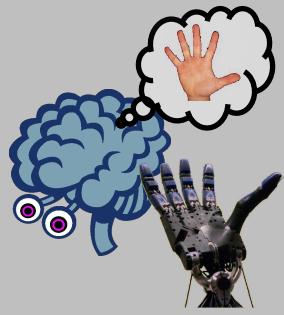


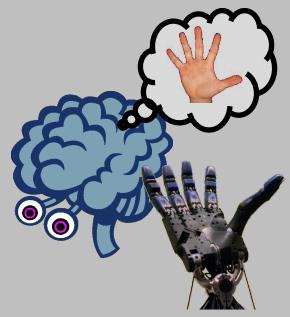
Teil 4

Methoden und Algorithmen

Eine nette Geschichte aus der Wissenschaft zu Beginn..

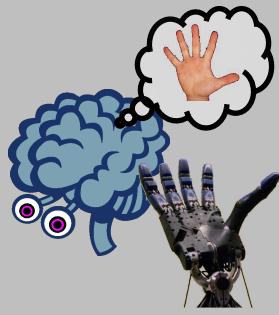


..und eine kleine Warnung ;-)



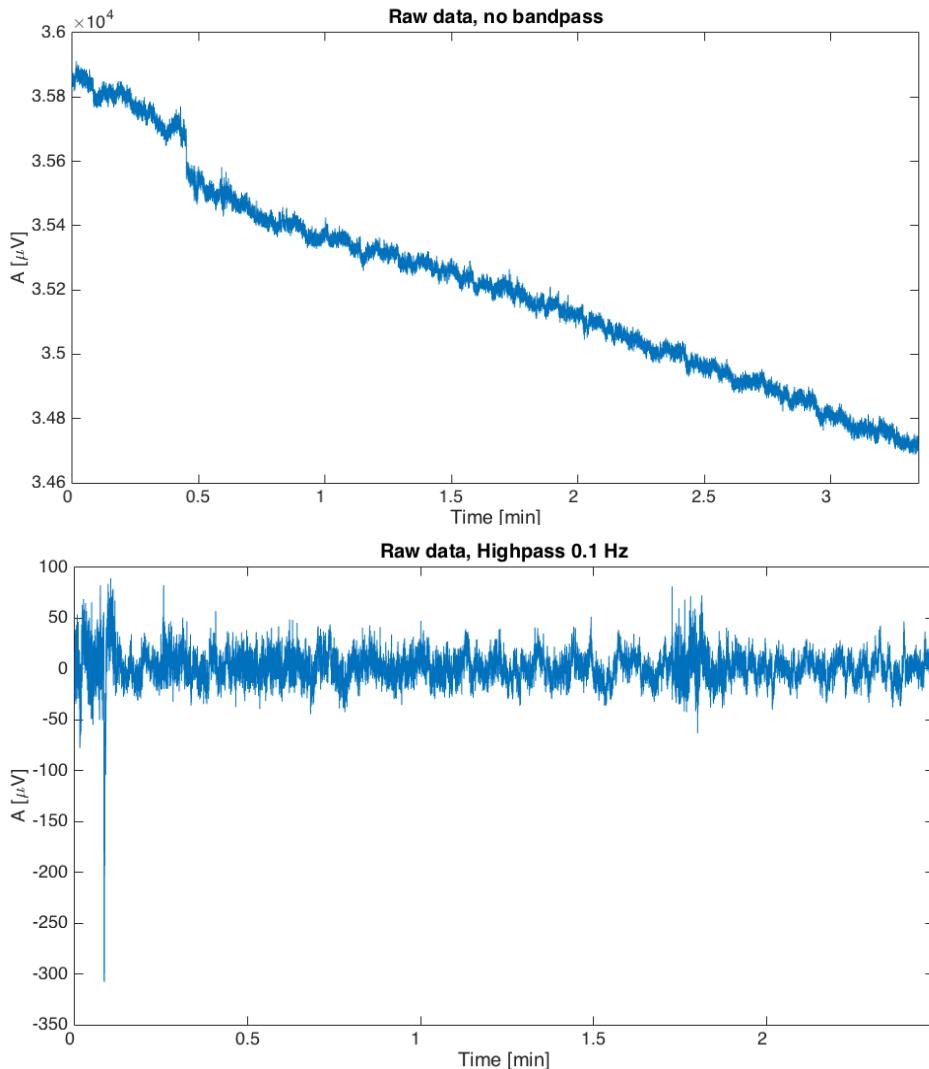
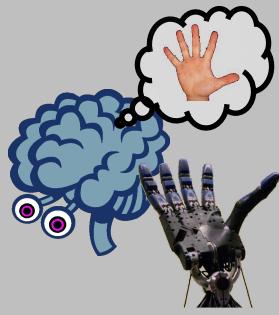
Einführung Frequenzanalyse (aus Anwendersicht)

Frequenzanalyse - Motivation



- Neurophysiologische Aktivität ist periodisch.
- Gehirnaktivität ist Überlagerung sehr vieler periodischer Funktionen.
- Unterschiedliche Perioden \Leftrightarrow unterschiedliche Frequenz.
- Rauschen und die Signale anderer Frequenzen erschweren die Dekodierung in einem BMI.
- Je nach Muster **nur bestimmte Frequenz relevant**.
- Praktisch jedes neurophysiologische Signal, ob invasiv (LFP, eCoG) oder mit EEG aufgenommen, wird in einem ersten Verarbeitungsschritt **gefiltert**.

Hochpass-Filter: Beispiel Rohdaten EEG



Zwei Hauptgründe für die Verwendung eines **Hochpassfilters**:

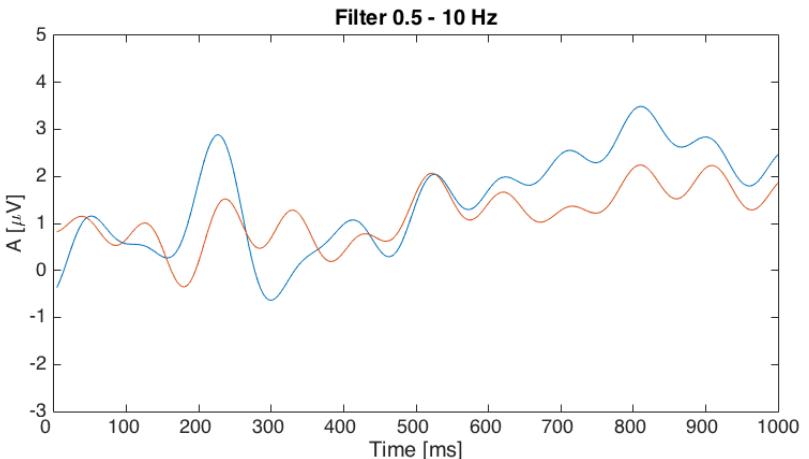
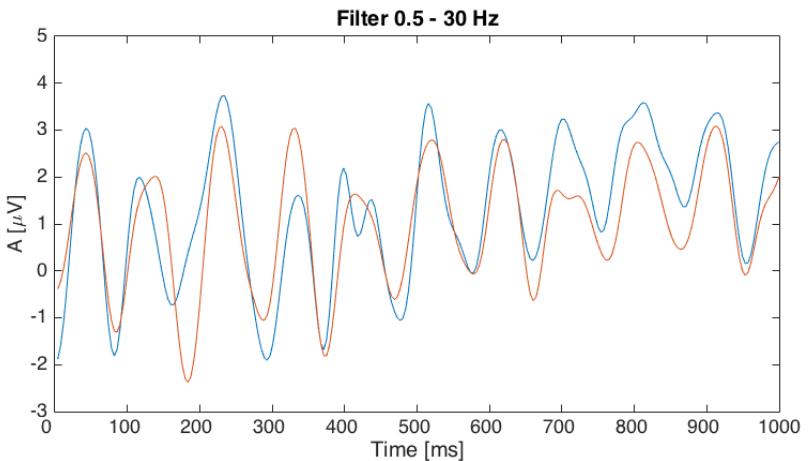
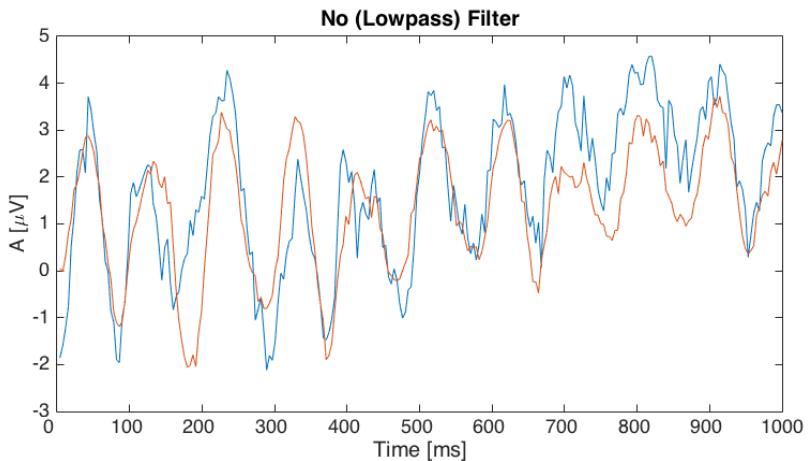
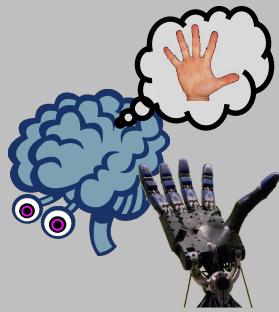
- Daten driften während der Aufnahme über die Zeit (bessere Leitfähigkeit)

→ Drift kann als sehr langsame Schwingung interpretiert werden ($<< 1$ Hz)

- Beseitigung des DC-Offset (=Differenz des Mittelwerts von Null oder Gleichspannungoffset. DC=Direct Current)

→ Der DC-Offset entspricht damit einer 0 Hz Komponente.

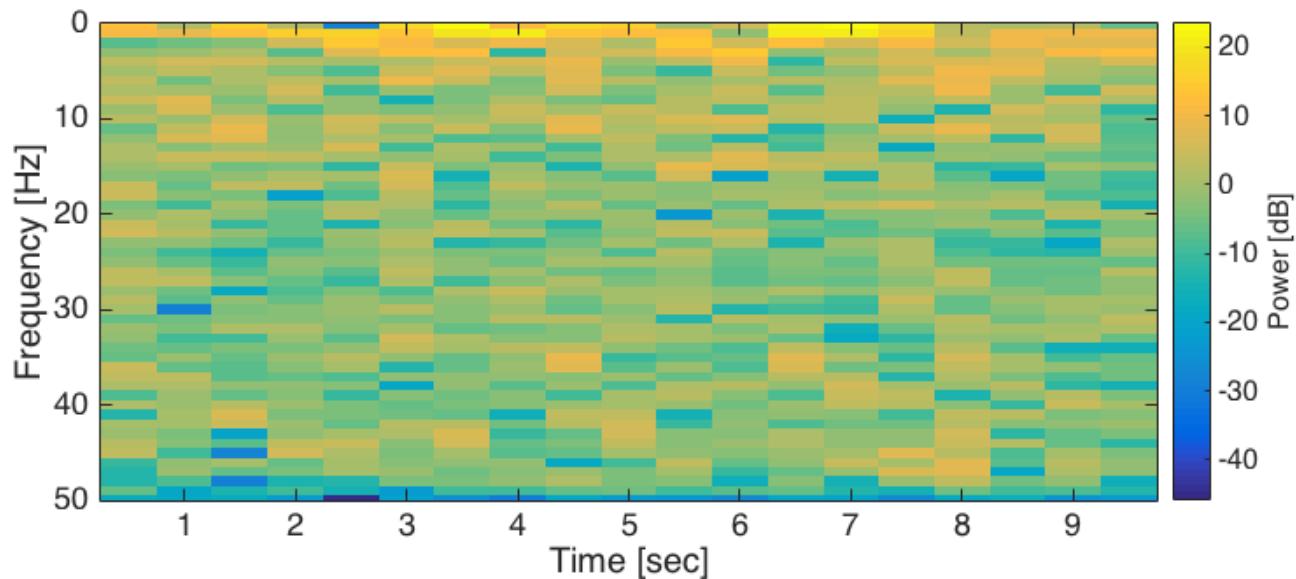
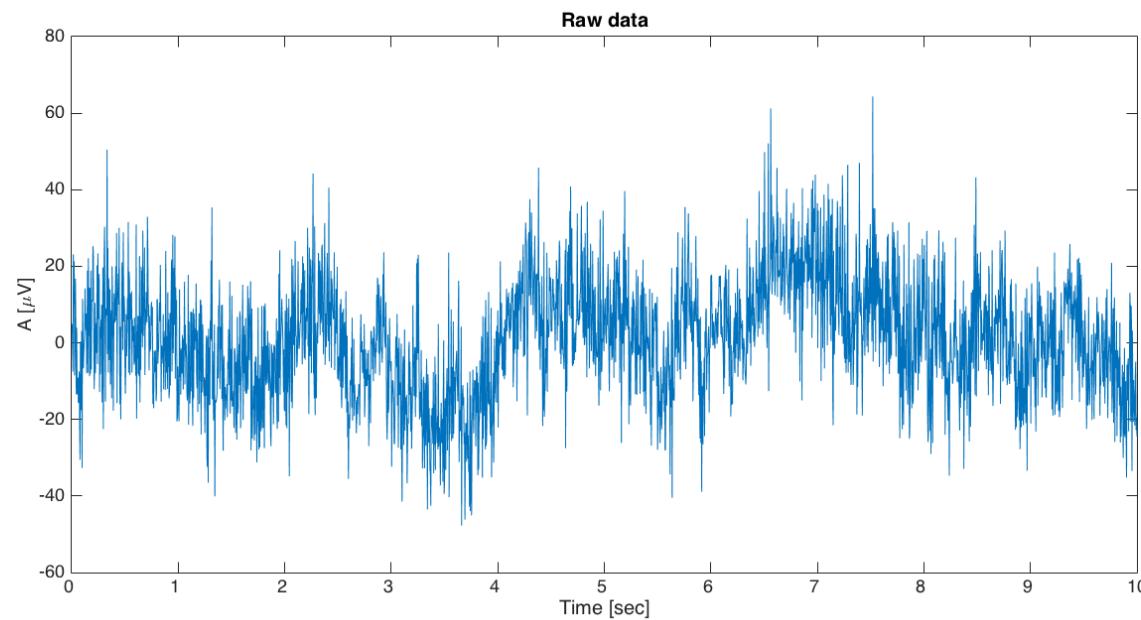
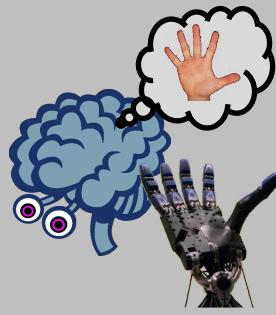
Tiefpass-Filter: Beispiel P300



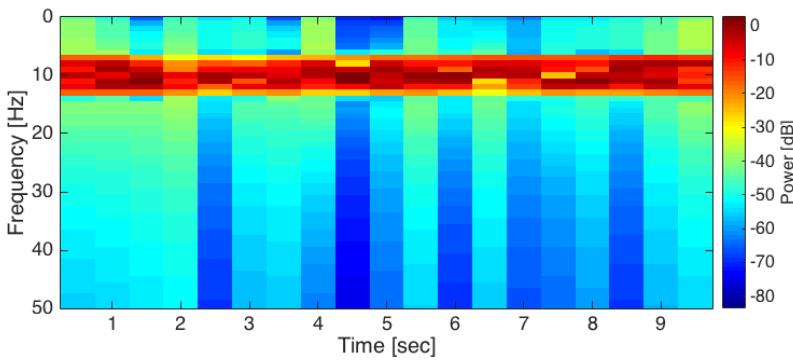
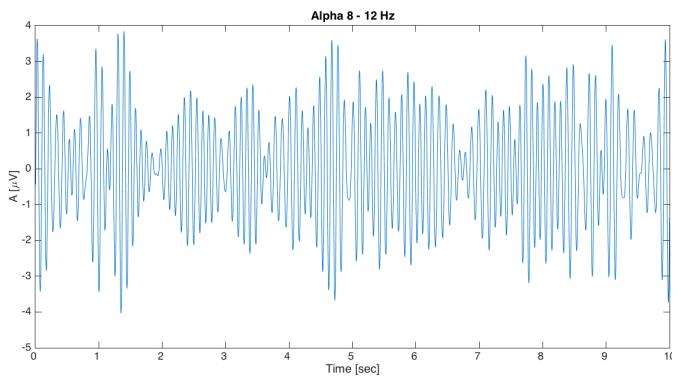
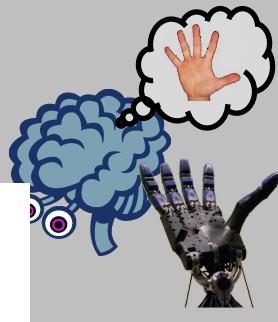
Ein Hochpassfilter (evt. In Kombination mit einem Tiefpassfilter) beseitigt unerwünschte bzw. irrelevante Frequenzanteile aus dem zu untersuchenden Signal.

