

EINFLUSSFAKTOREN AUF DIE LOKALISATIONSGÜTE VON PASSIVE AUDIO MONITORING SYSTEMS (PAMS)

M. Sc. Florian Hoedt

Zusammenfassung: Der Bedarf und theoretische Nutzen von Passive Audio Monitoring Systems (PAMS) als kosteneffiziente Umweltüberwachungssysteme ist groß. Die praktische Anwendung dieser Systeme ist jedoch unzureichend erforscht und der Einfluss von Vegetation auf die Klassifikation und Lokalisation bisher unbekannt. Dieser Beitrag untersucht die Zusammenhänge zwischen PAMS-Algorithmen zur Klassifikation und Lokalisation sowie schallverschattenden Objekten, der Schallausrichtung und In-vitro-Vogellauten von drei verschiedenen Vogelarten. Im Detail werden vier Hypothesen geprüft:

1. Die Güte der Klassifikation korreliert positiv mit der Güte der Lokalisation.
2. Die Güte der Lokalisation ist abhängig von:
 - a) der Schallverschattung des Schallgebers zum Mikrofon,
 - b) der Art des Schalls,
 - c) der Richtung des Schalls.

Zur Untersuchung wurde ein aus Raspberry Pi bestehendes PAMS installiert und eingemessen. An fünf Lautsprecherpositionen wurden Vogellaute von drei verschiedenen Arten (*Phylloscopus collybita*, *Alauda arvensis*, *Carduelis carduelis*) abgespielt. Insgesamt konnten 15.412 Vogellaute detektiert werden. Hierbei sind ~ 14,8% der *Phylloscopus collybita*, ~ 15,5% der *Alauda arvensis* sowie 100% der *Carduelis carduelis* Detektionen falsch klassifiziert worden. Die Lokalisation ergab Abweichungen vom Signal zum verortetem Punkt von \bar{x} 34,96 ± 19,49 m (min: 1,1 m, max: 95,8 m), mit Häufungen bei 10 und 45 m Abweichung zu unterschiedlicher Zeit und an verschiedenen Abspielpositionen. Das verwendete PAMS kann die Erfolge bei Klassifikation und Lokalisation in der Literatur nicht bestätigen. Hiermit ist das verwendete PAMS nicht für die Beantwortung der Forschungsfragen nutzbar. Als Gründe dieser Abweichung werden sechs Faktoren diskutiert. Keine der genannten Faktoren kann eindeutig als Ursache identifiziert werden.

Schlüsselwörter: Bioakustik, PAMS, ARU, Sensornetzwerke, Audiomonitoring, Lokalisation, Audio

IMPACT FACTORS FOR THE LOCALIZATION QUALITY OF PASSIVE AUDIO MONITORING SYSTEMS (PAMS)

Abstract: The need and theoretical benefit of Passive Audio Monitoring Systems (PAMS) as cost-effective environmental monitoring systems are high. However, the practical application of these systems has been insufficiently researched and the impact of vegetation on classification and localization has been unknown. This article examines the relationships between PAMS algorithms for classification and localization as well as sound-shading objects, the sound orientation, and in vitro bird sounds of three different bird species. In detail, four hypotheses are tested:

1. The classification accuracy positively correlates with the localization accuracy
2. The localization accuracy is determined by:
 - a) the number of obstacles between signal source and microphone (sound shading),
 - b) the type and kind of sound (species, song type),
 - c) the direction of the sound.

A PAMS consisting of four Raspberry Pi was installed. Bird sounds of three different species (*Phylloscopus collybita*, *Alauda arvensis*, *Carduelis carduelis*) were played at five loudspeaker positions. A total of 15,412 bird sounds were detected. The classification resulted in ~ 14.8 % *Phylloscopus collybita* and ~ 15.5 % *Alauda arvensis* false-positives, and 100 % false-negatives for *Carduelis carduelis*. Localization accuracy was measured as \bar{x} 34.96 ± 19.49 m (min: 1,1 m, max: 95,8 m) with clusters at 10 and 45 m at different signal locations and sound directions. The used PAMS cannot confirm the successes in classification and localization reported in literature. Thus, the used PAMS is not feasible for answering the research questions. The reasons for this deviation are six factors. None of these factors can clearly be identified as a cause.

Keywords: Bioacoustic, PAMS, ARU, sensor networks, audiomonitoring, localization, sound

Autor

M. Sc. Florian Hoedt
 Johann Heinrich von Thünen-Institut
 Zentrum für Informationsmanagement
 Bundesallee 44
 D-38116 Braunschweig
 E: florian.hoedt@thuenen.de

1 EINLEITUNG

Als Folgen des Landnutzungs- und Klimawandels wird erwartet, dass die Vogelpopulationen auch weiterhin starken Veränderungen in ihrer Anzahl als auch Verteilung unterliegen (Hayhow et al. 2016, Johnston et al. 2013, Bairlein 1996). Entsprechend steigt der Bedarf, kosteneffizient und skalierbar Ökosysteme zu überwachen, um Naturschutzmaßnahmen zu planen und zu evaluieren (Honrado et al. 2016, Cardinale et al. 2012). Bisher werden diese Aufnahmen manuell und vor Ort durchgeführt, was vor allem in schwer erreichbaren Gebieten mit hohem Aufwand und Störungen des Habitats verbunden ist (Aide et al. 2013). Um den zukünftig steigenden Bedarf an Umweltbeobachtung zu realisieren, können Methoden der Bioakustik mit autonomen Sensorsystemen angewandt werden (Sethi et al. 2018, Frommolt 2017, Alquezar & Machado, 2015, Fristrup & Menitt 2012). Solche *Passive Audio Monitoring Systems* (PAMS) ermöglichen die Wiederholbarkeit der Analysen durch aufgezeichnete Soundsamples und eliminieren den Einfluss des Beobachters (Aide et al. 2013). Über eine erfolgreiche Lokalisation könnten Vogelgruppen und Habitate ermittelt werden (Shonfield & Bayne 2017).

Die praktische Anwendung dieser Systeme zeigt jedoch offene Forschungsfragen, so ist der Einfluss von Vegetation auf die Klassifikation und Lokalisation bisher unbekannt. Frühere Untersuchungen unter tropischem Regenwald von Mennill et al. (2006) zeigen keine signifikanten Auswirkungen auf die Klassifikation. Des Weiteren konnten Lambert & McDonald (2014) keine signifikanten Unterschiede in der Abnahme der Lautstärke zwischen den untersuchten Vegetationstypen ermitteln. Der dort dominante Unterwuchs bestand jedoch aus Stauden (*Lantana camara*) und es wurde lediglich die Lautstärkeabnahme,

nicht jedoch der Klassifizierungs- oder Lokalisierungserfolg, betrachtet.

Dieser Beitrag untersucht daher, welche Faktoren die Klassifikation und Lokalisation von PAMS beeinflussen. Es werden folgende Hypothesen geprüft:

1. Die Güte der Klassifikation korreliert positiv mit der Güte der Lokalisation.
2. Die Güte der Lokalisation ist abhängig von:
 - a) der Schallverschattung des Schallgebers zum Mikrofon,
 - b) der Art des Schalls,
 - c) der Richtung des Schalls.

2 METHODIK

Der für die Untersuchung genutzte Quellcode sowie die erfassten Daten sind auf Zenodo und GitHub hinterlegt (Hoedt 2017, 2018a, 2018b, 2018c).

2.1 VERSUCHSAUFBAU

Als Untersuchungsgebiet ist der Innenhof des Campus der Hochschule Ostwestfalen-Lippe (HS OWL) am Standort Höxter definiert, wie in Abbildung 1 gezeigt. Zwischen den Signalpositionen und den Sensoren des verwendeten Systems befinden sich verschiedene Bäume und Sträucher, welche schallverschattend wirken.

