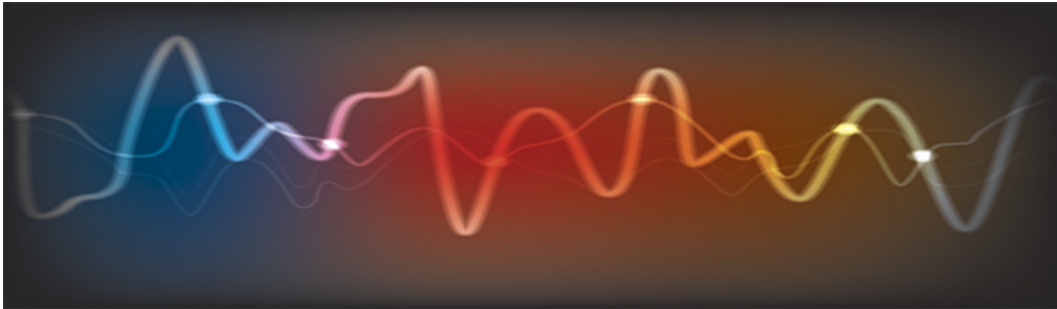


INGENIØRHØJSKOLEN AARHUS

DSB

E, IKT OG EP



Miniprojekt Lektion 6

Udarbejdet af:

Simon Thrane Hansen

Lars Hjerrild

Kasper Lauge Madsen

201500150

201409555

201409873

Underviser:

Lars G. Johansen

26. marts 2016

Indhold

1	Indledning	2
2	Analysebeskrivelse	3
2.0.1	Fouriertransformationen	3
2.0.2	Aliasering	4
2.0.3	Vinduesfunktioner og lækage	4
2.0.4	Udglatning	5
3	Analyse	6
3.1	Motor	6
3.2	Klaver	9
3.3	Symfoni	11
3.4	Bass	13
3.5	Vinglas	15
3.6	Vindmølle	17
3.7	Spilledåse	19
3.8	ECG-signal	21
4	Resultat og Diskussion	23
5	Konklusion	24
6	Bilag	25

1. Indledning

Denne opgave ophandler et design af et analysesystem i Matlab, der baserer sig på Diskret Fourier Transformation (DFT). Analysesystemet skal kunne vise størrelsen af DFT'en på de korrekte frekvensakser.

I opgaven er der arbejdet med følgende typer af signaler:

- Vibrations- eller lydsignal fra bilmotor
- Vindmøllestøj
- Fysiologisk signal, eksempelvis EKG
- Vinglas, der knipses på
- Fire forskellige stykker musik

De overstående signaler er fundet på nettet og blevet analyseret i matlab.

2. Analysebeskrivelse

I denne opgave er der brugt en række forskellige metoder til analyse af de valgte digitale signaler. Dette afsnit er til for at beskrive disse metoder som indbefatter :

- Fouriertransformationen
- Aliasering
- Vinduesfunktioner og lækage
- Udglatning

2.0.1 Fouriertransformationen

Fouriertransformationen (Den Diskrete Fouriertransformation) bruges i opgaven til at kunne analysere de digitale signaler, der arbejdes med udfra frekvenser og deres relative tilstedeværelse (i denne opgave 1 volt), istedet for fx at se på en amplitude af et signal til et givet tidspunkt. På denne måde analyseres alle signaler udfra deres frekvensindhold og tolkes dermed ikke i noget tidsmæssigt domæne. Formlen for selv den diskrete fouriertransformation kan ses på formel: (2.1). (I matlabkoden er der brugt en fast fourier transformation, men resultatet er det samme)

$$X(m) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j \frac{2\pi}{N} mn} \quad (2.1)$$

$x(n)$: tidsdiskret signal

$X(m)$: komplekst frekvensspektrum

N : antal samples / frekvensbins

n : sampletæller

m : frekvensbin-tæller

Når denne transformation er lavet er der enkelte ting man skal være opmærksom i forbindelsen med analysen af det digitale signal. Den første væsentlige er Aliasering.