Hier: Massiver alpha-Anteil (ca. 10 Hz), aber P300 Komponente relevant (ca. 3-4 Hz).

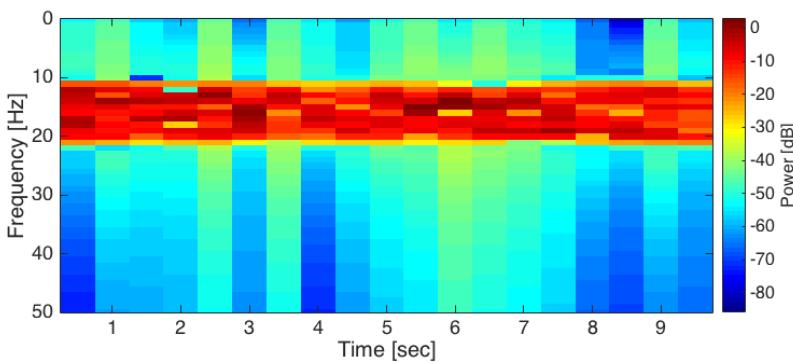
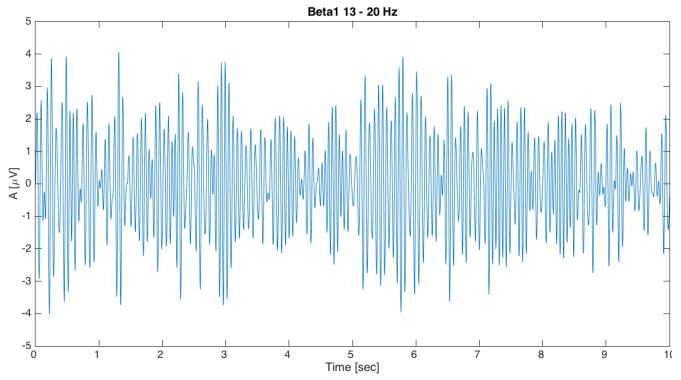
Frequenzkomponenten



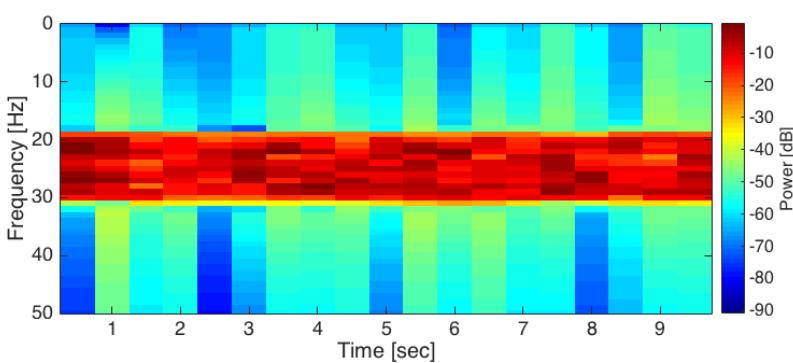
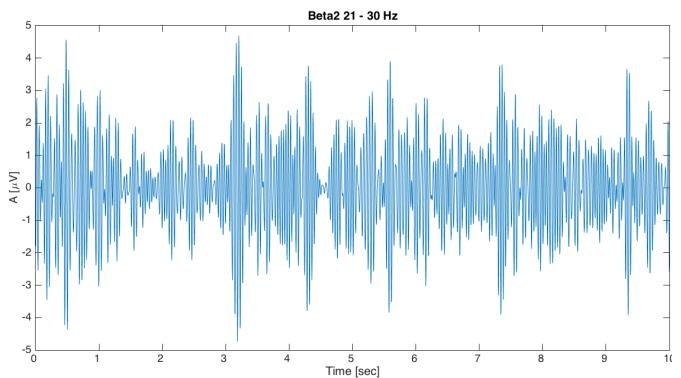
Frequenzkomponenten



Alpha
8 – 10 Hz

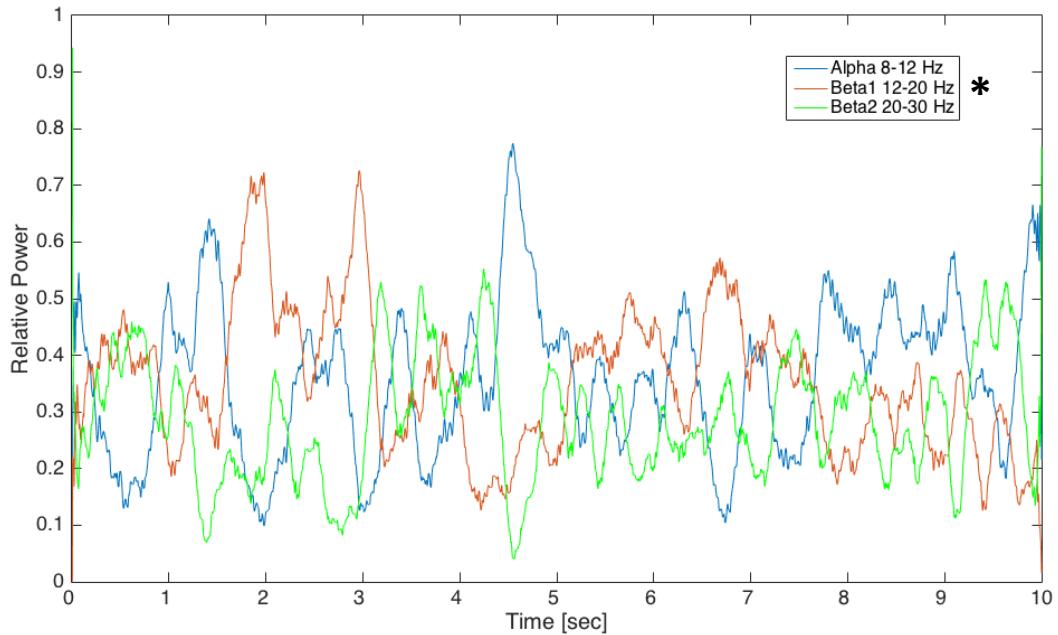
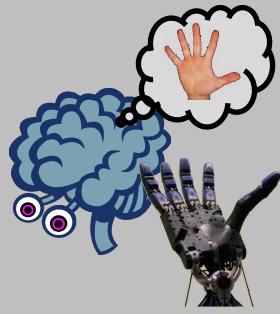


Beta 1
12 – 20 Hz



Beta 2
20 – 30 Hz

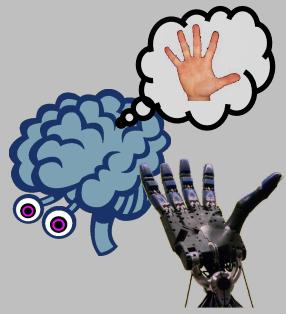
Relative Bandleistung



Leistungsanteil eines spezifischen Bandes relativ zur gesamten Leistung aller (oder einiger Bänder).

Hier:
Alpha, Beta 1 und Beta 2 relativ zueinander. Andere Bänder sind nicht berücksichtigt.

*Die Kurven sind geglättet (Fenster 250 ms)



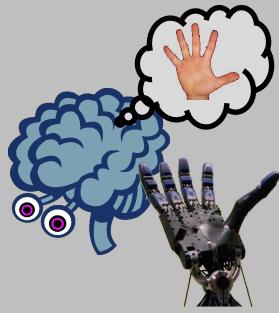
Formulierung

- **Zeitserien** – also auch alle neurophysiologischen Signale - lassen sich als Summe von Sinusschwingungen in unterschiedlichen Frequenzen darstellen:

$$V(t) = \sum_n A_n \sin(2\pi f_n t + \phi_n)$$

- Dies geschieht mittels der **Fourieranalyse**.
- Der am Weitesten verbreitete Algorithmus ist die **Fast Fourier Transform (FFT)**.
- Die FFT ist eine diskrete Version der Fourieranalyse (DFT).
- Das bekannteste Softwarepaket ist die **fftw** („Fastest Fourier Transform in the West“)
- Die fftw gibt es als C Library und wird z.B. von MATLAB verwendet

Fourieranalyse - Auflösung



- Die FFT berechnet die Amplitude A_n und die Phase Φ_n der folgenden Frequenzen:

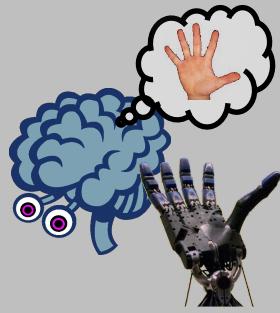
$$f_n = \pm n\Delta f \quad n = (0, 1, \dots, (N/2))$$

- Die Frequenzauflösung Δf hängt dabei direkt mit der **Länge einer Epoche** zusammen:

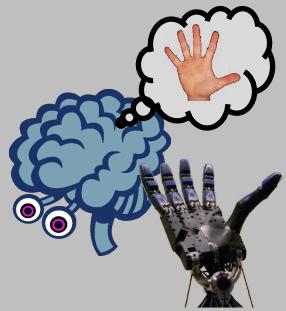
$$\Delta f = \frac{1}{T} = \frac{1}{N\Delta t}$$

- Das bedeutet: Je kürzer die Epoche (N), desto schlechter die Frequenzauflösung Δf .
- Die Länge der Epoche entspricht gleichzeitig der zeitlichen Auflösung der Analyse, da die FFT die Eingabe als **stationäres Signal** betrachtet.

Fourieranalyse - Auflösung



- Dies führt direkt zu dem Grunddilemma der Fourieranalyse aus Anwendersicht:
 - Je besser die zeitliche Auflösung – desto schlechter ist die Frequenzauflösung und umgekehrt.
- Woran liegt das?
 - Heisenberg'sche Unschärferelation (Energie-Zeit Unschärfe, das Analogon zur Ort-Impuls Unschärfe):
Die Energie (=Frequenz) und die Zeit lassen sich nicht gleichzeitig beliebig genau bestimmen.
- Praktische Anwendung: Die Länge der Epoche muss mindestens einer Periode der niedrigsten zu analysierenden Frequenz entsprechen (z.B. 250 ms bei 4 Hz)

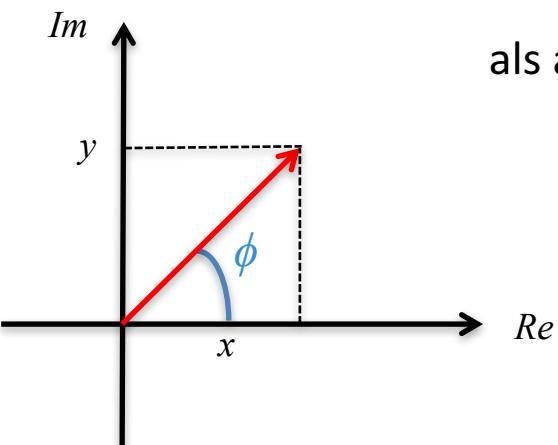


Fourier Koeffizienten

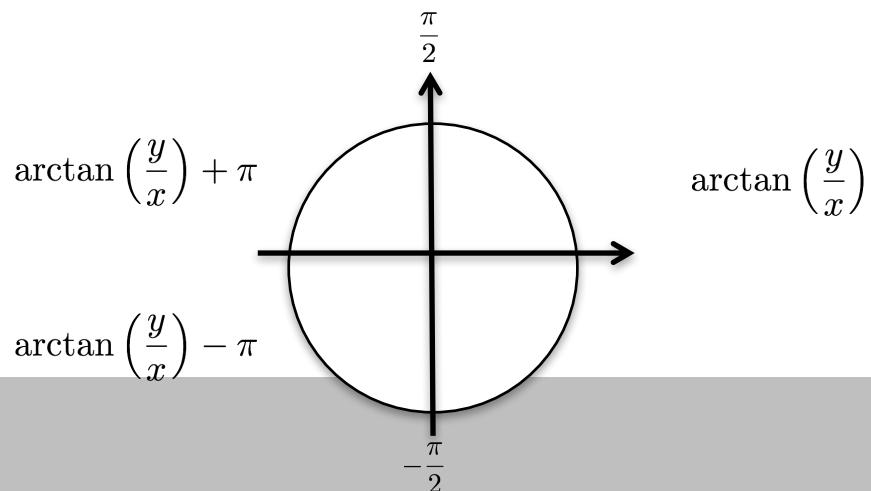
Für jede Frequenz f_n wird der Fourier Koeffizient $F \in \mathbb{C}$ berechnet nach:

$$F(f_n) = A_n e^{i\phi_n} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N V(t_n) e^{i2\pi f_n}$$

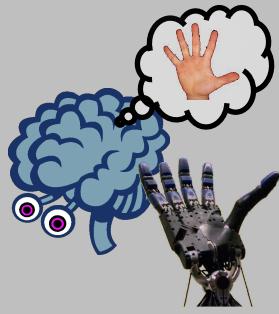
Der Koeffizient F bestimmt sowohl die Amplitude: $|F|^2 = F\bar{F} = \sqrt{x^2 + y^2}$



als auch die Phase: $\phi = \arg(F) = \text{atan2}(\text{Re}(F), \text{Im}(F))$



Aliasing und Abtastrate

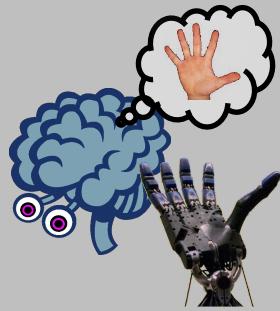


- Die Wahl der Abtastrate bestimmt die höchste zu analysierende Frequenz.
- Dies entspricht der *Nyquist Frequenz* = $0.5 * f_{dig}$
- Für praktische Anwendungen gilt das *Engineer's Nyquist Criterion*:

$$f_{dig} > 2.5 * f_{max}$$

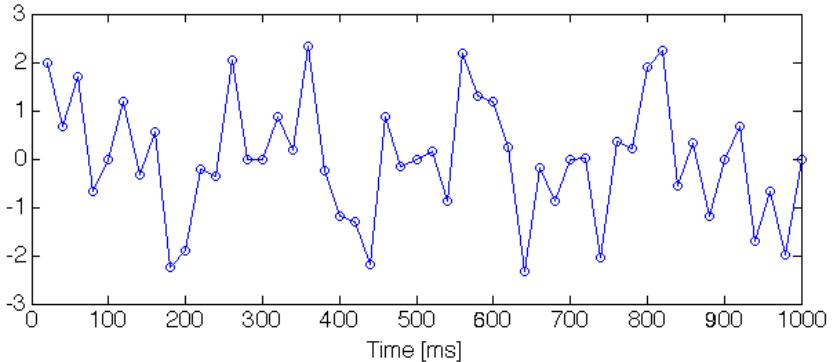
- Frequenzanteile, die oberhalb der Nyquist Frequenz liegen, führen zu Aliasing.
 - Aliasing ist die Fehlinterpretation eines hochfrequenten Signalanteils durch eine zu geringe Abtastrate.
- Es gibt **keine** Signalverarbeitungsmethode, die Aliasing rückgängig machen kann!