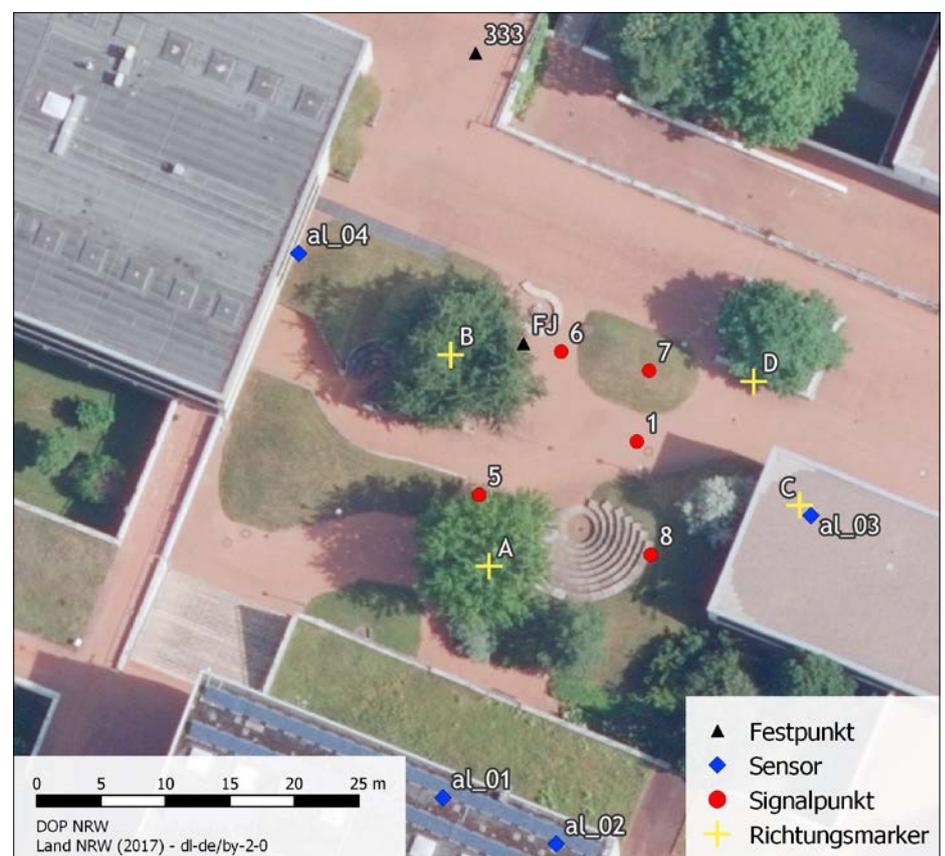


Abbildung 1: Karte des Versuchsaufbaus auf dem Innenhof der Hochschule Ostwestfalen-Lippe am Standort Höxter. Die Festpunkte wurden verwendet, um die Sensoren und Abspielpositionen (Signalpunkte) einzumessen. Von jedem der Signalpunkte wurde der Lautsprecher wechselnd auf die Richtungsmarker ausgerichtet. Als Bildgrundlage dient das digitale Orthophoto Nordrhein-Westfalen (Land NRW 2017a).

Die Positionen der Mikrofone wurden per Tachymeter (Leica Builder 500) eingemessen. Im Innenhof wurde ein Lautsprecher positioniert sowie dessen Wiedergabeposition aufgenommen. Als Lautsprecher wurde ein JBL Flip 4 (Harman Deutschland GmbH) verwendet. Der mittlere Schalldruck der abgespielten Audiodateien entsprach bei 1 m Abstand im Durchschnitt 35 dB.

Das eingesetzte PAMS wurde aus vier Raspberry Pi 3B Microcomputern (Farnell element14) sowie günstigen Foxnovo Portable USB-2.0-Kondensator-Mikrofonen (Typ SF-555B) aufgebaut. Das Sensorsystem verwendet Debian Stretch sowie eine in Python erstellte Aufnahmelogik. Über das Network Time Protocol (Mills 1991) sind die Sensorsysteme synchronisiert und die Aufnahmen mit Zeitstempel markiert worden. Die verwendete Abtastrate der Aufnahme wurde auf 44,1 kHz gesetzt, wie von Browning et al. (2017), Aide et al. (2013) und Frommolt & Tauchert (2014) für Aufnahmen von Vogellauten verwendet und empfohlen.

2.2 KLASSIFIKATION

Für die Klassifikation der aufgenommenen Daten wurde der Spectrogramm Cross-correlation (corMatch) Algorithmus des R package *monitorR* (Katz et al. 2016) genutzt. Dieser Klassifikator erstellt aus Trainingsdatensätzen eine Spektrogramm-Vorlage. Diese wird in der Kreuzkorrelation verwendet, um den gesuchten Laut zu detektieren.

Bei den verwendeten Vogellauten wurde die Auswahl auf im Untersuchungsgebiet vorkommende Arten (*Alauda arvensis*, *Carduelis carduelis*, *Phylloscopus collybita*) beschränkt sowie auf eine unterschiedliche Gesangsstruktur geachtet. Während *Phylloscopus collybita* einen sehr monotonen und gleichförmigen Gesang besitzt, haben die beiden anderen Arten diverse und längere Strophen, wobei *Carduelis carduelis* die diversesten Strophen ausbildet. Ein weiteres Argument für die Auswahl von *Phylloscopus collybita* war die Vergleichbarkeit mit anderen Untersuchungen, wie zum Beispiel Ptacek et al. (2016). Die Audiodaten wurden aus dem Tierstimmenarchiv des Museums für Naturkunde Berlin bezogen (Museum für Naturkunde Berlin 2017). Bei der Auswahl der Audiodateien wurde auf eine übereinstimmende Regionalität und gute Qualität der Vogelenaufnahmen geachtet.

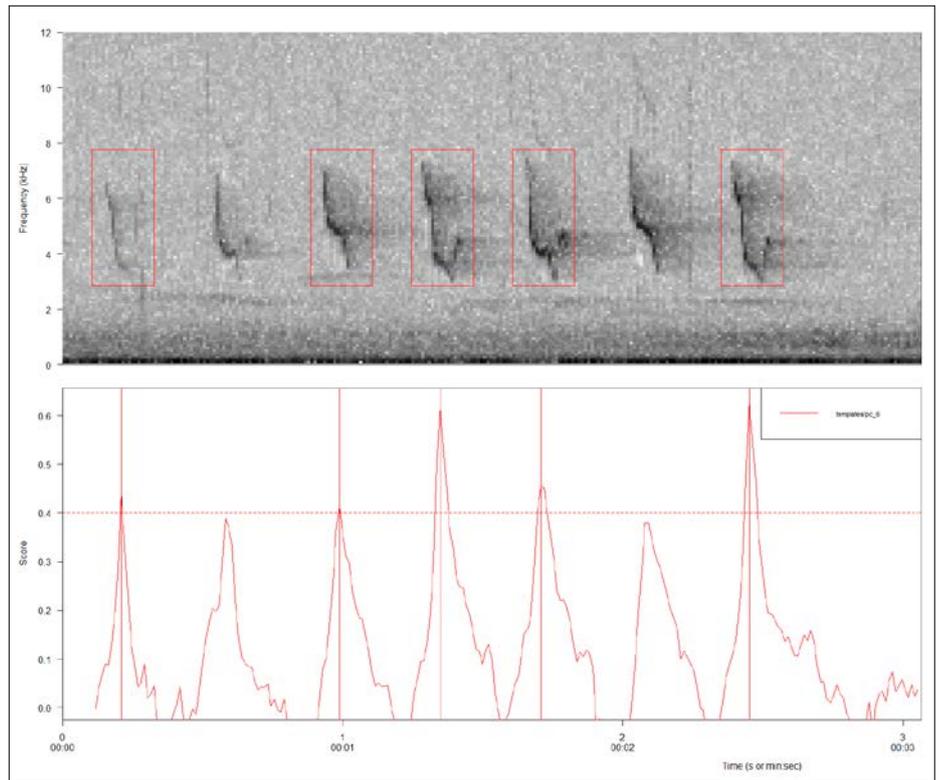


Abbildung 2: Über *monitorR* erstellte Kreuzkorrelation für eine *Phylloscopus collybita* Vorlage über Gesang – Spektrogramm mit einer Hanning-Window-Länge von 512 pt und 0% Überschneidung. Die rote gestrichelte Linie gibt das zur Detektion notwendige Kreuzkorrelationsergebnis (score cut-off) an und wurde auf 0,4 gesetzt.

