

Fan-Chirp Transformation

Seminararbeit aus Algorithmen in Akustik und Computermusik 2

Clemens Giggleitner, BSc
Wolfgang Hrauda, BSc

Betreuung: Dr. Franz Zotter, Dr. Matthias Frank

Graz, 14. Juni 2014



institut für elektronische musik und akustik



Zusammenfassung

In dieser Seminararbeit wird die *Fan Chirp Transformation (FChT)* dazu benutzt, dem Frequenzverlauf eines Motorhochlaufs zu folgen. Hat man diesen, ist es ein Leichtes auf die Motordrehzahl rück zu schließen und zum Beispiel die Klangsynthetisierung eines gewünschten Fahrzeuggeräusches vorzunehmen.

Die Implementation des Algorithmus erfolgte in Matlab. In dem ersten theoretischen Teil wird die FChT vorgestellt und auf die Motorakustik eingegangen. Der praktische Teil stellt die einzelnen Teile der Implementation vor, diskutiert die Ergebnisse und stellt einen weiterführenden Ansatz vor.

In this work the Fan Chirp Transformation is used to follow the frequency response curve of an engine run. Then it is easy to count back to the rounds per minute (RPM). Knowing the RPM it becomes possible to design your own desired engine sound.

The implementation of the algorithm was done in Matlab. In a first theoretical part the FChT is explained and the most important things about engine acoustics are explained. The practical part deals with every part of the implementation and talks about the interpretation of the results and discusses a further approach.

Inhaltsverzeichnis

1	Theoretische Grundlagen	4
1.1	Fan-Chirp Transformation	4
1.2	Grundlegendes zu Motorgeräuschen	6
1.2.1	Motorordnungen	6
1.2.2	Motorrauigkeit	7
2	Praktischer Teil - Implementierung	8
2.1	Einlesen und Fenstern des Signals	8
2.2	Zeitverzerrung	8
2.3	L1-Norm und α -Selektion: Auswahl des schärfsten Spektrums	11
2.4	Gathered - Log - Spektrum	12
2.4.1	Anmerkung	12
2.5	Ergebnisse	15
2.5.1	Zusammenfassung der Ergebnisse	17
2.6	Ausblick: Glättung der Frequenzkurve durch Extrapolation der Steigung .	17
2.7	Ausblick: Autokorrelation	19
3	Anhang	22

Acronyms

FChT Fan-Chirp Transformation

Glog Gathered - Log

MO Motorordnung

MO_1 erste Motorordnung

1 Theoretische Grundlagen

1.1 Fan-Chirp Transformation

Die Fan-Chirp Transformation (FChT) wird in [WK07] beschrieben und in [CLR10] konkret für die Analyse von Musiksignalen angewendet. Grundsätzlich besteht bei der Frequenzanalyse von Signalen mit sich ändernder Frequenz mittels Fourier-Transformation oder verwandten Transformationen das Problem, dass - wie in Abb. 1 links dargestellt - das Signal über mehrere Frequenzlinien reicht. Es ist aber möglich, das Zeitsignal mit konstanter Steigung der Momentanfrequenz in einem gewissen Zeitabschnitt zeitlich so zu verzerren, also zu dehnen oder zu stauchen, dass daraus ein Signal mit konstanter Frequenz wird:

$$\nu(t) = (1 + \alpha \cdot t) f \quad (1)$$

$$\hat{\nu}(t) = f. \quad (2)$$

Dabei ist $\nu(t)$ die Momentanfrequenz, die von der Zeit t und der relativen Drehzahländerung α abhängt. $\hat{\nu}(t)$ ist das zeitlich verzerrte Signal mit nun konstanter Frequenz. Ein solches Signal wird bei einer anschließenden Transformation in den Frequenzbereich im Idealfall auf einer Frequenzlinie abgebildet - die Abbildung wird also geschärft (siehe Abb. 1, rechts). Betrachtet man ein harmonisches Signal mit steigender Frequenz in einem Zeit-Frequenz-Diagramm, werden Grundschiwingung und Obertöne fächerartig aufgeweitet. Der Vorteil der FChT ist dabei, dass - wie in Abb. 1 rechts gezeigt - diese Struktur berücksichtigt wird und auch sämtliche Harmonische der Grundfrequenz für eine scharfe Abbildung passend zeitverzerrt werden.

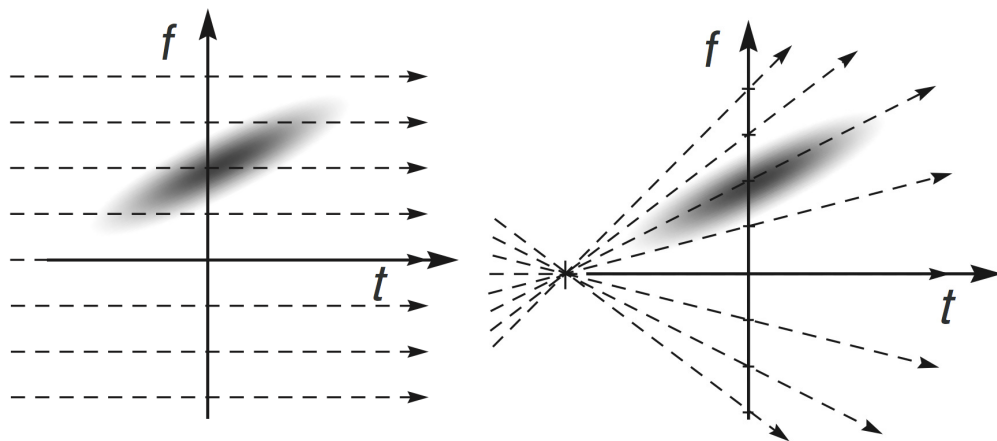


Abbildung 1: Vergleich der Transformation eines Signals mit linear steigender Frequenz mittels konventioneller Fourier-Transformation (links) und FChT (rechts) [WK07]

Der Parameter α in Gl. 2 ist ein Maß für die Änderung der Frequenz pro Zeiteinheit in

Bezug auf die Momentanfrequenz f . Aus Gl. 2 ergibt sich:

$$\alpha = \frac{\nu(t) - f}{t} \cdot \frac{1}{f} = \frac{\Delta f}{f \cdot t}. \quad (3)$$

Für einen Wert von $\alpha = 1$ ist demnach in Bezug auf eine Sekunde $\Delta f = f$, was eine Verdoppelung der Frequenz in einer Sekunde bedeutet. Die Tonhöhe steigt um eine Oktav pro Sekunde.

In der Implementierung ist der Frequenzanstieg im Normalfall nicht im Voraus bekannt. Trotzdem muss der dem Frequenzanstieg entsprechende optimale Wert α_{opt} gefunden werden, damit die Zeitverzerrung tatsächlich zu einem Signal mit konstanter Frequenz führt. Einige Ansätze hierzu werden von Hölzl in [Höl11], S. 10ff beschrieben. Die in unserer Implementierung gewählte Methode ist im Abschnitt 2.3 beschrieben.

Die Zeitverzerrung beruht - wie in Abb. 2 dargestellt - auf einer Umtastung des Zeitsignals. Bei einem Signal mit beispielsweise steigender Frequenz werden die Abtastpunkte im zeitlichen Verlauf immer enger gesetzt. Werden die so erhaltenen neuen Abtastwerte wieder zeitlich äquidistant interpretiert, so entsteht im Idealfall ein Zeitsignal mit konstanter Frequenz.

Um die Zeitverzerrung korrekt anzusetzen, wird die Phase $\Phi(t)$ in Abhängigkeit von α

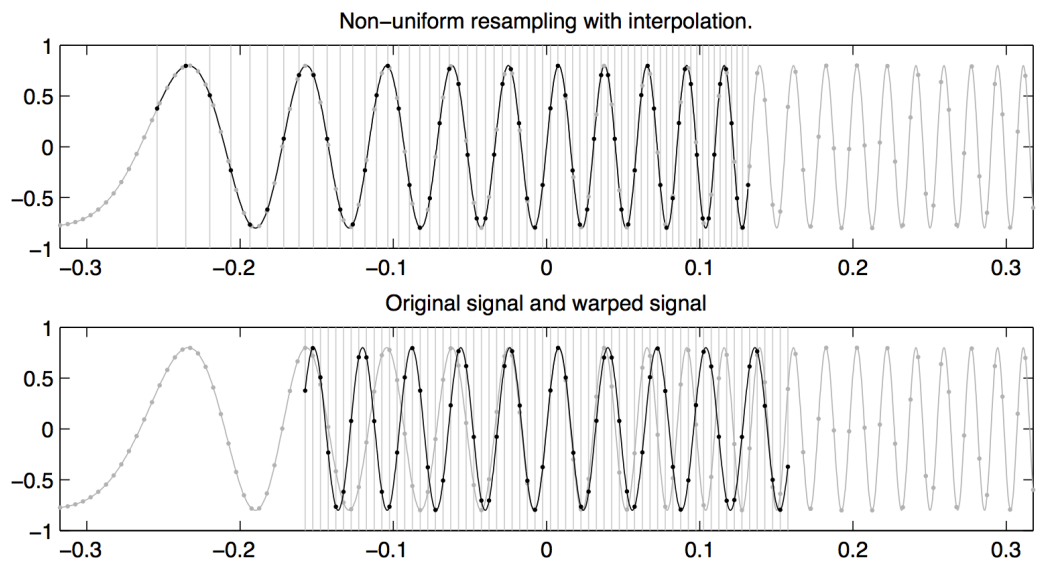


Abbildung 2: Das Signal mit steigender Frequenz (oben) wird durch Umtastung (Abtastpunkte sind durch schwarze Punkte markiert) so verzerrt, dass ein Signal mit konstanter Frequenz entsteht (unten) [CLR10]

aus der Annahme einer konstanten Steigung der Momentanfrequenz (Gl. 2) hergeleitet (siehe auch [Höl11], S. 6):

$$\Phi_{\alpha}(t) = \left(1 + \frac{1}{2}\alpha \cdot t\right)t. \quad (4)$$

Für die Realisierung wird das Signal dann mit einem Zeitvektor, der der Umkehrfunktion $\Phi^{-1}(t)$ entspricht, abgetastet:

$$\Phi_{\alpha}^{-1}(t) = -\frac{1}{\alpha} + \frac{\sqrt{1 + 2\alpha t}}{\alpha}. \quad (5)$$