Aliasing - Beispiel

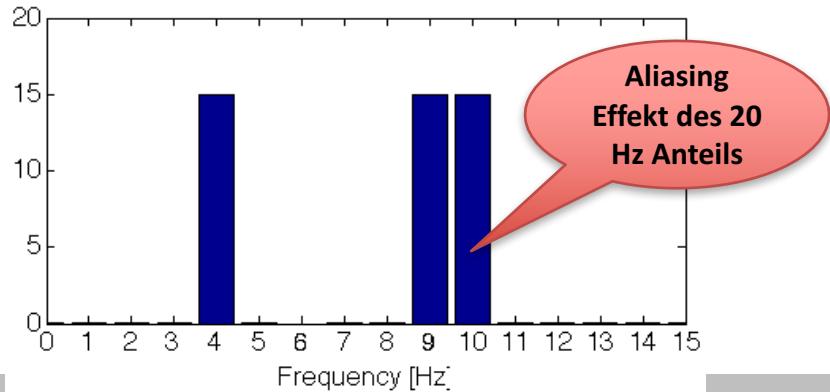
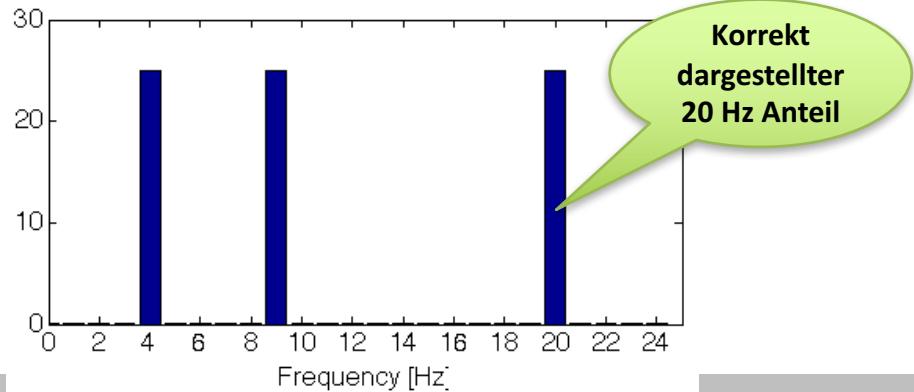
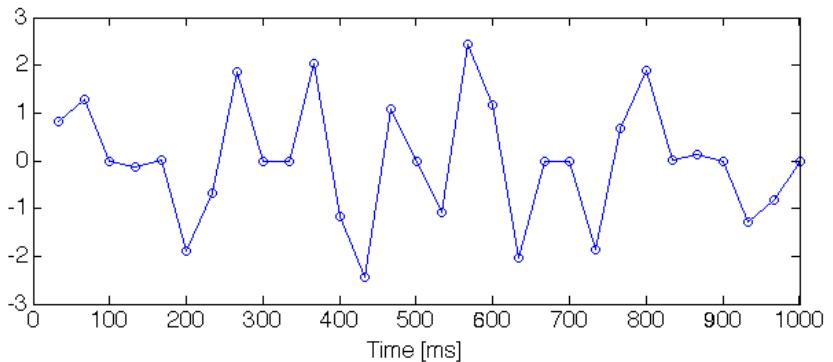


Simulierte Signal mit Frequenzanteilen von 4, 9, und 20 Hz.

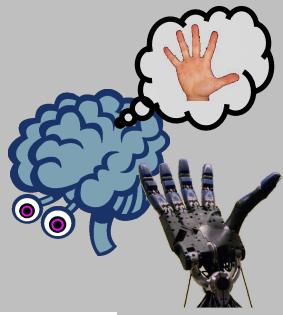
Sampling Rate 50 Hz



Sampling Rate 30 Hz



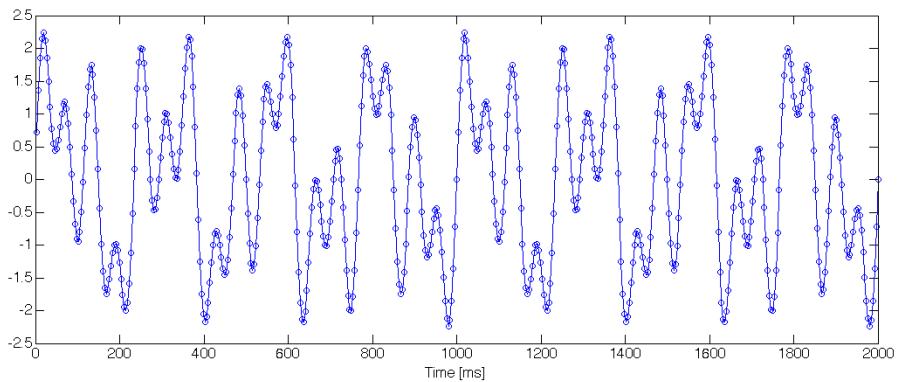
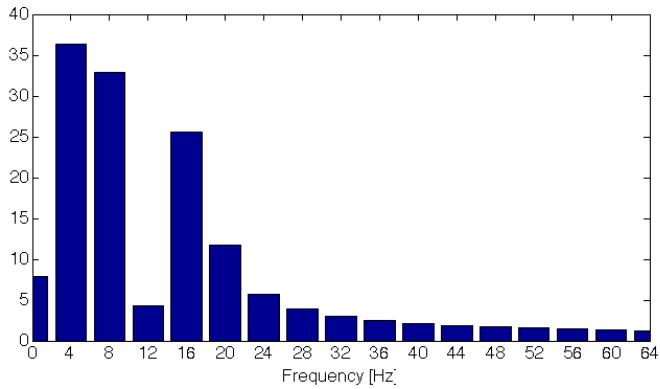
Frequenzauflösung - Beispiel



Simuliertes Signal, 4,7, und 17 Hz
Abtastrate 256 Hz.

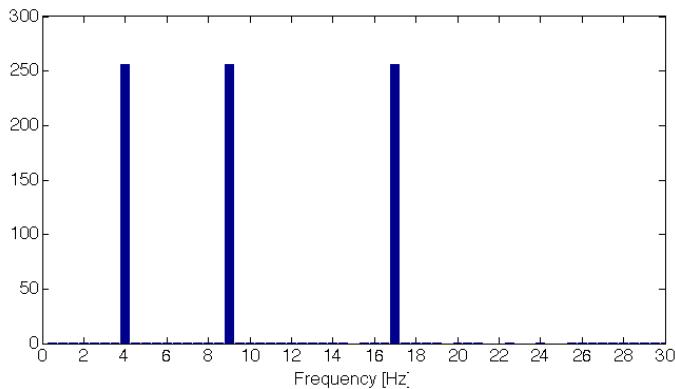
$$N = 64 \text{ (} 250 \text{ ms)}$$

$$\Delta f = 1000/250 = 4 \text{ Hz}$$

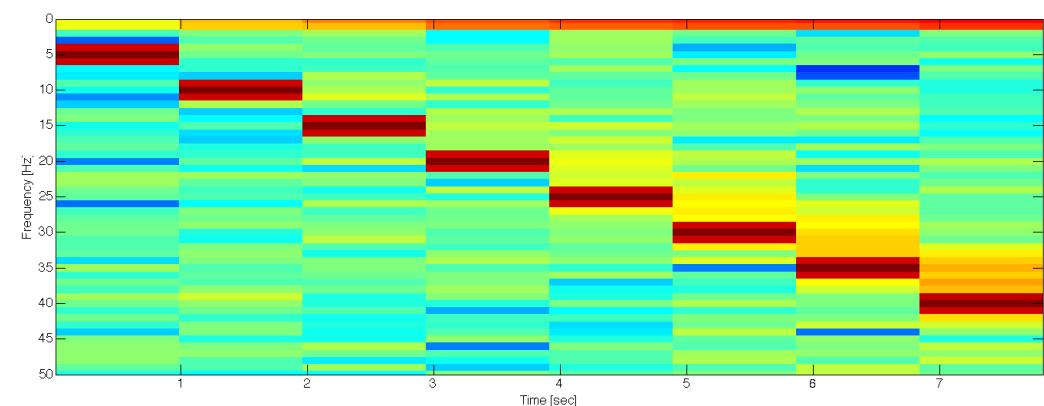
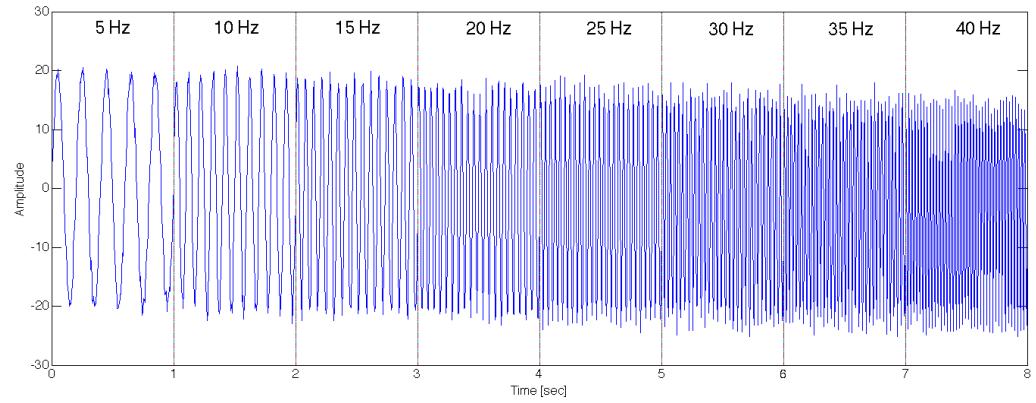
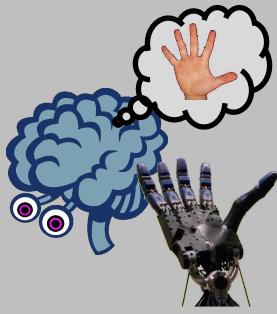


$$N = 512 \text{ (} 2 \text{ s)}$$

$$\Delta f = 1/2 = 0,5 \text{ Hz}$$



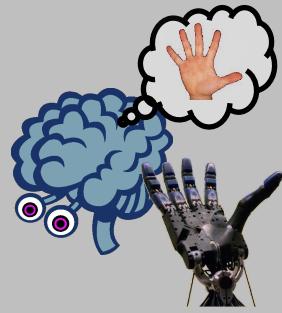
Short-Time Fourier Transformation (STFT)



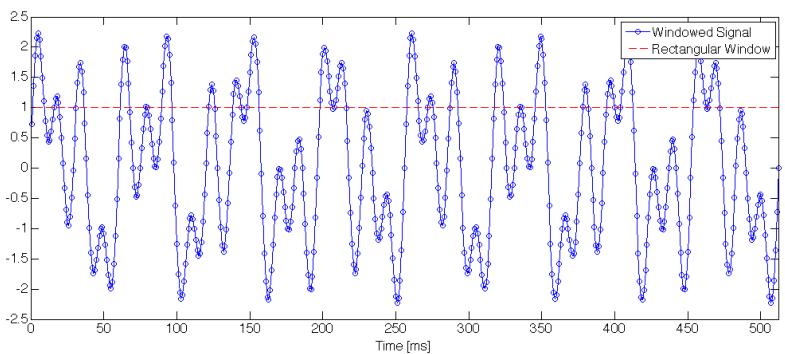
- Wie kommt man nun von der FFT einzelner Epochen (Frequenz-Bandleistung Darstellung) zu einer Zeit-Frequenz-Bandleistung Darstellung eines Signals?
- Wie löst man das Dilemma der Frequenz-Zeit Unschärfe?

→ Short-Time Fourier Transform

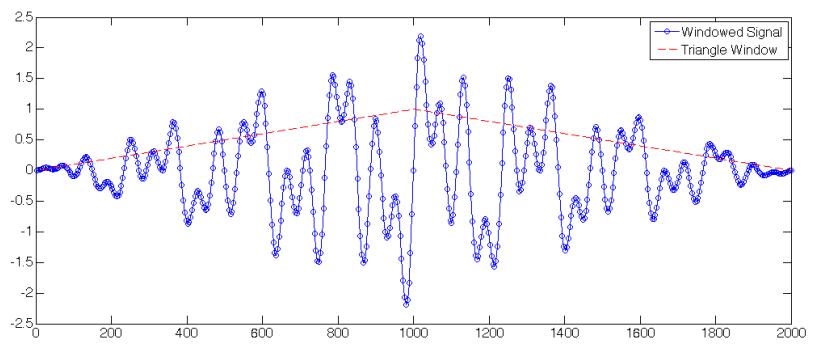
Fensterfunktionen



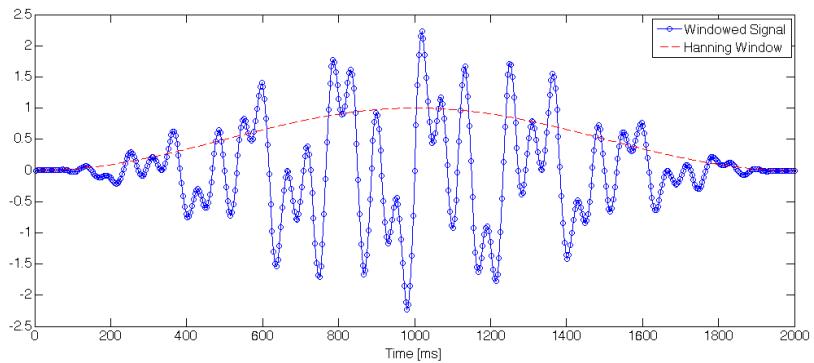
Rechteck – Fenster
(entspricht keinem Fenster)



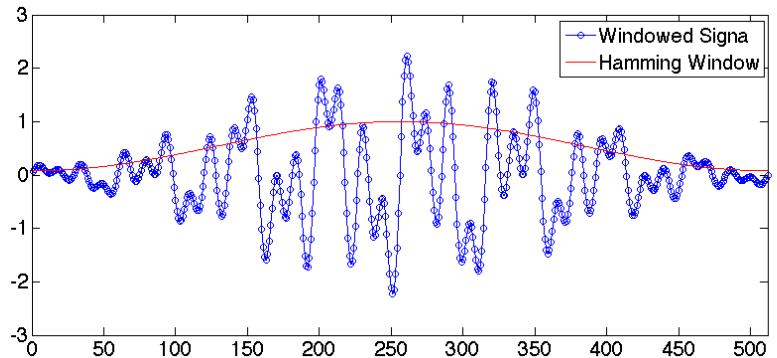
Dreiecks - Fenster



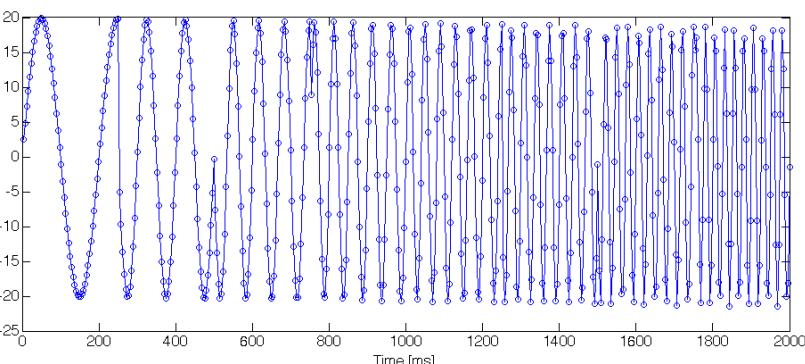
Hanning - Fenster



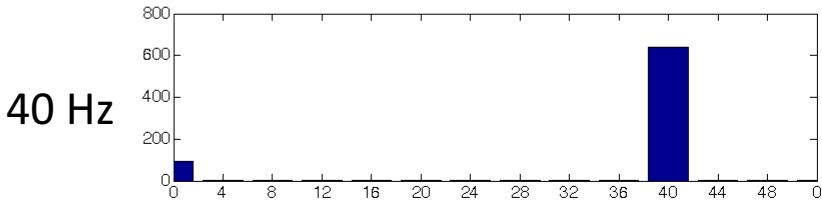
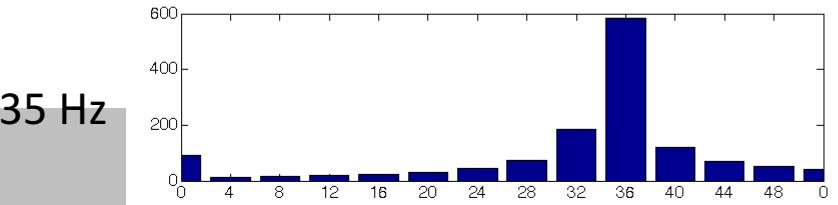
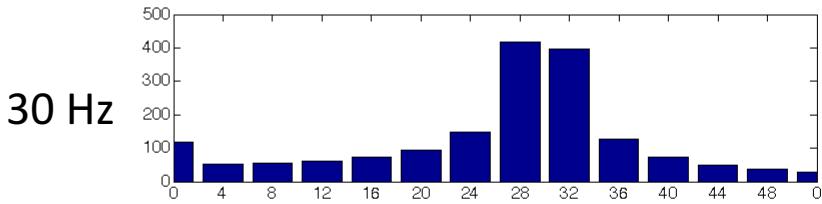
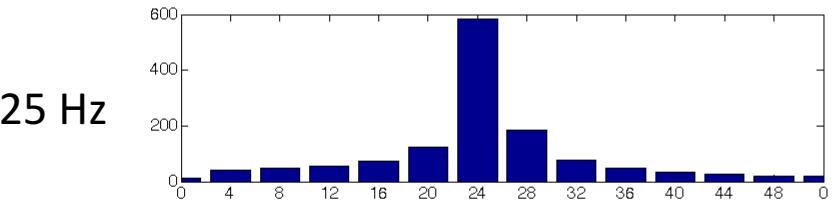
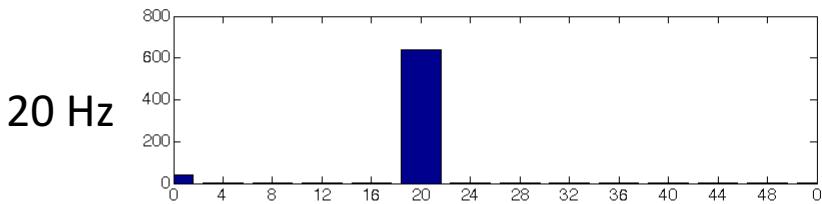
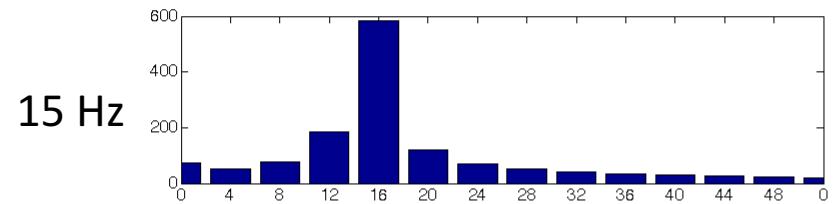
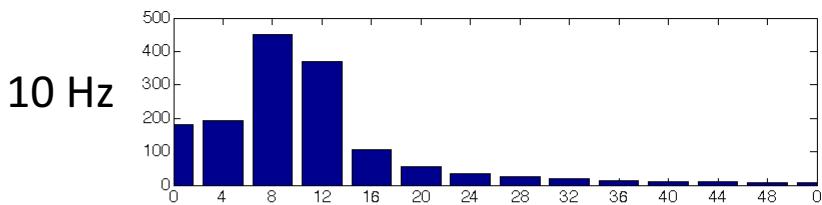
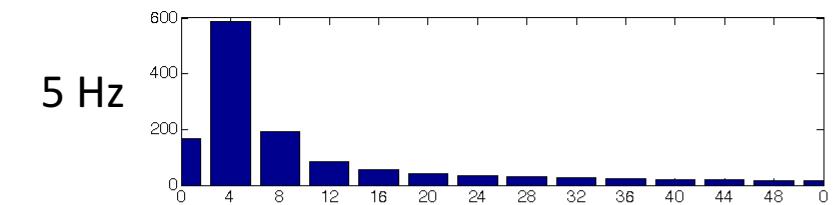
Hamming - Fenster