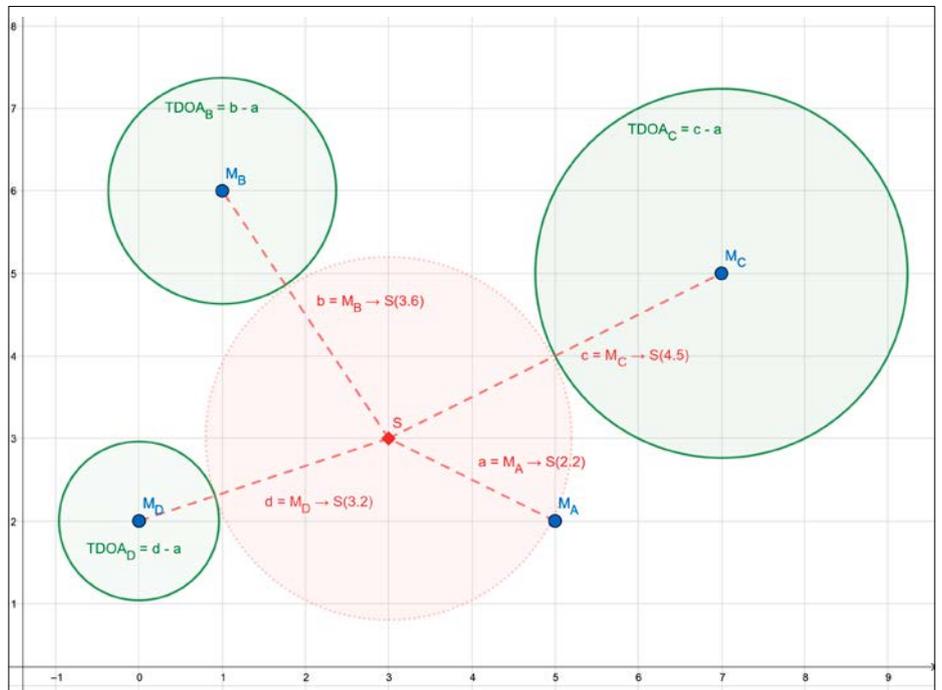


Abbildung 3: Beispielaufbau des auf Standardabweichung (σ) minimierenden Lokalisationsalgorithmus. Gegeben seien die vier Sensoren $M_0 \dots M_d$ sowie die Signalposition S . Die grünen Umkreise entsprechen den berechneten TDOA.

Die Korrelationsvorlagen wurden mit einem Hanning-Window von 512 pt Länge und einer Überschneidung von 0% erstellt.

Das zur Detektion notwendige Kreuzkorrelationsergebnis (score cut-off) wurde mit 0,4 angegeben. Insgesamt wurden neun

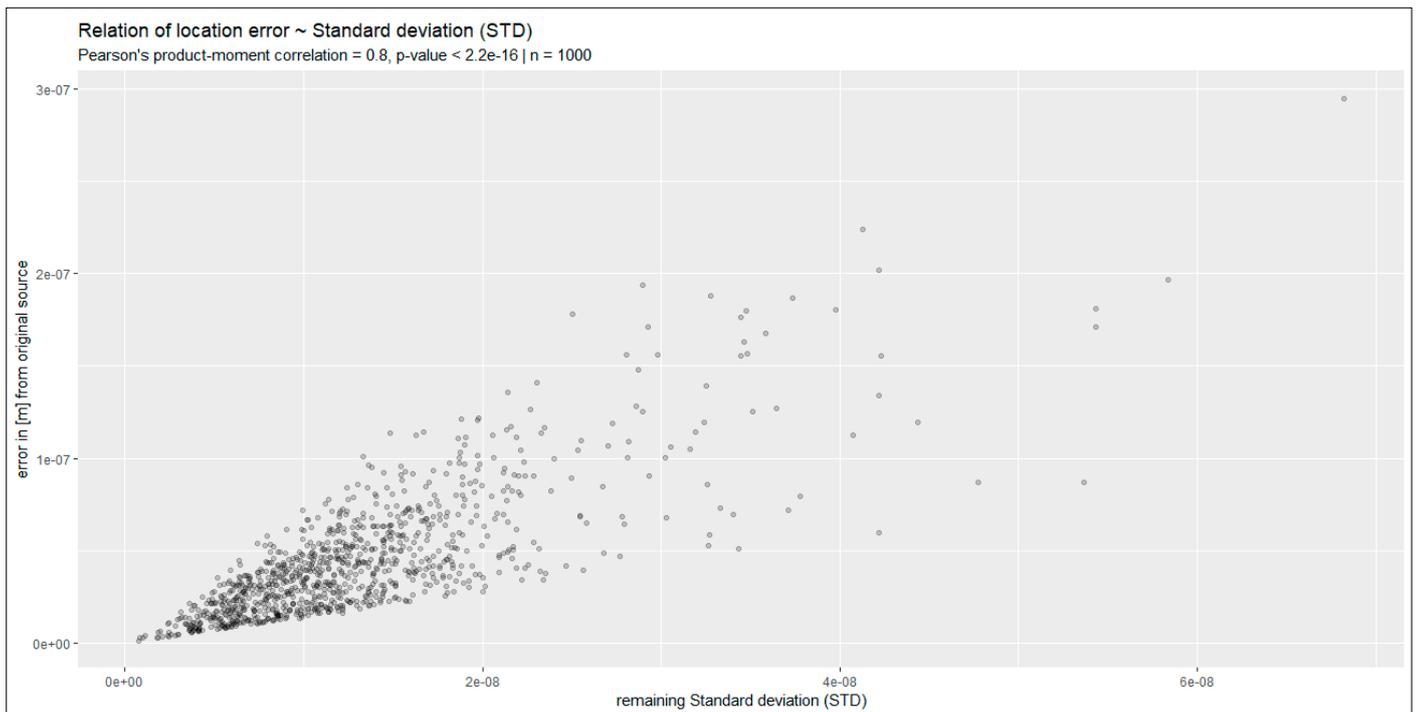


Abbildung 4: Statistische Auswertung des auf Standardabweichung (σ) minimierenden Lokalisationsalgorithmus. Es zeigt sich mit einer Pearson's product-moment correlation von 0,8 ($p\text{-value} < 2,2 \cdot 10^{-16}$) eine starke Korrelation zwischen der verbleibenden Standardabweichung und dem verbleibenden Fehler.

Alauda arvensis, elf *Carduelis carduelis* sowie sieben *Phylloscopus collybita* Korrelationsvorlagen erstellt.

Die so erstellten Vorlagen wurden über *monitoR* in den aufgenommenen Audiodateien zeitlich verortet, wie in Abbildung 2 beispielhaft gezeigt. Die Detektionen wurden je Sensor und Art als CSV-Datei mit Angabe der Audiodatei, des Zeitstempels sowie des Kreuzkorrelationsergebnisses gespeichert. Vom jeweiligen Signalpunkt wurde der Lautsprecher auf einen Richtungsmarker ausgerichtet.

2.3 RÄUMLICHE ANALYSEN

Für die Berechnung des Azimuts wurde die *PostGIS*-Funktion *ST_Azimuth* genutzt. Für die Berechnung der Schallverschattung werden die Daten des Laserscans NRW (Land NRW 2017b) verwendet. Dabei wird von der Schallgeberposition eine 3D-Röhre mit 0,5 m Durchmesser zu den jeweiligen Mikrofonen konstruiert und ein 3D-Intersect mit der Punktwolke des Laserscans durchgeführt. Hierbei entspricht die Anzahl der überschrittenen Punkte dem Maß der Schallverschattung.

Der verwendete Lokalisierungsalgorithmus betrachtet die Positionsfindung als Optimierungsproblem. Der Algorithmus basiert auf dem *SciPy*.*minimize* Modul (The *SciPy* Community 2017). Der Algorithmus

streut zufällig Punkte ein und minimiert auf eine im Folgenden beschriebene Fitnessfunktion.

Gegeben seien die Mikrofonpositionen M_n sowie die Signalposition S . Hierbei ist die Mikrofonposition M_A dem Signal S am nächsten, wie beispielhaft in Abbildung 3 dargestellt. Für die Mikrofonpositionen $M_n \rightarrow n''$ können somit, wie in Gleichung 1 beschrieben, die Time Difference of Arrival (TDOA) berechnet werden.

Gleichung 1:

$$TDOA_{M_n} = \overline{SM_n} - \overline{SM_A}$$

Für die gesuchte Signalposition SP gilt hierbei Gleichung 2.

Gleichung 2:

$$S_{[x,y]} \mapsto SP_{[x,y],fit} = 0$$

$SP_{[x,y],fit}$ wiederum entspricht der Standardabweichung der TDOA zu den jeweiligen Mikrofonpositionen, wie in Gleichung 3 gezeigt.

