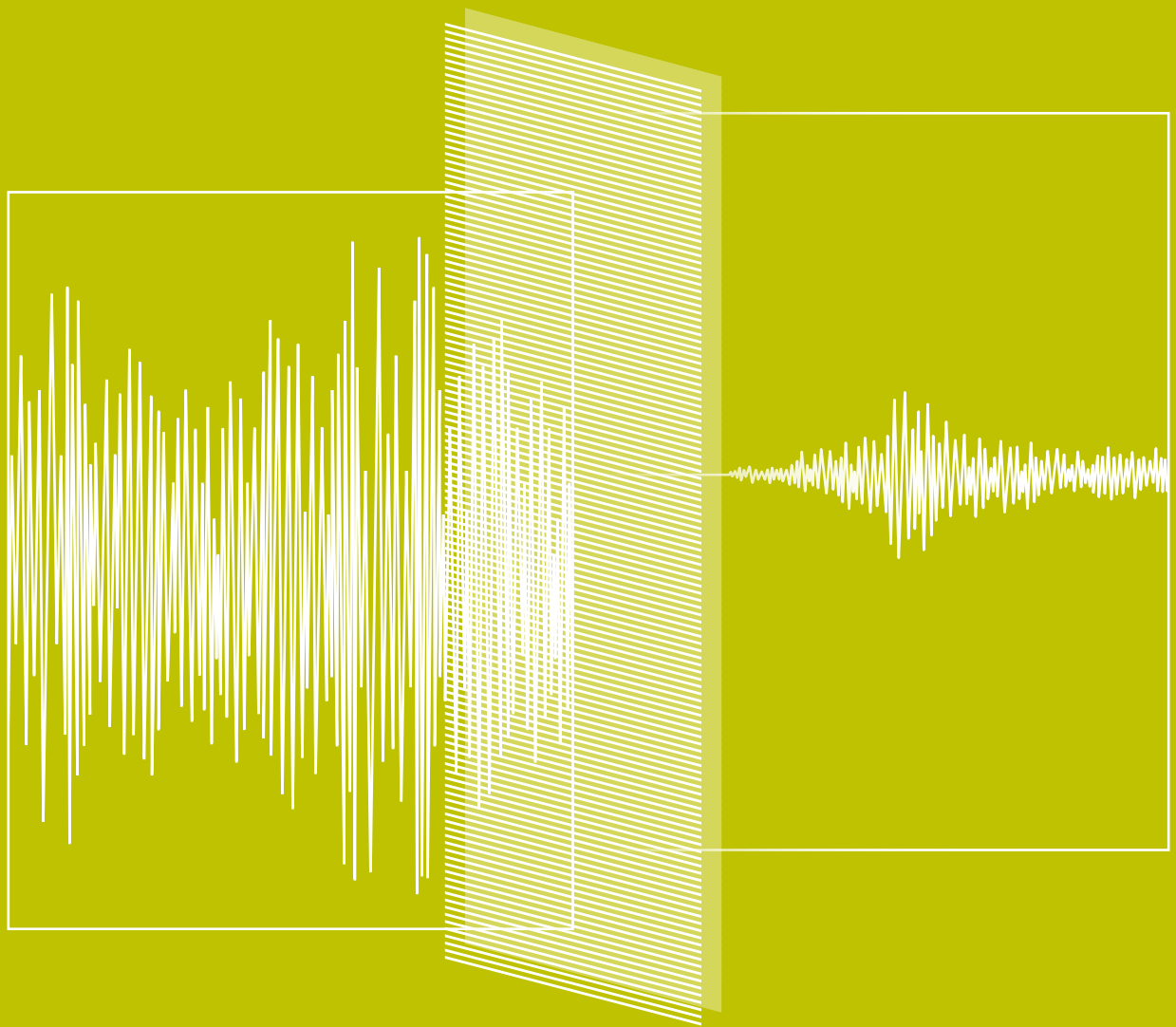
FACHAGENTUR
WINDENERGIE AN LAND

HINTERGRUNDPAPIER

Filtermethoden an Erdbebenmessstationen

Signalverarbeitung zum Entfernen der von Windenergieanlagen erzeugten Schwingungen



Filtermethoden an Erdbebenmessstationen

Signalverarbeitung zum Entfernen der von Windenergieanlagen erzeugten Schwingungen

Janis Heuel, Prof. Dr. Wolfgang Friederich (Ruhr-Universität Bochum)
Dr. Tobias Neuffer (DMT GmbH & Co. KG)
Prof. Dr. Horst Rüter (HabourDom GmbH)

Herausgegeben von der Fachagentur Windenergie an Land e.V.

Gefördert durch:

EFRE.NRW
Investitionen in Wachstum und Beschäftigung

Ministerium für Wirtschaft, Innovation, Digitalisierung und Energie des Landes Nordrhein-Westfalen

Leitmarkt Agentur.NRW

EUROPÄISCHE UNION
Investition in unsere Zukunft
Europäischer Fonds für regionale Entwicklung

Inhalt

Abbildungsverzeichnis 4

Zusammenfassung 5

1 Einleitung 6

2 Standortsuche 7

3 Methoden 9
- 3.1 Nonlinear Thresholding 9
- 3.2 Denoising Autoencoder 10

4 Ergebnisse 12

5 Diskussion und Schlussfolgerung 18

Abkürzungsverzeichnis 19

Danksagung 20

Literatur- und Quellenverzeichnis 21

Impressum 22

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Windabhängige Leistungsdichtespektren der seismologischen Messstation BAVN östlich von Haltern am See für 2012 (a) und 2019 (b) im Frequenzbereich zwischen 1-10 Hz.....7

Abbildung 2: Überblick über alle WEA im Umkreis von 3 km um die Station BAVN östlich von Haltern am See. 8

Abbildung 3: Funktionsweise des Nonlinear Thresholdings.....9

Abbildung 4: Funktionsweise des Denoising Autoencoder. 11

Abbildung 5: Wellenformen (a) und entsprechende Zeit-Frequenz-Darstellungen (b) für verrauschte Seismogramme (i), gefilterte Daten zwischen 5 und 20 Hz (ii), Zeitreihen nach Anwendung des Nonlinear Thresholding, wobei das Rauschmodell entweder durch ein Zeitfenster vor dem Ersteinsatz (iii) oder aus vergangenen Daten (iv) bestimmt wird. Seismogramme nach Anwendung des DAE unter Verwendung von CWT (v) oder STFT (vi). 14

Abbildung 6: Das Gleiche wie in Abbildung 5, nur für andere Wellenformen als Eingangsdaten. 15

Abbildung 7: Das Gleiche wie in Abbildung 5, nur für andere Wellenformen als Eingangsdaten mit einem niedrigeren SNR für die Originaldaten. 16

Abbildung 8: Das Gleiche wie in Abbildung 5, nur für andere Wellenformen als Eingangsdaten. Hier ist das Erdbebensignal in den Originaldaten nicht erkennbar und wird vollkommen vom Rauschen überdeckt. 17

Zusammenfassung

In den letzten Jahren wurde der Ausbau der Windenergie in Deutschland vorangetrieben. Windenergieanlagen (WEA) werden wie Erdbebenmessstationen bevorzugt in dünn besiedelten Gebieten errichtet. Schon früh wurde klar nachgewiesen, dass sich die Stationsqualität durch den Zubau von WEA merklich verschlechtern kann. Um Erdbebenmessstationen zu schützen, wurden deshalb in einigen Bundesländern Schutzradien definiert, innerhalb derer keine WEA errichtet werden dürfen, wodurch allerdings wertvolle Flächen für den Ausbau der Windenergie verloren gehen.

Durch das Anwenden von bestimmten Filtermethoden ist es möglich, Störsignale aus seismologischen Daten zu entfernen. Um die Filtermethoden an einem echten Standort zu testen, wurde im ersten Schritt eine seismologische Messstation gesucht, deren Qualität sich durch den Zubau von WEA deutlich verschlechtert hat. Dazu wurden stündliche Leistungsdichtekurven in Abhängigkeit von der lokalen Windgeschwindigkeit für verschiedene Jahre[1] für zahlreiche Erdbebenmessstationen des seismologischen Observatoriums der Ruhr-Universität Bochum berechnet. Bei der Station BAVN östlich von Haltern am See zeigte sich eine deutliche, durch den Zubau von WEA bedingte Verschlechterung der Stationsqualität zwischen 2012 und 2019.

Zur Verbesserung der Datenqualität wurden zwei unterschiedliche Ansätze getestet: Zuerst wurde Nonlinear Thresholding mit zwei unterschiedlichen Methoden zur Berechnung einer Grenzwertfunktion benutzt. Da die Frequenzbänder von WEA-Störsignalen und Erdbebensignalen überlappen, sind klassische Frequenzfilter zur Elimination des Störsignals nicht geeignet, weil dabei auch wesentliche Informationen im Erdbebensignal verloren gehen.