2.0.2 Aliasering

Et hvert sæt af diskrete værdier kan, og vil, aldrig kunne beskrives ved blot én sinuskurve, og derfor skal man i en frekvensanalyse være opmærksom på spejling og gentagelse af et frekvensspektra. Matematisk er det vist at formel: (2.2) er gyldig, og essensen af denne formel er, at der vil komme et udslag i et frekvensspektra både ved den målte signalfrekvens, men tilmed i alle frekvenser der er k gange samplingsfrekvensen større eller mindre end det originale signal, hvor k er et positivt eller negativt heltal. Dette er grunden til gentagelse af frekvensspektraet i værdier efter samplingsfrekvensen. Begge frekvenser vil, udfra det værdisæt man arbejder på, altid være matematisk lige korrekte, selvom datasættet er lavet ved optagelse af blot én af frekvenserne.

$$x(n) = \sin(2\pi f_0 n t_s) = \sin(2\pi(f_0 + k f_s) n t_s) \quad (2.2)$$

I analysen af de forskellige signaler, er der i figurene kun plottet op til halvdelen af samplingsfrekvensen, dette skyldes at der efter Nyquist frekvensen, som er vist på formel: (2.3), blot ville vise et spejlbillede af signalet op til nyquist frekvensen, men dette giver naturligvis ikke mening at kikke på.

$$f_{nyquist} = \frac{f_s}{2} \quad (2.3)$$

For at forstå nyquist må man først forstå, at man ser på frekvens bins. Hvis man kigger på (2.1) kan man se, at m er en bin tæller. Det vil sige, at værdierne man får ud fra fouriertrasformationen bliver lagt ned i et antal frekvensbins. Der er lige så mange bins, som der er samples N , og frekvenserne der analyseres efter ($X(m)$) findes ved formel (2.5). På (2.1), kan man se eulers eksponentialfunktion er anvendt. Ifølge regnereglerne for komplekse tal vil længden af tallet, som i opgaven er brugt som y -akse, være den samme for et komplekst tals konjugerede værdi, som den selv. Derfor vil der i plottet ses et spejlbillede efter Nyquist frekvensen, der altså befinder sig ved 90 grader på enhedscirklen.

På grund af disse fænomener, er der i digital signalbehandling defineret, at man for at kunne repræsentere signal ordenligt skal sample med mindst den dobbelte frekvens af den højeste frekvens, som optræder, i signalet man ønsker at gengive.

Ved signalerne udvindes en samplingsfrekvens ved matlabfunktionen `audioread`, og dermed forventes det at undgå både gentagelse af frekvensspektret, samt forkert sampling. På et enkelt spekter er der set tegn på, at der tidligere er brugt en anden lavere samplingsfrekvens end den udvunde frekvens.

2.0.3 Vinduesfunktioner og lækage

I tilfælde af at der findes en frekvens udenfor den præcise værdi, som frekvensbinet analyserer for, er det altså ikke kun denne frekvens der vil give udslag i frekvensspektret, men også en smule på andre frekvensbins, selvom de frekvenser ikke er der! Dette fænomen

kaldes lækage. På grund af dette er det godt at opnå så lille en bredde i bins så muligt, altså at opløsningen (??) er høj så muligt (eg. at opløsning er meget lille).

$$f_{bin} = \frac{f_s}{N} * m \quad (2.4)$$

$$f_{opløsning} = \frac{f_s}{N} \quad (2.5)$$

Vindues funktioner er værdier du ganger på dine frekvensbins. Man benytter vindues funktioner til at mindske mængden af lækage, men essensen af en vindues funktion er sådan set bare, at en funktion ganges på en anden funktion. Yderligere skal man huske at lave vinduesfunktionen så den passer til det antal bins der ønskes, da der ikke kan ganges to vektorer af forskellig længde sammen i denne slags analyse.

2.0.4 Udglatning

Da det har været fremmende for forståelsen af de forskellige spektra, er det blevet valgt at plotte disse på logaritmisk x-akse, derfor er det valgt, at udglatningen af signalet skal afspejle dette, og er der anvendt octav udglatning. Dette betyder, at man istedet for at tage fx. 10 værdier og slå dem sammen til en gennemsnitsværdi, løbende tager flere og flere værdier og slår sammen.

