verwertungs- und Vermarktungspotenziale für einen KI-basierten Ansatz für die Erkennung von intraoperativen Zwischenfällen hinterfragt und bestätigt.

4.2
Öffentlichkeitsarbeit

Folgende Maßnahmen zur Öffentlichkeitsarbeit wurden im Laufe des Projektes durchgeführt:

4.2.1 Internetseiten der Konsortialpartner

Kurzinformationen zum Projekt sowie wesentliche Projektergebnisse wurden auf den Internetseiten der drei Konsortialpartner veröffentlicht.

Partner	Link
Fraunhofer IAO	https://www.digital.iao.fraunhofer.de/de/leistungen/KI/ERIZT.html
Eickemeyer	https://www.eickemeyer.de/index.php?cl=news_info&fnc=getNewsContent&anid=9255ee4b7fb6dfc26c07f5c88898a528&type=0
SMARTIT	https://www.smartit.de/index.html#WETTBEWERB

4.2.2 Zeitungsartikel

Auf Basis der der Veröffentlichungen des Ministeriums für Wirtschaft, Arbeit Tourismus wurde in der regionalen Presse über das Projekt berichtet.

Zeitung	Datum	Weiterführende Informationen
Schwäbische Zeitung, Tuttlingen	11.01.2021	https://www.schwaebische.de/landkreis/landkreis-tuttlingen/tuttlingen_artikel,-kuenstliche-intelligenz-foerderung-fuer-zwei-tuttlinger-unternehmen-_arid,11314975.html
Stuttgarter Zeitung, Stuttgart	11.01.2021	Bericht über Projektstart im KI-Innovationswettbewerb
Gäubote, Herrenberg	24.04.2021	Veröffentlichung eines Interviews mit SMARTIT

4.2.3 Besuch vom Bundestagsabgeordneten des Wahlkreises Böblingen

Am 10. September 2021 hat der Bundestagsabgeordneten des Wahlkreises Böblingen, Marc Biadacz, die Projektpartner in den Räumen von SMARTIT in Herrenberg besucht und sich über die Ergebnisse im Projekt ERIZT informiert. Herr Biadacz ist Mitglied im Ausschuss für Digitale Agenda und war Mitglied in der Enquete-Kommission Künstliche Intelligenz im Deutschen Bundestag.

Abbildung 10: Vertreter beim Besuch des Bundestagsabgeordneten.
MdB Marc Biadacz (ganz rechts) und Dr. Maximilien Kintz Leitung Team Angewandte Künstliche Intelligenz, Fraunhofer IAO (zweiter von links) neben Mitarbeitenden der Firma SMARTIT.

4.2.4 Präsentation auf dem Innovation Forum Medizintechnik

Am 21. Oktober 2021 haben die Projektpartner das Projekt auf dem Innovation Forum Medizintechnik[1] von MedicalMountains in Tuttlingen im Rahmen eines Vortrags und mit einem Poster vorgestellt.

[1] https://medicalmountains.de/dienstleistungen/innovation-technologie/innovation-forum-medizintechnik/

Abbildung 11: Teilnehmer des MedicalMountains Innovation Forums (v.r.n.l.: Alexander Sprung, Eickemeyer, Dr. Maximilien Kintz und Dennis Klau, Fraunhofer IAO).

4.3 Wirtschaftliche Verwertbarkeit der Forschungsergebnisse

Über das internationale Vertriebsnetz der Firma Eickemeyer soll das auf Basis der im Projekt erarbeiteten Ergebnisse und später entwickelte Produkt national und international vermarktet werden. Begleitet wird der Vertrieb durch die von Eickemeyer organisierten Seminare und Symposien, bei denen Tiermedizinerinnen und -mediziner über aktuelle Diagnose- und Behandlungsmethoden unterrichtet werden. Zielgruppen sind dabei Tierkliniken, Tierarztpraxen und Universitäten, die über netzwerkfähige Endgeräte zur Messung der Vitalparameter verfügen.

SMARTIT integriert die vorliegenden Projektergebnisse in einen teilfunktionalen Demonstrator, der als Präsentationsgrundlage gegenüber dem Projektträger sowie für Vertriebs- und Marketingaktivitäten der Firma Eickemeyer dienen soll.

Für ein vermarktungsfähiges Produkt muss der Demonstrator noch weiterentwickelt werden, um bei der Zielgruppe eingesetzt werden zu können. Dadurch dass die Datenerhebungs-Pipeline weiterhin in Betrieb ist, fließen weiter Daten in das Projekt und die Aussagefähigkeit des Demonstrators wird weiter ausgebaut.