Gleichung 3:

$$SP_{[x,y],fit} = \sigma \left\| \overline{SP_{[x,y]} M_n} - TDOA_{M_n} \right\|$$

Die hier beschriebene Abhängigkeit der $SP_{[x,y],fit}$ basierten Fitnessfunktion wurde über eine Simulation getestet und ausgewertet. Der Zusammenhang konnte, wie in Abbildung 4 gezeigt, nachgewiesen werden.

Die zur Berechnung der Schallgeschwindigkeit genutzte Formel ist in Gleichung 4 gezeigt (Wilson et al. 2014).

Gleichung 4:

$$v = 331,3 \cdot \sqrt{1 + \text{Temperatur} / 273,15}$$

Die Formel ist zur Berechnung der TDOA-basierten Distanzdifferenzen (siehe grüne Umkreise in Abbildung 3) verwendet worden. Die hierbei notwendigen Temperaturen in °C wurden an der Wetterstation Höxter (51° 46' 3,36" N, 9° 22' 9,86" E, 156 m über NN), in unmittelbarer Nähe des Aufnahmeortes erfasst.

3 ERGEBNISSE

Das verwendete PAMS nimmt vierspürige Audiodaten auf. In jeder Spur werden Voggelante detektiert und mit Zeitstempel versehen. Diese einzelnen Detektionen werden zu Audio-Ereignissen zusammengefasst. Ein Ereignis besteht aus mehreren miteinander zusammenhängenden Detektionen. Hierbei gilt ein Ereignis als valide, wenn:

1. alle vier Sensoren dieselbe Vorlage,
2. innerhalb der festgelegten Δ -Zeit detektiert haben.

Für eine erfolgreiche dreidimensionale Lokalisation mit der oben genannten Methode sind vier Detektionen für ein Ereignis notwendig. Da jede Detektion mit der Angabe der erkannten Vorlage und der absoluten Zeit vorliegt, können über die Python Pandas-Methoden *iloc* und *get_loc* die jeweils zeitlich nächsten Detektionen derselben Vorlage identifiziert werden. Da die maximale Distanz zwischen den Sensorsystemen des Versuchsaufbaus (Abbildung 1) ~ 50 m beträgt, wurde jede Detektion mit einer höheren Δ -Zeit als 0,15 Sekunden abgelehnt, was der maximalen zeitlichen Abweichung eines Signals innerhalb des Sensornetzwerks entspräche.

In den aufgenommenen Audiodateien wurden insgesamt 15.412 Ereignisse erfasst.

3.1 KLASSIFIKATION

Es zeigt sich, dass keine der *Carduelis carduelis* Vorlagen detektiert, sondern die abgespielten Audiodateien der Art als *Phylloscopus collybita* oder *Alauda arvensis* erkannt wurden, wie in Tabelle 1 zusammengefasst dargestellt. Tabelle 2 zeigt hierbei, dass *Phylloscopus collybita* zu ~ 14,8% und *Alauda arvensis* zu ~ 15,5% falsch klassifiziert wurden. Die *Carduelis carduelis* Audiodateien sind fälschlicherweise zu ~ 81,5% als *Phylloscopus collybita* und zu ~ 18,5% als *Alauda arvensis* klassifiziert worden. *Phyllosco-*

pus collybita zeigt ein hohes Maß an Fehlzuordnungen (false positives ~ 17%).

3.2 LOKALISATION

Die Lokalisation zeigt Fehlerwerte von \bar{x} 34,96 ± 19,49 m (min: 1,1 m, max: 95,8 m). In Abbildung 5 wird die Streuung des Lokalisierungsfehlers nach Abspielort, -richtung sowie abgespielter Vogelart als Boxplot-Grid dargestellt. Die 2D-Ansicht der verorteten Positionen in Zusammenhang zur Lautsprecherposition (rot) und der Abspielrichtung (gelb) sind in Abbildung 6 gezeigt. Auffällig ist das gerichtete Streuungsverhalten der Lokalisationen und deren Häufung an den Grenzen des Sensornetzwerks.

3.3 STATISTISCHE TESTS

Die Hypothese, die Güte der Klassifikation korreliert positiv mit der Güte der Lokalisation, kann widerlegt werden. Wie in Abbildung 7 gezeigt, liegt eine sehr schwache negative Korrelation zwischen der Güte der Klassifikation und der Güte der Lokalisation vor.

Die Hypothese, die Güte der Lokalisation ist abhängig von der Schallverschattung des Schallgebers zum Mikrofon, kann bestätigt werden. Wie in Abbildung 8 gezeigt, liegt eine signifikante negative Korrelation zwischen der Güte der Lokalisation und der Anzahl an schallverschattenden Objekten vor.

Die Hypothese, die Güte der Lokalisation ist abhängig von der Art des Schalls (Vogelart), kann bestätigt werden. Die Alternativhypothese H_A : Der Lokalisierungs-

fehler ist gleich verteilt zwischen den Gruppen kann abgelehnt werden, wie in Abbildung 9 dargestellt.

Die Hypothese, die Güte der Lokalisation ist abhängig von der Richtung des Schalls, kann bestätigt werden. Diese ist jedoch sehr schwach ausgeprägt ($r = -0,07$), wie in Abbildung 10 gezeigt.

4 DISKUSSION

Als Voraussetzung dieser Arbeit wurde angenommen, dass Vögel auf Grundlage ihres Gesangs identifiziert und auch verortet werden können. Die Erfolge aus der Literatur konnten in der hier vorgestellten Versuchsanordnung jedoch nicht bestätigt werden. Die in den erfassten Daten hohen Lokalisierungsfehler übersteigen die in Menill et al. (2012) ($\bar{x} = 1,87$ m, 2D), Wilson et al. (2014) ($\bar{x} = 4,3$ m, 2D) und Stepanian et al. (2016) ($\bar{x} < 10$ m, 3D) genannten Werte um ein Vielfaches ($\bar{x} = 34,96$ m, 3D). Hierfür wurden sechs Ursachen identifiziert, die in unterschiedlichem Maße die Lokalisation beeinflussen haben. Im Folgenden werden diese diskutiert und mögliche Lösungsansätze präsentiert.

4.1 ZEITSYNCHRONISATION

Die Synchronisation der Raspberry Pi wurde über NTP durchgeführt und zeigte ein maximales Offset von 1,375 ms je Sensor. Zwei komplett gegenläufig asynchrone Sensoren hätten demnach ein Offset von 2,75 ms. Bei einer gemittelten Temperatur \bar{T} von ~ 14,8 °C entspricht dies, über Gleichung 4 berechnet, einer maximalen Abweichung von ~ 0,93 m.

4.2 KLASSIFIKATIONSALGORITHMUS

Für die Kreuzkorrelation wurden Standardwerte für das Hanning-Window und dessen Überschneidung genutzt. Wilson et al. (2014) nutzt eine Überschneidung von 87,5%, anstelle der in dieser Arbeit verwendeten 0%, mit guten Ergebnissen bei der Klassifikation. Da die Kreuzkorrelation die Zeitstempel für den Lokalisierungsalgorithmus liefert, kann dies die Verortung beeinflussen. Neben dem verwendeten Klassifikator können binary point matching (Katz et al. 2016), oder feature-based Klassifikatoren (Giannakopoulos 2015), am vorhandenen Testdatensatz evaluiert werden, um die Klassifikationserfolge und damit Zeitstempel für die Lokalisation zu optimieren.

Species	detektiert	abgespielt
<i>Alauda arvensis</i>	1.202	2.298
<i>Carduelis carduelis</i>	0	1.013
<i>Phylloscopus collybita</i>	14.210	12.101
Gesamtanzahl	15.412	15.412

Tabelle 1: Unterschiede der in den Events detektierten und tatsächlich abgespielten Spezies

Typ	aa	cc	pc
true positive	1.015	0	12.101
false positive	1.283	0	2.109
false negative	1.283	1.013	0
true negative	NA	NA	NA

Tabelle 2: Verhältnis zwischen true und false positives innerhalb der klassifizierten Detektionen von *Alauda arvensis* (aa), *Carduelis carduelis* (cc) sowie *Phylloscopus collybita* (pc)

4.3 LOKALISATIONSGEBIET

Der in Wilson et al. (2014) genutzte Algorithmus (*Sound Finder*) wurde in seiner R-Variante getestet und verworfen, da keine Verortung durchgeführt werden konnte. Die *Localize*-Methode konnte aufgrund eines Matrix-Berechnungsfehlers nicht durchgeführt werden. Der alternativ verwendete SciPy.minimize-basierte Algorithmus wurde statistisch getestet und zeigt gute Verortungsergebnisse, wie in Abbildung 4 gezeigt. Gleichzeitig zeigt sich eine Heteroskedastizität der Relation Standardabweichung (σ) zum verbleibenden Fehler, welche zu einer abnehmenden Korrelation zwischen beiden Faktoren bei steigendem σ führt.