Die FChT ergibt sich also im Wesentlichen als eine Zeit-Frequenz-Transformation (in diesem Fall Fouriertransformation) mit vorheriger Zeitverzerrung in Abhängigkeit des Frequenzanstiegs, welcher durch den Parameter α ausgedrückt wird:

$$X(f, \alpha) = \text{DFT}\{x(\Phi_{\alpha}^{-1}(t))\}. \quad (6)$$

1.2 Grundlegendes zu Motorgeräuschen

Die in unserem Fall interessierenden Motoren werden Hubkolbenmotoren genannt. Die für die tonale Geräuschentwicklung relevanten Komponenten entstehen als Folge eines rotatorischen Prozesses, an dem Zündimpulse, Explosionen im Zylinder, Ventile, die Einspritzung und andere Komponenten beteiligt sind. Wie stark ein Geräuschanteil am Gesamtgeräusch beteiligt ist, hängt stark von der Art des Motors (Diesel- oder Benzinmotor) und dem mechanischen Aufbau (Zylinderanzahl, -anordnung) ab. Die für den tonalen Klang ausschlaggebenden Komponenten sollen hier kurz erläutert werden:

Die Explosion des Gases im Brennraum löst ein **Verbrennungsgeräusch** aus. Dieses hat beim Direkteinspritzverfahren im Dieselmotor einen sehr großen Anteil am Gesamtgeräusch. Beim Kammereinspritzverfahren ist es geringfügig weniger und beim Ottomotor (auch: Benzinmotor) spielt es gar nur eine untergeordnete Rolle.

Das **Kolbengeräusch** macht sowohl beim Diesel- als auch beim Ottomotor einen wesentlichen Anteil am Gesamtgeräusch aus. Schlägt der Kolben an der Zylinderwand an kommt es zur Körperschallanregung der Motorstruktur.

Da die **Kurbelwelle** die Gas- und Massekräfte der Kolben aufnimmt und sie spielbehaftet im Motorblock gelagert ist, führt auch sie geräuschverursachende Stoßvorgänge aus. Diese stellen ebenfalls einen wesentlichen Teil des Motorgeräusches dar.

Da beim Ottomotor das Verbrennungsgeräusch leiser ist als beim Dieselmotor wird ein Teil des Geräusches von der **Ventilsteuerung** verursacht. Diese ist für das Schließen und Öffnen der Ventile zuständig, die zum Brennraum führen. Die tonalen Komponenten der Ventilsteuerung werden vor allem durch Stöße und Massenkräfte bei der Betätigung der Ventile hervorgerufen. Beim Dieselmotor kann auch die **Dieseleinspritzpumpe**, die den Kraftstoff unter hohem Druck in den Brennraum einbringt, eine wichtige Geräuschquelle darstellen.

[Wik13]

1.2.1 Motorordnungen

Die Drehzahl der Kurbelwelle (in RPM - Rounds per Minute) wird im Normalfall als erste Motorordnung (MO_1) bezeichnet [Ger05] S. 8. Zwischen MO_1 , Drehzahl (DZ) und

Frequenz (f) besteht folgender Zusammenhang:

$$MO_1 = \frac{f \cdot 60}{DZ} \quad (7)$$

[Hei03]

Ist also beispielsweise die aktuelle Drehzahl und eine Frequenz des Spektrums bekannt, kann ein Rückschluss auf die jeweilige MO_1 gemacht werden.

Beim Viertaktmotor erfolgt alle 2 Kurbelwellenumdrehungen eine Zündung, deshalb ist hier die $0,5 MO_1$ dominierend. Bei einem 4 Zylinder Fahrzeug erfolgen demnach zwei Zündungen pro Umdrehung. Die zweite $2MO_1$ sollte demnach dominieren. [Gen10] S. 237

Generell ergibt sich für die sogenannte Zündordnung (ZO) bei gegebener Zylinderanzahl n folgender Zusammenhang:

$$ZO = \frac{n}{2} \quad (8)$$

[Zel09] S.209

Aufgrund der explosionsartigen Anregungsart entstehen neben der Grundwelle (= dominierende Motorordnung (MO)) auch zahlreiche Oberwellen. Bei einem 4 Zylinder 4-Takt Motor also die 4., 6., 8. Oberwelle (= MO). [TH03] S. 137

1.2.2 Motorrauigkeit

Bei einem 4 Zylinder-Motor erzeugt jeder Zylinder für sich alleine eine halbe MO. Ist dieser Motor vollkommen symmetrisch aufgebaut und erfolgen alle Abgas und Verbrennungsvorgänge synchron, so wird diese halbe MO völlig kompensiert.

In der Realität gibt es aber immer minimale Abweichungen, die nun dazu führen, dass diese halben MOen in bestimmten Drehzahlbereichen, und damit Frequenzbereichen, hervortreten. Diese verhalten sich wie ein amplitudenmoduliertes Signal mit einer Trägerfrequenz. Die Rauigkeit wird nun durch das Amplitudenverhältnis von Trägerfrequenz und amplitudenmodulierten Signal (= halbe MO) bestimmt. Sie ändert sich über den Drehzahlbereich aufgrund der Synchronisation der Zylinder und aufgrund von Einkopplungen durch Strukturresonanzen ständig. Dadurch kann das dynamische Klangbild des Motorgeräusches erklärt werden.

[TH03] S. 137 f.

2 Praktischer Teil - Implementierung

Der Hauptteil dieser Arbeit im Rahmen des Seminars bestand darin, einen Algorithmus zur Extraktion der Motordrehzahl aus Fahrzeuginnenraumaufnahmen unter Verwendung der FChT zu implementieren. In diesem Kapitel wird die Implementierung in Matlab bzw. Octave beschrieben und durch Grafiken veranschaulicht. Das Paper von Cancela et al. [CLR10], in dem die FChT benutzt wird, um den Grundtonverlauf polyphoner Musik zu extrahieren, diente hierbei als Grundlage.

2.1 Einlesen und Fenstern des Signals

Als Eingabe dient dem Algorithmus eine Audiodatei, die eine Aufnahme des zu analysierenden Fahrzeuginnengeräusches enthält. Diese Audiodatei wird mit der Funktion `wavread()` eingelesen und steht - je nachdem ob ein oder mehrere Kanäle vorliegen - als Vektor oder Matrix zu Verfügung. Berücksichtigt wird jedoch immer nur der erste Kanal, das entspricht im Fall einer Matrix der ersten Spalte.

Anschließend wird das Signal in Zeitabschnitte gleicher Länge aufgeteilt. Im Laufe der Arbeit mit verschiedenen Beispielaufnahmen zur Evaluierung des Algorithmus hat sich eine Länge von 16384 ($\hat{=} 2^{14}$) Samples für einen Abschnitt als optimal herausgestellt. Außerdem werden auf die Signalabschnitte Hann-Fenster mit 50% Überlappung angewendet, da ein Rechteck-Fenster starke Nebenkeulen im Spektrum aufweist. Da bei der in Abschnitt 2.2 erläuterten Verzerrung des Zeitsignals auch die Form des Hann-Fensters verzerrt wird, könnte die Anwendung des Fensters auch erst nach der Zeitverzerrung erfolgen.

2.2 Zeitverzerrung

Die zeitliche Verzerrung des Signals ist ein zentraler Teil der FChT. Wie bereits in Abschnitt 1.1 erläutert, soll dadurch aus einem Signalabschnitt mit konstanter Steigung der Momentanfrequenz ein Signal mit konstanter Frequenz gewonnen werden (siehe Abb. 4). Da die momentane Frequenzänderung und somit der optimale α -Wert hier noch nicht bekannt ist, wird die Zeitverzerrung zunächst für eine Vielzahl von α -Werten durchgeführt. Erst nach Transformation in den Frequenzbereich, ergibt sich der optimale α -Werte dem schärfsten Spektrum entsprechend (siehe folgender Abschnitt 2.3).

