

Automatische Prüfung der Korrelation von Fluglärmereignissen

– Einsatz Tiefer Neuronaler Netze zur Quellenidentifizierung

Thomas Schenk¹, Konrad Schenk, Kai Johannsen², Lisa Klein³

¹KSZ Ingenieurbüro GmbH, E-Mail: schenk@ksz-akustik.de

²Flughafen Berlin Brandenburg GmbH

³Topsonic Systemhaus GmbH

Einleitung

Verkehrsflughäfen sind nach §19a Luftverkehrsgesetz dazu verpflichtet, eine Fluglärmüberwachungsanlage in der Umgebung des Flughafens zu betreiben. Im Zuge der Lärmüberwachung müssen hierbei vor der eigentlichen Geräuschaternermittlung gemäß DIN 45643 die Schritte Ereigniserkennung, Ereignisklassifizierung und Ereignisidentifizierung durchlaufen werden.

Die **Ereigniserkennung** dient als 1. Schritt dazu, aus einem kontinuierlichen Pegel-Zeitverlauf anhand von rein akustischen Kriterien entsprechend DIN 45643 diskrete Ereignisse, welche möglicherweise durch Fluggeräusche am Messpunkt erzeugt werden, zu isolieren. Dieser Schritt erfolgt mit heutiger Technik bei sinnvoll ausgewählten Messstellenstandorten weitestgehend automatisiert.

Im nächsten, zweiten Schritt der **Ereignisklassifizierung** werden erkannte Ereignisse in die Klassen „wahrscheinliches Fluggeräusch“ und „wahrscheinliches Fremdgeräusch“ unterteilt. Auch dieser Schritt kann mit signalanalytischen Methoden anhand akustischer Kriterien automatisiert vorgenommen werden. Je nach akustischen Randbedingungen am Messstellenstandort, vor allem je nach Wahrscheinlichkeit des Auftretens von Fremdgeräuschen, ist bei diesem Schritt jedoch für eine gesicherte Aussage häufig eine zusätzliche Prüfung durch das Messpersonal erforderlich. Abbildung 1 verdeutlicht, dass hierbei eine visuelle Prüfung (Sichtung des Pegel-Zeitverlaufs oder auch des Schalldruck-Zeitverlaufs) in bestimmten Fällen wegen der Ähnlichkeit mit anderen Geräuschen nicht ausreichend ist. Deshalb ist häufig auch eine auditive Prüfung (Reinhören in die Geräuschaufzeichnung) und/oder das Hinzuziehen weiterer Informationen erforderlich.

Bei der **Ereignisidentifizierung** (3. Schritt¹) sind die als „wahrscheinliches Fluggeräusch“ klassifizierten Ereignisse eindeutig konkreten Flugbewegungen zuzuordnen. Hierzu sind in der Regel nichtakustische Daten (z. B. Zeitinformationen aus den Flugplänen, Radarinformationen ...) heranzuziehen. Ebenso ist eine auditive Prüfung sehr häufig erforderlich. Diese Arbeiten sind zeitaufwändig, fehleranfällig und mit hohem personellem Aufwand verbunden. Zur Beschleunigung des Auswerteprozesses, zur Verringerung des Auswerteaufwandes und zur Erhöhung der Aussage-sicherheit werden deshalb derzeit an den Berliner Flughäfen verschiedene automatisierte Verfahren bei der Fluggeräuschidentifizierung erprobt.

¹ Durch moderne Fluglärmüberwachungsanlagen werden die Schritte 2 und 3 meistens kombiniert ausgeführt.

Einzelne signalanalytische und statistische Verfahren werden in einem gesonderten Beitrag zur DAGA behandelt [1]. Im hier vorgelegten Beitrag wird eine zusätzlich erprobte, auf Tiefen Neuronalen Netzen basierende Methode der automatischen Geräuschquellenerkennung beschrieben.