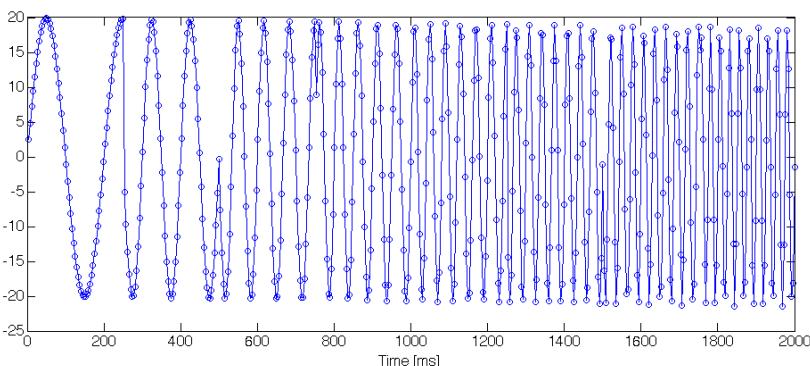
STFT - Beispiel



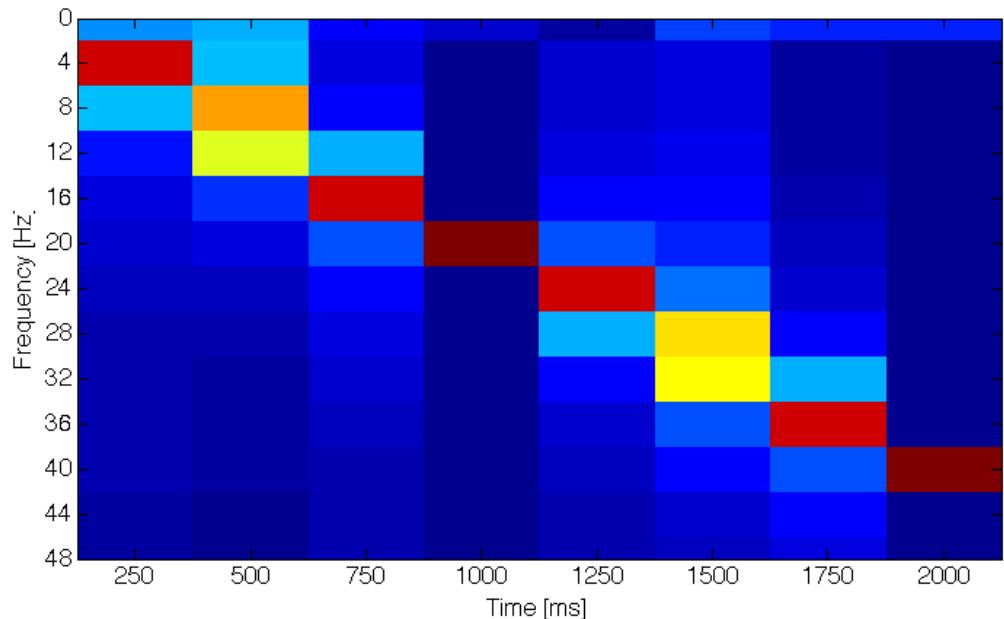
- Simuliertes Signal bestehend aus Sinus mit 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40 Hz für jeweils 250 ms.
- FFT von Fenstern der Breite 250 ms (64 Samples), Rechteck-Fenster



STFT - Beispiel

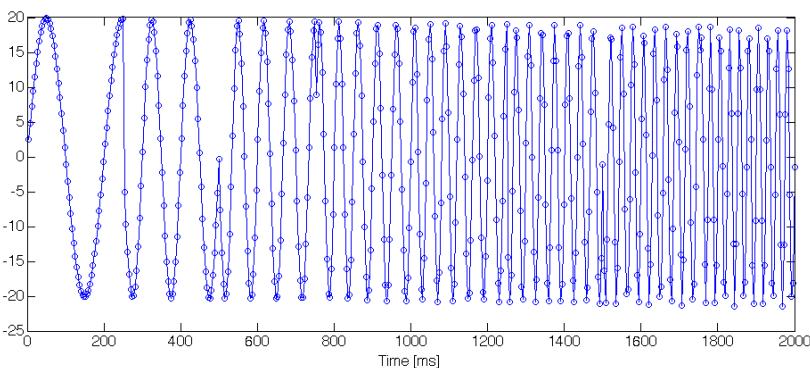


- Simuliertes Signal bestehend aus Sinus mit 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40 Hz für jeweils 250 ms.
- FFT von Fenstern der Breite 250 ms (64 Samples), Rechteck-Fenster

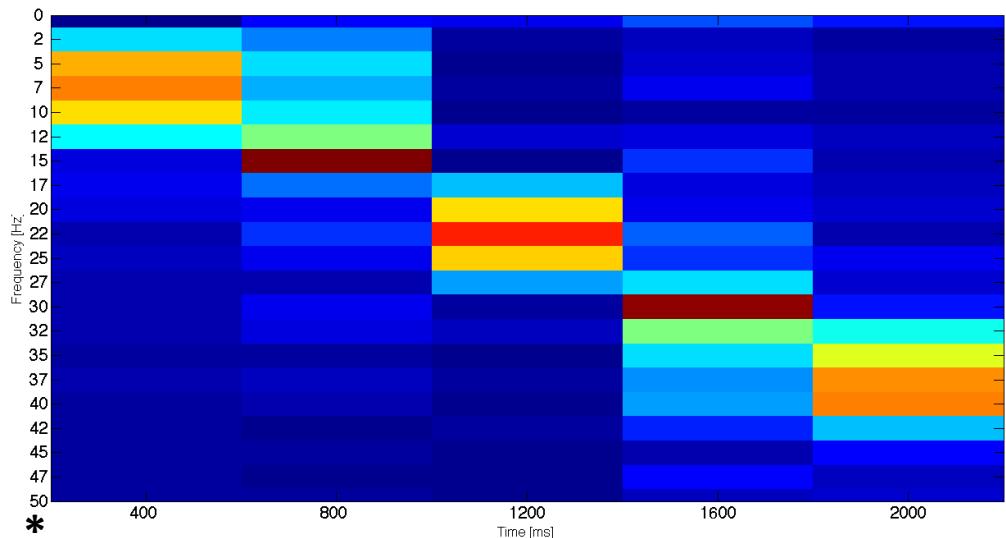


- Darstellung als Zeit-Frequenz-Bandleistung Plot
- Die Fenster sind disjunkt (keine Überlappung)
- Die Frequenzauflösung (4 Hz) erlaubt keine genaue Bestimmung der tatsächlichen Frequenzen.

STFT - Beispiel



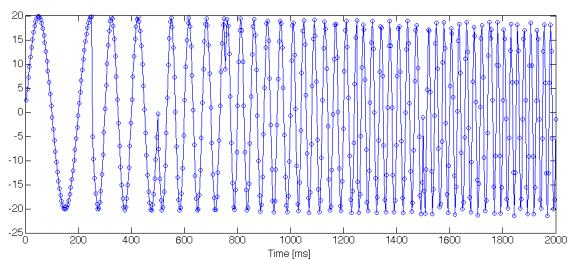
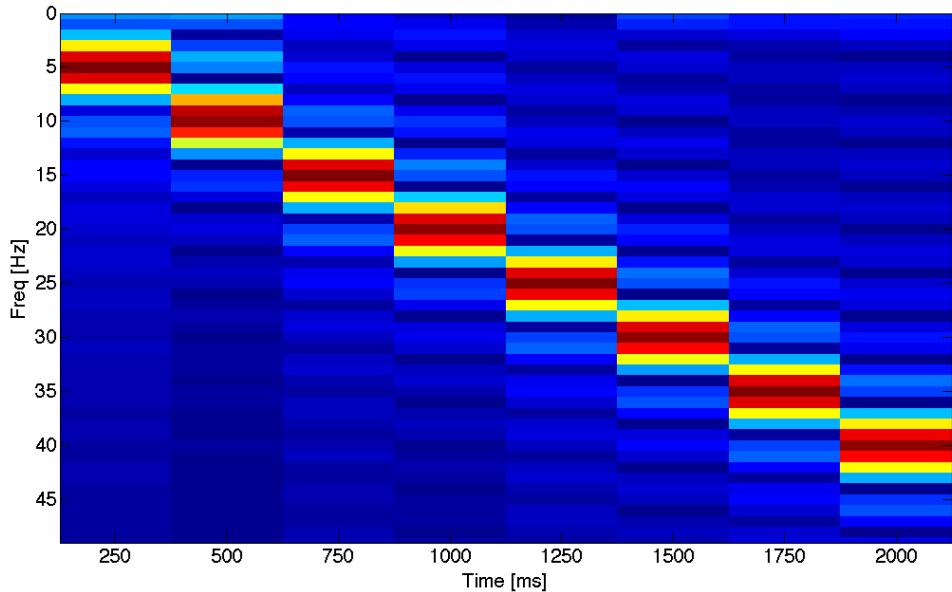
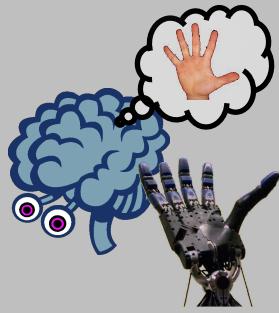
- Simuliertes Signal bestehend aus Sinus mit 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40 Hz für jeweils 250 ms.
- FFT von Fenstern der Breite **400 ms (102 Samples)**, Rechteck-Fenster



- Frequenzauflösung jetzt 2,5 Hz.
- Ein Fenster erfasst jeweils benachbarte Frequenzen.
 - Trotz der besseren Auflösung ist die Bestimmung ungenauer.
 - Die zeitliche Auslösung ist (sowieso) schlechter.

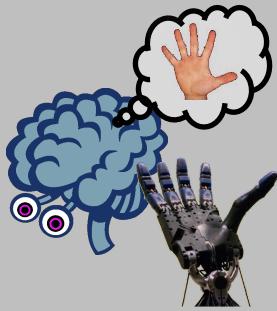
* Die Frequenzangaben sind gerundet → $\text{floor}(f_n)$

Verbesserung der Auflösung

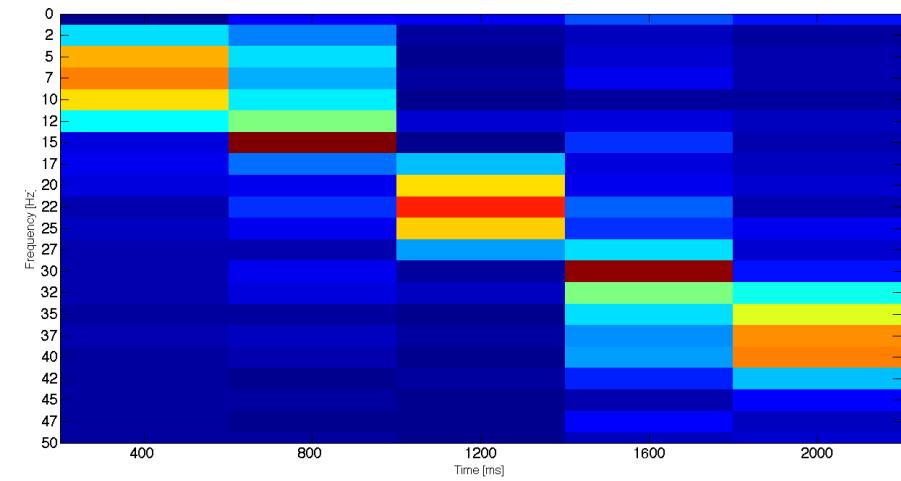
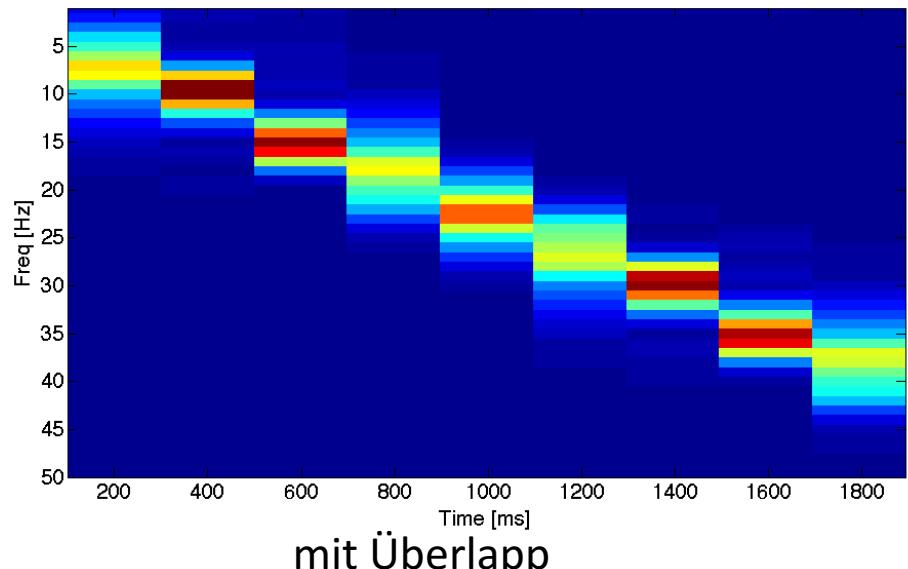


- Die **Frequenz-Auflösung** der Analyse kann verbessert werden, indem die Epoche „künstlich“ verlängert wird.
- Dazu werden vorne und hinten jeweils 0'en angehängt → **Zero-Padding**
- Üblich ist eine Auflösung von 1 Hz → Epochenlänge = Abtastrate
- Das Beispiel noch mal:
Fenster = 64 Samples aber
Epochenlänge = 256 Samples

STFT – Überlappende Fenster

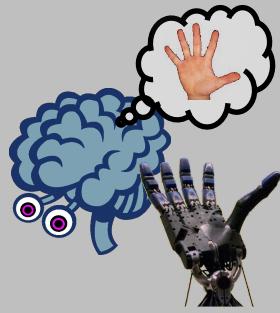


- Simuliertes Signal bestehend aus Sinus mit 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40 Hz für jeweils 250 ms.
- Fenstergröße 400 ms (102 Samples), 200 ms Überlapp, Zero-Padding, Hamming-Fenster