Det passer med, at hver gang man går en octav højere op, svarer dette til en fordobling af frekvensen. Dette bevirker der i, at der også sker en stigning i antallet af frekvenser man slår sammen. Den logoritmiske akse sikrer derved en pæn udglatning.

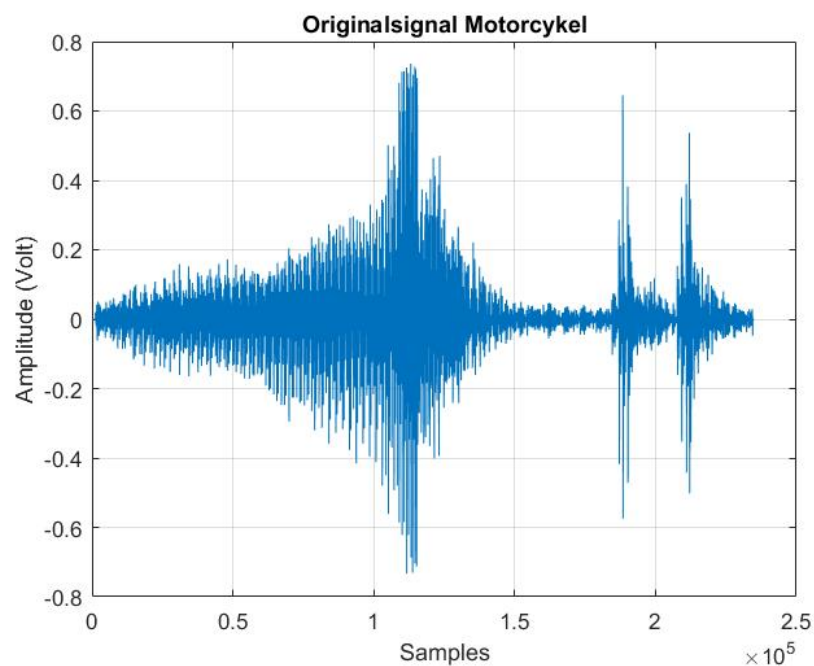
Man kan se den anvendte analyse-skabellon på i det vedhæftede bilag i afsnit 6.

3. Analyse

Dette afsnit viser analyserne, der er blevet lavet over de forskellige signaler. Der er for alle signaler lavet 4 forskellige plot: Det originale signal, Det Disket Fourier Transformerede signal, Det Disket Fourier Transformerede signal med et hanning vindue og Det udglattet Disket Fourier Transformerede signal.

3.1 Motor

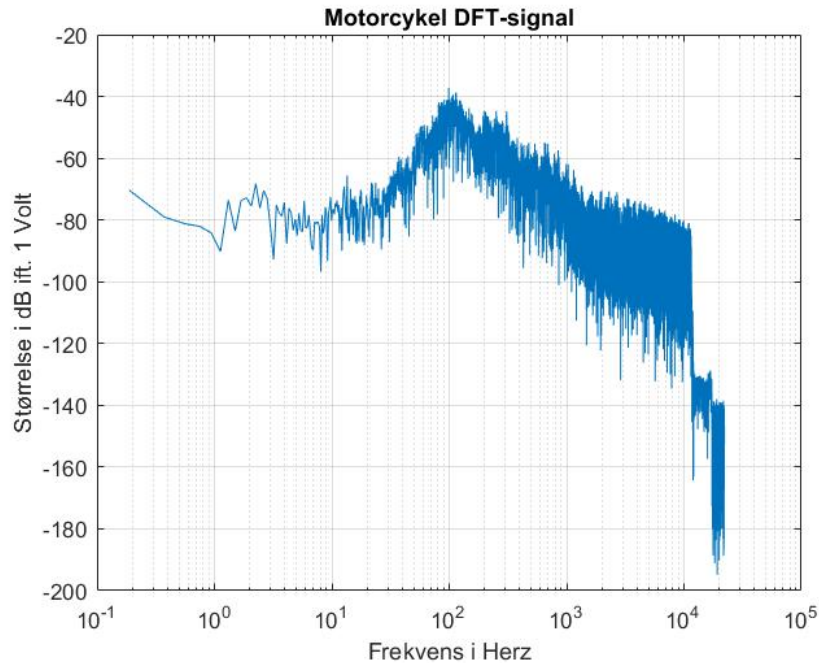
Dette signal er fra motoren på en motorcykel. Man kan se det originale lydsignal på figur 3.1.