Die zeitdiskrete Implementierung der Zeitverzerrung benötigt als ersten Schritt entsprechend der Zeitverzerrungs-Vorschrift (siehe Gleichung 5) einen neuen Zeitvektor

$$t'_\alpha(t) = -\frac{1}{\alpha} + \frac{\sqrt{1 + 2\alpha t}}{\alpha} \quad (9)$$

für jeden untersuchten α -Wert. Dieser enthält die Zeitpunkte, an denen das Signal abgetastet werden soll. Für ein Signal mit steigender Frequenz würden die Abtastpunkte beispielsweise zeitlich immer dichter werden, wie die grünen Punkte in Abb. 3 schematisch andeuten. In Folge wird das nicht äquidistant abgetastete Signal trotzdem mit

äquidistanten Abtastzeitpunkten interpretiert. So ergibt sich, wie weiter oben in Abb. 2 dargestellt, ein Signal mit konstanter Frequenz.

Aus dem neuen, bereits verzerrten Zeitvektor t' in Gleichung 9 erhält man durch den grundlegenden Zusammenhang

$$n' = t' \cdot f_s \quad \text{mit } f_s \dots \text{Abtastfrequenz} \quad (10)$$

den Vektor n' mit den entsprechenden neuen Abtastpunkten.

Abb. 3 zeigt, wie viele Abtastpunkte der Vektor n' an einem Abtastpunkt des ursprünglichen Vektors n bereits enthält. Die blaue Kurve für $\alpha = 0$ zeigt einen linearen Zusammenhang mit einer Steigung von 1; das bedeutet, dass in diesem die Abtastpunkte von n und n' identisch sind. Die rote und grüne Kurve zeigen, dass die Abtastpunkte anfangs ähnlich dicht liegen wie bei der ursprünglichen Abtastung; dass sie jedoch im zeitlichen Verlauf immer dichter werden und deshalb die Anzahl von Abtastpunkten pro Zeitabschnitt immer mehr ansteigt.

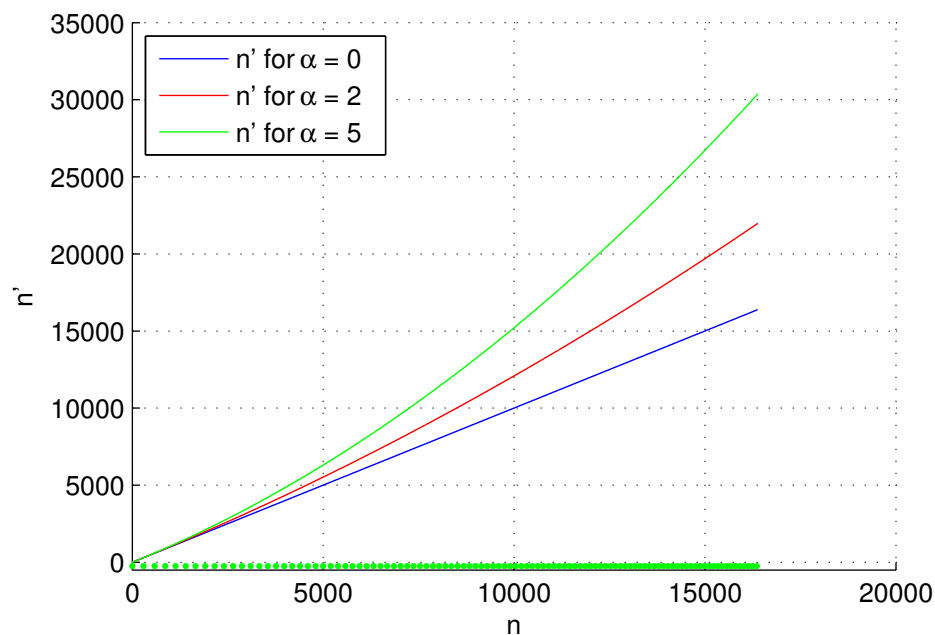


Abbildung 3: Verlauf der Anzahl der neuen Abtastpunkte aus n' im Vergleich zur ursprünglichen Abtastung mit dem Vektor n

Durch die Umabtastung auf dem neuen Zeitvektor n' ist es notwendig, auch zu Zeitpunkten, die zwischen den originalen Abtastpunkten liegen, auf den Signalwert zuzugreifen. Eine einfache, aber in diesem Fall dennoch ausreichend genaue Methode ist die kubische Interpolation. Der Wert zu einem beliebigen Zeitpunkt n_{frac} (wobei $n_{frac} \hat{=} n'$) berechnet

sich hierbei folgendermaßen (mit $n \leq n_{frac} < n + 1$):

$$\begin{aligned}
 x(n_{frac}) = & x[n] + \left(-\frac{1}{2}x[n-1] + \frac{1}{2}x[n+1] \right) n_{frac} + \\
 & \left(x[n-1] - \frac{5}{2}x[n] + 2x[n+1] - \frac{1}{2}x[n+2] \right) n_{frac}^2 + \\
 & \left(-\frac{1}{2}x[n-1] + \frac{3}{2}x[n] - \frac{3}{2}x[n+1] + \frac{1}{2}x[n+2] \right) n_{frac}^3
 \end{aligned} \tag{11}$$

[Bre]

Es ist in Matlab bzw. Octave für eine kurze Rechenzeit enorm wichtig, eine Vektorbasierte Umsetzung zu finden, da die Interpolation für jedes Sample aller Zeitfenster und dabei für jeden α -Wert berechnet werden muss.

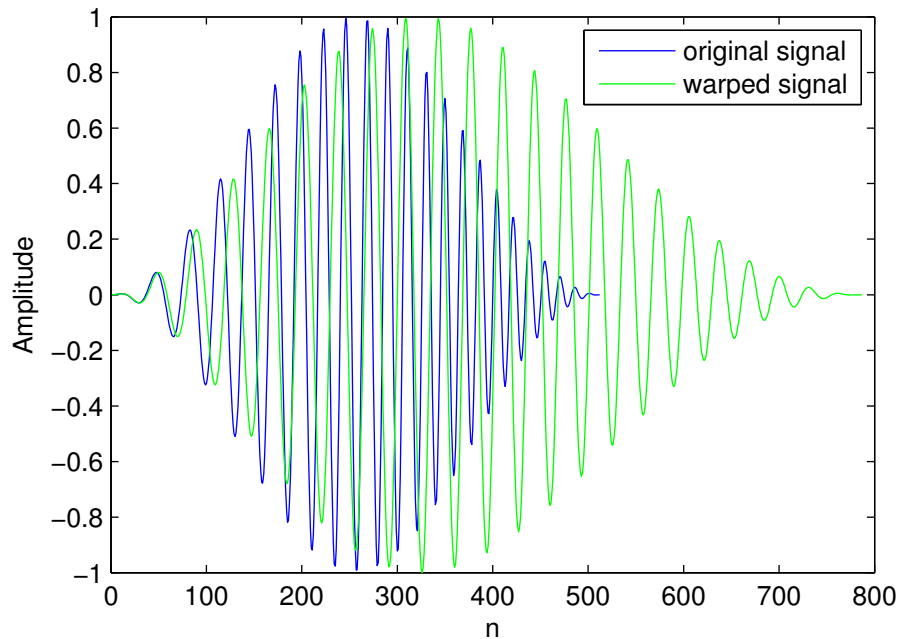


Abbildung 4: Vergleich eines Zeitsignals mit linear steigender Frequenz (blau) und der zeitverzerrten Variante mit konstanter Frequenz als Ergebnis der Umtastung (grün)

Weiters ist zu beachten, dass sich durch die Zeitverzerrung die Länge der Signalabschnitte in Abhängigkeit des α -Werts ändert - wie beispielsweise in Abb. 4 zu sehen ist. Deshalb ist es nicht mehr möglich, die vorhandenen Daten vollständig in einer mehrdimensionalen Matrix zu speichern. Stattdessen verwendet unsere Implementierung ein Array aus zweidimensionalen Matrizen: Eine Matrix enthält dabei die Zeitsignale aus allen Fenstern für einen α -Wert; die Zellen enthalten jeweils eine solche Matrix für die verschiedenen α -Werte.

2.3 L1-Norm und α -Selektion: Auswahl des schärfsten Spektrums

Nach Durchführung der Zeitverzerrung inklusive Interpolation liegen die Signale aller Zeitfenster für alle α -Werte vor. Die Zeitsignale werden nun mithilfe der Funktion `fft()` in den Frequenzbereich transformiert. Somit kann für jedes Zeitfenster, durch Analyse der Spektren für die verschiedenen α -Werte, der optimale α -Wert, der dem Frequenzanstieg in diesem Fenster entspricht, ausgewählt werden.

