

Identifikation von Wasserschall-Quellen mittels adaptiver stochastischer Modellierung

Andreas Galka¹, Jan Abshagen², Arne Stoltenberg², Volkmar Nejedl²

¹ Technische Fakultät, Christian-Albrechts-Universität zu Kiel, Deutschland; Email: a.galka@pedneuro.uni-kiel.de

² WTD 71, Unterwasserortung und -kommunikation, Kiel, Deutschland

Abstract

In diesem Beitrag wird eine Methodik vorgestellt, um gemessene Schall-Zeitreihen (z.B. Körperschall oder Wasserschall bei Schiffen) in einen Satz unabhängiger Komponenten zu zerlegen. Diese Methodik basiert auf linearer Modellierung in einem Zustandsraum unter Verwendung von Kalman-Filterung und numerischer Maximierung der Likelihood. Die unabhängigen Komponenten entsprechen stochastischen Quell-Prozessen, die jeweils einen Beitrag zum Leistungsspektrum der Daten liefern; diese Darstellung ist leistungsfähiger als die konventionelle Schätzung des Leistungsspektrums durch die Diskrete Fourier-Transformation, da sie daten-adaptiv ist und mit einem relativ kleinen Satz an Parametern auskommt. Erste Ergebnisse an Daten, die an FS PLANET unter Luftschall-Anregung bei fahrendem Schiff gemessen wurden, werden vorgestellt.

Zustandsraum-Modellierung von Zeitreihen

Sei \mathbf{y}_t , $t = 1, \dots, T$ eine Zeitreihe gemessener n -dimensionaler Datenvektoren; T bezeichnet die Länge der Zeitreihe. Dann ist ein lineares Zustandsraum-Modell definiert durch zwei Gleichungen:

$$\text{Zustandsgleichung} \quad \mathbf{x}_t = \mathbf{A}\mathbf{x}_{t-1} + \boldsymbol{\eta}_t \quad (1)$$

$$\text{Beobachtungsgleichung} \quad \mathbf{y}_t = \mathbf{C}\mathbf{x}_t + \boldsymbol{\epsilon}_t \quad (2)$$

Dabei bezeichnet \mathbf{x}_t eine Zeitreihe m -dimensionaler Zustandsvektoren, die nicht direkt beobachtbar sind, sondern nur indirekt durch die Beobachtungsgleichung. $\boldsymbol{\eta}_t$ bezeichnet dynamisches Rauschen, das als Gauß-verteilt angenommen wird, mit Mittelwert Null und Kovarianzmatrix \mathbf{Q} ; $\boldsymbol{\epsilon}_t$ bezeichnet Meßrauschen, das ebenfalls als Gauß-verteilt angenommen wird, mit Mittelwert Null und Kovarianzmatrix \mathbf{R} . $\boldsymbol{\eta}_t$ und $\boldsymbol{\epsilon}_t$ werden als unkorreliert angenommen. Die vier Matrizen \mathbf{A} , \mathbf{C} , \mathbf{Q} und \mathbf{R} enthalten die Parameter des Modells.

Die Bestimmung von Schätzwerten für die Zustände \mathbf{x}_t aus gegebenen Daten \mathbf{y}_t bei bekannten Modellparametern stellt ein „inverses Problem“ dar, das sich durch Anwendung des Kalman-Filters lösen läßt (falls das Modell „observabel“ ist); als schnellere Alternative zum Kalman-Filter kann der sogenannte Chandrasekhar-Filter (oder „Chandrasekhar-Kailath-Morf-Siddhu-Filter“, [1]) verwendet werden. Bei nicht bekannten Modellparametern (welches der Normalfall ist) können Schätzwerte für diese durch numerischer Maximierung der Likelihood gewonnen werden; als Optimierungsalgorithmen verwenden wir den Quasi-Newton-Raphson-Algorithmus

in der Broyden-Fletcher-Gordon-Shanno-Variante sowie den Nelder-Mead-Simplex-Algorithmus. Im Zuge der Bestimmung der Modellparameter kann den System-Matrizen \mathbf{A} , \mathbf{C} , \mathbf{Q} und \mathbf{R} eine Struktur aufgeprägt werden.