4.4 ABSPIELLAUTSTÄRKE

Die verwendete Abspiellautstärke liegt unter den von Nelson (2010) gemessenen und Wilson et al. (2014) verwendeten Werten (74-88/80-90 dB). Die geringe

lautstärke in Zusammenhang mit den günstigen Mikrofonen des PAMS verschlechtern die Aufnahmequalität und damit die Möglichkeiten der hochwertigen Kreuzkorrelation. Die Abspiellautstärke hat jedoch keinen Einfluss auf die Schallgeschwindigkeit.

4.5 AUFNAHMELOGIK

Die verwendete Aufnahmelegik produzierte ohne erkennbare Regelmäßigkeit intermittierende Fehlernaufnahmen. Dies führte zum Verwerfen von $\sim 1/5$ der Aufnahmen. Weitere Tests haben gezeigt, dass eine über die ALSA CLI aufgerufene Aufnahme fehlerfrei aufnimmt. Das in Whytock & Christie (2017) verwendete System nutzt ebenfalls die ALSA CLI und wurde erfolgreich angewandt. Da fehlerhafte Aufnahmen für die Analyse verworfen wurden, hat dies jedoch keine Auswirkung auf die Verortungsgenauigkeit.

4.6 VEGETATION IM UNTERSUCHUNGSGEBIET

Die vorherrschende Vegetation des Untersuchungsgebiets entspricht nicht der typischen Vegetation der zu untersuchenden Ökosysteme (Wälder, Offenländer, Grünflächen). Zudem fand die Aufnahme nicht unter gleichen phänologischen Bedingungen wie der in der Arbeit verwendete Laserscan statt. Hierdurch ist die Rückgabeanzahl des Laserscans zu hoch, im Vergleich zum tatsächlich zur Aufnahme vorhandenen Blattwerk. Dies beeinflusst die getesteten Korrelationen der Schallverschattung, aber nicht die Lokalisationsgenauigkeit.

5 FAZIT

Die Lokalisierung der Vogellaute mit dem verwendeten PAMS ist sehr ungenau und verortet im Mittel die berechneten Punkte über den gesamten Versuchsaufbau. Hier

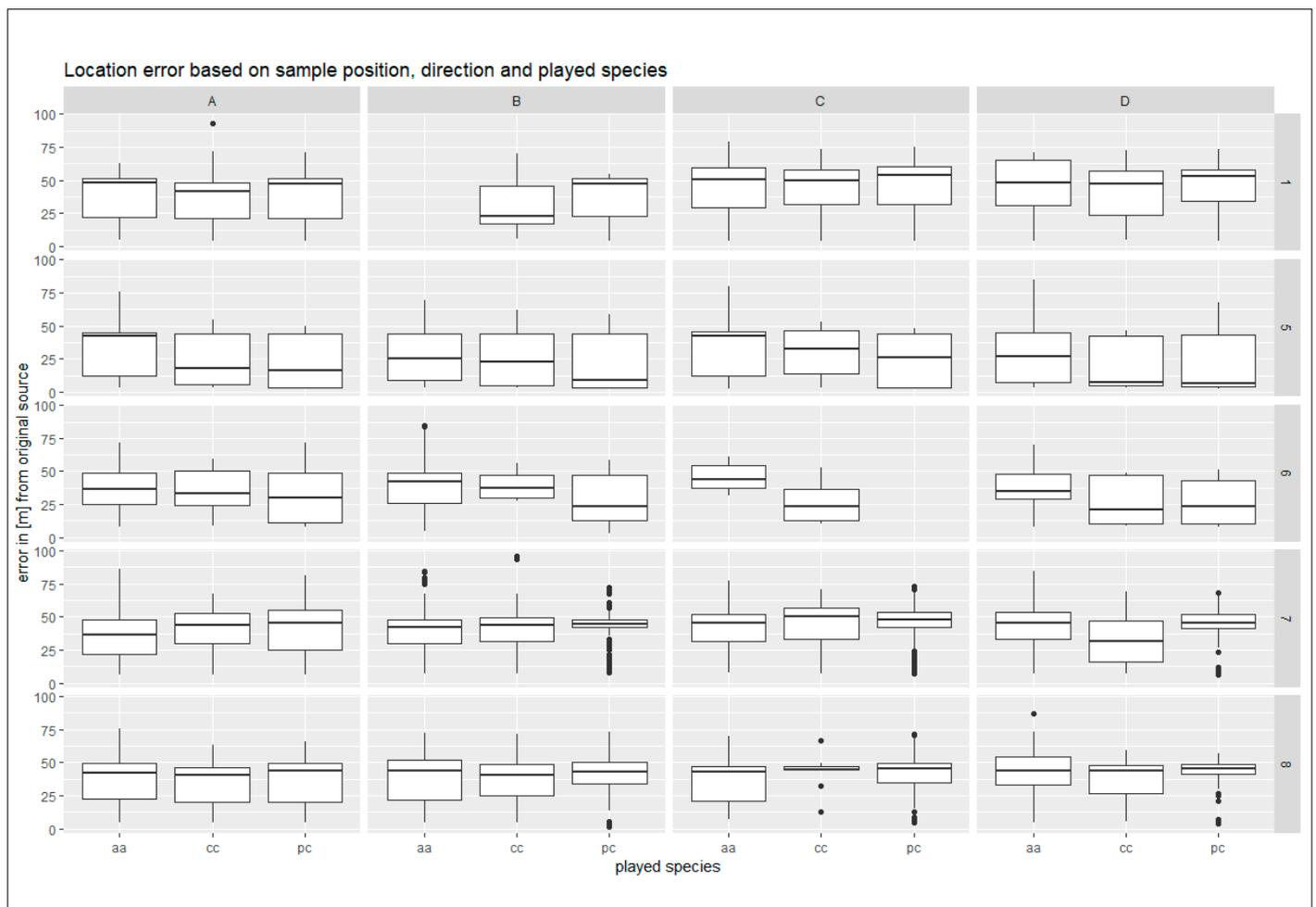


Abbildung 5: Lokalisierungsfehler aufgeteilt nach Aufnahmeort [1,5-8], Abspielrichtung [A-D] sowie abgespielter Spezies [*Alauda arvensis* (aa), *Carduelis carduelis* (cc), sowie *Phylloscopus collybita* (pc)]. Die Positionen der Aufnahmeorte und der Richtungsmarker sind in Abbildung 1 gezeigt. Neben zwei nicht vorhandenen Abspielrichtung-Station-Vorlage-Paaren, B-1-aa und C-6-pc, zeigen sich für die Stationen 5 und 6 vergleichsweise niedrige Median-Lokalisierungsfehler. Die Kombination D-5 zeigt bei den Templates cc und pc die geringsten Fehler. Die größten Fehler zeigen sich in der Kombination C-1 für alle Templates.