Infolgedessen wurden, u. a. mit Methoden der künstlichen Intelligenz, spezielle Filter entwickelt und getestet, die WEA-Störsignale gezielt identifizieren und eliminieren. Als besonders wirksam hat sich ein Denoising Autoencoder erwiesen, der nach einer Trainingsphase sehr gut in der Lage ist, das WEA-Störsignal vom Erdbebensignal zu trennen und somit das Signal an der betroffenen Station zu korrigieren.

[1] Nach der Methode von Stammler & Ceranna (2016).

1 Einleitung

Verschiedene Langzeitanalysen von Leistungsdichtespektren (PSD, Power Spectral Density) des seismischen Rauschens an seismologischen Messstationen zeigen, dass sich die Datenqualität durch den Zubau von Windenergieanlagen (WEA) deutlich verschlechtert.[2] Aufgrund dieses Befunds wurden u. a. in Nordrhein Westfalen (NRW) und Bayern Schutzradien und Beteiligungsradien um seismologische Stationen definiert. Die Größe der Schutzradien hängt dabei jeweils von der Bedeutung der Messstation, vom Untergrund und vom Windenergieanlagentyp ab und kann mehrere Kilometer betragen. In einem Gutachten im Auftrag des Ministeriums für Wirtschaft, Innovation, Digitalisierung und Energie des Landes NRW wurden in Abhängigkeit der Bedeutung einzelner seismologischer Stationen Schutzradien auf der Basis von Abklingkurven des von WEA emittierten Rauschens definiert.[3]

Durch entsprechende Schutzradien um einzelne seismologische Stationen gehen potenzielle Nutzungsflächen für weitere WEA verloren, da sowohl Erdbebenmessstationen als auch WEA bevorzugt in gering besiedelten Regionen errichtet werden. Um diesen Konflikt zwischen Erdbebendiensten und Betreibern von WEA zu verringern, ist es notwendig, sowohl die Erschütterungsemission von WEA zu verringern als auch an seismologischen Stationen neue Methoden anzuwenden, die in der Lage sind, gezielt das durch die WEA erzeugte Störsignal herauszufiltern. Klassische Frequenzfilter kommen hierfür aber nicht infrage, weil die Frequenzen der Störsignale und Erdbebensignale überlappen, wodurch bei der Filterung Teile des Erdbebensignals verloren gehen, die für weitere Analysen wichtig sind.

Stattdessen werden hier u. a. Filtermethoden aus der künstlichen Intelligenz (Nonlinear Thresholding[4] und ein Denoising Autoencoder[5]) angewandt, bei denen die Algorithmen zunächst in einer Trainingsphase anhand von bereitstehenden Datensätzen erlernen, Rauschen und Nutzsignal zu unterscheiden. Die Algorithmen werden dann auf andere Messdaten angewandt. Im Gegensatz zu klassischen Filtermethoden weisen diese Algorithmen eine extrem hohe Anzahl an Steuerungsparametern auf, weshalb der Trainingsdatensatz möglichst viele Varianten von Rauschen und Nutzsignal enthalten sollte. Verläuft das aufwändige Training erfolgreich, sind diese Algorithmen dann im Gegenzug in der Lage, das Rauschen aus einer Vielfalt von Messsignalen zu entfernen.

Im Folgenden wird zunächst auf die Standortwahl für die Entwicklung und Testung dieser Filtermethoden eingegangen, anschließend werden die Filtermethoden kurz erläutert und ihre Funktionalität anhand von Datenbeispielen wird demonstriert. Danach werden die Filtermethoden auf Messdaten einer betroffenen Station angewandt und die Ergebnisse verglichen und diskutiert.

[2] Styles et al. (2005); Saccarotti et al. (2010); Stammler & Ceranna (2016).

[3] Ritter (2021).

[4] Langston & Mousavi (2019).

[5] Zhu et al. (2019).

2 Standortsuche

Um die beiden Filtermethoden testen zu können, wurde zuerst ein geeigneter Standort gesucht. Idealerweise handelt es sich dabei um eine Bestandsstation eines seismologischen Netzes, deren Datenqualität durch den Zubau von WEA verschlechtert wurde. Im ersten Schritt wurden dazu windabhängige Leistungsdichtespektren[6] an zahlreichen seismologischen Messeinrichtungen des Seismologischen Observatoriums der Ruhr-Universität Bochum berechnet. Abbildung 1 zeigt zwei Leistungsdichtespektren an der Station BAVN in der Nähe von Haltern am See für die Jahre 2012 (Abbildung 1a) und 2019 (Abbildung 1b) für den Frequenzbereich zwischen 1 und 10 Herz (Hz). In dem gewählten Frequenzband treten an der Station auch Erdbeben auf. Ein Vergleich der beiden Jahre zeigt, dass sich die Stationsqualität durch den Zubau von fünf WEA verschlechtert hat. Dies ist insbesondere am höheren Rauschlevel bei 3,2 Hz und 4,2 Hz zu erkennen. Die Verschlechterung bei 3,2 Hz beträgt 20 Dezibel (dB), was eine Zunahme der Rauschamplitude um das Zehnfache zu den ursprünglichen Daten bedeutet. Die seismologische Station BAVN wurde ursprünglich zur Überwachung von Erdbeben, die durch den Bergbau induziert wurden, errichtet. Abbildung 2 zeigt eine Übersichtskarte aller WEA um die Erdbebenmessstation östlich von Haltern am See. Alle umliegenden WEA wurden zwischen 2009 und 2017 errichtet. Die größte Anlage hat eine Nabenhöhe von 139 m und eine maximale Leistung von 3,2 MW.

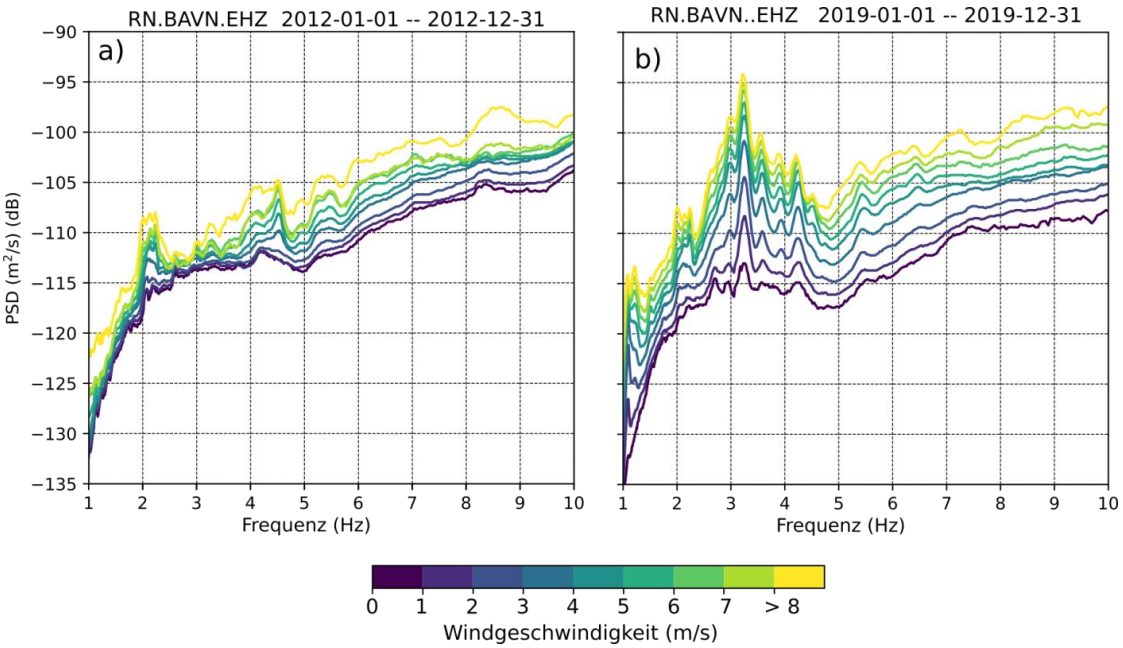


Abbildung 1: Windabhängige Leistungsdichtespektren der seismologischen Messstation BAVN östlich von Haltern am See für 2012 (a) und 2019 (b) im Frequenzbereich zwischen 1-10 Hz. Unterschiedliche Farben stellen die lokalen Windgeschwindigkeiten dar. Zwischen 2012 und 2017 wurden um die Erdbebenmessstation fünf neue WEA errichtet, wodurch die Datenqualität verschlechtert wurde.