Figur 3.1: DFT Det originale signal fra en Motor

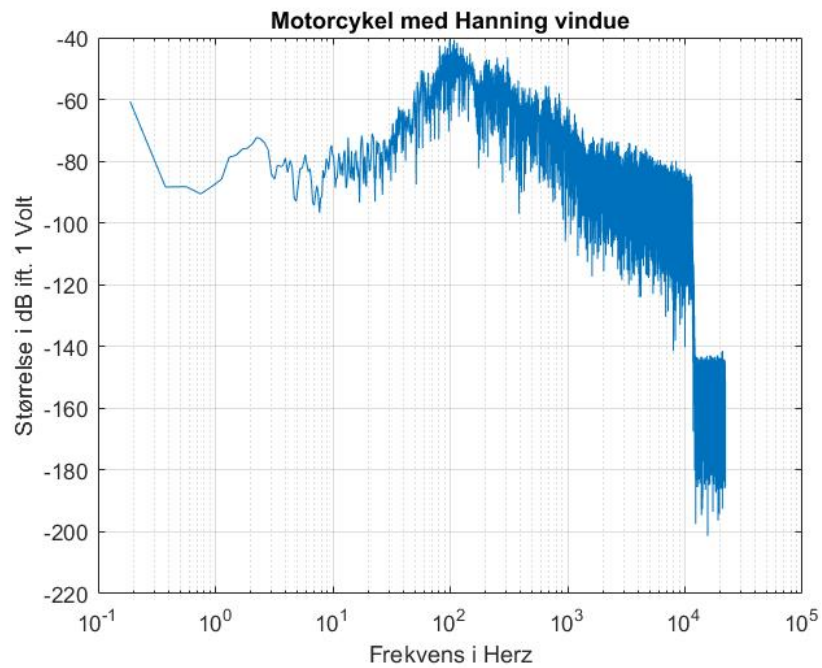
Det originale signal er blevet fast fourrier transformeret og er blevet plottet på en

logoritmisk skala på figur 3.2. Det i øjenfaldende på dette plot er, at signalet indeholder mange forholdsvis lave toner og mange forskellige frekvenser.

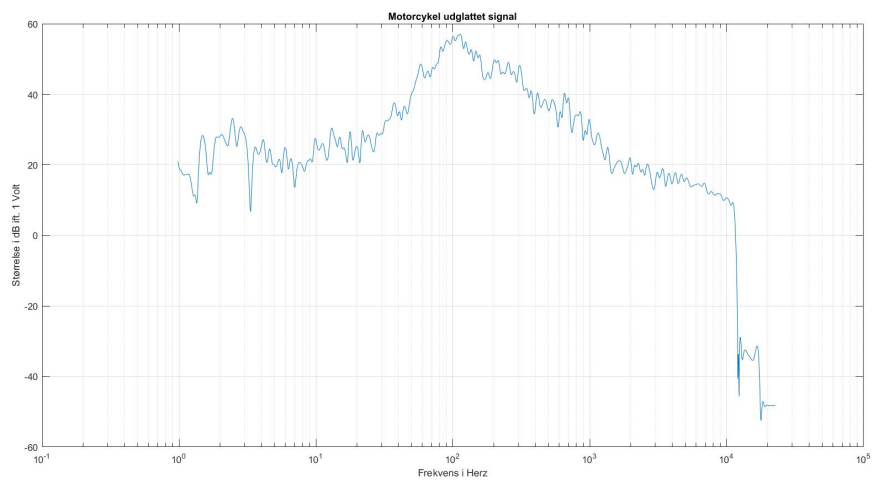


Figur 3.2: DFT Analyse af et signal fra en Motor

Det DFT-transfomerede signal er blevet vægtet ved brug af et hanningvindue. Resultatet ses på figur 3.3. Som man kan se på figuren er der ikke en det helt store at hente ved hanningviduet på denne funktion. Dette har været gennemgående for alle funktionerne, at Hanning-vinduet eller en anden vindues-funktion ikke havde nogen indvirkning.