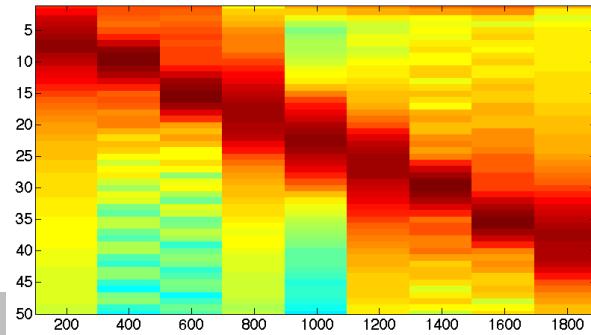
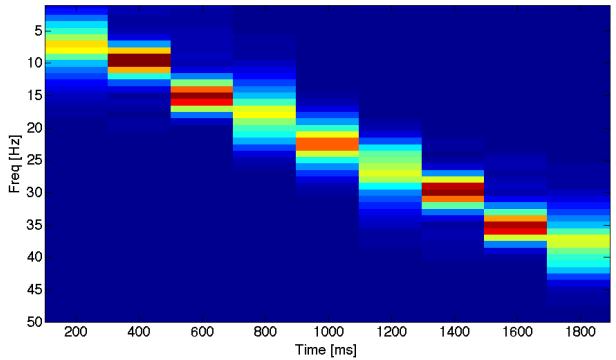
→ verbessert die **zeitliche Auflösung** der Analyse

STFT - Zusammenfassung

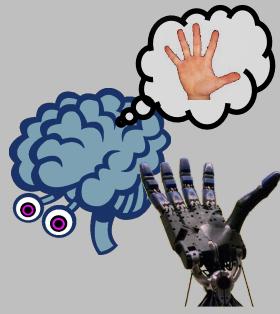


- Die Wahl des Analysefensters (Länge, Fensterfunktion) hängt von der gewünschten Auflösung in den 2 Dimensionen Zeit und Frequenz ab.
- Zero-Padding verbessert die Frequenzauflösung.
- Bei kontinuierlichen Signalen ist. i.d.R. die Wahl überlappender Fenster sinnvoll.
- Die dargestellten Werte sind die Power Spectral Density $\rightarrow \text{abs}(\mathcal{F}(f_n))$
- Die PSD – Werte werden üblicherweise dargestellt $\rightarrow 10 * \log_{10}(\text{abs}(\mathcal{F}(f_n)^2))$

$\text{abs}(\mathcal{F}(f_n))$

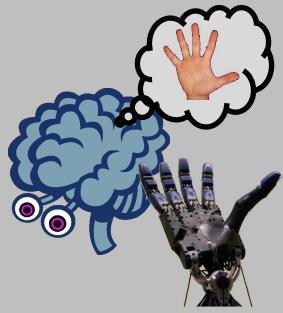


FFT als Bandpass - Filter

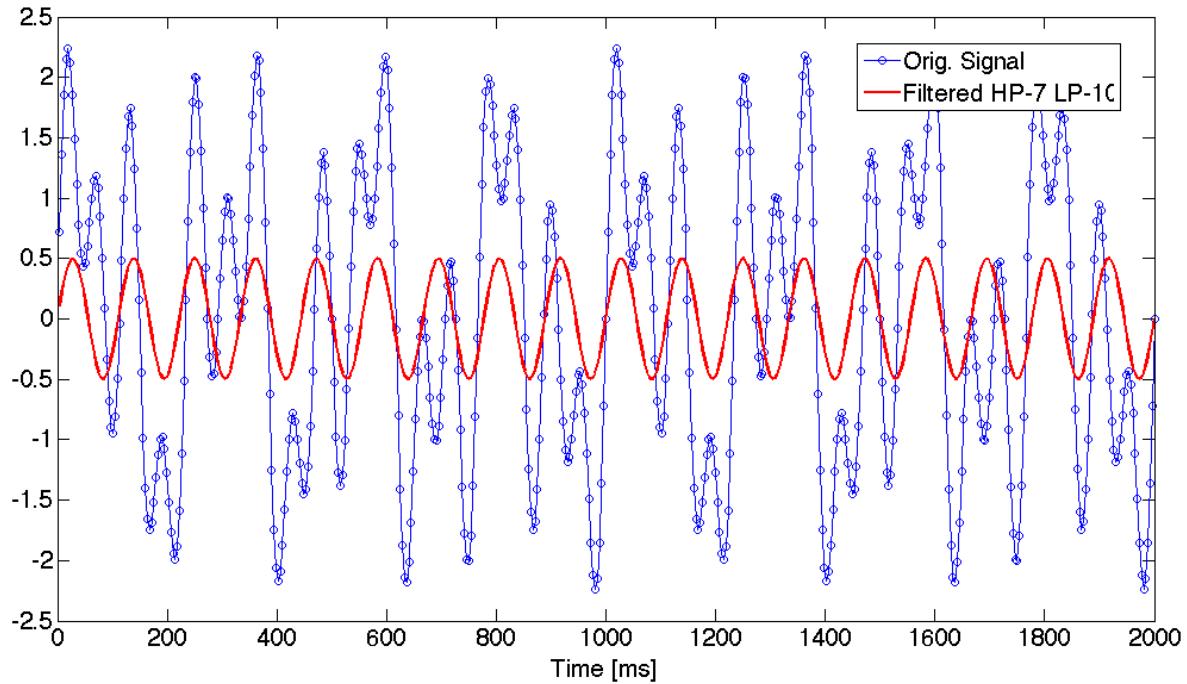


- Frequenzfilter mittels FFT:
 - Transformiere die Daten mittels FFT nach Frequenzdomäne
 - Setze zu filternde Frequenzen auf **Null**.
 - Transformiere die Daten mittels **inverser FFT** in die Zeitdomäne zurück.
 - Hochpass-Filter: Abschneiden **niedriger** Frequenzen
 - Tiefpass-Filter: Abschneiden **hoher** Frequenzen
 - Wird nicht an den Rändern gefiltert, sondern ein Frequenzband zwischendurch entfernt, spricht man von einem **Notch-Filter** (Bandstopp-Filter). Dies ist z.B. nützlich um das „Netzbrummen“ (50 Hz) zu entfernen.

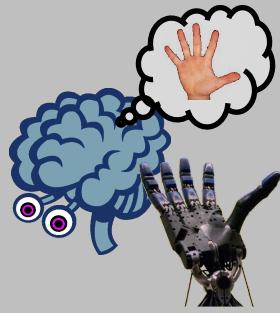
Bandpass – Filter Beispiel



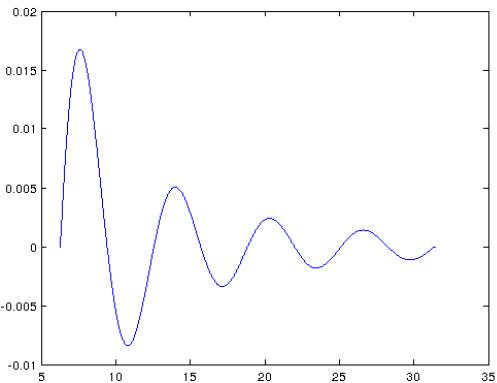
- Das simulierte Signal mit 4, 9, 7 Hz Anteil und Abtastrate 256 Hz.
 - Hochpass 7 Hz
 - Tiefpass 10 Hz
- Nur der 9 Hz Sinus bleibt übrig.



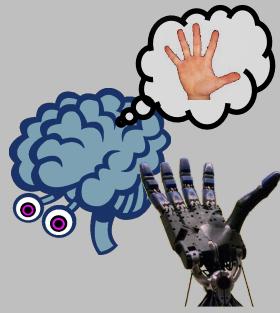
Weitere digitale Filter



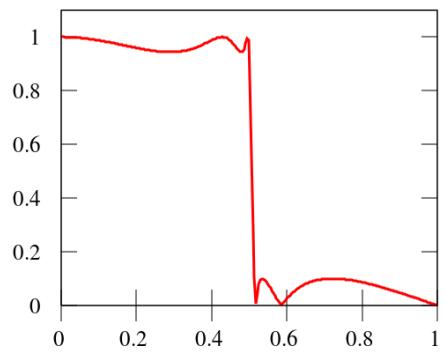
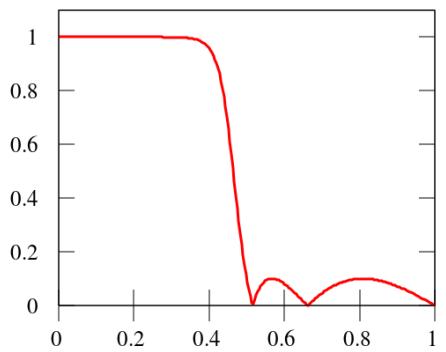
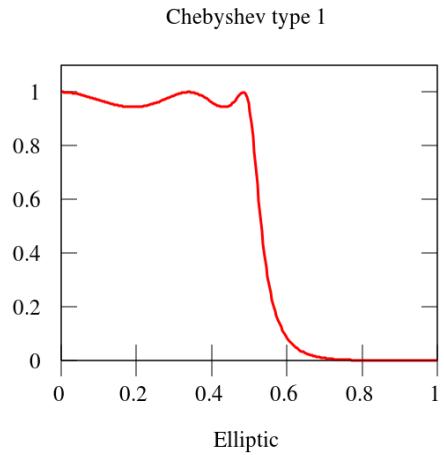
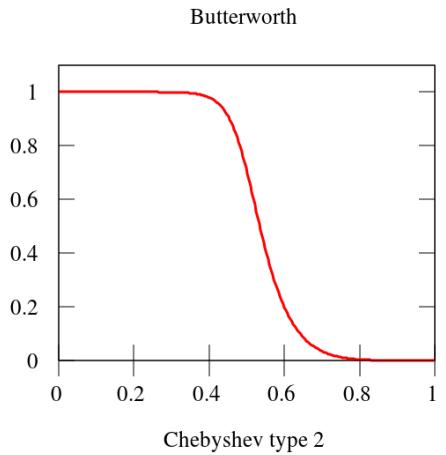
- IIR (Infinite Impulse Response)
 - Digitales Äquivalent zu analogen Filtern
 - Schwingt aus
 - Verschiebt die Phase
 - Vorwärts-Rückwärtsfiltern
 - Immer stabil
 - Viele Varianten zB Butterworth
- FIR (Finite Impulse Response)
 - Kein analoges Äquivalent
 - Schwingt nicht aus
 - Verschiebt die Phase nicht
 - Schwierig zu berechnen
 - Nicht immer stabil
 - Berechnung der Koeffizienten zum Beispiel in Octave:
 - Funktion fir



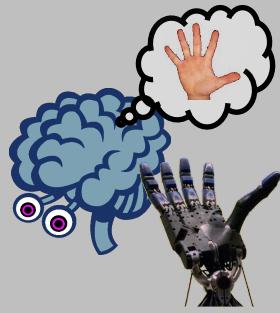
Weitere digitale Filter



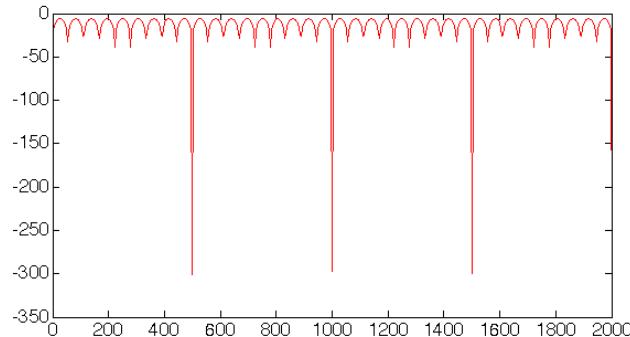
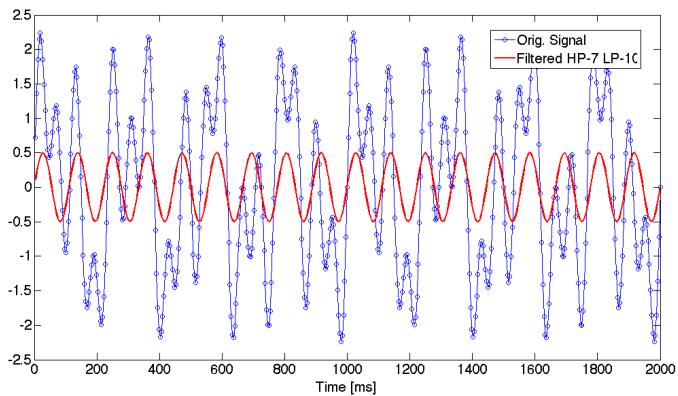
- Konvolution mit Filterfunktion:
 - $y_n = \sum x_{n-k} * f_k$
- Viele Koeffizienten möglich
- Betrachte Frequency Response Function
 - Signalstärke nach Filterung (Y Achse) über den Anteil der Frequenz (X Achse)
 - Hier Cutoff bei 0.5
- Filter Order: höhere Order => stärkeres Gefälle



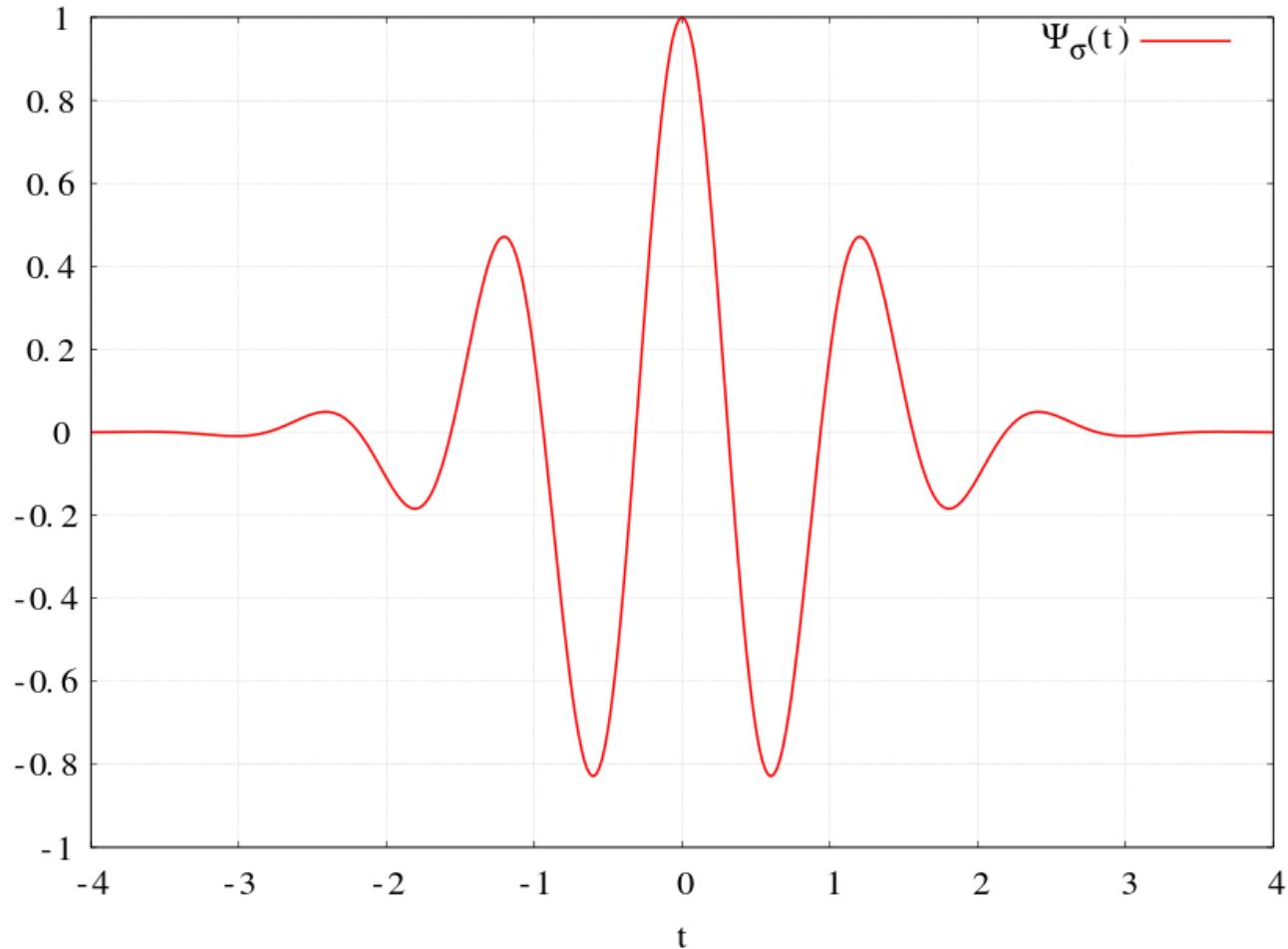
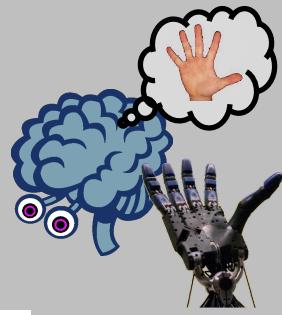
PSD aus gefilterten Daten



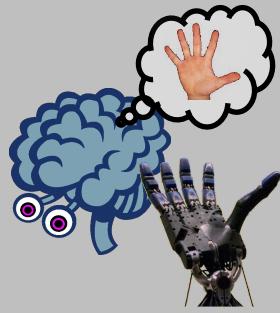
- Die quadrierte Amplitude von Bandpass-gefilterten Daten entspricht der Bandleistung in dem spezifischen Frequenzband.
- Auch hier wird die PSD dann nach der üblichen Formel $10 * \log_{10}(A^2)$ berechnet.