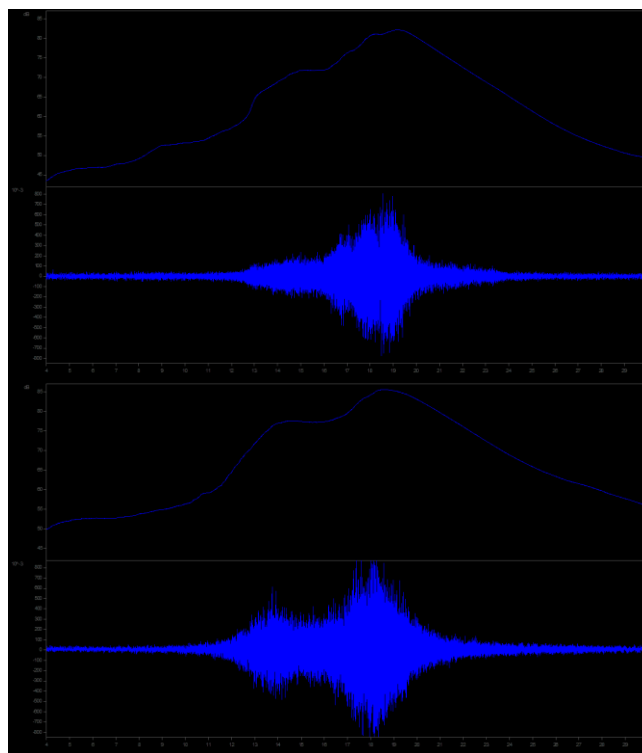


Abbildung 1: Beispiel für unterschiedliche Geräusche mit ähnlichem Zeitverlauf (obere Grafik: Flugzeugüberflug, untere Grafik: Bahnvorbeifahrt)

Methodik - Tiefe Neuronale Netze

Tiefe Neuronale Netze (Deep Neural Networks – DNN) haben sich in verschiedenen Bereichen zur Objekt- bzw. Mustererkennung bewährt. Es war deshalb naheliegend, die Zuordnung akustischer Quellen anhand des Audiosignals ebenfalls mittels DNN zu versuchen. Im konkreten Fall der Fluggeräuscherkennung haben die zu beurteilenden Geräusche eine vergleichsweise einfache Struktur und es sind nur relativ wenige Klassen zu unterscheiden. In diesem Fall ist es sinnvoll, die Fluggeräusche mittels des DNN durch eine Positivselektion [2] von den Fremdgeräuschen zu trennen.

Über die Nutzung von DNN zur Geräuschquellenerkennung ist bereits auf der DAGA 2018 [2] und DAGA 2016 [3] berichtet worden. Das DNN muss anhand von möglichst

vielen bekannten, klassifizierten Audiodaten trainiert werden. Als Trainingsdaten wurden im vorliegenden Fall Geräuschaufzeichnungen dreier Messstellen des Flughafens Berlin-Tegel genutzt. Die Messstellenstandorte waren so gewählt, dass mit relativ wenig Fremdgeräuschen zu rechnen ist (verkehrsarme Nebenstraßen). Sie liegen nah an der Anfluggrundlinie, zwei Messstellen relativ nah zu den Enden der Start- und Landebahnen (Entfernung ca. 1 bis 2 km), eine Messstelle mit ca. 4,5 km etwas weiter weg.

Die Geräuschdaten werden zunächst akustisch vorverarbeitet (Pegelanpassung, Bandbegrenzung) und in den Frequenzbereich transformiert. Zum Training des DNN wurden ca. 111.000 Audioaufzeichnungen (Fluggeräusche und Fremdgeräusche) verwendet. Problematisch war die sehr geringe Zahl von aufgezeichneten Fremdgeräuschen an den jeweiligen Messstellen des Flughafens. Eine geringe Zahl von Fremdgeräuschen ist zwar erwünscht, machte es jedoch erforderlich, für das Training des neuronalen Netzes auch auf Tonaufzeichnungen von Nicht-Fluggeräuschen aus anderer Herkunft zurückzugreifen.

Die Netzarchitektur und das Training war auf eine möglichst lückenlose Identifizierung von Fluggeräuschen ausgelegt. Außerdem sollte eine Unterscheidung von Flugzeugen mit Turboproptriebwerken, Strahltriebwerken sowie von Helikoptern möglich sein. Es wurden keine unterschiedlichen Klassen für Start und Landung berücksichtigt. Im Ergebnis des Trainings liegt ein Parameterdatensatz für jede zu erkennende Geräuschklasse vor, anhand dessen das DNN später unbekannte Geräusche identifiziert und klassifiziert.

Bevor das DNN in der Praxis eingesetzt wurde, wurde es mit einem Testdatensatz von 3.844 Fluggeräuschaufzeichnungen verifiziert. Die Testdaten waren nicht mit den Trainingsdaten identisch, stammten jedoch von den gleichen Messstellen. Von den insgesamt 3.844 Fluggeräuschen wurden 3.731 (entsprechend 97,1%) auch richtig als Fluggeräusch identifiziert. Die Erkennungsleistung bezogen auf die einzelnen Fluggeräte-Klassen sind in nachfolgender Tabelle 1 aufgeführt.