Der optimale α -Wert hat eine vergleichsweise schärfere Abb. des Signals im Frequenzspektrum zur Folge. Folglich muss das Spektrum, das „am dünnsten besiedelt ist“, gefunden werden. Als Kriterium für diese Auswahl dient die L1-Norm der fouriertransformierten Vektoren, da diese zur Suche solcher dünnbesiedelten Spektren verwendet wird. Hierbei handelt es sich um eine gewichtete Aufsummierung der Absolutbeträge des gesamten Spektrums, vergleichbar mit einem arithmetischen Mittelwert:

$$L_1(\alpha) = \sum_{k=1}^{NBins_\alpha} \left| \frac{DataS_\alpha(k)}{NBins_\alpha} \right|. \quad (12)$$

DataS ist das Array, welches die Spektren für alle α -Werte enthält, wobei k der Frequenz-Index ist. *NBins* ist die Anzahl der Frequenzpunkte in einem Spektrum, welche aufgrund der unterschiedlichen Zeitverzerrungen abhängig von α ist.

Der L_1 -Wert wird für alle Spektren berechnet. Danach wird in jedem Zeitfenster das Spektrum mit dem geringsten L_1 -Wert in Abhängigkeit von α gesucht:

$$\alpha_{opt} = \operatorname{argmin}(L_1(\alpha)). \quad (13)$$

Das zum Spektrum mit dem minimalen L_1 -Wert gehörige α ist der optimale Wert α_{opt} für das jeweilige Zeitfenster. Die Spektren mit dem optimalen α -Wert sind im Idealfall jene, wo das α genau mit dem Frequenzanstieg im Zeitfenster korrespondiert und wo daher die Zeitverzerrung genau zu einer konstanten Frequenz innerhalb des Zeitfensters geführt hat.

Diese Spektren können nun für jedes Zeitfenster ausgewählt und in einem Array zusammengefasst werden. Die Zellen dieses Arrays stehen also für die Zeitfenster und enthalten jeweils einen Vektor mit dem ausgewählten Frequenzspektrum. Außerdem wird in weiterer Folge immer der Absolutbetrag des Spektrums verwendet und eine Hälfte des ohnehin symmetrischen Spektrums vernachlässigt (von $f_s/2$ bis f_s).

Das zeitverzerrte Signal (grün) in Abb. 4 ist jenes Signal, das durch Verzerrung mit dem optimalen Parameter α_{opt} entstanden ist. Während der Frequenzanstieg im ursprünglichen Sinussignal deutlich zu sehen ist, ist die Frequenz der zeitverzerrten Variante relativ konstant. Bei genauer Betrachtung kann man feststellen, dass sie noch immer leicht ansteigt, die Auswahl von α_{opt} funktioniert also nicht ganz perfekt. Zum Zweck der Schärfung der Abbildung im Frequenzspektrum ist dieses Verfahren trotzdem ausreichend.

2.4 Gathered - Log - Spektrum

Das Gathered - Log (Glog) - Spektrum dient dazu, die Auffälligkeit einer Fundamental-frequenz f_0 im Bezug auf seine harmonische Relevanz zu untersuchen. Im Idealfall zeigt es an den Stellen hervorgehobene Maxima, wo die wirkliche Grundfrequenz und deren Harmonische im Spektrum liegen.

Die Implementation in unserer Arbeit ist in Gleichung 14 veranschaulicht.

$$GlogS(f_0) = \frac{1}{n_H} \sum_{i=1}^{n_H} \log \{ \gamma \cdot |Spektrum(i \cdot f_0)| + 1 \} \quad (14)$$

In unserer Anwendung brachte $\gamma = 0.001$ gute Ergebnisse.

[CLR10]

Es werden also für eine als Variable angenommene Grundfrequenz f_0 Beiträge aller zugehörigen Harmonischen aufsummiert. Um den so erhaltenen Wert zu normieren, wird durch die Anzahl der Harmonischen n_H dividiert. Zusätzlich wird das Spektrum logarithmiert, um der logarithmischen Lautstärkeempfindung des menschlichen Gehörs zu entsprechen [Höl11]. Die Logarithmierung soll die Berechnung außerdem robuster gegen Formatstrukturen und Rauschen machen [CLR10].

Befindet sich bei f_0 tatsächlich die Grundfrequenz, so ist der Pegel von GlogS deutlich höher, da im Vergleich zu einer falsch angenommenen Grundfrequenz nun alle Harmonischen in die Summe mit einfließen.

In Abb. 5 ist das originale Spektrum und das Glog - Spektrum gegenübergestellt. Es ist deutlich zu erkennen, dass Harmonische angehoben werden und Rauschen im Vergleich dazu absinkt. Vor allem im Bereich um 50 Hz ist zu erkennen, dass ein Zweifachmaximum, das im originalen Spektrum vorhanden ist, nun auf sein wirkliches Maximum reduziert ist.

2.4.1 Anmerkung

Der Algorithmus zur Berechnung des Glog - Spektrums führt dazu, dass nicht zum Signal passende f_0 Werte zu einem reduzierten $GlogS(f_0)$ führen. Es werden also tonale Komponenten verstärkt und andere gedämpft. Da in unseren Beispielen die Frequenzauflösung begrenzt ist, ist das Verhältnis von Grundfrequenz zu Harmonischen nicht immer völlig ganzzahlig. Anders gesagt, manche Maxima liegen bis zu einem Abtastpunkt von $GlogS(f_0)$ von der tatsächlichen Grundfrequenz verschoben. Das führt dazu, dass sie in die Gewichtung des Glog - Spektrums nicht mit einberechnet werden.

Ebenfalls betont das Glog - Spektrum jenes Maximum am stärksten, zu welchem eine durchgehende Obertonstruktur gehört. Beim 4-Zylinder-Motor wird deshalb zum Beispiel die zweite Motorordnung gegenüber der vierten Motorordnung gedämpft. Die zweite Motorordnung besitzt noch keine durchgehende Obertonstruktur. Es sind nur alle ungeradzahlig Teilöne vorhanden. Anders gesagt addiert jeder zweite Teilton Rauschen zur

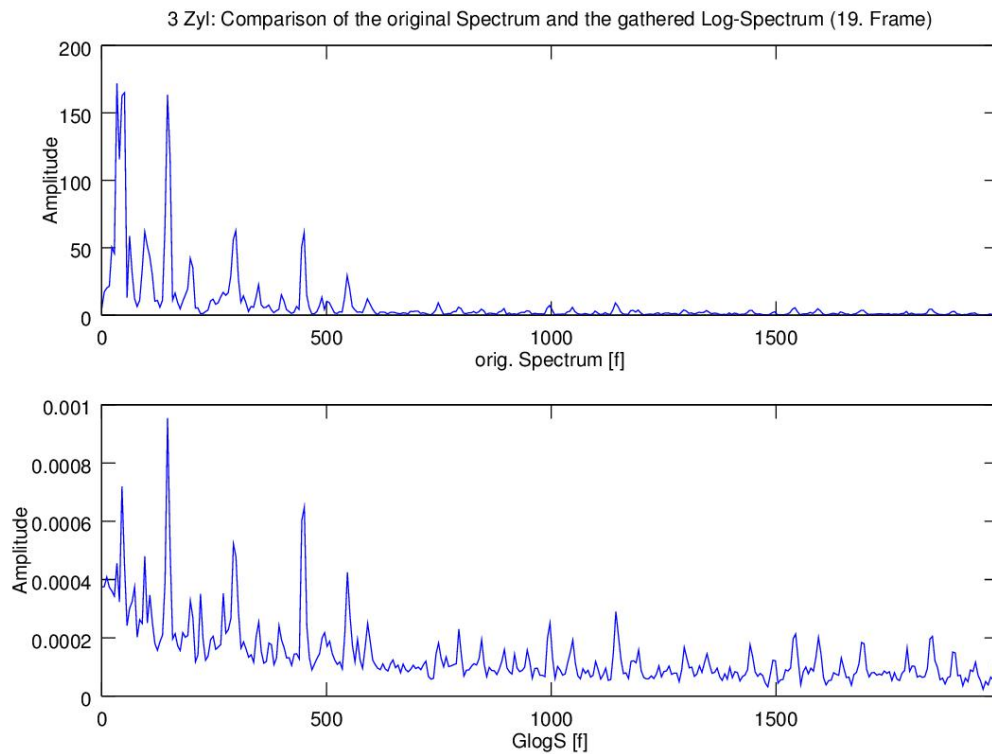


Abbildung 5: Originales Spektrum und Glog - Spektrum im Vergleich: Es ist deutlich zu erkennen, dass die Harmonischen im Vergleich zum Rauschen angehoben werden.

Summe, was das Gesamtergebnis dementsprechend abschwächt. Aus der Perspektive der vierten Motorordnung gibt es aber alle Teiltöne. Somit tritt dieser am meisten stärksten in *GlogS* in Erscheinung.

Aus diesem Grund liegt das Hauptaugenmerk dieser Arbeit vorerst viel stärker auf der Detektion der relativen Drehzahländerung. Eine Drehzahlbestimmung lässt sich später daraus gewinnen und benötigt Vorwissen über Motorspektren.

2.5 Ergebnisse

Ziel dieser Arbeit ist es, dem Frequenzverlauf einer Motorordnung zu folgen, um somit auf die Motordrehzahl rückrechnen zu können.