[6] Stammler & Ceranna (2016).

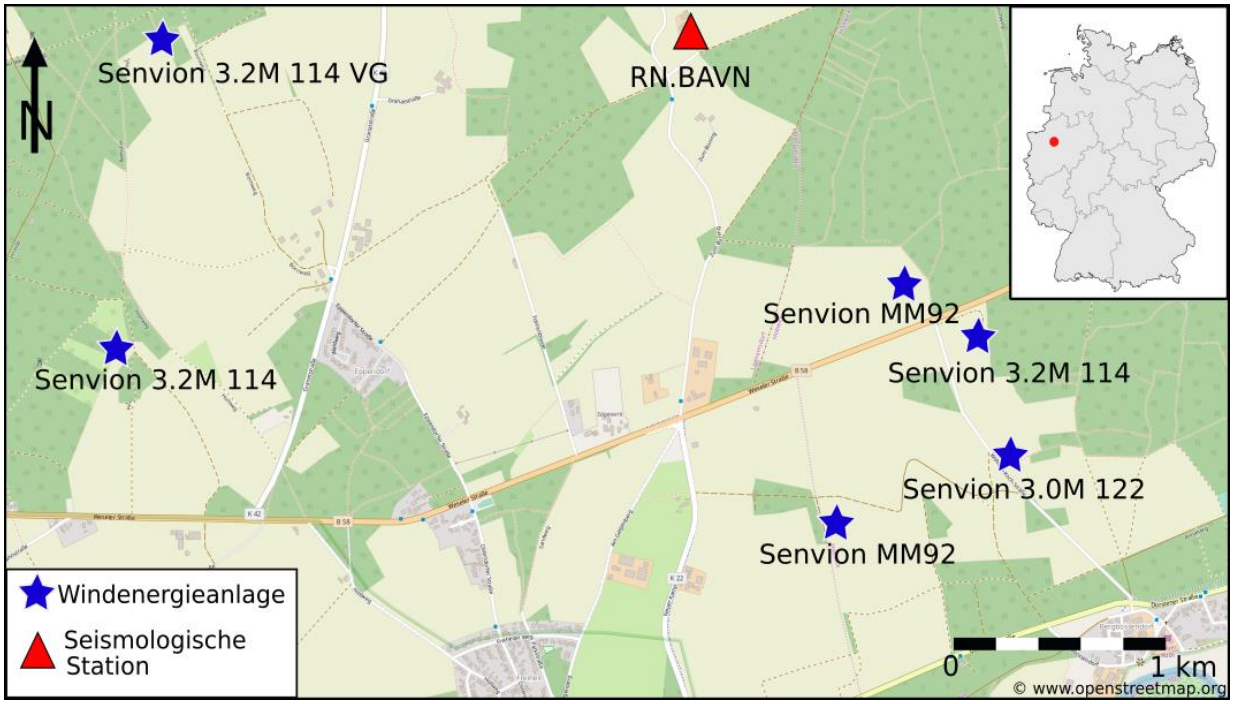


Abbildung 2: Überblick über alle WEA im Umkreis von 3 km um die Station BAVN östlich von Haltern am See. Alle Anlagen wurden zwischen 2009 und 2017 erbaut. Die größte Anlage hat eine Nabenhöhe von 139 m und eine maximale Leistung von 3,2 MW.

3 Methoden

3.1 Nonlinear Thresholding

Da sich die Frequenzbänder von Erdbebensignalen und WEA-Störsignalen überlappen, können keine klassischen Frequenzfilter angewandt werden, um Nutz- und Störsignal voneinander zu trennen, ohne dass das Nutzsignal Informationen verliert. Deshalb werden Filter benötigt, die auf andere Merkmale als den Frequenzgehalt des Messsignals setzen, um Rauschen und Nutzsignal zu separieren. Beim Nonlinear Thresholding werden in der Lernphase bereitstehende, reine Rauschsignale mit einer Continuous-Wavelet-Transformation (CWT) in den Zeit-Frequenzbereich transformiert und eine frequenzabhängige Grenzwertfunktion wird abgeleitet. Die Rauschsignale können aus einem Zeitraum vor einem zu erwartenden Ereignis entnommen werden, aus einem Rauschmodell oder aus unabhängigen Datenreihen bestimmt werden. Dabei wird die Grenzwertfunktion aus dem Rauschzeitfenster so bestimmt, dass 99 % aller Zeit-Frequenz-Koeffizienten einer bestimmten Frequenz unterhalb des jeweiligen Grenzwertes liegen. Um das Rauschen aus Messdaten zu entfernen (Abbildung 3a) werden diese ebenfalls transformiert (Abbildung 3b) und die Zeit-Frequenz-Koeffizienten unterhalb der Grenzwertfunktion (Abbildung 3c) auf null gesetzt. Die Zeit-Frequenz-Koeffizienten über der Grenzfunktion werden behalten oder modifiziert[7] (Abbildung 3d). Danach wird die modifizierte Zeit-Frequenz Darstellung wieder in den Zeitbereich zurücktransformiert (Abbildung 3e), der üblichen Darstellung von Seismogrammen.

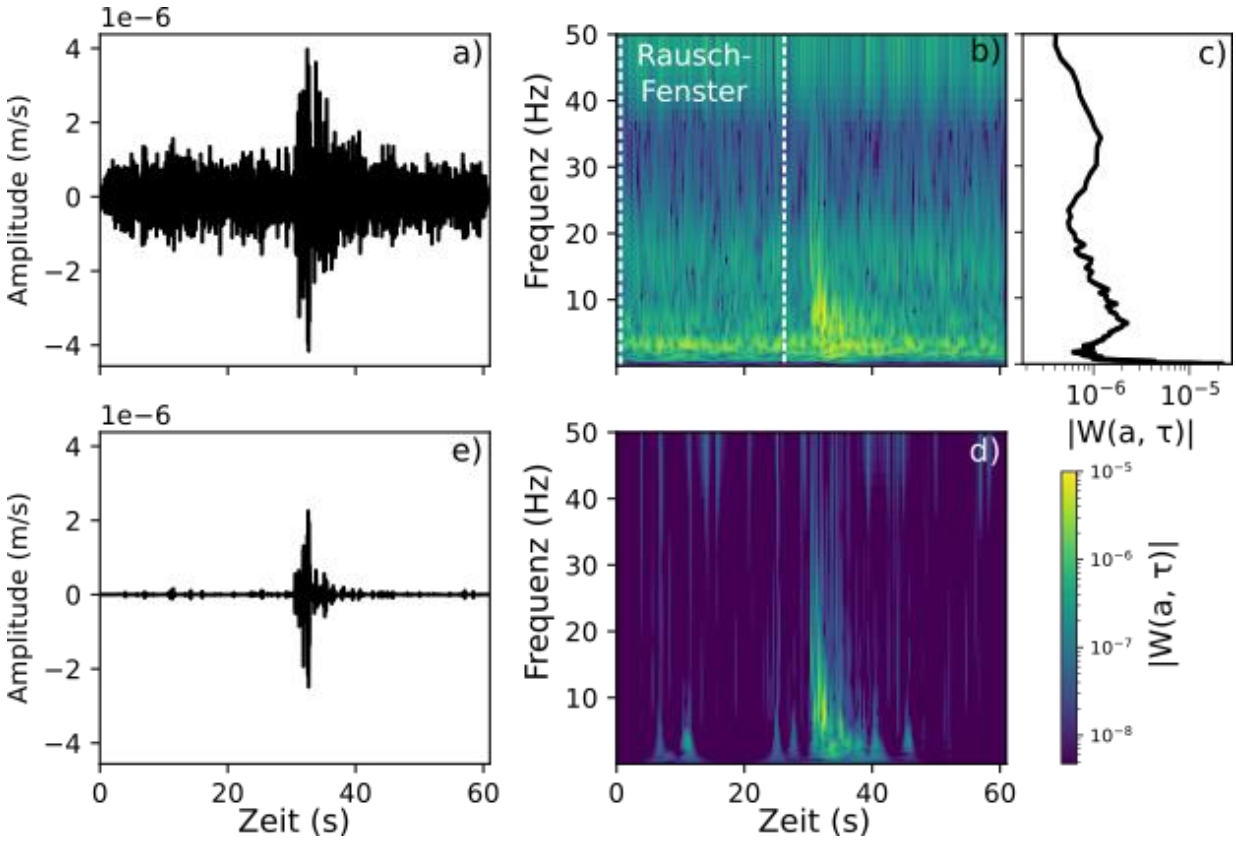


Abbildung 3: Funktionsweise des Nonlinear Thresholdings. Die Zeitreihe (a) wird zuerst mit Hilfe der CWT in den Zeit-Frequenz-Bereich transformiert (b). Hier wird die Grenzwertfunktion angewandt (c), die entweder aus einem Zeitfenster vor dem zu erwartenden Event bestimmt wird oder anhand eines Rauschmodells. Die dadurch modifizierten Zeit-Frequenz-Koeffizienten (d) werden wieder in den Zeitbereich transformiert, um das korrigierte Seismogramm zu erhalten (e).