Tabelle 1: Erkennungsraten

Erkennungsrate in %	Strahltrieb- werk	Propeller- triebwerk	Helikopter
Strahltriebwerk	96,6	4,1	0,0
Propellertriebwerk	2,6	94,0	8,6
Helikopter	0,8	1,9	91,4

Die Tabelle enthält in den Spalten und Zeilen die Erkennungsraten für die jeweilige Kombination von Geräuschklassen. In der Diagonalen (grau hinterlegte Felder) sind die Erkennungsraten für eine korrekte Zuordnung der jeweiligen Geräuschklasse enthalten. Die anderen Felder enthalten die Erkennungsraten für die Fälle, in denen ein Geräusch einer bestimmten Geräuschklasse fälschlicherweise einer anderen Klasse zugeordnet wurde.

Es ist zu erkennen, dass die einzelnen Fluggeräte ausnahmslos zu über 90% richtig erkannt wurden (Strahlflugzeuge 96,6%, Propellerflugzeuge 94,0%, Helikopter 91,4%). Die Helikoptergeräusche wurden zu etwa 9% relativ häufig mit Geräuschen von Turbopropflugzeugen, (allerdings nie mit Geräuschen von Strahltriebwerken) verwechselt. Hierzu ist zu bemerken, dass der Trainingsdatensatz für die Helikopter nur aus 343 Datensätzen bestand. Bei Vorliegen einer größeren Anzahl von Trainingsdaten sind wahrscheinlich noch bessere Erkennungsleistungen möglich.

Implementierung in die Fluglärmüberwachungsanlage der Berliner Flughäfen

Auf der Basis des beschriebenen neuronalen Netzes wurde eine Fluggeräusch-Erkennersoftware erarbeitet und in die Fluglärmüberwachungsanlage der Berliner Flughäfen integriert. Die Ereigniserkennung erfolgt durch die Fluglärmüberwachungsanlage anhand akustischer Kriterien wie bisher. Bei erkannten Ereignissen werden datums- und zeitgestempelte Audiodateien erzeugt, welche vom DNN-Erkennen hinsichtlich der Klassifizierung als „Fluggeräusch“ bzw. als „Fremdgeräusch“ analysiert werden. Als Ergebnis wird eine komplementäre Konfidenz-Angabe für die Zugehörigkeit der Geräuschquelle zu diesen beiden Klassen ausgegeben. So ist z. B. bei einer Angabe von Fluggeräusch: 0,9 (entsprechend Fremdgeräusch: 0,1) mit relativ hoher Sicherheit davon auszugehen, dass es sich im konkreten Fall um ein Fluggeräusch gehandelt hat. Es bleibt den Ergebnissen der derzeitig laufenden Einsatzerprobung vorbehalten, einen gewissen Bereich zu definieren, der ungewisse Geräusche, d. h. Geräusche fraglicher Herkunft beinhaltet. Geräusche, die in diesem Bereich liegen, müssen dann weiter analysiert werden. Eine Hilfe bei dieser Analyse ist die durch den Erkennen zusätzlich bereitgestellte Information über die eventuelle Zugehörigkeit der jeweiligen Geräusche zu den Geräuschquellenklassen „Flugzeug mit Strahltriebwerk“ (Jet), „Propellerflugzeug“ (Prop) bzw. „Helikopter“ (Heli). In einem gesonderten Beitrag [1] werden weitere Analyseverfahren vorgestellt.

Ziel der derzeitig laufenden Einsatzerprobung ist es, durch die vorgestellten automatisierten Verfahren die Anzahl der verbleibenden fraglichen Ereignisse, die dann durch Flughafenmitarbeiter auditiv und/oder visuell bearbeitet werden müssen, so weit wie möglich zu begrenzen.

Vorläufige Ergebnisse der Praxiserprobung

Die Praxiserprobung erfolgte für fünf Messstellen des Flughafens Tegel für einen (aus Zeitgründen relativ kurzen) Untersuchungszeitraum von 4 Flugtagen. Alle Ereignisse, die innerhalb dieses Untersuchungszeitraumes an den fünf Messstellen registriert wurden, wurden durch das Flughafenpersonal visuell und auditiv überprüft und den beiden Klassen „Fluggeräusch“ und „Fremdgeräusch“ zugeordnet.

Je nach Messstelle wurden zwischen 741 und 1005 eindeutige Überfliegergeräusche pro Messstelle vom Messpersonal identifiziert.