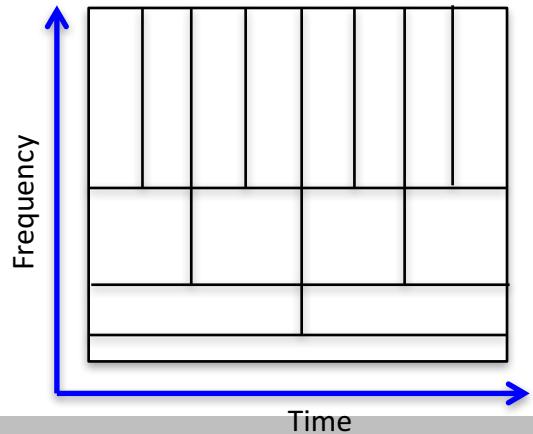
Wavelets



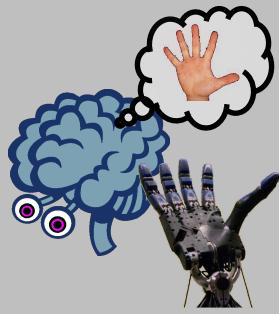
Wavelet Transformation



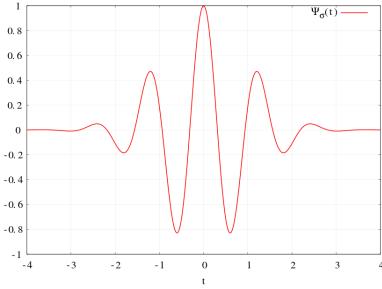
- Die Wavelet Transformation ist eine **Multi Resolution Analysis**.
- Sie bedient sich eines „Tricks“ um die Auflösung (Zeit und Frequenz) zu optimieren.
 - Niedrige Frequenzen: Hohe Frequenzauflösung, niedrige Zeitauflosung
 - Hohe Frequenzen: Niedrige Frequenzauflösung, hohe Zeitauflosung
- Wavelets realisieren somit verschiedene Frequenz- und Zeitauflösungen gleichzeitig.
- Dies führt zu einer quasi-logarithmischen Frequenzauflösung.



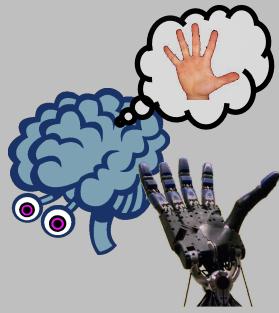
Kontinuierliche Wavelets



- Wavelets => „Wellchen“
 - Endlicher Support/ Träger (Bereich ungleich Null)
 - Oszilliert
- **Mother Wavelet**
 - Basis Wavelet (Funktion)
- **Scale s**
 - Faktor, mit dem das Wavelet gestreckt und gestaucht wird. Die Faktoren s entsprechen den Frequenz-Abtastpunkten und können in Hz umgerechnet werden.
- **Translation τ**
 - Die Verschiebung von Null auf der Zeit-Achse.
- Die Formel wird für entweder für eine beliebige (kontinuierliche W.) oder für fest definierte (diskrete W.) Anzahl Werte von s und τ ausgewertet.



Kontinuierliche Wavelets – Beispiel Morlet Wavelet



Als Beispiel wird das komplex-wertige Morlet Wavelet (auch Gabor Funktion genannt) betrachtet. Dieses steht der STFT besonders nahe, da das Wavelet einfach eine gefensterte Sinusschwingung ist.

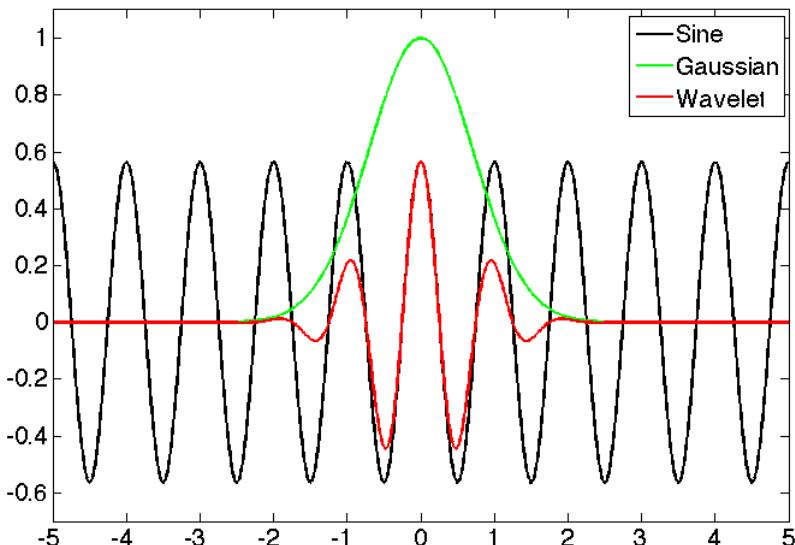
$$\Psi_{\tau,f}(u) = \sqrt{f} \cdot \exp(i2\pi f(u - \tau)) \cdot \exp\left(-\frac{(u - \tau)^2}{2\sigma^2}\right)$$

Normierungsfaktor
(gleiche Energie in
jeder Skalierung
(entspr. Frequenz))

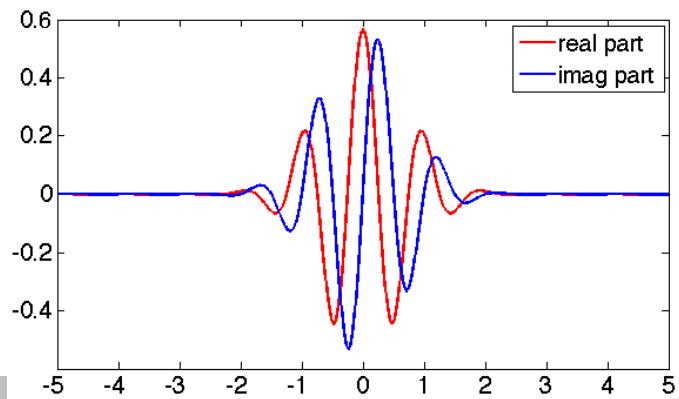
Sinus mit Frequenz f

Gauss Funktion der Breite σ

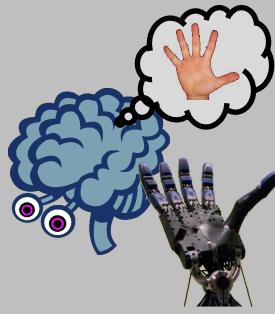
Das Morlet Wavelet ist eine
Funktion der Zeit u



Morlet Wavelet: reeller und
imaginärer Teil



Kontinuierliche Wavelets – Beispiel Morlet Wavelet

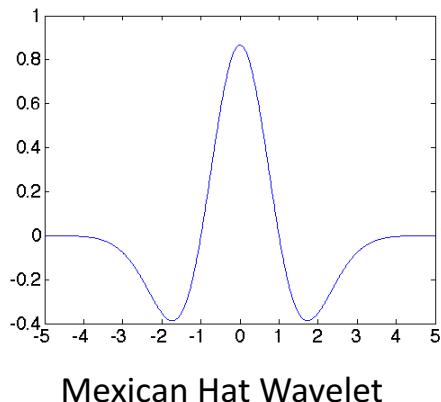


- Die Wavelet Koeffizienten W eines Signals $x(u)$ berechnen sich als Funktion der Zeit τ und der Frequenz f

$$W_x(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(u) \cdot \Psi_{\tau, f}^*(u) du$$

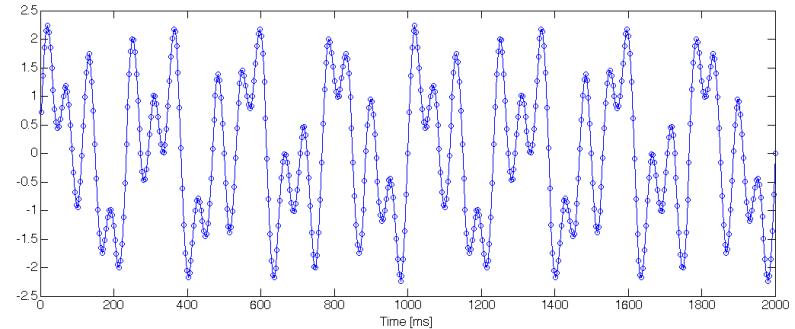
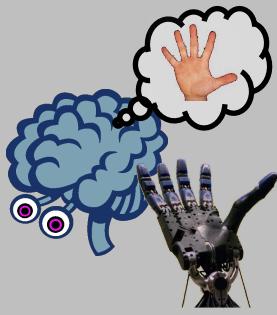
$\Psi_{\tau, f}^*(u)$
Komplex konjugiert

- Dies entspricht einer Faltung (Convolution) mit dem gestauchten/ gestreckten und auf der Zeitachse verschobenen Mother Wavelet. Dieses nimmt dabei die Rolle einer Kernel-Funktion ein.

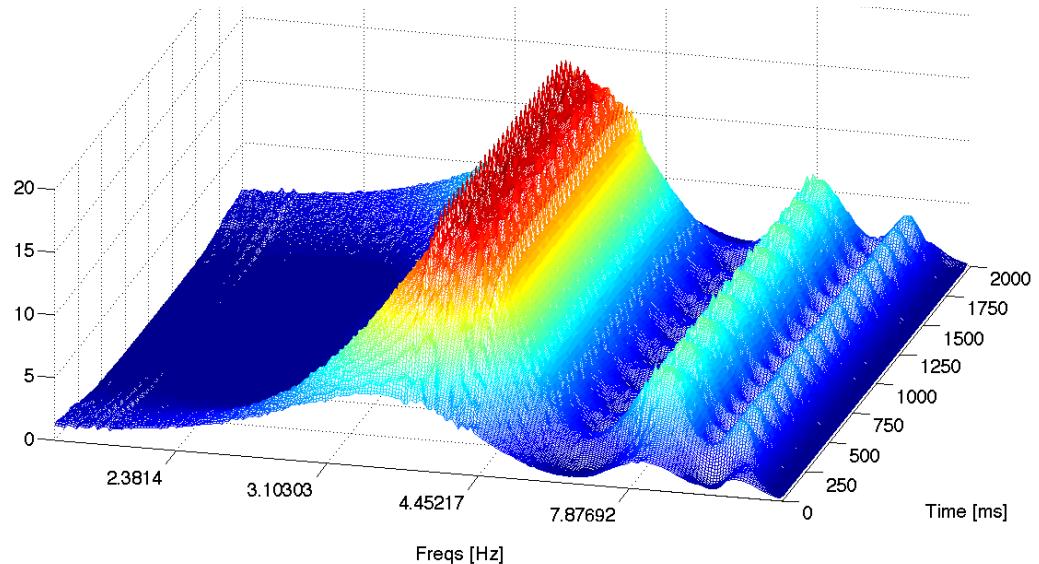


- Die unterschiedlichen Wavelet-Typen haben unterschiedliche Eigenschaften, je nachdem ob sie gut in der Zeit oder der Frequenz lokalisiert sind.
- Das Morlet Wavelet eignet sich besonders gut für die **Analyse oszillatorischer Eigenschaften**, während man für eine gut zeitliche Lokalisation z.B. das Mexican Hat Wavelet verwenden würde.

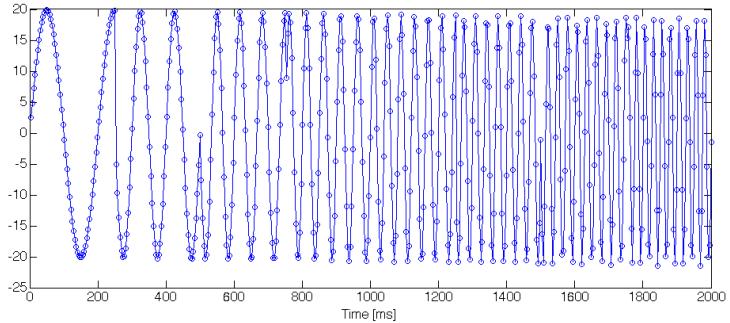
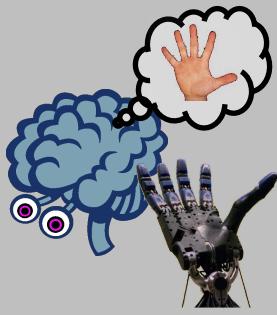
Kontinuierliche Wavelets – Beispiel stationäres Signal



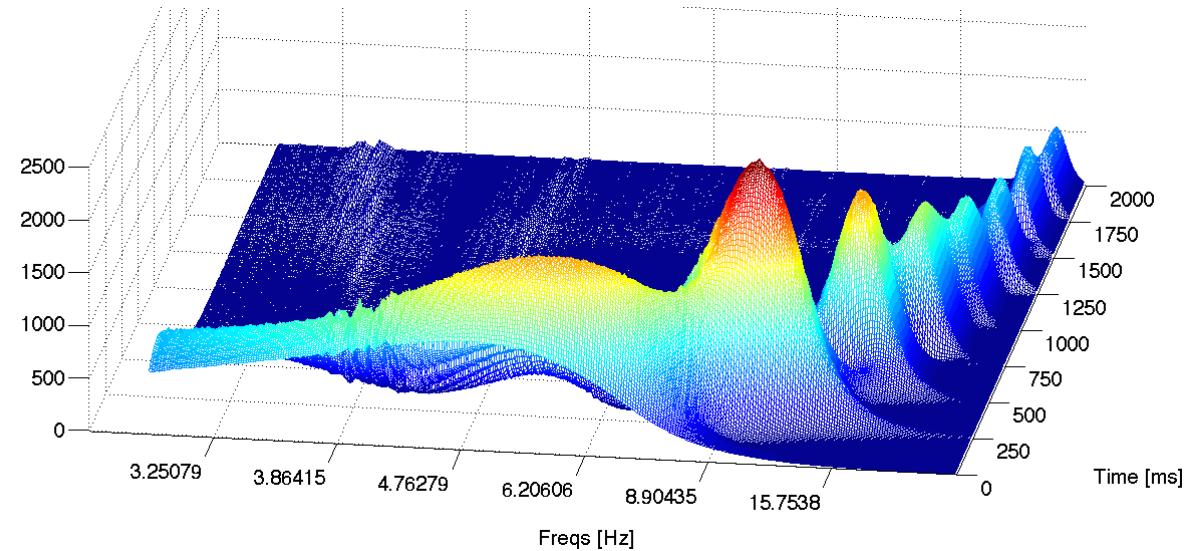
Simulierte, stationäres Signal mit 4, 9, 17 Hz,
Abtastrate 256 Hz.



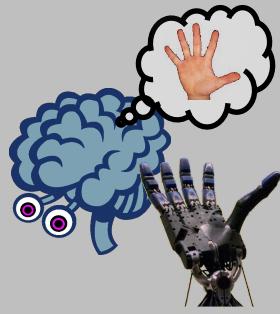
Kontinuierliche Wavelets – Beispiel instationäres Signal



Simulierte, instationäres Signal mit
5,10,15,20,25,30,35,40 Hz, Abtastrate 256 Hz.