Wir wählen eine Struktur, bei der die Matrizen \mathbf{A} und \mathbf{Q} block-diagonal sind, mit (2×2) -dimensionalen Blöcken, die jeweils ein ARMA(2,1)-Modell repräsentieren (AR-MA steht für „autoregressive moving-average“):

$$x_t = a_1 x_{t-1} + a_2 x_{t-2} + \eta_t + b_1 \eta_{t-1} \quad (3)$$

Die entsprechenden Blöcke auf den Diagonalen der Matrizen \mathbf{A} und \mathbf{Q} sind gegeben durch

$$\begin{pmatrix} a_1 & 1 \\ a_2 & 0 \end{pmatrix} \quad \text{und} \quad \begin{pmatrix} 1 & b_1 \\ b_1 & b_1^2 \end{pmatrix} \quad (4)$$

Es ist auch möglich (und oft sinnvoll), zusätzlich einen Block der Dimension (1×1) hinzuzufügen, entsprechend einem AR(1)-Modell. ARMA(2,1)-Modelle beschreiben stochastische Oszillationen, während AR(1)-Modelle langsame Driftprozesse beschreiben. Damit sind ARMA(2,1)-Modelle zur Modellierung schmalbandiger Quellen in Signalgemischen geeignet. Wenn die Matrizen \mathbf{A} und \mathbf{Q} außerhalb der Blöcke nur Nullen enthalten, ist sichergestellt, daß die den Blöcken entsprechenden Komponenten voneinander unabhängig sind; die Zustandsraum-Modellierung ist damit geeignet, eine Form von „Independent Component Analysis“ (ICA) durchzuführen, jedoch im Gegensatz zu den meisten ICA-Algorithmen auch für den unterbestimmten Fall $n < m$.

Anwendung auf Wasserschall- und Körperschall-Zeitreihen von FS PLANET

Wir stellen nunmehr eine Anwendung des beschriebenen Modellierungsalgorithmus auf reale Daten vor. In einem Experiment wurden in dem Forschungsschiff FS PLANET mittels eines unter der Wasserlinie im Hilfsmaschinenraum aufgehängten Lautsprechers strukturelle Anregungen bei 5 scharfen Frequenzen hervorgerufen (34.7 Hz, 46.6 Hz, 63.5 Hz, 75.4 Hz, 93.3 Hz). Diese Anregungen wurden mittels Beschleunigungssensoren als Körperschall (KS) an den nächstliegenden beiden Spannen aufgezeichnet (jeweils in horizontaler und vertikaler Richtung). Das Schiff fuhr während der Messung mit 6 kn in Tiefwasser bei ruhiger See an einem in etwa 100 m Entfernung treibenden Vertikal-Array mit 128 Hydrophonen vorbei. Der von den Hydrophonen gemessene Wasserschall (WS) wurde anschließend mittels eines Beamformers auf einen am Schiff installierten Pinger fokussiert (siehe [2] für eine detaillierte Beschreibung des Meßaufbaus).

Die Aufgabe besteht nun darin, die 5 ursprünglich als Luftschall erzeugten Linien im WS wiederzufinden. Diese Aufgabe ist anspruchsvoll wegen der Bewegung des Schiffes, aufgrund derer die zu Mittelungszwecken nutzbaren WS-Daten auf ein Fenster von etwa 8 Sekunden Länge am Punkt der größten Annäherung beschränkt sind. Während in den Leistungsspektren der KS-Daten die 5 Linien prominent sichtbar sind, ist dies im Fall des WS nicht der Fall; zwar erkennt man nach Beamforming eine leichte Erhöhung des Pegels im fraglichen Frequenzintervall, jedoch bleibt das mittels DFT bestimmte Leistungsspektrum zu verrauscht, um einzelne Linien sicher vom Untergrund zu trennen.

Die beiden 2-dimensionalen KS-Zeitreihen der beiden Spanten sowie die 1-dimensionale WS-Zeitreihe nach Beamforming werden nun jeweils durch blockdiagonale Zustandsraum-Modelle modelliert. Die Anzahl der AR(1)-Modelle ist jeweils eins, während die Anzahl der ARMA(2,1)-Modelle 23 (Spant 22), 36 (Spant 26) und 21 (WS) beträgt. Die Anzahl der ARMA(2,1)-Modelle ergibt sich aus einer iterativen Vorgehensweise, bei der solange immer weitere Komponenten aus den Prädiktionsfehlern des Kalman-Filters herausgelöst und dem Gesamt-Modell hinzugefügt werden, bis die erzielte Verringerung der Varianz der Prädiktionsfehler die Zunahme der Zahl an Modellparametern nicht länger rechtfertigt (unter Anwendung des „Akaike Information Criterion“).

Das Ergebnis der Modellierung besteht jeweils aus einem Satz von ARMA(2,1)-Modellen, deren Parameter a_1, a_2 sich jeweils in eine Frequenz ϕ und einen Dämpfungsparameter r umformen lassen; es besteht folgender Zusammenhang:

$$a_1 = 2r \cos\left(2\pi \frac{\phi}{f_s}\right) \quad ; \quad a_2 = -r^2 \quad , \quad (5)$$

wobei f_s die Abtastfrequenz der Daten bezeichnet. Die in das Intervall zwischen 0 Hz und 100 Hz fallenden Schätzwerte für Frequenzen und Dämpfungsparameter der ARMA(2,1)-Komponenten des WS sind in Tabelle 1 aufgelistet, zusammen mit den korrekten Werten (die durch entsprechende Analyse des KS verifiziert wurden).