4.4 Wissenstransfer zwischen den Projektpartnern

Durch ihre unterschiedlichen Hintergründe und Vorkenntnisse konnten die Partner im Projekt ERIZT voneinander und vom Austausch mit den Endanwendenden profitieren. Die folgende Tabelle dokumentiert die Hauptaspekte des Wissenstransfers im Projektteam.

Partner	**Vorwissen/ Input**	**Neues Wissen/ Erkenntnisse im Projekt**
Fraunhofer IAO	Wissen im Bereich KI und Architekturen von neuronalen Netzen für Zeitreihenvorhersage, sowie Datenaufbereitung und Evaluation und Interpretation	Bedürfnisse der Endanwendenden, Bedeutung und Wichtigkeit der Vitalparameter für tiermedizinisches Personal, Erkennung von Zwischenfällen
Eickemeyer	Wissen im Bereich Tiermedizin, insbesondere Wichtigkeit der Vitalparameter	Relevanz der Datenqualität und deren Erfassung, Anwendung und Training von KI-Modellen
SMARTIT	Wissen im Bereich Aufbau einer Cloud-Architektur zur Datenerhebung und -transfer	Eignung verschiedenerer KI-Ansätze und Architekturen von neuronalen Netzen für Vorhersagen

5
Folgeaktivitäten und Ausblick

Mehrere Folgeaktivitäten sind aus Partner-Sicht geplant und wurden teilweise bereits begonnen.

5.1 Weitere Forschungsprojekte

Die Projektpartner haben im Rahmen von Invest BW [12] einen Antrag zum Thema Nutzung von KI zur Diagnoseunterstützung in der Tiermedizin eingereicht. Hierbei sollen die im ERIZT gewonnenen Erkenntnisse weiter vertieft werden.

5.2 Wissenschaftliche Veröffentlichung

Das Fraunhofer IAO arbeitet an einem wissenschaftlichen Paper zu den Projektergebnissen, das in Q2 2022 eingereicht und noch 2022 auf einer internationalen Konferenz vorgestellt werden soll.

5.3 Präsentation auf Kongress

Die Projektergebnisse sollen im Herbst 2022 auf dem DVG (Deutsche Veterinärmedizinische Gesellschaft) Kleintierkongress dem Fachpublikum vorgestellt werden. Ein entsprechender Antrag wurde dem wissenschaftlichen Auswahlkomitee vorgelegt.

5.4 Ausblick

Zusammengefasst lässt sich feststellen, dass im Rahmen des Projektes ERIZT erste wichtige Erkenntnisse im Bereich Nutzung von KI zur Prognose von intraoperativen Zwischenfällen gewonnen werden konnten. Diese wollen die Projektpartner in weiteren Aktivitäten (Forschungsprojekte, kommerzielle Aktivitäten, Veröffentlichungen) vertiefen und erweitern.
Allgemein stellt die Vorhersage von Vitalparametern (insbesondere in der Veterinärmedizin) nach wie vor ein weitestgehend offenes Forschungsbiet dar, aus welchem bis zum jetzigen Zeitpunkt erst wenige fundierte Erkenntnisse hervorgingen. Nichtsdestotrotz bietet das Forschungsfeld enormes Potenzial für zukünftige Investitionen und stößt nach bisheriger Erfahrung auf großes Interesse in Fachkreisen.
Perspektivisch ist eine Übertragung der Erkenntnisse, Verfahren und Technologien auf andere Bereiche, wie z. B. die Humanmedizin, denkbar.

6 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Projektansatz im Überblick 6
Abbildung 2: Pipeline-Übersicht für die Datenerfassung und -verarbeitung. Die von den Geräten aufgezeichneten Vitalwerte werden über die dargestellten Komponenten und Protokolle weitergegeben und verarbeitet, bis sie schließlich am Eingang der KI-Trainingspipeline vorliegen. 11
Abbildung 3: Beispiel eines ausgefüllten während OPs genutzten Narkoseprotokolls 12
Abbildung 4: Beispiel Datenbereinigung der einzelnen Messwerte im Preprocessing anhand eines einzelnen OP-Verlaufs. 14
Abbildung 5: Normierte Darstellung der empirischen Verteilung der einzelnen Messwerte in einer OP. Zu erkennen sind wenige stärkere Ausreißer der Werte für die Parameter »HR«, »SPO2« und »AWRR«. 14
Abbildung 6: Darstellung der KI-Pipeline im Projekt 15
Abbildung 7: Architektur einer LSTM-Zelle (links, eingeführt in [9], Bild aus [10]) und Architektur eines Attention-Layers (rechts, Bild aus [11].) 16
Abbildung 8: Beispiel Visualisierung einer (multivariaten) LSTM-Vorhersage für das Feature Herzschlag (Heart Rate = HR). 17
Abbildung 9: Beispiel Visualisierung einer univariaten LSTM-Vorhersage für das Feature Temperatur (T1). 17
Abbildung 10: Vertreter beim Besuch des Bundestagsabgeordneten. 21
Abbildung 11: Teilnehmer des MedicalMountains Innovation Forums (v.r.n.l.: Alexander Sprung, Eickemeyer, Dr. Maximilien Kintz und Dennis Klau, Fraunhofer IAO). 22