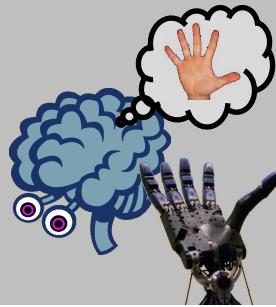


Diskrete Wavelets - Motivation



- Kontinuierliche Wavelets sind aufwendig zu berechnen
 - Viele Schritte für τ und s
 - Integral
- Diskrete Wavelets sind einfacher und effizienter

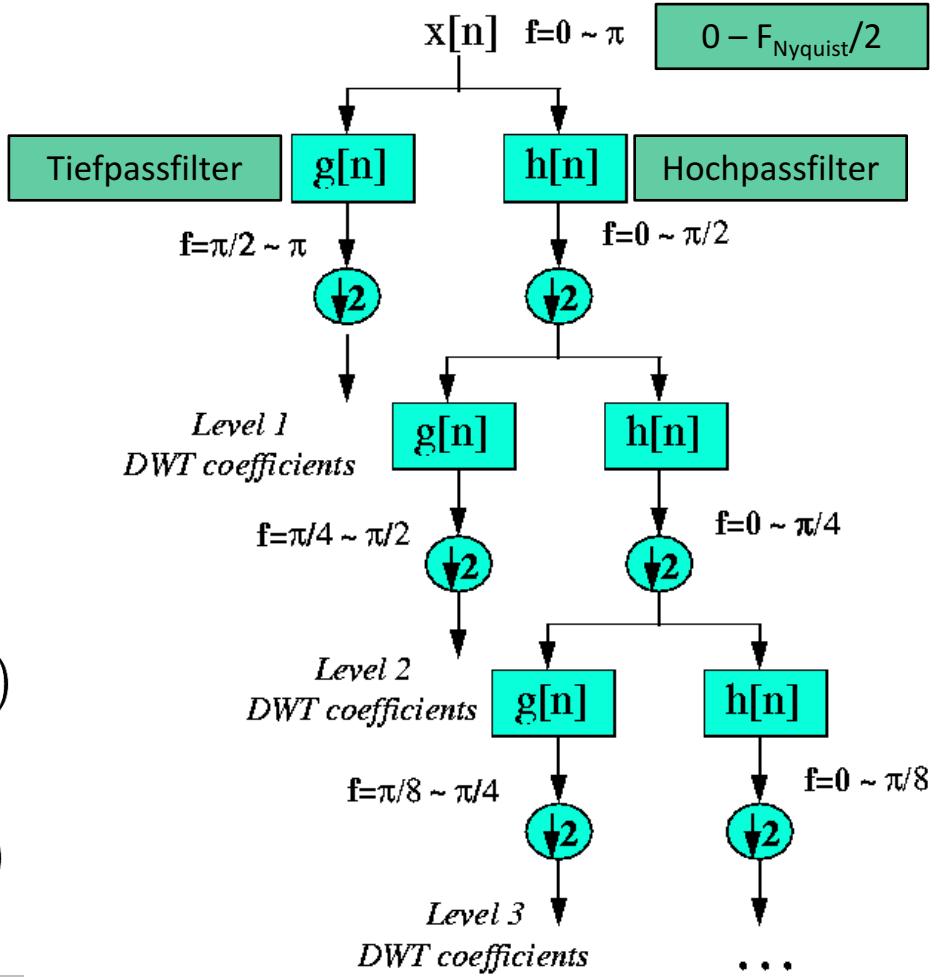
Diskrete Wavelets



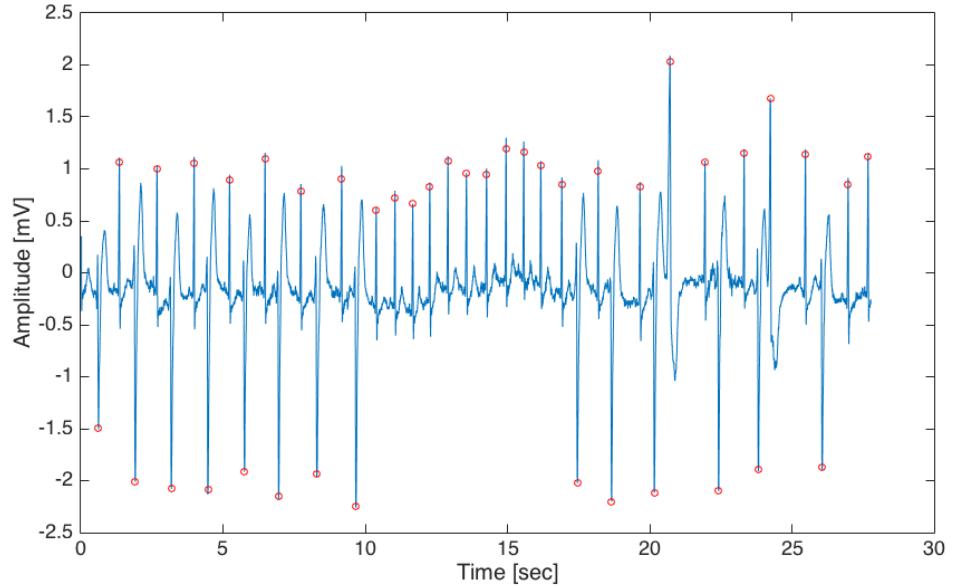
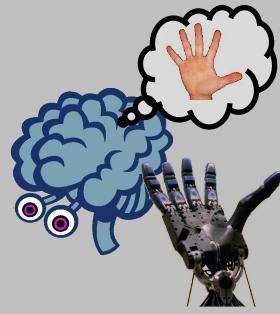
- Hierarchie von Auflösungen
- Tiefpassfilter halber Frequenz
- Abtastrate halbieren (Nyquist-Regel!)
- Andere Hälfte der Frequenz durch Hochpassfilter

$$y_{low}(k) = \sum_n x(n) \cdot h(2k - n)$$

$$y_{high}(k) = \sum_n x(n) \cdot g(2k - n)$$

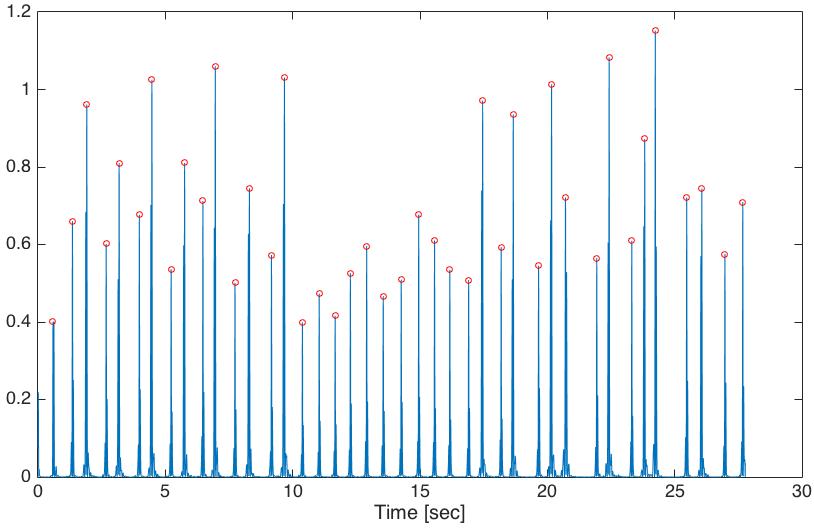
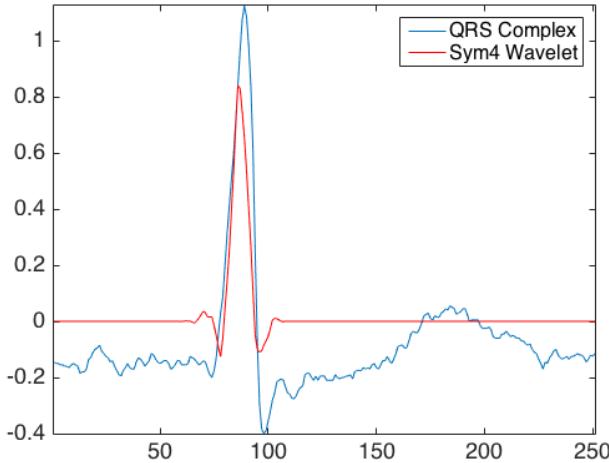
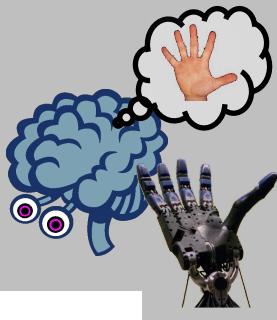


Diskrete Wavelets – Anwendungsbispiel (EKG – Daten)



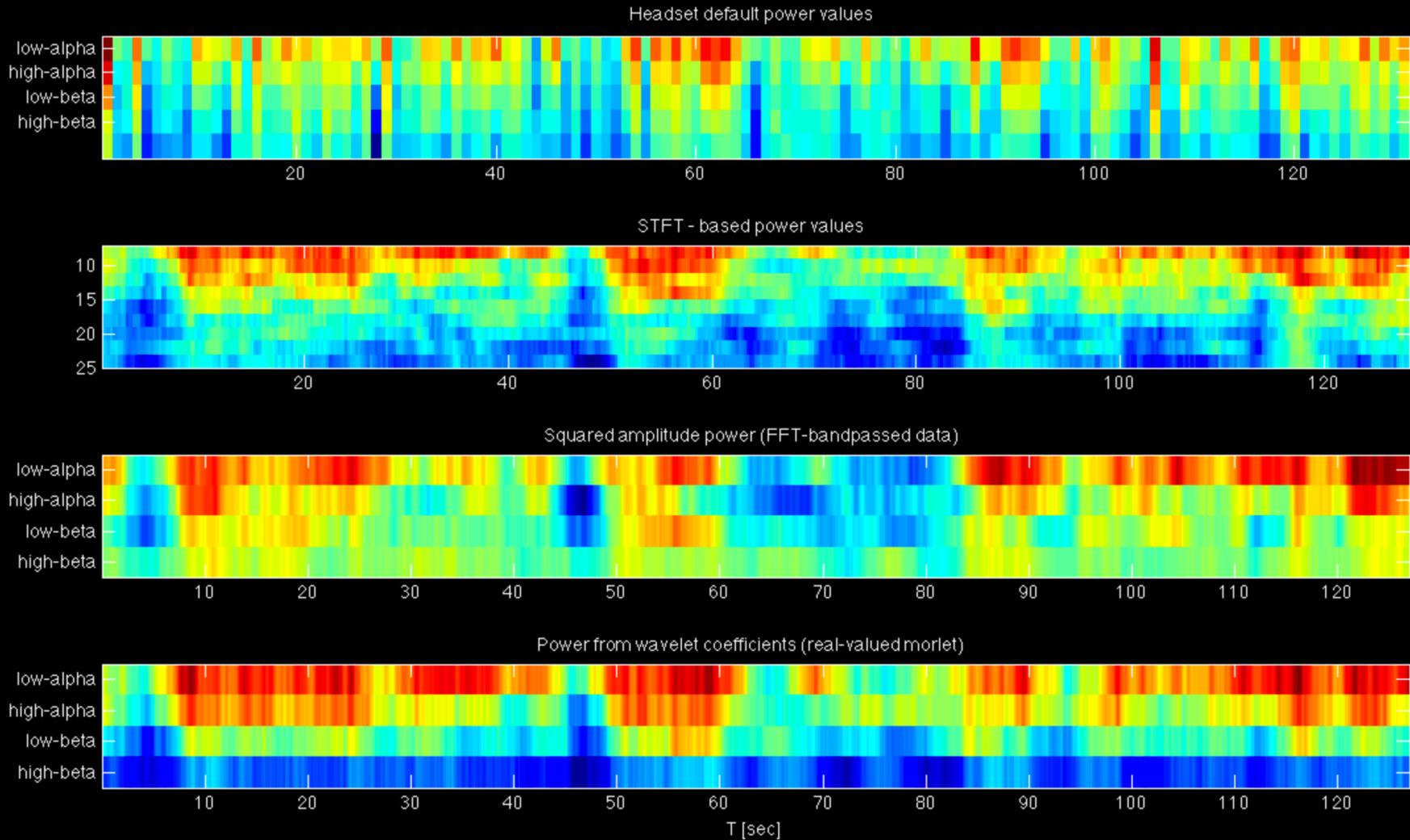
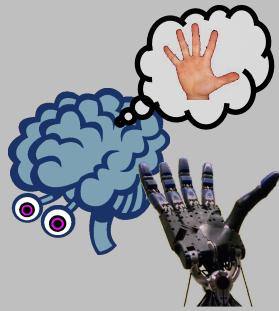
- Typisches EKG – Signal mit dem charakteristischen QWR-Komplex
→ Reflektiert die Depolarisation der rechten und linken Herzkammer
- Von besonderem Interesse ist das Peak-to-Peak Intervall bzw. seine Änderung über die Zeit (instationäres Signal)
- “Traditionelle” Methode : Annotation der Peaks durch einen Experten

Diskrete Wavelets – Anwendungsbispiel (EKG – Daten)

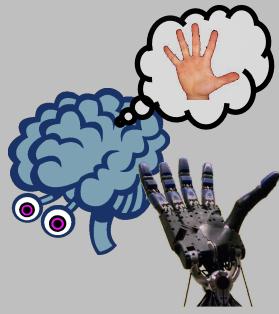


- Diskretes Sym4 Wavelet dient als Template für den QWR – Komplex.
- Dekomposition des Signals mit einer diskreten Wavelettransformation mit Sym4 Wavelet bis Level 5 .
- Rekonstruktion des Signals mit den Wavelet-Koeffizienten von Level 4 und 5.
 - Level 4: [11.25, 22.5] Hz
 - Level 5: [5.625, 11.25] Hz
- Dieses Frequenzband maximiert den Leistungsanteil des QWR an dem Gesamtsignal.
- Nun kann man sehr einfach algorithmisch die Peaks detektieren.

PSD mit verschiedenen Methoden

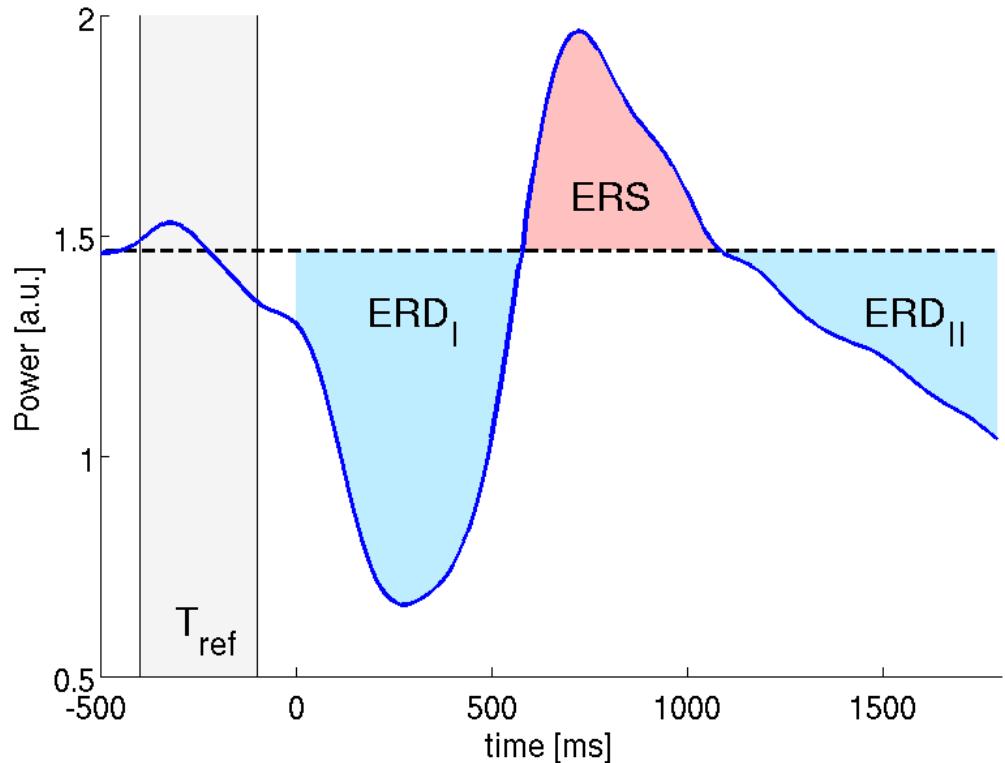
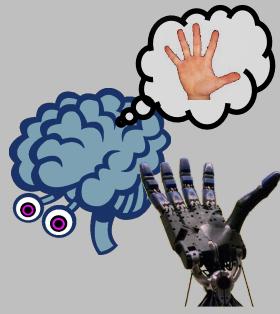


Praktische Anmerkungen



- In der Regel interessiert man sich für Frequenzbänder und nicht für einzelne Frequenzen. Dazu wird über dieses Band gemittelt.
- Häufig wird zusätzlich über die Zeit gemittelt, also die PSD geglättet.
- Interessante Maße sind:
 - Veränderungen in einem/ mehreren Frequenzbändern gegenüber einer Baseline (z.B. Ruhezustand, Aufgabe).
 - Veränderungen in einem/ mehreren Frequenzbändern über die Zeit.
 - Die Relation einzelner Frequenzen zu einander → Damit gelten obige Punkte für den Quotienten aus 2 Bändern.
- Zusätzlich gibt es noch Maße, die aus dem Kreuzspektrum zweier Kanäle berechnet werden: Kohärenz und Phase Locking