Die bisherigen Kapitel haben erläutert, welche Vorbereitungen notwendig sind, um dem Frequenzverlauf eines Signals mit sich ständig ändernder Grundfrequenz präzise folgen zu können. In den Glog - Spektren ist nun dieser sich ständig ändernde Frequenzgehalt gespeichert. Der letzte Schritt besteht nun darin, aus jedem Glog - Spektrum die gleiche Motorordnung zu extrahieren.

In einem ersten Ansatz wurde dazu aus jedem Spektrum das globale Maximum extrahiert und in einen Vektor geschrieben.

Zur besseren Veranschaulichung wurden die Daten aus dem mitgelieferten und gemessenen Drehzahlverlauf mit unseren experimentell ermittelten verglichen. Diese mitgelieferten Daten waren nur für die 1. MO bekannt und wurden für die Darstellung höherer MOs einfach multipliziert.

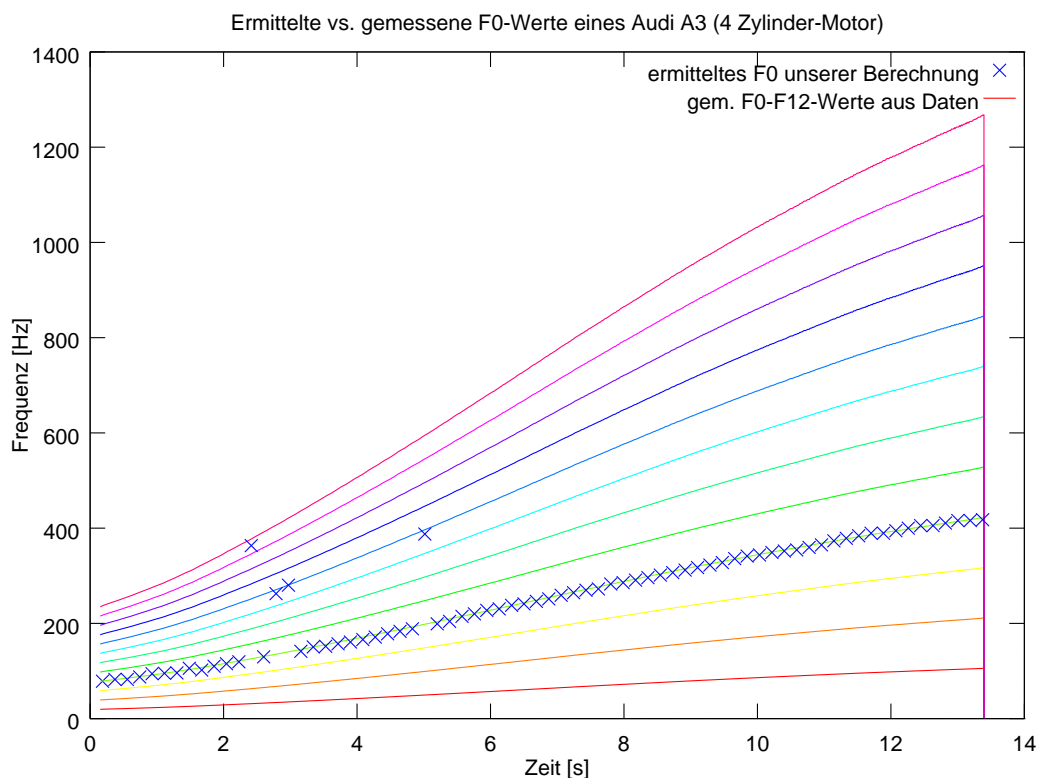


Abbildung 6: Ermittelte vs. gemessene F_0 -Werte eines Audi A3 (4-Zylinder-Motor).

Wie man aus Abbildung 6 erkennen kann, korreliert das globale Maximum beim Audi A3 (4-Zylinder) sehr stark mit der 4. Motorordnung. Es gibt jedoch vier MO - Verwechslungen: drei Frequenzpunkte, die die doppelte Frequenz besitzen (8. MO) und einen, der die

dreifach Frequenz besitzt (12. MO).

Das ist damit zu erklären, dass sich bei einem Motorhochlauf die Klangzusammensetzung ständig ändert. Bei verschiedenen Motordrehzahlen werden verschiedene Komponenten in Resonanz versetzt. Damit ändert sich auch die Klangfarbe und somit die Stärke der auftretenden Obertöne.

Charakteristisch ist, dass nicht irgendwelche MO verwechselt werden, sondern die nächsten vielfachen der am stärksten hervortretenden MO (Haupt-MO).

Es erwies sich als nicht trivial, diese so entstandenen Mehrdeutigkeiten (MO - Verwechslungen) auf eine durchgehende Motorordnung zurückzuführen und somit die Frequenzkurve zu glätten.

In den Kapiteln 2.6 und 2.7 werden dazu zwei verschiedene Ansätze diskutiert.

In Tabelle 1 sind alle verschiedenen Auto-Typen zusammengefasst, von denen die Drehzahlhochläufe analysiert wurden. Zur Übersichtlichkeit wurden die Drehzahlverläufe der anderen Auto-Typen in den Anhang (Kapitel 3) gegeben (Abbildungen 11 - 15).

Zylinderanzahl	Marke	Typenbezeichnung	Motortyp
2	Fiat	500 Twin Air	Ottomotor
3	Smart	Fortwo	Dieselmotor
4	Dacia	Logan	Ottomotor
4	Audi	A3	Ottomotor
6	Audi	A6	Ottomotor
8	Audi	R8	Ottomotor

Tabelle 1: Autotypen, von denen die Drehzahlverläufe analysiert wurden.

Alle Analysen haben gemeinsam, dass Haupt - MO mit der Anzahl der Zylinder korreliert. Zu bemerken ist, dass bei den 4-Zylinder-Motoren deutlich am meisten Fenster des Glog - Spektrums zu der Haupt - MO gezählt wurden. Hier gibt es nur sehr wenig Verwechslungen.

Auch bei den anderen Auto-Typen sind die meisten MO - Verwechslungen Vielfache oder Subharmonische der Haupt - MO.

Eine Ausnahme bildet hier der Audi R8. Bei ihm dominiert die 8. MO nur bis zu einem Drittel des Verlaufes eindeutig. Danach scheinen sich die Verwechslungen wahllos auf die 6-16. MO aufzuteilen. Hört man sich dieses Beispiel in der Audioversion an, so fällt auch der polyphon wirkende, raue Klang auf, aus dem nicht eindeutig eine Frequenz hervortritt.

Nun gilt es noch die übrig gebliebenen MO - Verwechslungen, die nicht Vielfache oder Subharmonische der Haupt - MO sind, zu behandeln. Sie sind auf Motorrauigkeiten zurückzuführen (siehe Kapitel 1.2.2). Minimale Abweichungen in der Synchronisation der Abgas und Verbrennungsvorgänge führen dazu, dass in gewissen Frequenzbereichen beliebige MO hervortreten. Vor allem beim 3- und 6-Zylinder-Motor scheint diese Synchronisation schwieriger zu sein, als beim 2- und 4-Zylinder-Motor.

2.5.1 Zusammenfassung der Ergebnisse

Durch die Fensterung und die FChT gelingt es eine Haupt - MO aufzuspüren, deren Frequenzverlauf nahezu exakt mit den am Prüfstand gemessenen Drehzahlwerten korreliert. Da in einem ersten Ansatz nur das globale Maximum extrahiert wird, kommt es noch zu MO - Verwechslungen, die man aber mit einem komplexeren Verfahren vermeiden könnte. Die meisten dieser Verwechslungen sind Vielfache oder Subharmonische der Haupt-MO. Die übrigen, nicht ganzzahligen Vielfachen der Haupt - MO sind auf die Rauigkeit des Motors zurückzuführen.

Es treten auch nie Maxima zwischen den MO auf, was ein Hinweis darauf ist, dass die Transformation und die Implementation grundsätzlich funktionieren.

2.6 Ausblick: Glättung der Frequenzkurve durch Extrapolation der Steigung

Wie in den vorhergehenden Abschnitten 2.4.1 und 2.5 erläutert wurde, tritt im Glog - Spektrum nicht in jedem Zeitfenster dieselbe Motorordnung am stärksten hervor, was zu Verwechslungen führt. Um dennoch eine durchgängige Frequenzkurve zu erhalten, aus der dann in weiterer Folge auf den Verlauf der Grundfrequenzkurve geschlossen werden kann, sind also weitere Verarbeitungsschritte notwendig. Zwei verschiedene Ansätze wurden in Grundzügen implementiert und evaluiert und werden in diesem und im folgenden Abschnitt beschrieben.

Ein Ansatz besteht darin, ausgehend von der Steigung zwischen zwei bekannten Frequenzpunkten $f(i-1)$ und $f(i)$ aus benachbarten Zeitfenstern einen Bereich zu schätzen, in dem der Frequenzpunkt $f(i+1)$ des nächsten Zeitfensters liegen sollte:

$$f_d = f(i) + \frac{f(i) - f(i-1)}{\Delta i}, \text{ hier: } \Delta i = i - (i-1) = 1$$

$$f_{lo} = f_d - \frac{f_d}{Q} \text{ bzw. } f_{up} = f_d + \frac{f_d}{Q} \quad (15)$$

$$f_{lo} \leq f(i+1) \leq f_{up}$$

f_d ergibt sich direkt aus der linearen Extrapolation. Symmetrisch um f_d wird der Zielbereich f_{lo} bis f_{up} gebildet. Der Parameter Q gibt an, wie schmal dieser Bereich sein soll. Nun wird in diesem Bereich nach einem Maximum im Glog - Spektrum gesucht; dieses Maximum ist der nächste korrekte Frequenzpunkt $f(i+1)$.