7 Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Übersicht der zum Training ausgewählten Vitalparameter 10
Tabelle 2: Im Projekt ERIZT gesammelte und ausgewertete Daten 13
Tabelle 3: Übersicht der angewandten KI-Verfahren 16
Tabelle 4: Übersicht der Meilensteine im Projekt ERIZT 18

8
Literaturverzeichnis

[1] C. Shearer, „The CRISP-DM model: the new blueprint for data mining," in *Journal of data warehousing*, 2000.

[2] „Medical Mountains KIM-Labs," 08 02 2022. [Online]. Available: https://medicalmountains.de/dienstleistungen/innovation-technologie/verbundprojekte/kim-labs/.

[3] M. Wijnberge und andere, „Effect of a Machine Learning–Derived Early Warning System for Intraoperative Hypotension vs Standard Care on Depth and Duration of Intraoperative Hypotension During Elective Noncardiac Surgery: The HYPE Randomized Clinical Trial," in *JAMA*, 2020.

[4] C. Soguero-Ruiz, W. Fei, R. Jenssen, K. Augestad, J. Álvarez, I. Jiménez, R. Lindsetmo und S. Skrøvseth, „Data-driven Temporal Prediction of Surgical Site Infection," in *AMIA Annual Symposium*, 2015.

[5] S. L. Hyland und andere, „Early prediction of circulatory failure in the intensive care unit using machine learning," in *Nature Medicine*, 2020.

[6] Z. Huang und andere, „Artificial Intelligence Assisted Early Warning System for Acute Kidney Injury Driven by Multi-Center ICU Database," in *medRxiv*, 2020.

[7] S. Seabold und J. Perktold, „statsmodels: Econometric and statistical modeling with python," in *9th Python in Science Conference*, 2010.

[8] F. Chollet und andere, „Keras," 2015. [Online]. Available: https://keras.io. [Zugriff am 18 02 2022].

[9] S. Hochreiter und J. Schmidhuber, „Long Short-term Memory," in *Neural computation*, 1997.

[10] J. J. Gago, V. Vasco, B. Łukawski, U. Pattacini, V. Tikhanoff, J. Victores und C. Balaguer, „A Study on the Use of Sequence-to-Sequence Neural Networks for Automatic Translation of Brazilian Portuguese to LIBRAS," in *Proceedings of the 25th Brazillian Symposium on Multimedia and the Web*, New York, NY, USA, 2019.

[11] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser und I. Polosukhin, „Attention is All you Need," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017.

[12] Ministerium für Wirtschaft, Arbeit und Tourismus Baden-Württemberg, „Invest BW," 2022. [Online]. Available: https://invest-bw.de/. [Zugriff am 17 02 2022].

9
Impressum

Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation IAO
Nobelstraße 12, 70569 Stuttgart
www.iao.fraunhofer.de

Kontakt
Maximilien Kintz
Tel. +49 711 970-2182
maximilien.kintz@iao.fraunhofer.de

Fraunhofer-Publica
urn:nbn:de:0011-n-6480806
http://publica.fraunhofer.de/dokumente/N-648080.html

Titelbild
© Kukota Ekaterina – stock.adobe.com/Fraunhofer IAO

© Fraunhofer IAO, 2022

Kontakt

Dr. Maximilien Kintz
Tel. +49 711 970-2182
maximilien.kintz@iao.fraunhofer.de

Matthias Engelbach
Tel. +49 711 970-5211
matthias.engelbach@iao.fraunhofer.de

Fraunhofer-Institut für
Arbeitswirtschaft und Organisation IAO
Nobelstraße 12
70569 Stuttgart
www.iao.fraunhofer.de