[7] Nach einer Methode von Donoho (1995).

Um diesen Ansatz zu testen, wurden an jeder WEA (Abbildung 2) weitere seismologische Stationen installiert, welche das Rauschsignal direkt an der Quelle aufzeichnen. Durch weitere Analysen der dort aufgezeichneten Signale konnten Rauschmodelle für die Station BAVN abgeleitet werden. Dabei herrschten an den WEA ähnliche Bedingungen, d. h., die emittierten Störsignale der WEA waren jeweils ähnlich.

3.2 Denoising Autoencoder

Zhu et al.[8] führten eine neue Methode zur Unterdrückung des Störsignals im Zeit-Frequenz-Bereich ein. Dabei wird ein großer Datensatz von Erdbeben- und Rauschsignalen in den Zeit-Frequenz-Bereich transformiert. Aus diesen Zeit-Frequenz-Darstellungen lernt dann ein Convolutional Neural Network (CNN) eine sehr große Vielfalt stark vereinfachter Darstellungen, die als einfache Merkmale der ursprünglichen Erdbeben- bzw. Rauschsignalen interpretiert werden können. Daraus werden die zwei Korrekturfunktionen $M_s(t,f)$ und $M_N(t,f)$ für Signal und Rauschen ermittelt:

$$M_s(t,f) = \frac{1}{1+\frac{|N(t,f)|}{|S(t,f)|}}$$

$$M_N(t,f) = \frac{\frac{|N(t,f)|}{|S(t,f)|}}{1+\frac{|N(t,f)|}{|S(t,f)|}},$$

wobei $S(t,f)$ und $N(t,f)$ die Zeit-Frequenz-Darstellungen für das Signal bzw. Rauschen sind. Die Funktionsweise des Denoising-Prozesses ist in Abbildung 4 dargestellt. Dabei wird das gemessene Signal (Abbildung 4a) zuerst wieder in den Zeit-Frequenz-Bereich transformiert (Abbildung 4b). Da die Zeit-Frequenz-Koeffizienten komplex sind, besteht die erste Schicht des neuronalen Netzwerks aus zwei Kanälen (Abbildung 4c). Ein Kanal enthält den Realteil der Koeffizienten und der andere den Imaginärteil. Diese zwei Kanäle werden in das zuvor trainierte Netzwerk eingespeist (Abbildung 4c), die beiden Korrekturfunktionen werden vom CNN bestimmt, dann auf die ursprüngliche Zeit-Frequenz Darstellung durch elementweise Multiplikation angewandt (Abbildung 4d) und die modifizierten Koeffizienten werden zurück in den Zeitbereich transformiert (Abbildung 4e).

Um das CNN zu trainieren, wurde der Stanford Earthquake Dataset[9] benutzt, aus dem über 200.000 Erdbebensignale (Event) mit einem hohen Signal-Rausch-Verhältnis ausgewählt wurden. Jeder dieser Datensätze ist 60 s lang und hat eine Abtastrate von 100 Hz. Zusätzlich zu diesen Signalen wurden an der betroffenen seismologischen Station zahlreiche 60 s lange Zeitfenster aus der kontinuierlichen Datenreihe ausgeschnitten, die nur Rauschen enthalten. Während des Trainingsprozesses wird die Wellenform des Events mit dem Rauschen verschlechtert und in das neuronale Netzwerk eingespeist. Die Gewichtung der einzelnen Merkmale wird nun so bestimmt, dass die berechneten Korrekturfunktionen das im Trainingsfall bekannte Rauschen und die ebenfalls bekannte Wellenform des Events möglichst gut rekonstruieren. Durch wiederholtes Anwenden dieses Vorgangs lernt das CNN zwischen Signal und Rauschen zu unterscheiden. Während des Trainings werden Millionen von Parametern angepasst, sodass der Fehler zwischen wahren und vorhergesagten Daten möglichst klein wird. Das Training dauert je nach Länge des Eingangssignals und der Zeit-Frequenz-Transformation unterschiedlich lange. Für den hier angewandten Datensatz (200.000 Erdbeben) benötigte das Training mehrere Stunden unter Einsatz der Kurzzeit-Fourier-Transformation (STFT) bis hin zu mehreren Tagen für die CWT. Das Training des CNN mittels STFT kann auf einem handelsüblichen Computer durchgeführt werden.

[8] Zhu et al. (2019)

[9] Mousavi et al. (2019)

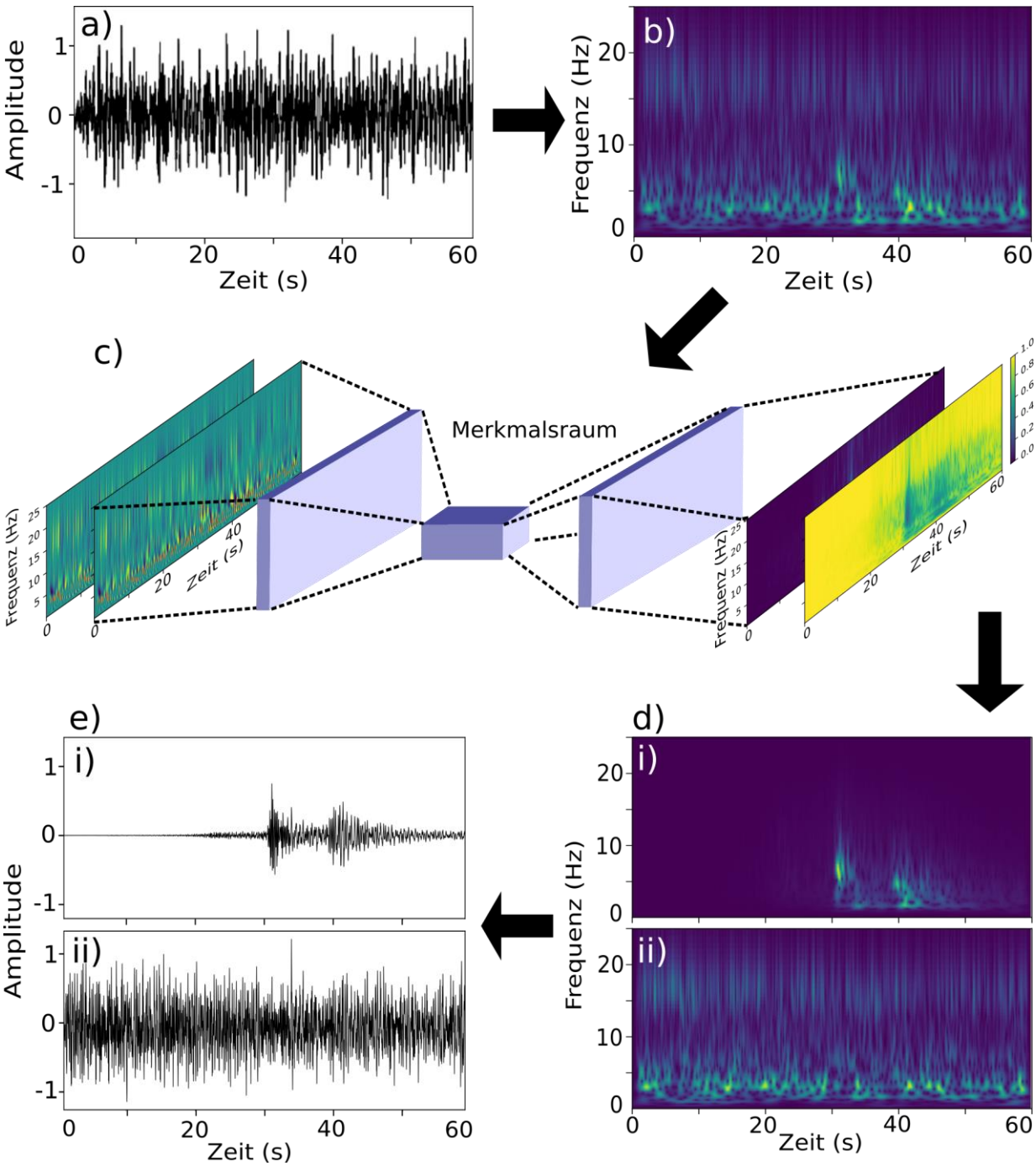


Abbildung 4: Funktionsweise des Denoising Autoencoder. Die verrauschten Rohdaten (a) werden mit Hilfe der CWT oder der STFT in den Zeit-Frequenz-Bereich transformiert (b). Der Imaginär- und Realteil dienen als erste Schicht für ein zuvor trainiertes, neuronales Netzwerk (c). Während des Trainingsprozesses lernt das CNN die Zerlegung der Eingabeschichten in eine Vielzahl einfacher Merkmale, die hier durch die Breite der mittleren Box dargestellt werden, sowie deren Synthese zu Korrekturfunktionen von Signal ($M_S(t,\ f)$) bzw. Rauschen ($M_N(t,f)$). Während des Trainings werden Millionen von freien Parametern angepasst. Die beiden Korrekturfunktionen werden elementweise mit den ursprünglichen Zeit-Frequenz-Koeffizienten multipliziert, um die Zeit-Frequenz-Darstellungen für Signal (d(i)) und Rauschen (d(ii)) zu erhalten. Diese werden im letzten Schritt wieder zurück in den Zeitbereich transformiert, um Signal (e(i)) und Rauschen (e(ii)) zu erhalten.