Das Verfahren kann rekursiv wiederholt werden und liefert im Idealfall den Frequenzverlauf einer Motorordnung - diese entspricht bis auf einen Faktor dem Grundfrequenzverlauf.

Wichtig ist, dass die zwei Start-Frequenzpunkte zur selben Motorordnung gehören, da sonst die Steigung zwischen den beiden nicht der tatsächlichen Frequenzänderung entspricht. Um zwei Punkte zu finden, werden in einem ersten Schritt die Frequenzdifferenzen zwischen allen benachbarten Zeitfenstern gebildet. Mittels Histogramm wird der

Wertebereich ermittelt, in dem die meisten dieser Differenzen liegen. Nun werden die Daten auf null zentriert, indem der Mittelwert dieses Wertebereichs abgezogen wird (siehe Abb. 7). Weiters wird ein Wertebereich \pm Varianz der Verteilung der Differenzen definiert (zwischen den beiden grünen Linien in Abb. 7). Liegt eine Differenz innerhalb dieses Bereichs kann - bei insgesamt relativ linear steigender Frequenz - davon ausgegangen werden, dass in den beiden entsprechenden Zeitfenster dieselbe Motorordnung detektiert wurde. Die ersten beiden Zeitfenster, wo dies zutrifft, können nun als Ausgangspunkt für die oben beschriebene rekursive Konstruktion der Frequenzkurve verwendet werden. Vorteilhaft ist dabei auch, dass in vielen Fällen die am häufigsten stark hervortretende Motorordnung verfolgt werden wird.

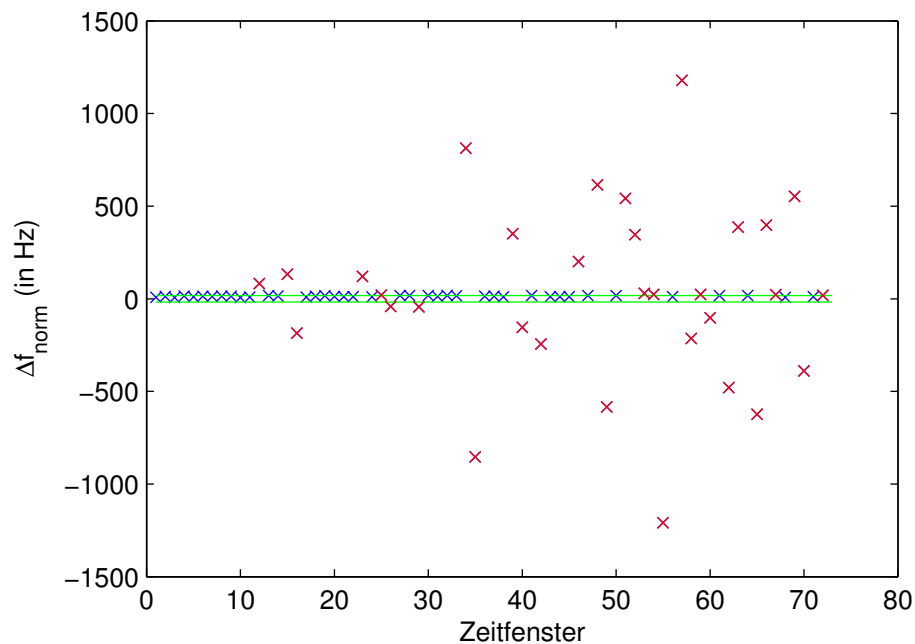


Abbildung 7: Zentrierte Frequenzdifferenzen zwischen jeweils zwei benachbarten Zeitfenstern

Die beschriebene Vorgangsweise wurde in den Grundzügen implementiert und eignet sich - wie in Abb. 8 für das Beispiel des Audio R8 zu sehen ist - grundsätzlich sehr gut zur Konstruktion eines durchgehenden Frequenzverlaufs. Allerdings ist es dabei notwendig, verschiedene Parameter, die zum Beispiel das Suchen der Maxima im Glog - Spektrum beeinflussen, auf die jeweilige Eingabedatei anzupassen. Da dies von Hand relativ aufwendig ist, müsste die Optimierung automatisiert erfolgen, was aber den Implementierungsaufwand und auch die Rechenzeit eminent steigern würde.

Sollen auch nicht-lineare Frequenzverläufe extrahiert werden, wäre es außerdem notwendig, die Extrapolation in höherer Ordnung durchzuführen. Eine korrekte Extraktion bei einem Wechsel zwischen Frequenzanstieg und -abfall würde aufwändigere Methoden notwendig machen.

Ein weiteres Problem zeigt sich auch am Beispiel von Abb. 8: Bis zum 56. Zeitfenster funktioniert der Algorithmus einwandfrei. Im 57. Zeitfenster ist jedoch die verfolgte Motorordnung aufgrund der stark gestiegenen Drehzahl nur mehr mit so geringer Energie

vorhanden, dass sie im Glog - Spektrum nicht mehr als Maximum erkannt wird. Eine sensiblere Erkennung der Maxima könnte zwar abhelfen, hätte jedoch zur Folge, dass unter Umständen mehrere Maxima im Wertebereich liegen würden.

Von einer ausreichend aufwändigen Implementierung wurde in der vorliegenden Konzeptstudie abgesehen. So eine Implementierung müsste Robustheit und Praxistauglichkeit - je nach konkreter Anwendung - garantieren können.

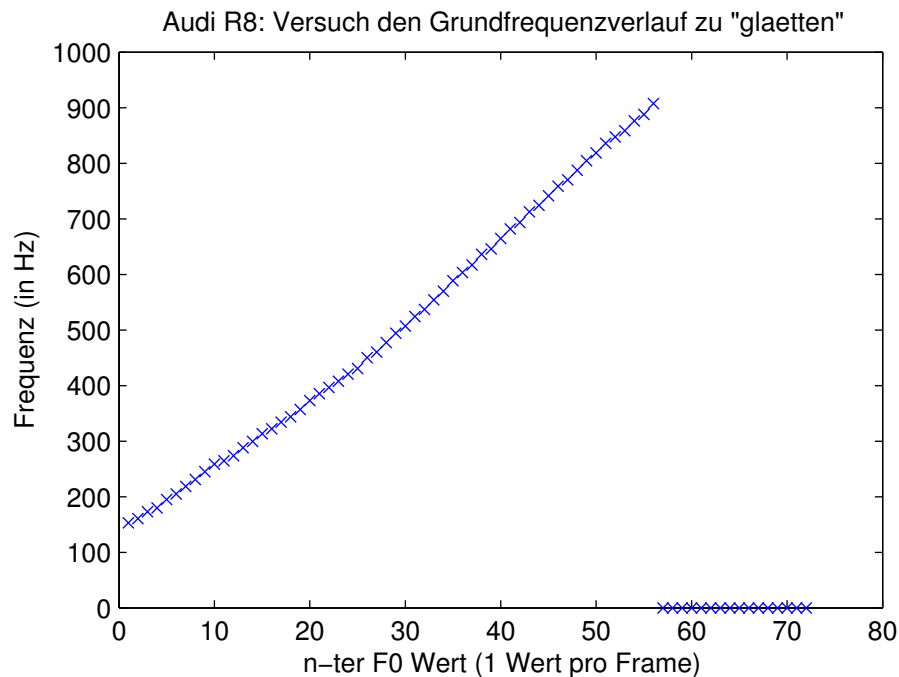


Abbildung 8: Ergebnis der rekursiven Konstruktion des Frequenzverlaufs für den Audi R8

2.7 Ausblick: Autokorrelation

Als weitere Methode zur Grundfrequenzerkennung bietet sich die Autokorrelationsfunktion an, mit deren Hilfe unter anderem Periodizität in Signalen festgestellt und gemessen werden kann. Im Rahmen des Seminars wurden zwei verschiedene Anwendungsmöglichkeiten in sehr einfacher Form implementiert um einen Eindruck für die Praktikabilität dieses Ansatzes zu erlangen. Hierbei wurde die Autokorrelation sowohl im Frequenzbereich auf das bereits berechnete Glog - Spektrum als auch auf das zeitverzerrte Signal im Zeitbereich angewendet.

Da die Motorordnungen im Frequenzbereich periodisch auftreten, weist die Autokorrelation des Glog - Spektrum deutliche Maxima auf, die für Zeitfenster mit höherer Grundfrequenz höher liegen. In Abb. 9 ist dieser Anstieg über vier Zeitfenster gut zu erkennen. Eine Verfolgung des ersten Maximums (abgesehen vom Maximum bei $\tau = 0$) bringt nicht den gewünschten Frequenzverlauf, da dieses nicht notwendigerweise der Grundfrequenz

entspricht. Eine Auswertung des jeweils höchsten Maximums ergibt jedoch den in Abb. 10 links abgebildeten Verlauf, der den in Kapitel 2.5 gezeigten Ergebnissen durchaus ähnlich ist. Auch hier zeigen sich wieder die Verwechslungen zwischen den Motorordnungen.