Wie man in der Tabelle sieht, entsprechen von den Frequenzen der 12 gefundenen ARMA(2,1)-Komponenten 5 tatsächlich den für die Luftschall-Anregung gewählten Frequenzen, mit der Einschränkung, daß die siebente Frequenz, 62.177 Hz, nicht sehr gut mit dem korrekten Wert, 63.5 Hz, übereinstimmt. Ferner sieht man, daß die Dämpfungsparameter aller 12 Komponenten entweder genau 1.0 betragen oder diesem Wert sehr nahe liegen, d.h. daß alle diese Komponenten stark periodisch bei sehr schwacher oder nicht vorhandener Dämpfung sind. Bei den restlichen Komponenten des WS-Modells, mit Frequenzen oberhalb von 100 Hz, findet man allerdings auch Dämpfungsparameter deutlich unter 1.0.

Auch periodische ungedämpfte ARMA(2,1)-Komponenten können Fluktuationen der Amplitude aufweisen. Der

| Nummer | ϕ_e/Hz | r_e | ϕ_c/Hz | r_c |
|--------|--------------------|--------|--------------------|-------|
| 1 | 34.786 | 1.0 | 34.7 | 1.0 |
| 2 | 39.807 | 0.9996 | | |
| 3 | 46.707 | 1.0 | 46.6 | 1.0 |
| 4 | 49.739 | 1.0 | | |
| 5 | 55.500 | 1.0 | | |
| 6 | 55.943 | 1.0 | | |
| 7 | 62.177 | 1.0 | 63.5 | 1.0 |
| 8 | 66.694 | 0.9872 | | |
| 9 | 75.541 | 1.0 | 75.4 | 1.0 |
| 10 | 85.220 | 1.0 | | |
| 11 | 85.258 | 0.9265 | | |
| 12 | 93.372 | 1.0 | 93.3 | 1.0 |

Tabelle 1: Geschätzte Frequenzen ϕ_e und Dämpfungsparameter r_e der ARMA(2,1)-Komponenten der Wasserschall-Zeitreihe; mit ϕ_c und r_c sind die korrekten Werte für die gewählte Luftschall-Anregung bezeichnet.

zeitliche Verlauf der geschätzten Zustände \mathbf{x}_t ergibt sich zunächst aus dem Kalman-Filter; die Schätzwerte können sodann durch Anwendung eines Smoothers weiter verbessert werden (Rauch-Tung-Striebel-Smoother). Die resultierenden Verläufe zeigen (innerhalb des gewählten 8-Sekunden-Fensters) deutliche Fluktuationen bei den Komponenten 2, 8 und 11, nicht jedoch bei den restlichen 9 Komponenten. Damit finden wir für alle 5 Linien der Luftschall-Anregung die zeitliche Stationarität, die zu erwarten ist. In Abbildung 1 sind als Beispiel die Linien 1, 7, 9 und 12 (Luftschall-Anregung), sowie 8, 10 und 11 (sonstige Komponenten) dargestellt. Deutlich sichtbar sind die Fluktuationen der Amplitude bei 8 und 11.

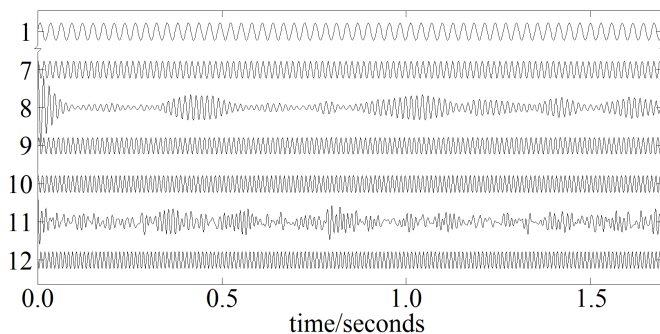


Abbildung 1: Ausgewählte Komponenten der Zerlegung des Wasserschalls nach Beamforming; Frequenzen siehe Tabelle 1. Die Analyse fand auf einem Fenster von 8 Sekunden Länge um den Punkt der größten Annäherung herum statt, von welchem hier nur die ersten 1.7 Sekunden dargestellt sind.

Literatur

- [1] Kailath, T., Sayed, A., und Hassibi, B.: Linear estimation. Prentice Hall, 2000.
- [2] Galka, A., Abshagen, J., Stoltenberg, A., Nejedl, V.: Optimal Frequency Bands for Modeling the Coupling of Structure-borne to Underwater Sound of a Surface Vessel. Journal of Oceanic Engineering, im Druck, 2017.