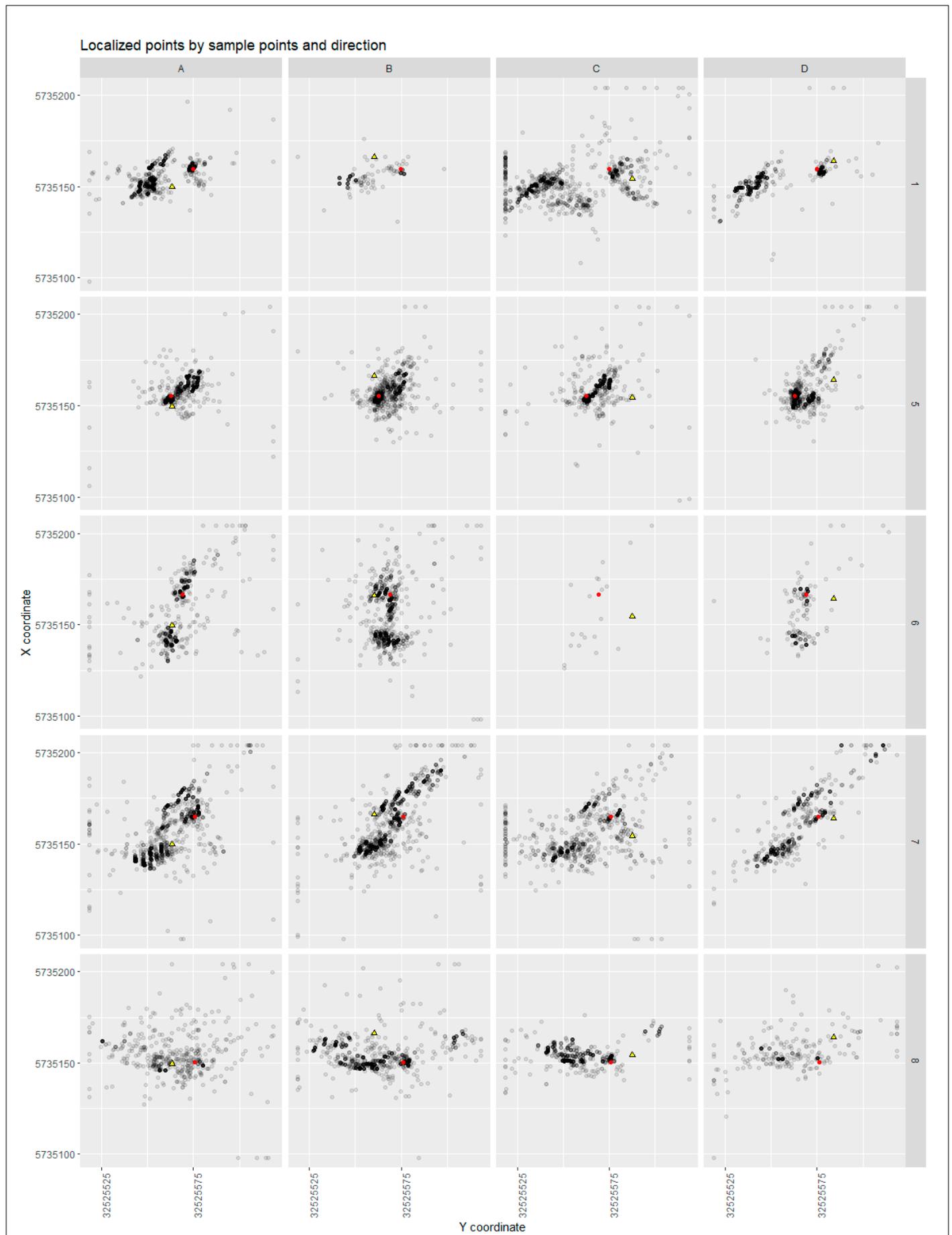


Abbildung 6: Karten der lokalisierten Audio-Ereignisse aufgeteilt nach Abspielort [1, 5-8] und Richtung [A-D]. Die lokalisierten Events sind als transparente schwarze Marker gezeichnet. Die roten Marker entsprechen den Abspielpositionen und die gelben Dreiecke entsprechen den mit dem Lautsprecher angepeilten Richtungsmarkern [A-D]. Die Positionen der Aufnahmepunkte und der Richtungsmarker sind in Abbildung 1 gezeigt.

mit ist das verwendete PAMS nicht für die Beantwortung der Forschungsfragen nutzbar. Welche Faktoren die niedrige Güte der Lokalisierung verursachten, konnte nicht abschließend geklärt werden.

DANKSAGUNG

Die Arbeit wurde vom Ministerium für Bildung und Forschung des Landes Nordrhein-Westfalen und der Hochschule Ostwestfalen-Lippe durch das Programm „FH-Struktur“ unterstützt und ist im Rahmen

des Studiums an der Universität Salzburg im Studienprogramm UNIGIS erstellt worden. Vielen Dank für die hilfreichen Kommentare innerhalb des Review-Verfahrens und an Gudrun Wallentin für die fortwährende Betreuung.

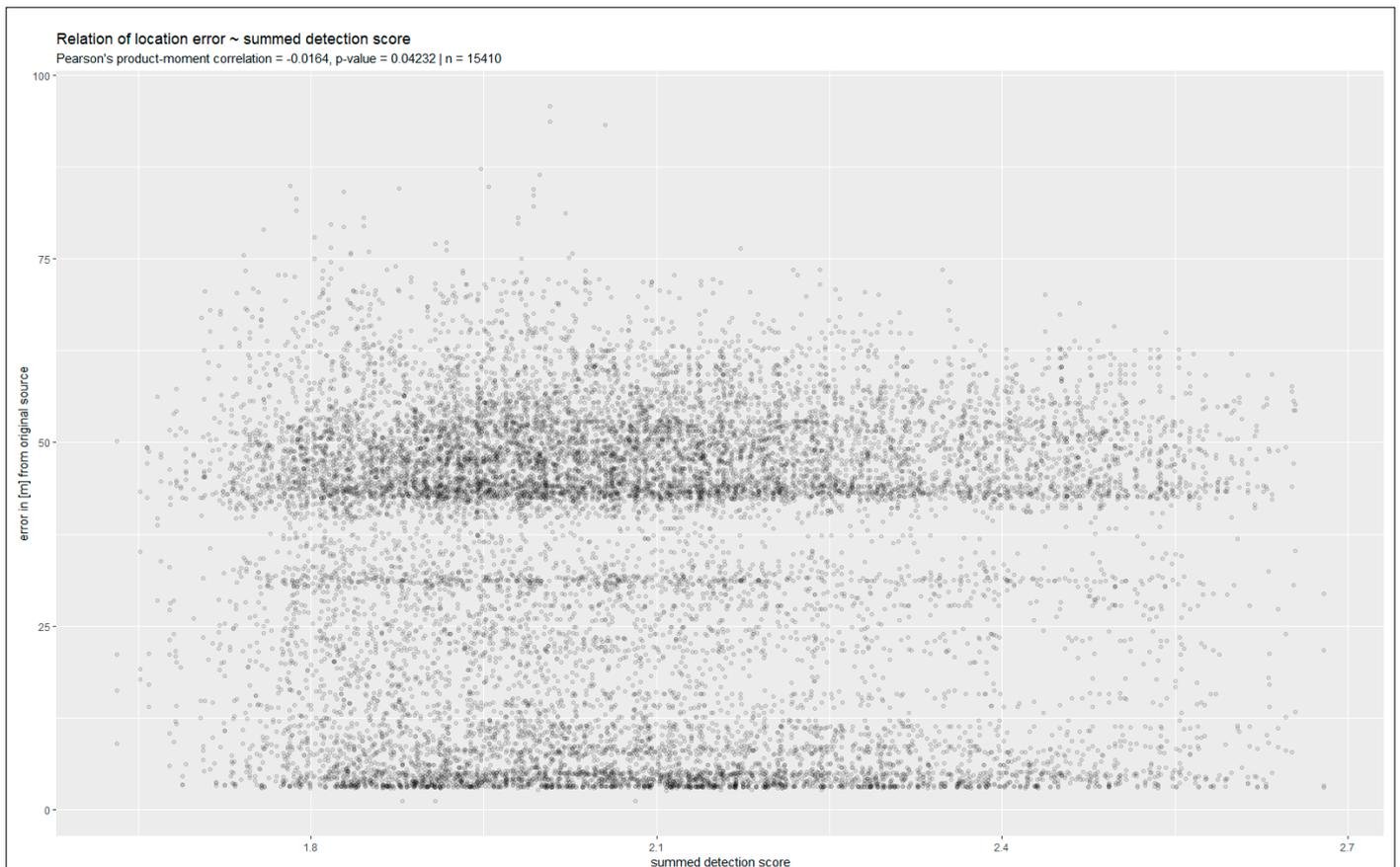


Abbildung 7: Zusammenhang zwischen Lokalisierungsgenauigkeit und Güte der Klassifikation. Es zeigt sich mit einer Pearson's product-moment correlation (r) von $\sim -0,016$ (p -value $0,042$) eine signifikante, sehr schwache negative Korrelation zwischen den untersuchten Größen.