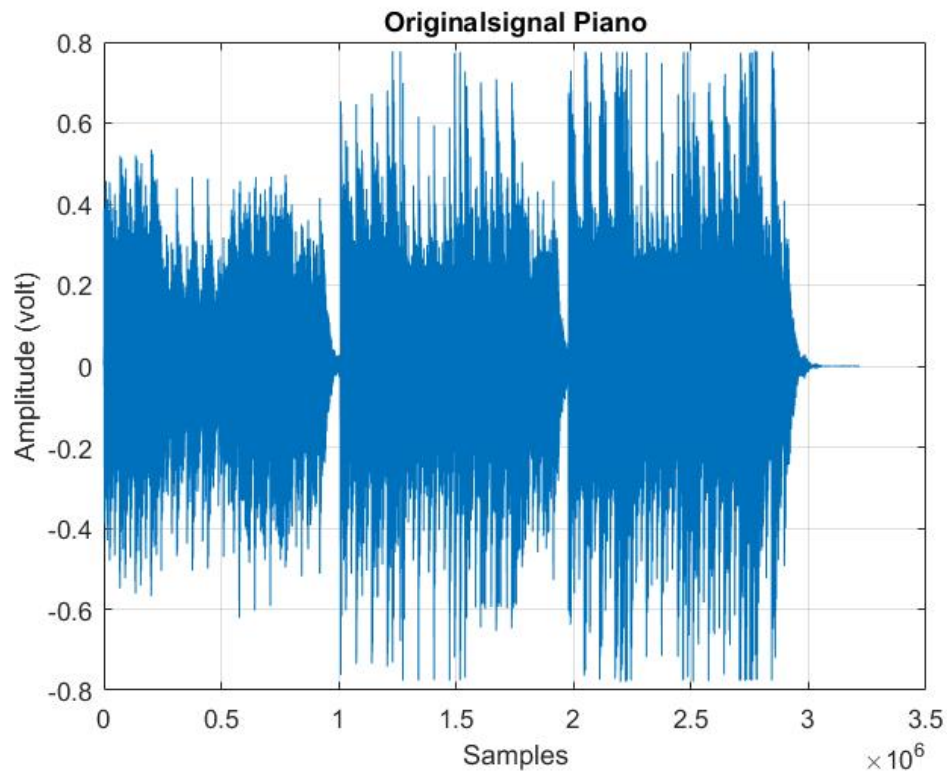
Figur 3.3: DFT Analyse af et signal fra en Motor med et hanningvindue