Als „Fremdgeräusch“ wurden im Untersuchungszeitraum je nach Messstelle zwischen 5 und 37 Geräuschaufzeichnungen pro Messstelle klassifiziert. Die Gesamtzahl der „Fremdgeräusche“ aller Messstellen betrug lediglich 79. Hierzu ist zu bemerken, dass entsprechend der Zielstellung des Flughafens auch Ereignisse als „Fremdgeräusch“ klassifiziert wurden, bei denen ein zeitliches Zusammentreffen von Fluggeräuschen und Fremdgeräuschen auftritt. Diese Geräusche werden im Weiteren als „kontaminierte Geräusche“ bezeichnet. Da davon auszugehen ist, dass durch das Zusammentreffen von Fluggeräusch und Fremdgeräusch die gemessenen Fluggeräusch-Pegel verfälscht werden, müssen kontaminierte Geräusche näher untersucht und im Zweifelsfall ebenso wie reine Fremdgeräusche von der weiteren Auswertung ausgeschlossen werden.

Abbildung 2 zeigt als Beispiel eines kontaminierten Geräusches ein Überfluggeräusch, welches durch die Geräusche eines Feuerwerks überlagert ist. Im Schalldruck-Zeitverlauf (unten) sind deutlich die vier Impulse des Feuerwerks, im Pegel-Zeitverlauf (oben) die Verfälschung des Maximalpegels zu sehen.

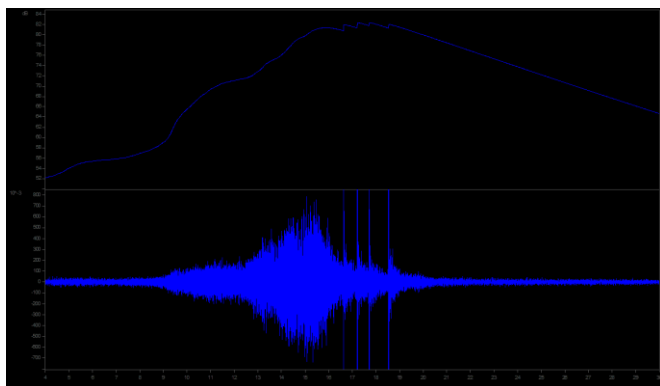


Abbildung 2: Beispiel für ein kontaminiertes Fluggeräusch

Die Ergebnisse des auf Basis des DNN arbeitenden Erkenners sind in Abbildung 3 dargestellt. Dargestellt ist die Auftretenshäufigkeit der einzelnen Konfidenzangaben des DNN für alle durch das Messpersonal als „Fluggeräusch“ ausgewiesenen Ereignisse, getrennt für die einzelnen Messstellen (MST) als verschiedenfarbige Linien. Die Auftretenshäufigkeit der Konfidenzangaben für die durch das Messpersonal als „Fremdgeräusch“ klassifizierten Ereignisse ist aufgrund der geringen Fallzahlen nur aufsummiert über alle Messstellen als graue Balken dargestellt.

Es ist zu erkennen, dass die Erkennungsgüte für die „Fluggeräusche“ je nach Messstelle gut bis sehr gut ausfällt. Hierbei zeigen die beiden Messstellen, mit deren Daten das DNN trainiert wurde, eine bessere Erkennungsleistung. Bei diesen Messstellen werden 95% aller Ereignisse mit einem Konfidenzwert über 0,8 bzw. 0,9 ausgewiesen. Bei den nicht so guten Messstellen liegen 95% der Ereignisse je nach Messstelle über Konfidenzwerten von 0,4 bis 0,6.

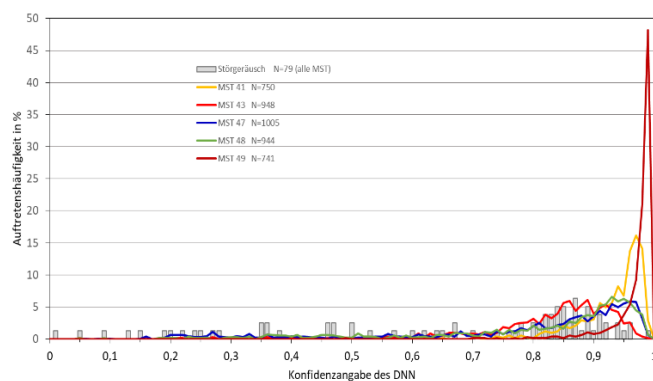


Abbildung 3: Auftretenshäufigkeiten der Konfidenzangaben des DNN für „Fluggeräusche“ und „Fremdgeräusche“

Abbildung 3 zeigt weiterhin, dass die über alle Messstellen aufsummierten Häufigkeiten der Konfidenzangaben des DNN für die durch das Messpersonal als „Fremdgeräusch“ klassifizierten Ereignisse eine sehr ähnliche Verteilung wie für die „Fluggeräusche“ zeigt. Eine automatische Differenzierung zwischen „Fluggeräuschen“ und „Fremdgeräuschen“ anhand der Konfidenzangaben des DNN-Erkenners ist also nicht möglich.