4 Ergebnisse

Im Folgenden werden die Verfahren zur Entfernung von Rauschen auf Daten der Erdbebenmessstation BAVN angewandt und einige Resultate vorgestellt. Zur Beurteilung der Leistungsfähigkeit der Verfahren werden die Originaldaten mit der Ausgabe eines Bandpassfilters, der nur Frequenzen zwischen 5 und 20 Hz durchlässt, des Nonlinear Thresholding und des Denoising Autoencoder (DAE) verglichen. Beim Nonlinear Thresholding wurden für jedes Ereignis zwei verschiedene Rauschmodelle zur Bildung der Grenzwertfunktion genutzt. Zum einen wurde die Grenzwertfunktion aus einem Zeitfenster kurz vor dem Ersteinsatz des Erdbebenereignisses[10], zum anderen aus einem Rauschmodell berechnet. Beim DAE wurden sowohl die CWT als auch die STFT als Zeit-Frequenz-Transformationen angewandt. Um die Zeitreihen nicht nur rein visuell vergleichen zu müssen, wird jeweils das Signal-Rausch-Verhältnis (SNR) um den zu erwartenden Ersteinsatz durch

$$\mathrm{SNR} = 20 \cdot \log_{10}\left(\frac{\mathrm{RMS(signal)}}{\mathrm{RMS(noise)}}\right)$$

berechnet, wobei RMS für die Wurzel des quadratischen Mittels (Root Mean Square) steht und das SNR hier in Dezibel (dB) angegeben wird. Ein größeres SNR bedeutet, dass die Amplitude des Signals größer ist als die des Rauschens und das Signal somit besser erkennbar ist. Der zu erwartende Ersteinsatz des Erdbebens wurde durch die Aufzeichnung desselben Ereignisses an anderen seismologischen Stationen für die Station BAVN abgeschätzt. Als Signalfenster wird dazu ein 3 s langes Zeitfenster ab dem Ersteinsatz gewählt und als Rauschen (Noise) ein 3 s langes Zeitfenster vor dem Ersteinsatz. Zur Vereinfachung der Darstellungen wird jeweils nur die vertikale Komponente der aufgezeichneten Daten gezeigt. Für gewöhnlich zeichnen Seismometer die Bodenbewegungen in drei Raumrichtungen auf: vertikal, Nord-Süd und Ost-West.

In Abbildung 5 wird ein Beispiel gezeigt, in dem das Erdbeben schon in den Originaldaten sichtbar ist (Abbildung 5a(i)). Die Zeit-Frequenz-Darstellung (Abbildung 5b(i)) zeigt, dass über die gesamte Zeitreihe Signale mit 4 Hz dominieren. Nach Anwendung des Bandpassfilters verringert sich das Rauschlevel etwas, wodurch das SNR um 6,86 dB zunimmt (Abbildung 5a(ii)). Die Anwendung des Nonlinear Thresholding führt zu einer Erhöhung des SNR um 22,9 dB (Abbildung 5a(iii)). Die Grenzwertfunktion wurde hierbei mit Hilfe eines 30 s langen Zeitfensters vor dem Ereignis berechnet. Wenn stattdessen ein zuvor berechnetes Rauschmodell zur Berechnung des SNR verwendet wird (Abbildung 5a(iv)), ist das SNR höher als für die Original- und gefilterten Daten. Allerdings ist das SNR geringer als für die zuvor verwendete Grenzwertfunktion. Auch in der Zeit-Frequenz-Darstellung (Abbildung 5b(iv)) sind noch einige Bereiche zu erkennen, wo 4 Hz im Signal dominieren. Beide Denoising Autoencoder (Abbildung 5a(v-vi)) sind in der Lage, das Störsignal vom Rauschen zu trennen, was zu einer Zunahme des SNR um ungefähr 30 dB führt. Auch in den Zeit-Frequenz-Darstellungen sind keine dominierenden Signale im Bereich um 4 Hz vor dem Ersteinsatz des Signals zu finden.

Auch im zweiten Beispiel ist das Erdbebensignal in den Originaldaten sichtbar, allerdings ist das Rauschlevel hierbei geringfügig höher, was durch das etwas geringere SNR verdeutlicht wird (Abbildung 6a(i)). Der Bandpassfilter führt nicht zu einer Verbesserung des SNR (Abbildung 6a(ii)). Auch in diesem Beispiel unterdrückt das Nonlinear Thresholding, das ein 30 s langes Zeitfenster vor dem Ersteinsatz benutzt (Abbildung 6a(iii)), das Störsignal besser als die Anwendung eines Rauschmodells (Abbildung 6a(iv)). Beide DAE sind wieder am besten in der Lage Signal und Rauschen zu trennen, allerdings schneidet in diesem Beispiel der DAE, der die CWT als Zeit-Frequenz Darstellung verwendet (Abbildung 6a(v)), geringfügig besser ab, als wenn die STFT benutzt wird (Abbildung 6a(vi)).

In Abbildung 7 kann erahnt werden, wo sich das Ereignis befindet, denn sowohl in der Zeitreihe (Abbildung 7a(i)) als auch in den Zeit-Frequenz-Darstellungen (Abbildung 7b(i)) sind Bereiche mit höheren Amplituden erkennbar. Nach Anwendung des Bandpassfilters verbessert sich das SNR der Zeitreihe kaum (Abbildung 7a(ii)). Beide Ergebnisse des Nonlinear-Thresholding-Verfahrens (Abbildung 7a(iii-iv)) führen zwar zu einem höheren SNR, allerdings enthalten die resultierenden Seismogramme sehr scharfe, zeitlich begrenzte Signale. Beide DAE sind in der Lage, das SNR im Vergleich zu den Rohdaten um mehr als 20 dB zu erhöhen (Abbildung 7a(v-vi)). Ein Vergleich beider DAE-Ergebnisse

[10] Auftreffen der schnellsten Erdbebenwelle an der Messstation. Diesen Zeitpunkt zu erfassen ist für die Lokalisation des Erbebens notwendig.

zeigt aber auch, dass im Fall der Anwendung der CWT als Zeit-Frequenz-Darstellung (Abbildung 7a(v)) Teile des Erdbebensignals verloren gehen. Dies ist sowohl an der geringen Amplitude der Maxima im Signal als auch am etwas geringen SNR erkennbar.

Das letzte Beispiel (Abbildung 8) zeigt eine Wellenform, bei dem in den Originaldaten kein Ereignis erkennbar ist. Sowohl der Bandpassfilter als auch beide Nonlinear-Thresholding-Verfahren sind bei diesem Beispiel nicht in der Lage, Signal und Rauschen so zu trennen, dass ein erkennbares und insbesondere für weitere Analysen brauchbares Signal übrig bleibt. Auch die Zeit-Frequenz-Darstellungen (Abbildung 8b) geben in diesem Beispiel keinen Hinweis darauf, wo ein Ereignis sein könnte. Einzig mit den zuvor trainierten DAE gelingt es, das Rauschen vom Signal so zu trennen, dass in den resultierenden Wellenformen und Zeit-Frequenz-Darstellungen ein seismisches Ereignis sichtbar wird (Abbildung 8a(v-vi), b(v-vi)).