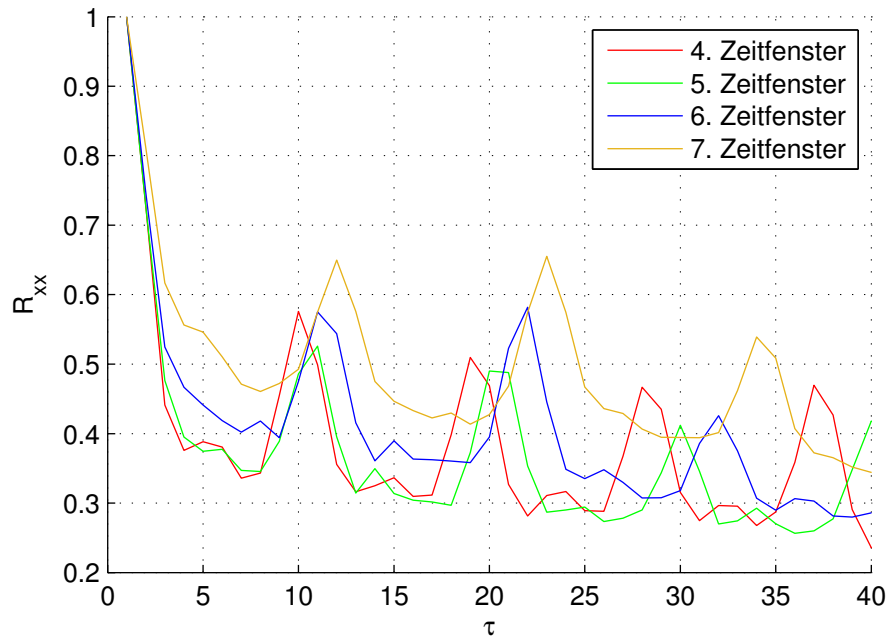


Abbildung 9: Autokorrelationsfunktion des Glog - Spektrums für vier verschiedene Zeitfenster

Wird allerdings die Autokorrelation der Autokorrelation gebildet, ist das erste Maximum im Ergebnis so stark ausgeprägt, dass dessen Verfolgung einen stetig steigenden Frequenzverlauf liefert (siehe 10, rechts). Allerdings wird dadurch auch die Auflösung halbiert, was in diesem Fall bereits dazu führt, dass bei zwei hintereinanderliegenden Zeitfenstern das Maximum teilweise am selben Punkt liegt.

Das Ignorieren des Maximums bei $\tau = 0$ wurde im gezeigten Beispiel für den Audi R8 manuell gelöst. Würde der Lösungsansatz „Autokorrelationsfunktion des Glog - Spektrum“ weiter verfolgt werden, müsste auch hier eine Implementierung zur Automatisierung dieses Vorgangs gefunden werden. Zudem funktioniert die hier verwendete sehr einfache Implementierung nicht bei allen evaluierten Beispielen gleich gut.

Eine andere Möglichkeit ist, nach der Selektion der optimalen α -Werte, die entsprechenden bereits zeitverzerrten Signale im Zeitbereich mittels Autokorrelationsfunktion zu analysieren. Ein kurzer Test hat gezeigt, dass dies vor allem für niedrigere Drehzahlen Ergebnisse mit sehr klar ausgeprägten Maxima liefert, die relativ leicht auszuwerten wären. Für höhere Drehzahlen ist das Muster jedoch komplexer und variiert, was eine aufwändigeren Algorithmus zur Auswertung notwendig macht.

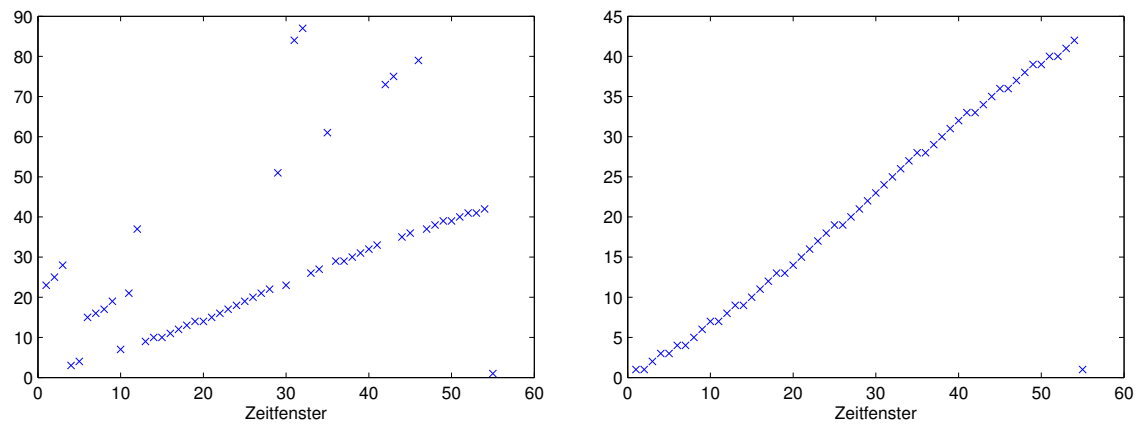


Abbildung 10: Verlauf des Maximums der Autokorrelationsfunktion des Glog - Spektrums (links), nach zweifacher Autokorrelation (rechts)

3 Anhang

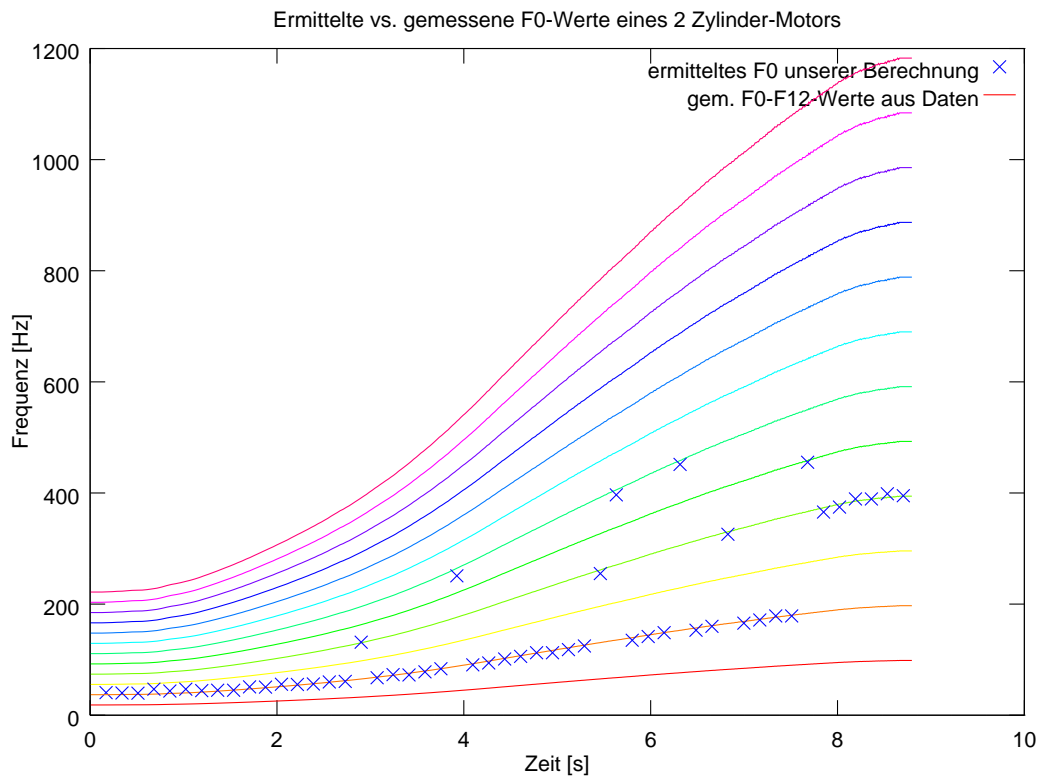


Abbildung 11: Ermittelte vs. gemessene F_0 -Werte eines Fiat 500 Twin Air (2 Zylinder-Motor).