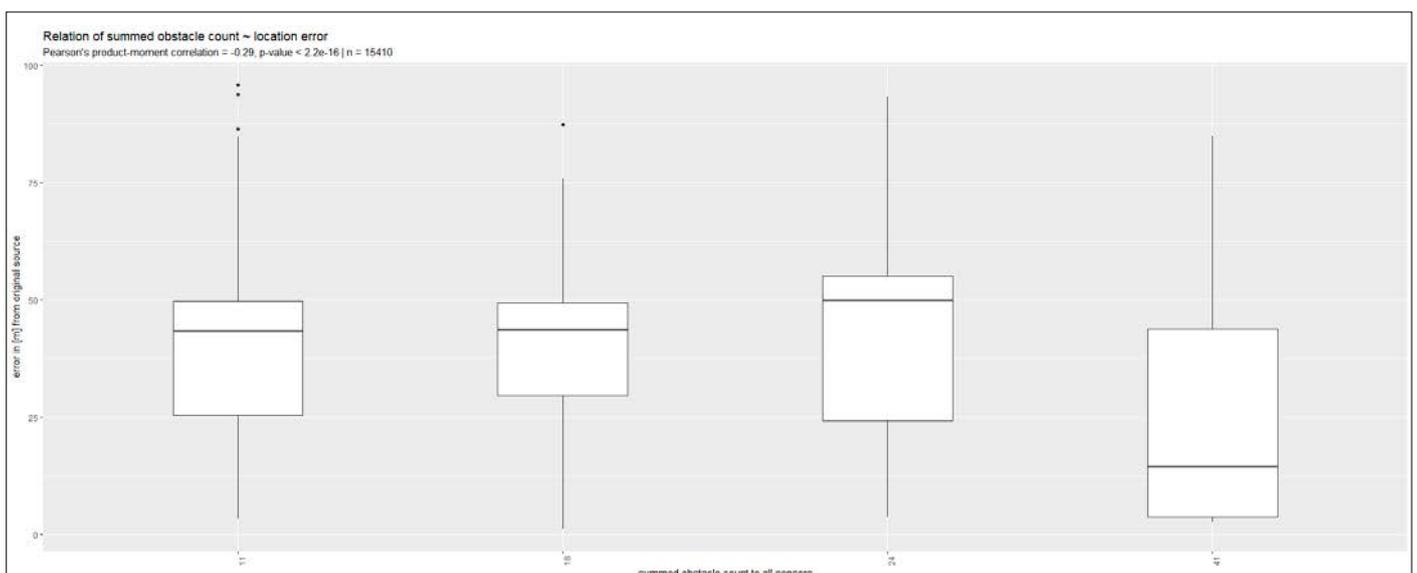


Abbildung 8: Zusammenhang zwischen Lokalisierungsgenauigkeit und dem Maß der Schallverschattung. Es zeigt sich bei $r -0,29$ (p -value $< -2,2^{-16}$) eine signifikante negative Korrelation zwischen den untersuchten Größen.

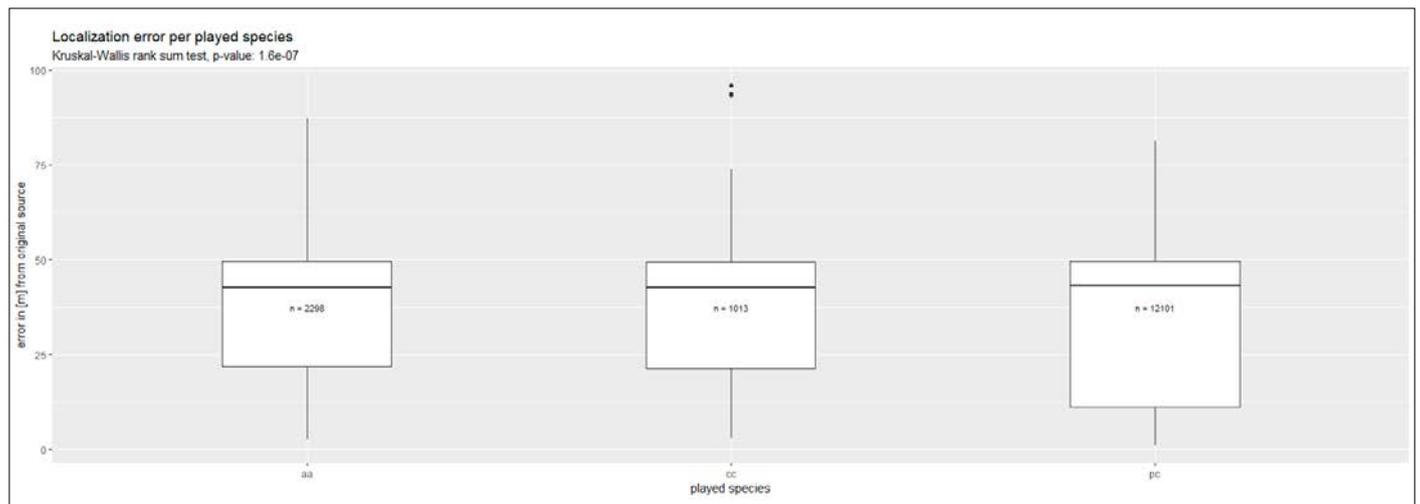


Abbildung 9: Zusammenhang zwischen Lokalisierungsgenauigkeit und der abgespielten Vogelart (aa: *Alauda arvensis*, cc: *Carduelis carduelis*, pc: *Phylloscopus collybita*). Es zeigt sich bei einem Kruskal-Wallis rank sum test eine signifikante Abweichung zwischen den untersuchten Gruppen (p -value $1,6^{-7}$).

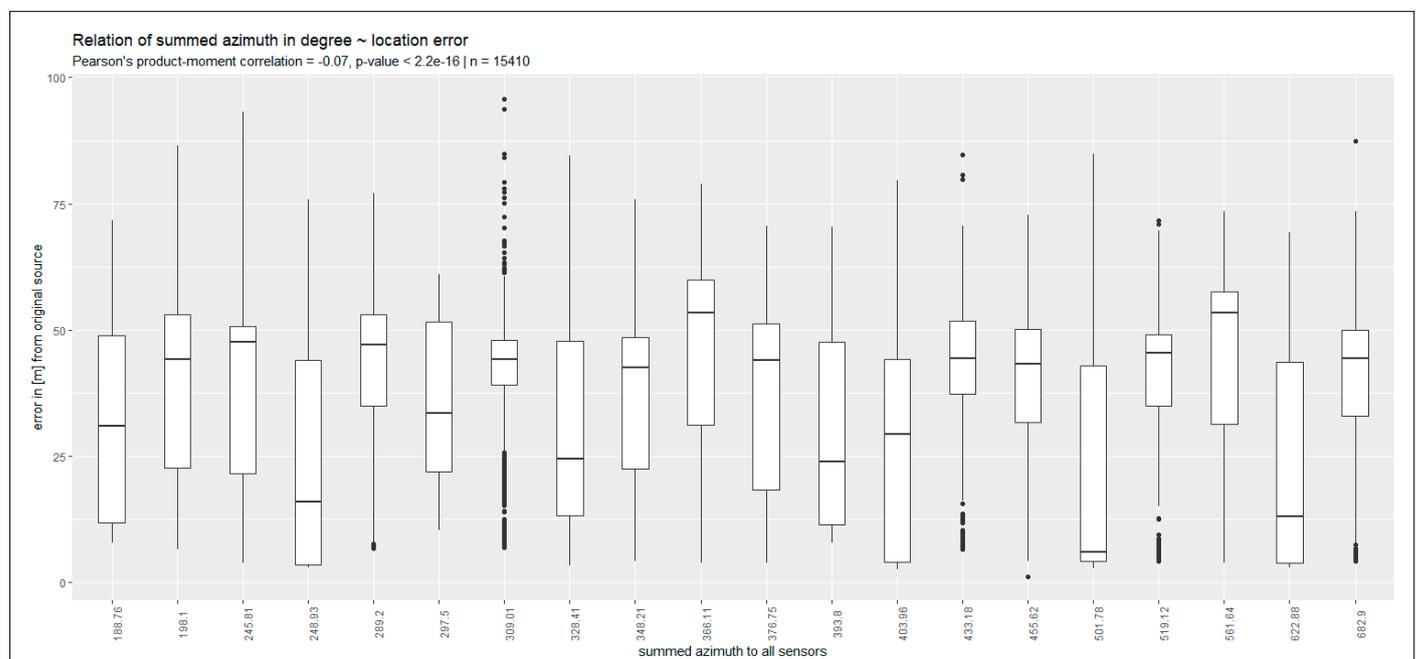


Abbildung 10: Zusammenhang zwischen Lokalisierungsgenauigkeit und dem summierten Abspielwinkel. Bei einem r von $-0,07$ (p -value < $2,2^{-16}$) liegt eine signifikante, sehr schwach negative, Korrelation zwischen den untersuchten Größen vor.