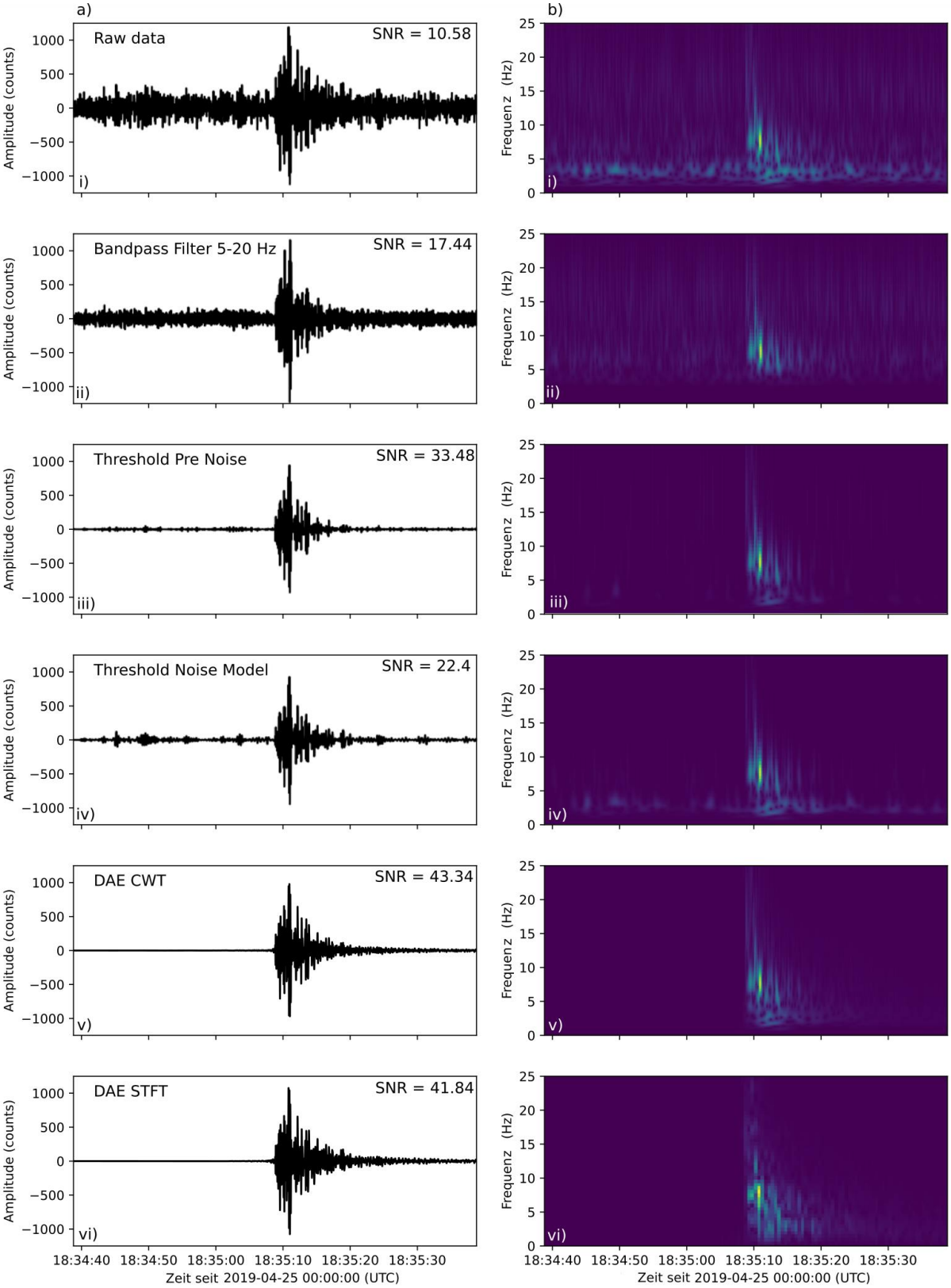


Abbildung 5: Wellenformen (a) und entsprechende Zeit-Frequenz-Darstellungen (b) für verrauschte Seismogramme (i), gefilterte Daten zwischen 5 und 20 Hz (ii), Zeitreihen nach Anwendung des Nonlinear Thresholding, wobei das Rauschmodell entweder durch ein Zeitfenster vor dem Ersteinsatz (iii) oder aus vergangenen Daten (iv) bestimmt wird. Seismogramme nach Anwendung des DAE unter Verwendung von CWT (v) oder STFT (vi). Die Zeit-Frequenz-Darstellungen in (i)-(v) wurden durch die CWT bestimmt und in (vi) wurde die STFT verwendet. Das SNR wird für jedes Seismogramm berechnet, indem ein 3 s-Fenster vor dem ersten Auftreten als Rauschen und ein 3 s-Fenster danach als Signal betrachtet wird.

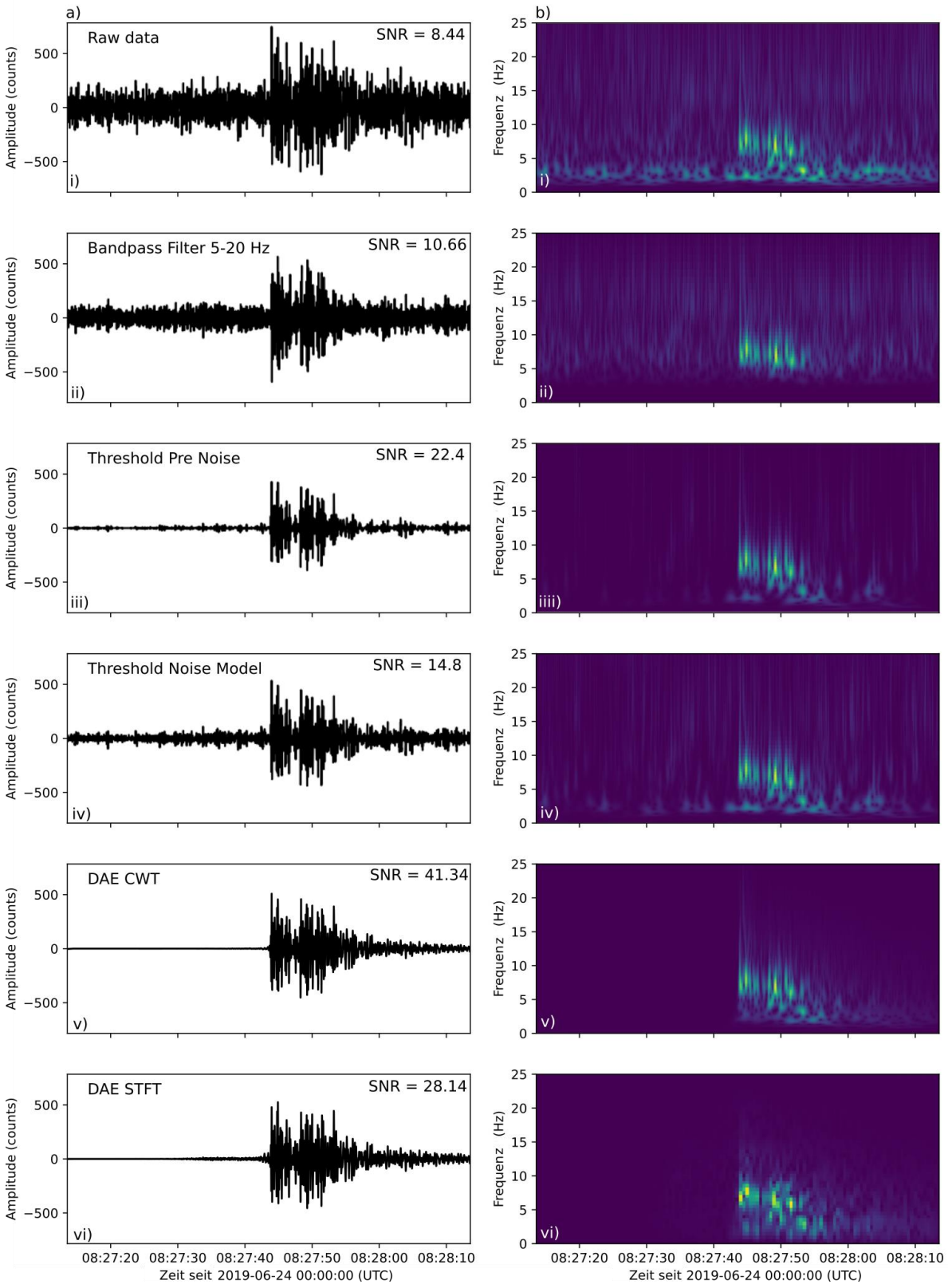


Abbildung 6: Das Gleiche wie in Abbildung 5, nur für andere Wellenformen als Eingangsdaten.