Figur 3.4: Det udglattede DFT signal fra en Motor

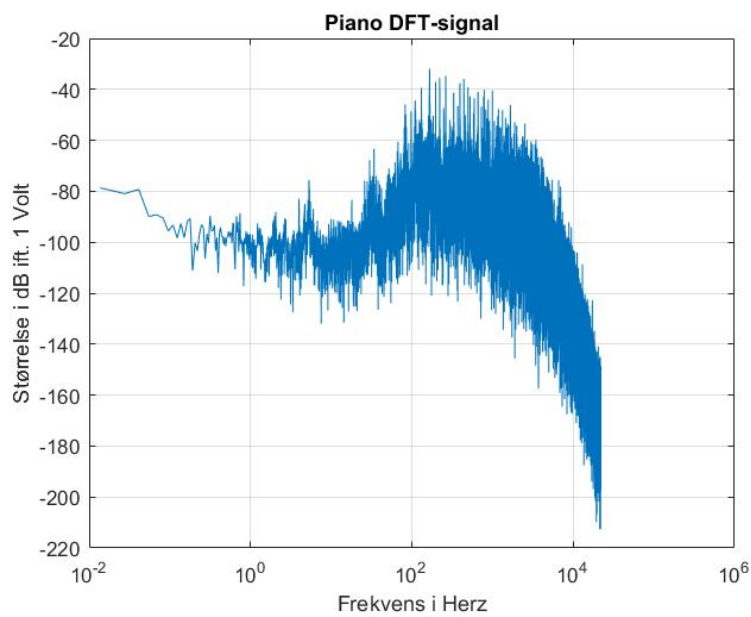
3.2 Klaver

Dette signal er fra et klaver. Man kan se det originale lydsignal på figur 3.5.

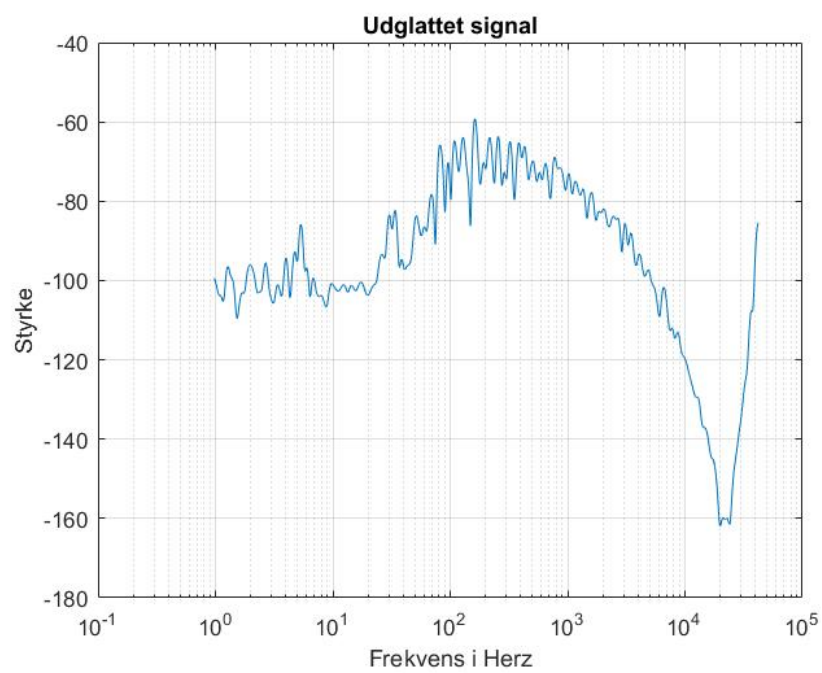


Figur 3.5: DFT Det originale signal fra et klaver

Det originale signal er blevet fast fourier transformeret og er blevet plottet på en logaritmisk skala på figur 3.6. Det i øjenfaldende på dette plot er, at det indeholder stor energi omkring 100Hz-1000Hz og indeholder mange præcise unikke frekvenser i dette område.