Da dieses Ergebnis so nicht zu erwarten war, erfolgte eine genauere Untersuchung der durch das Messpersonal als „Fremdgeräusch“ klassifizierten Geräusche. Es zeigte sich, dass es sich beim weitaus überwiegenden Teil der klassifizierten „Störgeräusche“ um kontaminierte Fluggeräusche handelt. Das neuronale Netz erkennt also eigentlich sehr gut auch gestörte bzw. kontaminierte Fluggeräusche – nur das dies im konkreten Einsatzfall gar nicht erwünscht ist.

Zusammenfassung und Ausblick

Der vorliegende Geräuscherkennung auf Basis des neuronalen Netzes funktioniert gut bis sehr gut für die automatische Erkennung von Fluggeräuschen. Hierbei werden bis zu einem gewissen Grade auch Fluggeräusche, welche durch Fremdgeräusche gestört oder überlagert werden, erkannt. Insofern besteht für den Erkennung in seiner jetzigen Konfiguration eine gute Einsatzmöglichkeit für Messstellen, für die keine Radardaten, Flugpläne o.ä. Daten zur Verifizierung zur Verfügung stehen. Weitere Verbesserungsmöglichkeiten für die Erkennungsleistung bestehen im messstellenabhängigen Training des DNN.

Für die konkret bestehende Zielstellung der Berliner Flughäfen, fragliche Ereignisse konservativ herauszufiltern, ist das DNN in seiner jetzigen Konfiguration aufgrund der mangelnden Differenzierungsfähigkeit zwischen „kontaminierten Geräuschen“, „Fluggeräuschen“ und „Fremdgeräuschen“ nicht geeignet. Es ist geplant, das DNN mit dieser Zielstellung messstellenabhängig neu zu trainieren. Hierzu müssen jedoch noch möglichst viele real auftretende kontaminierte Geräusche an den interessierenden Messstellen der Berliner Flughäfen gesammelt werden.

Fazit

Tiefe Neuronale Netze sind eine geeignete Methode zur Identifizierung von akustischen Signalen und ihrer Zuordnung zu bestimmten Geräuschklassen bzw. Geräuschquellenarten. Mit einer geeigneten Netzarchitektur und ausreichendem Umfang an Trainingsdaten können ausreichend gute Erkennungsraten und reproduzierbare Ergebnisse erzielt werden. Der größte Vorteil liegt in einer immensen Zeitersparnis im Vergleich zu einer manuellen Zuordnung von Audioaufzeichnungen zu bestimmten Geräuschquellenarten.

Die Ergebnisse der Geräuschidentifizierung liegen unmittelbar nach dem Auftreten des Geräusches vor und können somit für zeitnahe Entscheidungsfindungen (z. B. für die Bestimmung lärmabhängiger Landeentgelte, schnelle Reaktion auf unverhältnismäßig laute Überflüge, ...) herangezogen werden.

Diesen Vorteilen stehen jedoch einige Einschränkungen bzw. Nachteile gegenüber. Für Entwurf und Realisierung eines DNN sind Spezialkenntnisse in Mathematik und EDV sowie ein hoher Einarbeitungsaufwand im Bereich Deep Learning erforderlich. Die Netzarchitektur und die anzuwendende Trainingsmethode muss der jeweiligen Aufgabenstellung angepasst werden. Werden mehrere Messstellen für das gleiche Objekt betrieben, sollte ein messstellenabhängiges Training erfolgen.

Literatur

- [1] Johannsen, K., Schenk, Th., Schenk, K., Klein, L.: Automatische Prüfung der Korrelation von Fluglärmereignissen. DAGA 2019
- [2] Schenk, Th.; Schenk, K.: Methoden des Maschinellen Lernens als Hilfe bei der Fremdgeräuschkorrektur von Lärmimmissionsmessungen. DAGA 2018
- [3] Schenk, K.: Geräuschklassifikation mit Tiefen Neuronalen Netzen. DAGA 2016