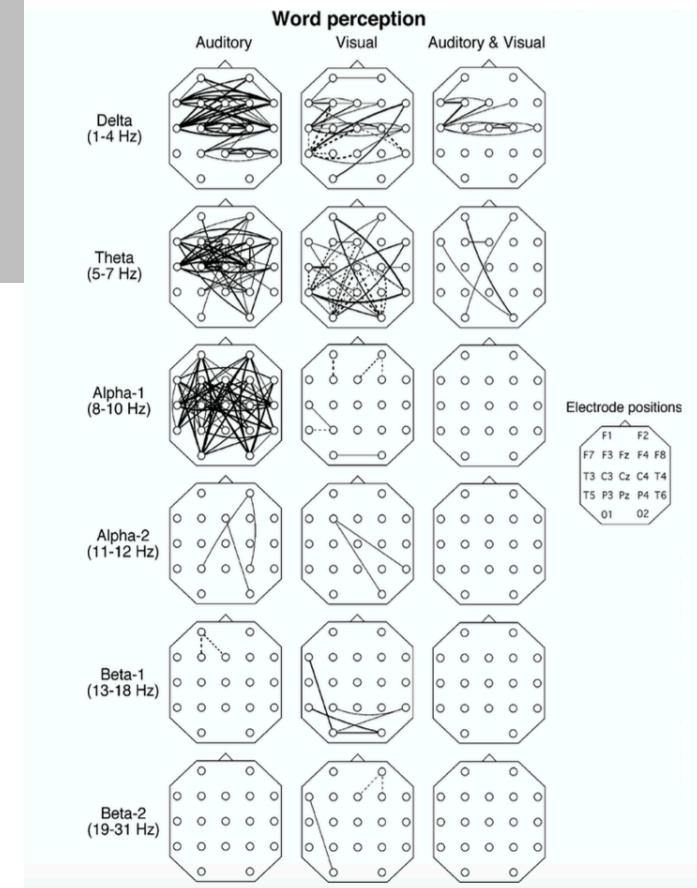
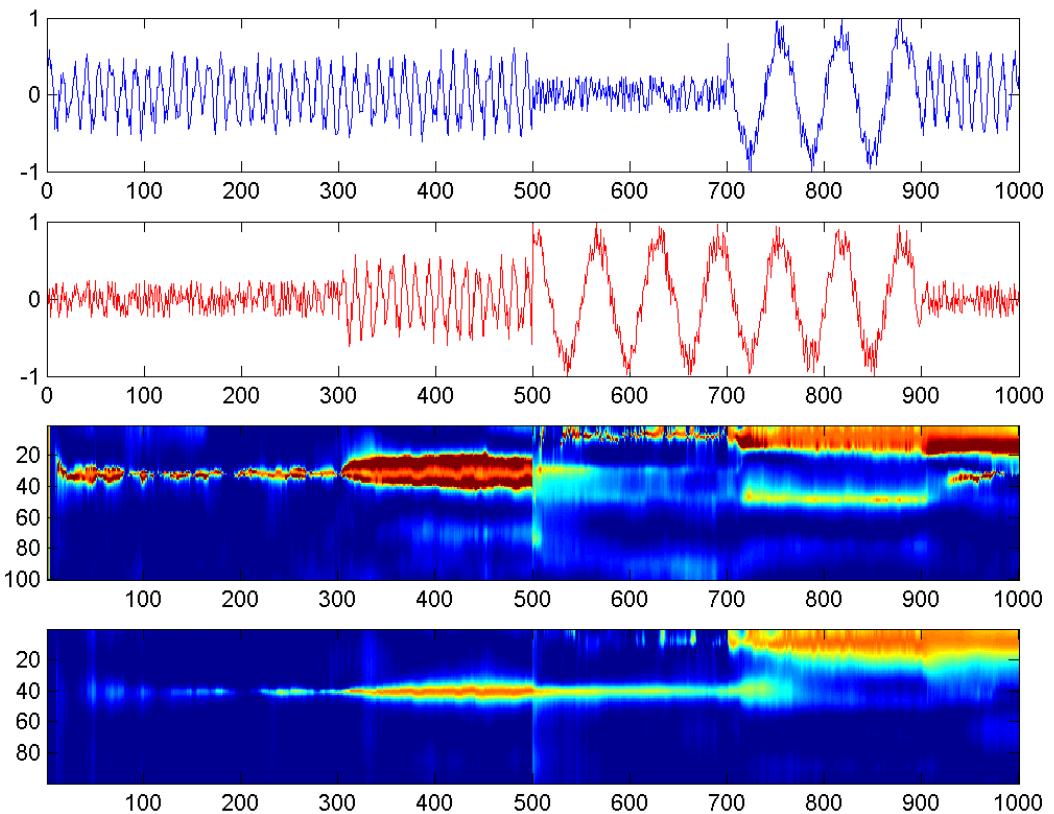
Motor Imagery (ERD) als Anwendungsbeispiel



- Desynchronisation in den Frequenzbändern mu (8-12 Hz) und beta (13-30 Hz) bei Planung einer Bewegung.

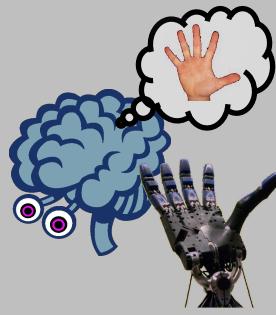
Kohärenz – Beispiel

„Toy Example“

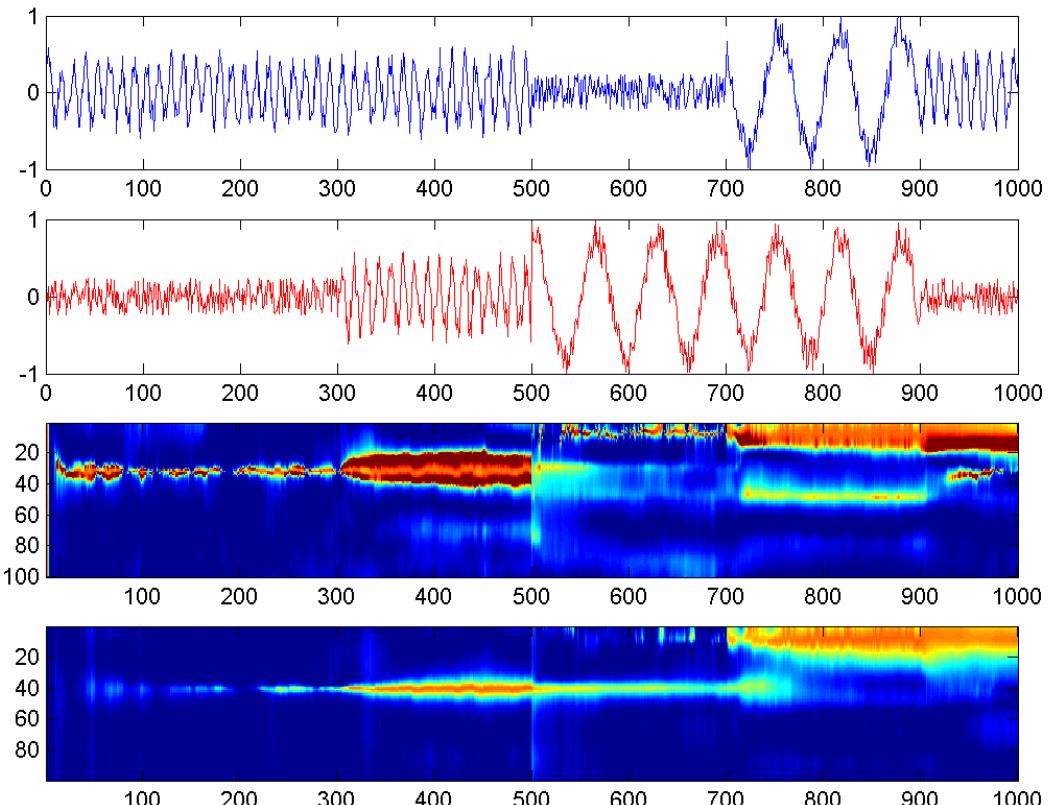


Studie: Vergleich der Kohärenzen bei der Perzeption konkreter und abstrakter Wörter.

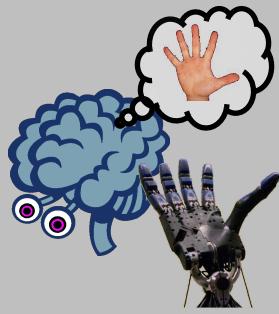
Parametrische, dynamische Spektralanalyse – Kohärenz und Phase-Locking



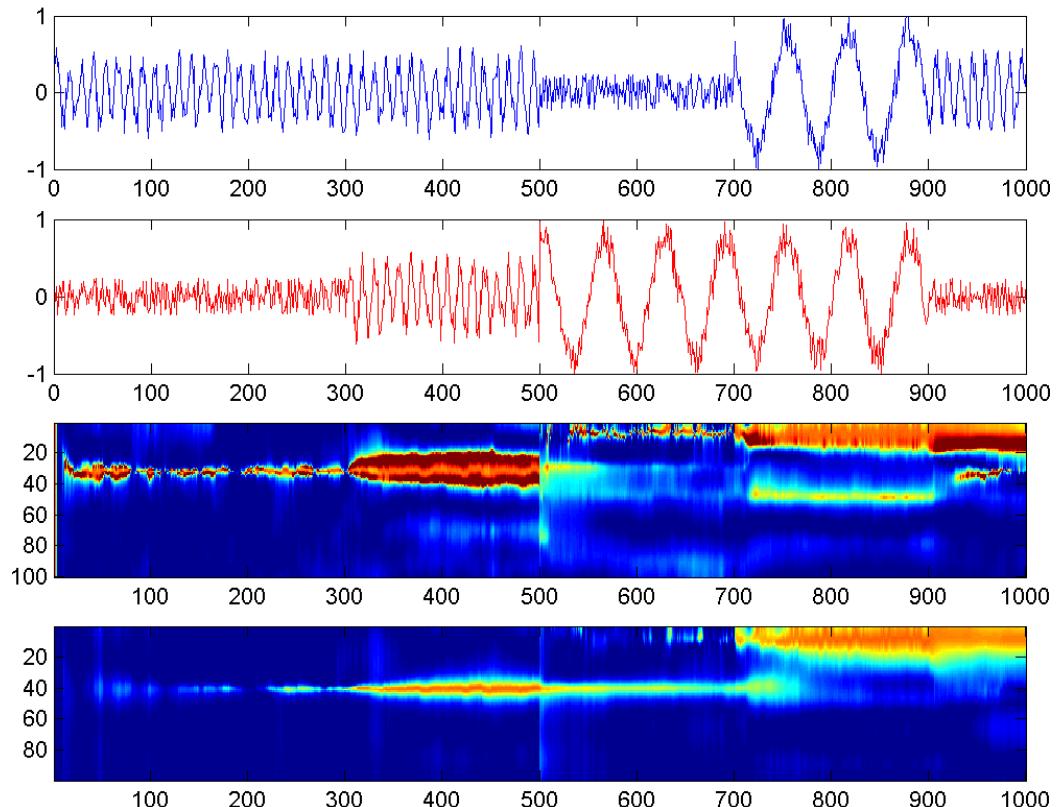
„Toy Example“



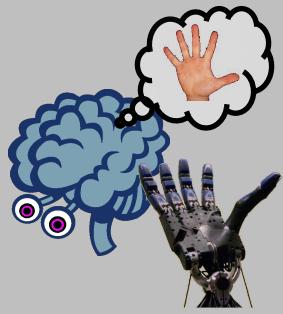
Kohärenz



„Toy Example“



Kohärenz und Phase-Locking mit der CWT*



Als Beispiel wiederum das schon bekannte, komplexe Morlet - Wavelet

$$W_x(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(u) \cdot \Psi_{\tau, f}^*(u) du$$

$$\Psi_{\tau, f}^*(u)$$

Komplex konjugiert

Kohärenz

$$WCo(\tau, f) = \frac{|SW_{xy}(\tau, f)|}{|SW_{xx}(\tau, f) \cdot SW_{yy}(\tau, f)|^{1/2}}$$

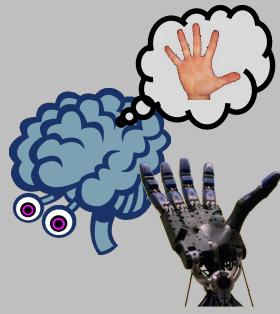
$$SW_{xy}(\tau, f) = \sum_{\tau-\delta/2}^{\tau+\delta/2} W_x(\tau, f) \cdot W_y^*(\tau, f)$$

Phasendifferenz

$$\exp(j(\phi_y(f, \tau) - \phi_x(f, \tau))) = \frac{W_x(\tau, f) \cdot W_y^*(\tau, f)}{|W_x(\tau, f) \cdot W_y(\tau, f)|}$$

*Continuous Wavelet Transform

Praktisches Vorgehen



Schritt 1:

Filtern des Signals (Bandpass) auf einen zu analysierenden Frequenzbereich, z.B.
+/- 2 Hz

Schritt 2:

Berechnen der Wavelet-Transformation und somit der Wavelet-Koeffizienten.

Schritt 3:

Berechnen der Kohärenz und/ oder der Phasendifferenz für alle zu analysierenden Kanalpaare.

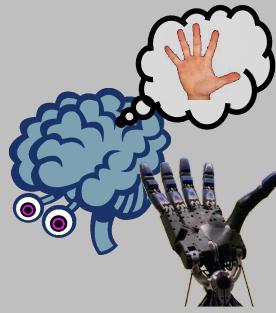
Schritt 4:

Wiederholen Schritt 1-3 bis alle relevanten Frequenzbänder untersucht wurden.

Schritt 5:

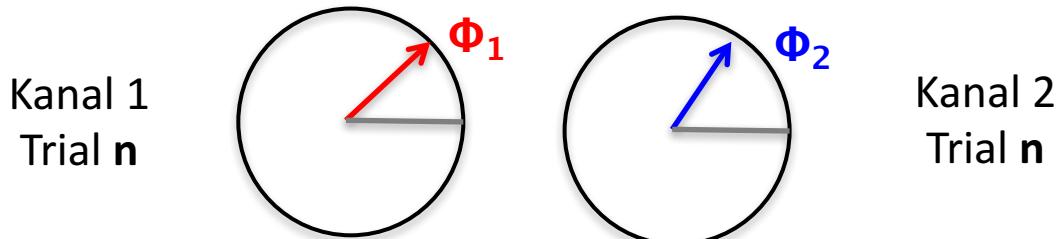
Erstellen der “Phase-Locking Statistics” (PLS) um Task-relevante von zufälligen Kohärenzen/ Phase-Locking Episoden zu trennen.

Die Phase-Locking Statistics (PLS)

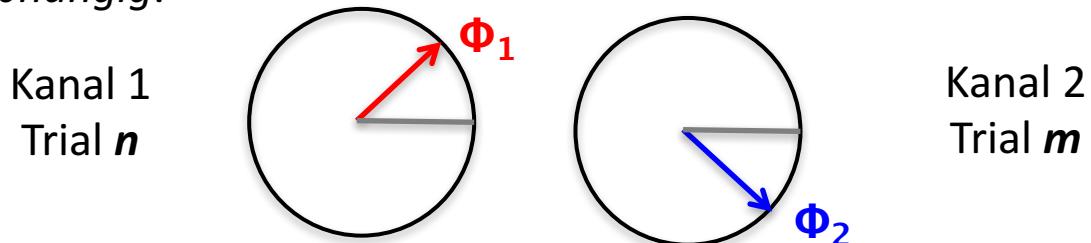


Vorgehen

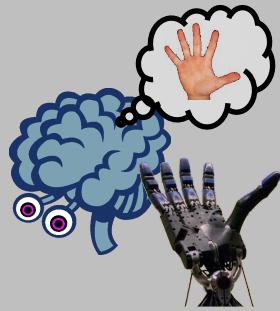
- (1) Bestimme zunächst für alle Kanalpaare, Frequenzbänder und alle Trials (d.h., z.B. wiederholte Präsentation eines visuellen Stimulus) die Phasendifferenz und ermittele stabile Episoden.



- (2) Erzeuge Surrogat-Daten durch Shiften der Trials und führe obige Berechnung für alle nun künstlich erzeugten Paarungen durch. Diese künstlichen Paare sind *statistisch unabhängig*.



Die Phase-Locking Statistics (PLS)



- (3) Erstelle Statistik, welche Anzahl Surrogat-Trials “falsche” Phase-Locking enthält (je Kanalpaar und Frequenzband). Die Anzahl solcher rein zufälligen, nicht Task-relevanten Phase-Locking Werte darf einen bestimmten Schwellwert nicht überschreiten (z.B. 5%). Dann betrachtet man die “originale” Phase-Locking Episode als statistisch signifikant.

Die PLS kann trotz ihres Namens für in gleicher Form für die Bestimmung relevanter Kohärenz - Episoden verwendet werden.