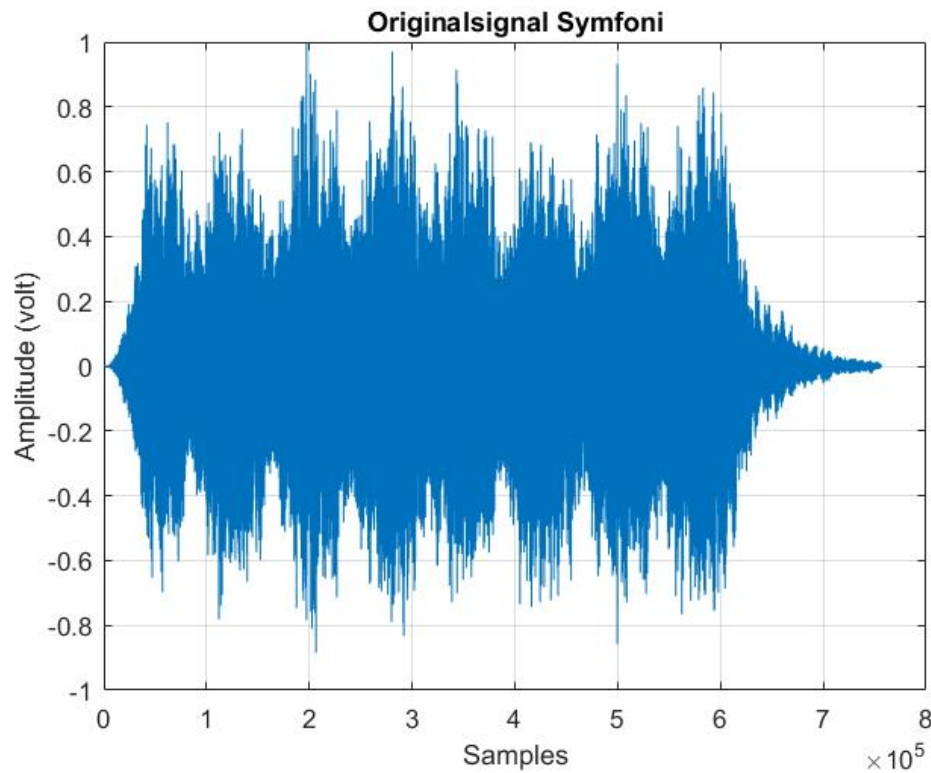
Figur 3.6: DFT Analyse af et signal fra et Klaver



Figur 3.7: Det udglattede DFT signal fra et Klaver

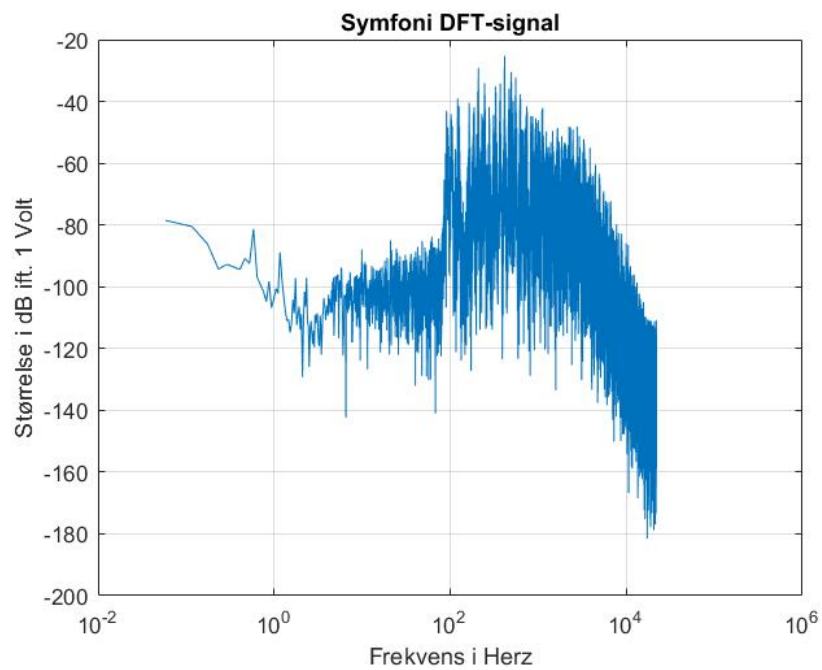
3.3 Symfoni

Dette signal er fra et symfoniorkester. Man kan se det originale lydsignal på figur 3.8.