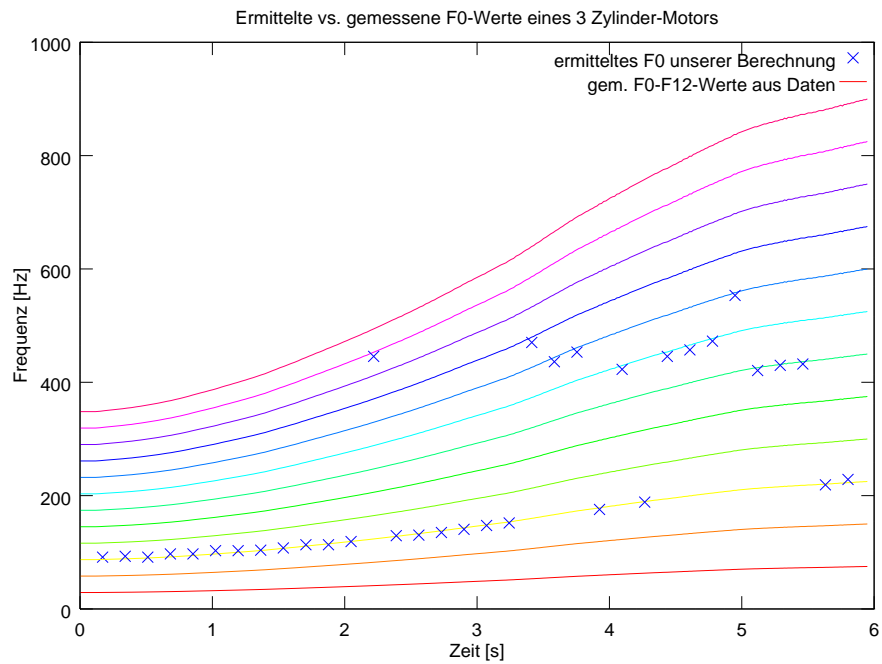


Abbildung 12: Ermittelte vs. gemessene F_0 -Werte eines Smart Fortwo (3 Zylinder-Motor).

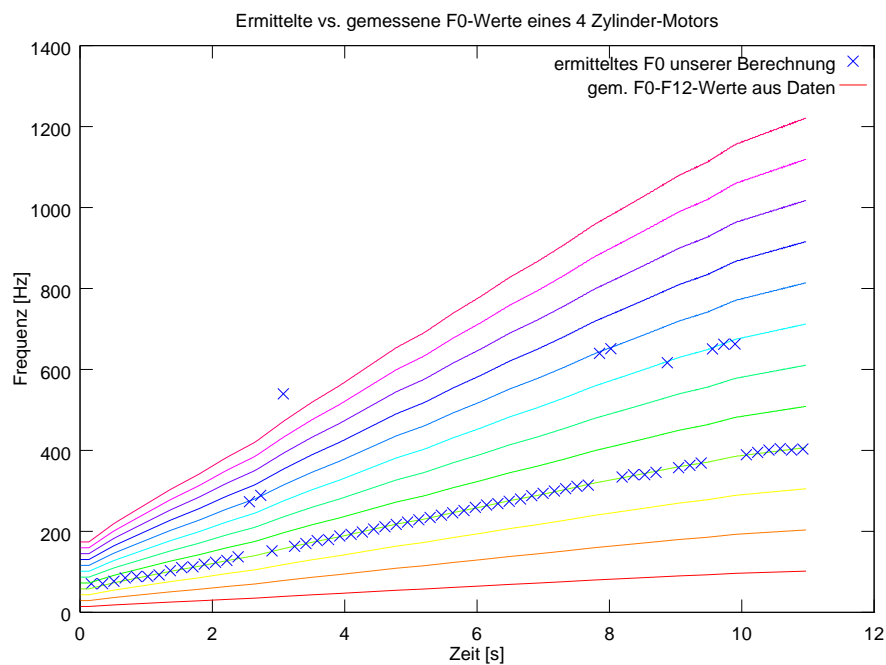
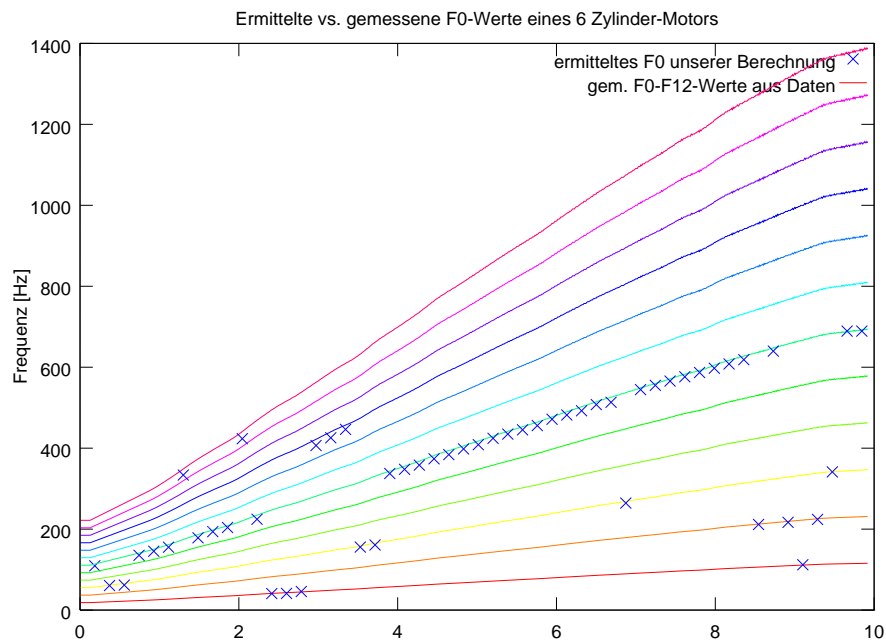
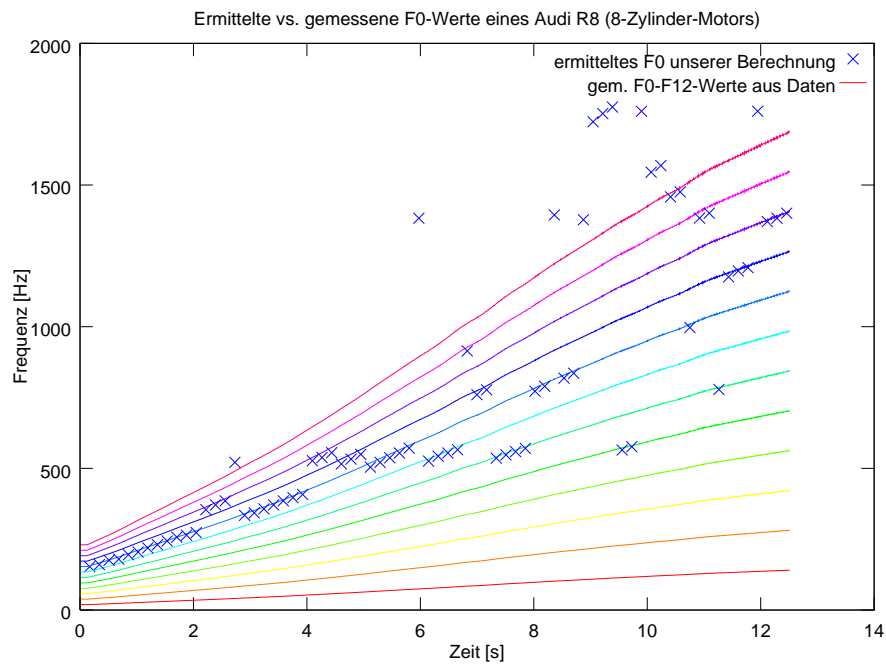


Abbildung 13: Ermittelte vs. gemessene F_0 -Werte eines Dacia Logans (4 Zylinder-Motor).

Abbildung 14: Ermittelte vs. gemessene F_0 -Werte eines Audi A6 (6 Zylinder-Motor).Abbildung 15: Ermittelte vs. gemessene F_0 -Werte eines Audi R8 (8 Zylinder-Motor).

Literatur

- [Bre] P. Breeuwsma, "Cubic interpolation," [Online; Stand 10. März 2014]. [Online]. Available: <http://www.paulinternet.nl/?page=bicubic>
- [CLR10] P. Cancela, E. López, and M. Rocamora, "Fan chirp transformation for music representation," in *Proceedings of the 13th International Conference on Digital Audio Effects (DAFx), Graz, Austria, September 6-10, 2010*, 2010.
- [Gen10] K. Genuit, *Sound-Engineering im Automobilbereich: Methoden zur Messung und Auswertung von Geräuschen und Schwingungen*. Springer DE, 2010.
- [Ger05] H. Gerth, *Untersuchungen zur aktiven Schwingungskompensation in Kraftfahrzeugen*. BoD-Books on Demand, 2005.
- [Hei03] B. M. L. T. Heinrichs, Ralf, "Verfahren und Vorrichtung zur quantitativen Analyse von Motorgeräuschen," USA Patent 0001462777, 2003. [Online]. Available: <http://www.patent-de.com/20041104/EP1462777.html>
- [Höl11] J. Hölzl, "Fan chirp transformation," *Seminararbeit aus Algorithmen in Akustik und Computermusik 2, SE*, 2011.
- [TH03] H. Tschöke and W. Henze, *Motor-und Aggregate-Akustik*. expert verlag, 2003, vol. 1.
- [Wik13] Wikipedia, "Motorakustik," 2013, [Online; Stand 26. Februar 2014]. [Online]. Available: <http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Motorakustik&oldid=122449875>
- [WK07] L. Weruaga and M. Képesi, "The fan-chirp transform for non-stationary harmonic signals," 2007.
- [Zel09] P. Zeller, *Handbuch Fahrzeugakustik*. Springer, 2009.