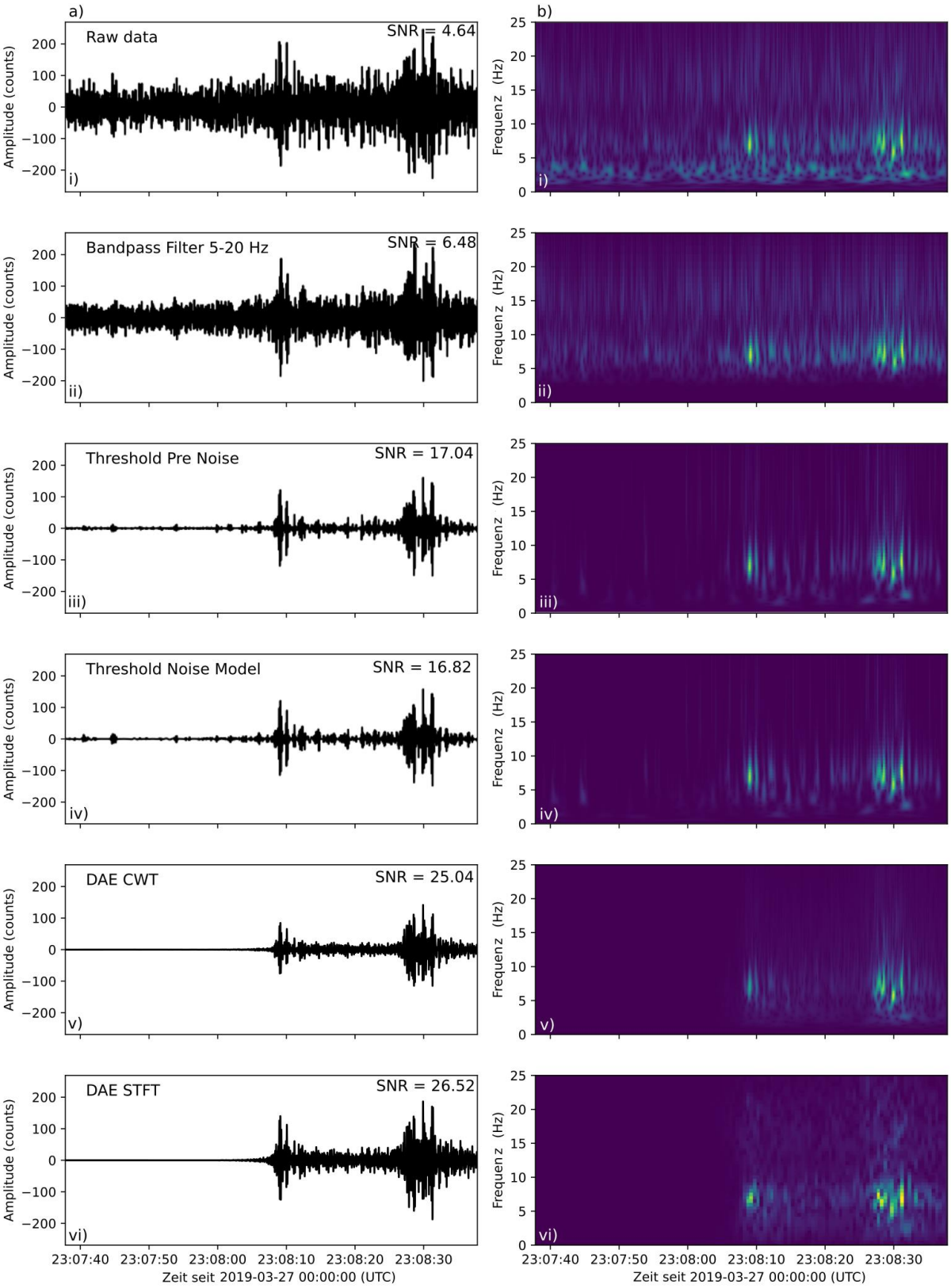


Abbildung 7: Das Gleiche wie in Abbildung 5, nur für andere Wellenformen als Eingangsdaten mit einem niedrigeren SNR für die Originaldaten (i).

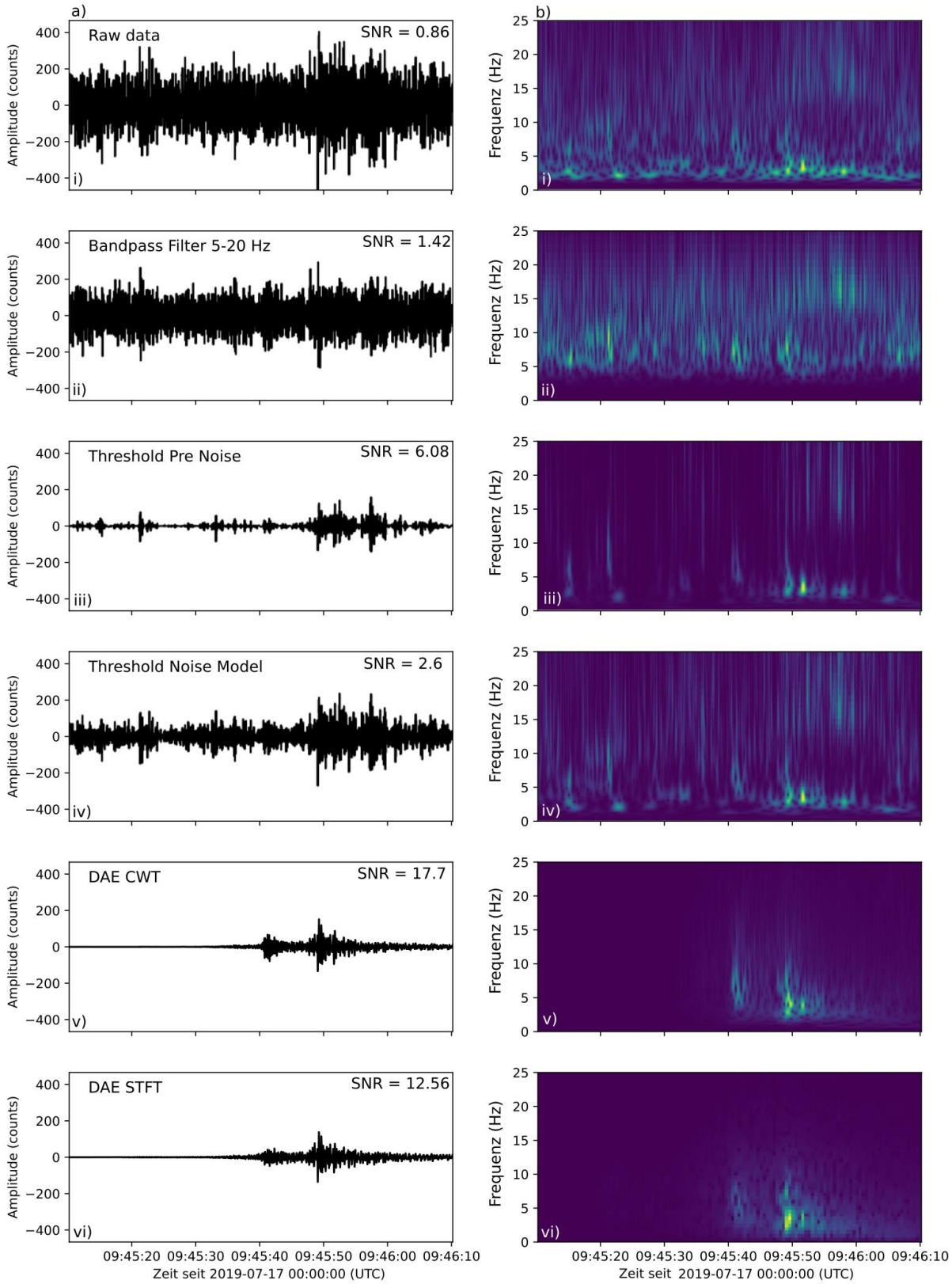


Abbildung 8: Das Gleiche wie in Abbildung 5, nur für andere Wellenformen als Eingangsdaten. Hier ist das Erdbebensignal in den Originaldaten nicht erkennbar und wird vollkommen vom Rauschen überdeckt. Auch die Zeit-Frequenz-Darstellung (a(i)) lässt keine Rückschlüsse auf ein Erdbebensignal in den Daten zu. Einzig die DAE sind in der Lage, Signal und Rauschen zu trennen, sodass ein Erdbebensignal sichtbar wird.