Literatur

Aide, T. M.; Corrada-Bravo, C.; Campos-Cerqueira, M.; Milan, C.; Vega, G.; Alvarez, R. (2013): Real-time bioacoustics monitoring and automated species identification. In: PeerJ – Life & Environment, 1: e103. <https://peerj.com/articles/103>, Zugriff 12/2018.

Alquezar, R. D.; Machado, R. B. (2015): Comparisons between Autonomous Acoustic Recordings and Avian Point Counts in Open Woodland Savanna. In: The Wilson Journal of Ornithology, 124 (4), S. 712-723.

- <https://www.wjoonline.org/doi/abs/10.1676/14-104.1>, Zugriff 12/2018.
-
- Baierlein, F. (1996): *Ökologie der Vögel: Physiologische Ökologie – Populationsbiologie – Vogelsonden*. Gustav Fischer, Stuttgart, 149 S.
-
- Browning, E.; Gibb, R.; Glover-Kapfer, P.; Jones, K. (2017): Passive acoustic monitoring in ecology and conservation. https://www.researchgate.net/publication/320323376_Passive_acoustic_monitoring_in_ecology_and_conservation, Zugriff 02/2018.
-
- Cardinale, B. J.; Duffy, J. E.; Gonzalez, A.; Hooper, D. U.; Perrings, C.; Venail, P.; Naeem, S. (2012): Biodiversity loss and its impact on humanity. In: *Nature*, 486, S. 59-67.
-
- Frommolt, K. H.; Tauchert, K. H. (2014): Applying bioacoustic methods for long-term monitoring of a nocturnal wetland bird. In: *Ecological Informatics*, 21, S. 4-12. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1574954113001301>, Zugriff 02/2018.
-
- Giannakopoulos, T. (2015): PyAudioAnalysis: An open-source python library for audio signal analysis. In: *PLoS ONE*, 10, 12: e0144610. <http://dx.plos.org/10.1371/journal.pone.0144610>, Zugriff 02/2018.
-
- Hayhow, D. B.; Burns, F.; Eaton, M. A. et al. (2016): State of nature 2016. The State of Nature Partnership. <http://nora.nerc.ac.uk/id/eprint/516567/>, Zugriff 02/2018.
-
- Hoedt, F. (2017): ASSOS Listen Github Repository. <https://doi.org/10.5281/zenodo.1200264>, Zugriff 12/2018.
-
- Hoedt, F. (2018a): ASSOS Classifier Datasets. <https://doi.org/10.5281/zenodo.1200270>, Zugriff 12/2018.
-
- Hoedt, F. (2018b): ASSOS Geodata. <https://doi.org/10.5281/zenodo.1200358>, Zugriff 12/2018.
-
- Hoedt, F. (2018c): ASSOS recorded data. <https://doi.org/10.5281/zenodo.1200464>, Zugriff 12/2018.
-
- Honrado, J. P.; Pereira, H. M.; Guisan, A. (2016): Fostering integration between biodiversity monitoring and modelling. In: *Journal of Applied Ecology*, 53, S. 1299-1304. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.12777>, Zugriff 12/2018.
-
- Johnston, A.; Ausden, M.; Dodd, A. M. et al. (2013): Observed and predicted effects of climate change on species abundance in protected areas. *Nature Climate Change*. In: *Nature Climate Change*, 3, S. 1055-1061. <https://doi.org/10.1038/nclimate2035>, Zugriff 12/2018.
-
- Katz, J.; Hafner, S. D.; Donovan, T. (2016): Tools for automated acoustic monitoring within the R package *monitoR*. In: *Bioacoustics*, 25 (2), S. 197-210. <http://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/09524622.2016.1138415>, Zugriff 12/2018.
-
- Lambert, K. T. A.; McDonald, P. G. (2014): A low-cost, yet simple and highly repeatable system for acoustically surveying cryptic species. In: *Austral Ecology*, 39 (7), S. 779-785. <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/aec.12143/abstract>, Zugriff 12/2018.
-
- Land NRW (2017a): Digitale Orthophotos. Datenlizenz Deutschland Namensnennung-Version 2.0 (www.govdata.de/dl-de/by-2-0). <https://www.opengeodata.nrw.de/produkte/geobasis/dop/dop/>, Zugriff 12/2017.
-
- Land NRW (2017b): Digitales Oberflächenmodell mittlerer Punktabstand 1 m. Datenlizenz Deutschland Namensnennung-Version 2.0 (www.govdata.de/dl-de/by-2-0). <https://www.opengeodata.nrw.de/produkte/geobasis/dom/dom1/>, Zugriff 12/2018.
-
- Mennill, D. J.; Burt, J. M.; Fristrup, K. M.; Vehrencamp, S. L. (2006): Accuracy of an acoustic location system for monitoring the position of duetting songbirds in tropical forest. In: *The Journal of the Acoustical Society of America*, 119 (5), S. 2832-2839. <http://asa.scitation.org/doi/10.1121/1.2184988/>, Zugriff 12/2018.
-
- Mills, D. (1991): Internet time synchronization: the network time protocol. In: *IEEE Transactions on Communications*, 39 (10), S. 1482-1493. <http://ieeexplore.ieee.org/document/103043/>, Zugriff 12/2018.
-
- Museum für Naturkunde Berlin (2017): Tierstimmenarchiv des Museums für Naturkunde der Humboldt-Universität zu Berlin. <http://www.tierstimmenarchiv.de>, Zugriff 12/2018.
-
- Nelson, B. S. (2000): Avian dependence on sound pressure level as an auditory distance cue. In: *Animal Behaviour*, 59 (1), S. 57-67. DOI:10.1006/anbe.1999.1278.
-
- Ptacek, L.; Machlica, L.; Linhart, P.; Jaska, P.; Müller, L. (2016): Automatic recognition of bird individuals on an open set using as-is recordings. In: *Bioacoustics*, 25 (1), S. 55-73. <http://dx.doi.org/10.1080/09524622.2015.1089524>, Zugriff 12/2018.
-
- Sethi, S. S.; Ewers, R. M.; Jones, N. S.; Orme, C. D. L.; Picinali, L. (2018): Robust, real-time and autonomous monitoring of ecosystems with an open, low-cost, networked device. In: *Methods in Ecology and Evolution*, 9, 2383-2387. <https://besjournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/2041-210X.13089>, Zugriff 12/2018.
-
- Shonfield, J.; Bayne, E. M. (2017): Autonomous recording units in avian ecological research: current use and future applications. In: *Avian Conservation and Ecology*, 12 (1), Art 14. <http://www.ace-eco.org/vol12/iss1/art14/>, Zugriff 12/2018.
-
- Stepanian, P. M.; Horton, K. G.; Hille, D. C.; Wainwright, C. E.; Chilson, P. B.; Kelly, J. F. (2016): Extending bioacoustic monitoring of birds aloft through flight call localization with a three-dimensional microphone array. In: *Ecology and Evolution*, 6, S. 7039-7046. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/ece3.2447>, Zugriff 12/2018.
-
- The SciPy Community (2017): *scipy.optimize.minimize SciPy v0.19.0 Reference Guide*. <https://docs.scipy.org/doc/scipy-0.19.0/reference/generated/scipy.optimize.minimize.html>, Zugriff 12/2018.
-
- Whytock, R. C.; Christie, J. (2017): Solo: an open source, customizable and inexpensive audio recorder for bioacoustic research. In: *Methods in Ecology and Evolution*, 8, S. 308-312. <https://besjournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/2041-210X.12678>, Zugriff 12/2018.
-
- Wilson, D. R.; Battiston, M.; Brzustowski, J.; Mennill, D. J. (2014): Sound Finder: a new software approach for localizing animals recorded with a microphone array. In: *Bioacoustics*, 23 (2), S. 99-112. <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/09524622.2013.827588>, Zugriff 12/2018.
-