5 Diskussion und Schlussfolgerung

Durch die Anwendung von bestimmten Filtermethoden ist es möglich, Störsignale aus seismologischen Daten zu entfernen. Zur Verbesserung der Datenqualität wurden zwei unterschiedliche Ansätze getestet: Zuerst wurde Nonlinear Thresholding mit zwei unterschiedlichen Methoden zur Berechnung der Grenzwertfunktion benutzt. Dabei zeigte sich, dass das Rauschmodell, welches durch ein Zeitfenster vor dem zu erwartenden Ersteinsatz des Erdbebensignals benutzt wird, das Störsignal deutlich effektiver unterdrückt, als wenn ein passendes Rauschmodell aus vorigen Messungen an den WEA ermittelt wird. Es konnte gezeigt werden, dass das zweite Rauschmodell immer schlechter abschneidet als das erste Rauschmodell. Des Weiteren ist es deutlich einfacher und kostengünstiger für spätere Anwendungen, ein Zeitfenster vor dem zu erwartenden Ersteinsatz auszuwählen, anstatt ein passendes Rauschmodell durch Messungen an den WEA zu finden. Nonlinear Thresholding hat allerdings seine Grenzen, wenn das Erdbebensignal im Rauschen vollkommen untergeht (Abbildung 7). In diesen Fällen wird die resultierende Wellenform so stark verändert, dass das entrauschte Signal für weitere seismologischen Analysen nicht mehr verwendbar ist.

Als zweiter Ansatz wurde ein Denosing Autoencoder getestet. Dieser lernt während einer Trainingsphase an Hand eines Datensatzes, aus typischen Erdbeben- und Störsignalen zwischen Signal und Rauschen zu unterscheiden. Mit Hilfe des DAE konnten einige Signale, die zuvor vom Störsignal überdeckt waren, wieder sichtbar gemacht werden, und die resultierenden Wellenformen können auch, im Gegensatz zum Nonlinear Thresholding, für weitere seismologische Analysen verwendet werden. Ob die STFT oder CWT benutzt wird, führt zu keinen größeren Unterschieden im Ergebnis. Einzig die Trainingsphase für die CWT ist deutlich länger. Der DAE wird für seismologische Stationen jeweils individuell mit einem entsprechenden Rauschdatensatz trainiert und kann anschließend in nahezu Echtzeit auf neue Daten angewandt werden.

Die hier vorgestellten Ergebnisse zeigen jeweils nur die Anwendung auf die vertikale Komponente eines Seismometers. Durch eine Erweiterung des Trainingsdatensatzes für weitere Komponenten ist es möglich, auch diese mit Hilfe des DAE zu bearbeiten. Allerdings ist noch ungeklärt, wie hoch das Störsignal durch den Zubau neuer WEA werden darf, damit der DAE das Störsignal vom Erdbebensignal noch trennen kann. Alle Filterverfahren können die genaue Signalform der Nutzsignale beeinträchtigen. Um zu beurteilen, inwieweit dies toleriert werden kann, muss darauf eingegangen werden, wie die Nutzsignale in weiteren seismologischen Analysen ausgewertet werden können. Für die Lokalisierung der Beben müssen die Einsätze der verschiedenen Wellentypen klar ablesbar sein. Für Magnitudenbestimmungen sind die Maximalausschläge von Bedeutung. Um Herdflächenlösungen zur Identifikation der Ursache eines Bebens anwenden zu können, werden wiederum andere Parameter benötigt, die aus den Nutzsignalen zu extrahieren sind. Für alle Filter ist zu prüfen, wie gut diese für die weitere Verarbeitung notwendigen Größen den Filterprozess unbeschädigt durchlaufen und ob die gefilterten Daten für entsprechende seismologische Analysen benutzt werden können. Dies muss in weiteren Versuchen an betroffenen Stationen oder durch die gezielte Installation weiterer Erdbebenmessstationen innerhalb eines Windparks geklärt werden. Gegebenenfalls sind Filter unter diesen Gesichtspunkten weiter zu optimieren. Außerdem sind die Grenzen der Methode zu definieren. Des Weiteren ist unbekannt, wie stark ein weiterer Zubau von WEA die Signalqualität an einer Station verschlechtern würde. Hierzu gibt es bisher keine Prognoseverfahren, mit denen sich das Störsignal aufgrund des Anlagentyps, der Geologie und der Entfernung zur Erdbebenmessstation abschätzen lässt. Hierzu sind weitere Messungen an den unterschiedlichsten Anlagentypen und die Entwicklung von Signalausbreitungsmodellen notwendig.

Abkürzungsverzeichnis

CNN	Convolutional Neural Network
CWT	Continuous Wavelet Transform
DAE	Denoising Autoenocer
dB	Dezibel
NRW	Nordrhein-Westfalen
PSD	Power Spectral Density / Leistungsdichtekurven
RMS	Root Mean Square / Quadratisches Mittel
SNR	Signal to Noise Ratio / Signal Rausch Verhältnis
STFT	Short-time Fourier Transform / Kurzzeit-Fourier-Transformation
WEA	Windenergieanlage

Danksagung

Es wird vorwiegend über Ergebnisse berichtet, die im Projekt „MISS - Minderung der Störwirkung von Windenergieanlagen auf seismologische Stationen“ erarbeitet wurden. Dieses Projekt wurde gefördert durch die Europäische Union - Investition in unsere Zukunft - Europäischer Fond für regionale Entwicklung - und durch EFRE.NRW - Investitionen in Wachstum und Beschäftigung. Es wurde initiiert durch die EnergieAgentur.NRW.

Literatur- und Quellenverzeichnis

Donoho, D. L. (1995), Denoising by soft-thresholding. IEEE transactions on information theory, 4, 613-627.

Langston, C. A., Mousavi, S. M. (2019), Separating Signal from Noise and from Other Signal Using Nonlinear Thresholding and Scale-Time Windowing of Continuous Wavelet Transforms. Bulletin of the Seismological Society of America, Seismological Society of America, 109, 1691-1700.

Mallat, S. (2009), A Wavelet Tour of Signal Processing: The Sparce Way. AP Professional, Third Edition, London.

Mousavi, S. M.; Sheng, Y.; Zhu, W., Beroza, G. C. (2019), STanford EArthquake Dataset (STEAD): A Global Data Set of Seismic Signals for AI. IEEE Access, IEEE, 7, 179464-179476.

Ritter, J. R. (2021), Bericht zur Erarbeitung eines Prognosetools für seismische Immissionen an Erdbeben-Messstationen in Nordrhein-Westfalen (NRW). Ministerium für Wirtschaft, Innovation, Digitalisierung und Energie des Landes NRW. Ref. VIB2 - Bergbau, Geologischer Dienst.

Saccorotti, G., Piccinini, D., Cauchie, L., Fiori, I. (2011), Seismic noise by wind farms: a case study from the Virgo Gravitational Wave Observatory, Italy. Bulletin of the Seismological Society of America, Seismological Society of America, 101, 568-578.
Stammler, K., Ceranna, L. (2016), Influence of wind turbines on seismic records of the Gräfenberg array, Seismological Research Letters, Seismological Society of America, 87,1075-1081.

Styles, P.; Stimpson, I., Toon, S., England, R., Wright, M. (2005), Microseismic and infrasound monitoring of low frequency noise and vibrations from windfarms: recommendations on the siting of windfarms in the vicinity of Eskdalemuir, Scotland, Keele University (UK), Report for the Ministry of Defence, 18.

Zhu, W.; Mousavi, S. M. & Beroza, G. C. (2019), Seismic signal denoising and decomposition using deep neural networks, IEEE, Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 57, 9476-9488.

Impressum

© FA Wind, Februar 2022

Herausgegeben von
Fachagentur Windenergie an Land
Fanny-Zobel-Straße 11 | 12435 Berlin

www.fachagentur-windenergie.de
post@fa-wind.de

V. i. S. d. P.: Dr. Antje Wagenknecht

Die Fachagentur zur Förderung eines natur- und umweltverträglichen Ausbaus der Windenergie an Land e. V. ist ein gemeinnütziger Verein. Er ist eingetragen beim Amtsgericht Charlottenburg, VR 32573 B

Autorenschaft
Janis Heuel, Prof. Dr. Wolfgang Friederich,
Ruhr-Universität Bochum
Dr. Tobias Neuffer, DMT GmbH & Co. KG
Prof. Dr. Horst Rüter, HabourDom GmbH

Redaktion
Dr. Dirk Sudhaus

Zitiervorschlag
FA Wind (2022), Filtermethoden an Erdbebenmessstationen. Signalverarbeitung zum Entfernen der von Windenergieanlagen erzeugten Schwingungen.

Haftungsausschluss
Die in dieser Broschüre enthaltenen Angaben und Informationen sind nach bestem Wissen erhoben, geprüft und zusammengestellt.

Eine Haftung für unvollständige oder unrichtige Angaben, Informationen und Empfehlungen ist ausgeschlossen, sofern diese nicht grob fahrlässig oder vorsätzlich verbreitet wurden.

Fachagentur Windenergie an Land e.V.

Fanny-Zobel-Straße 11 I 12435 Berlin
T +49 30 64 494 60-60
post@fa-wind.de I www.fachagentur-windenergie.de