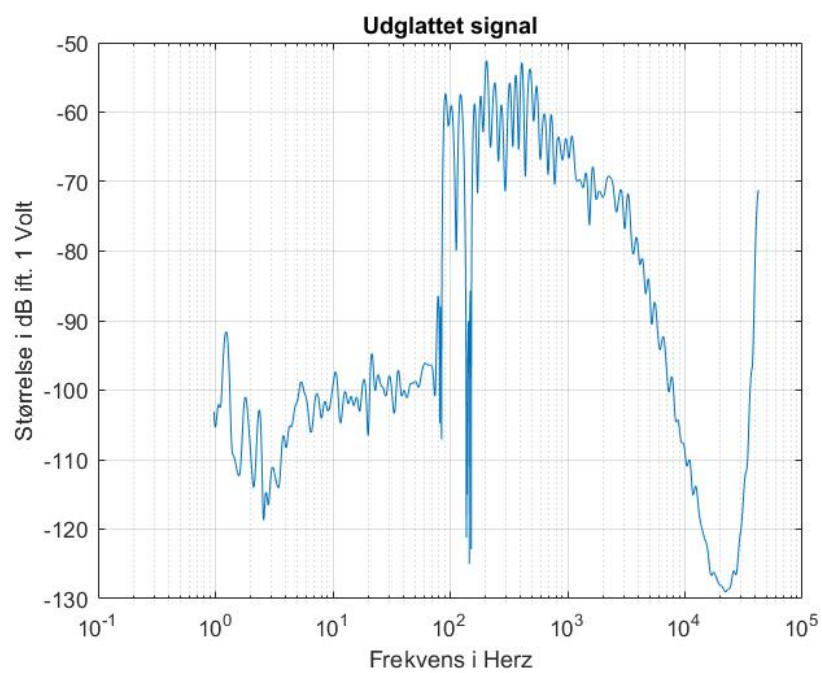


Figur 3.8: DFT Det originale signal fra en Symfoni

Det originale signal er blevet fast fourrier transformeret og er blevet plottet på en logaritmisk skala på figur 3.9. Det i øjenfaldende på dette plot er, at det indeholder mange forskellige frekvenser fra de forskellige instrumenter i området 100Hz-1000Hz.



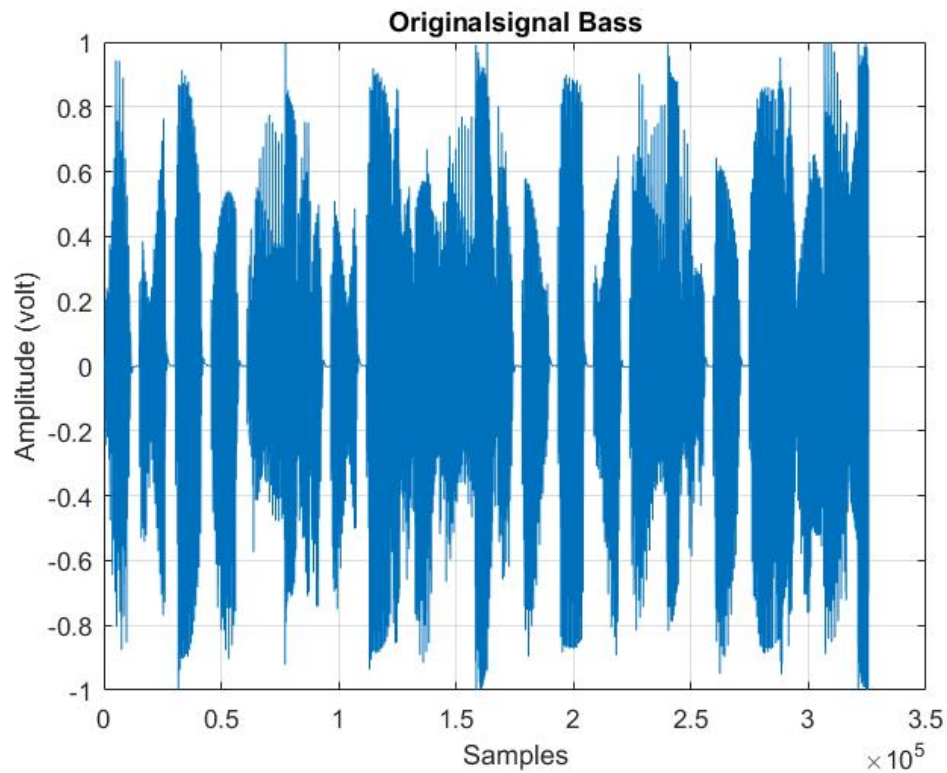
Figur 3.9: DFT Analyse af et signal fra en Symfoni



Figur 3.10: Det udglattede DFT signal fra en Symfoni

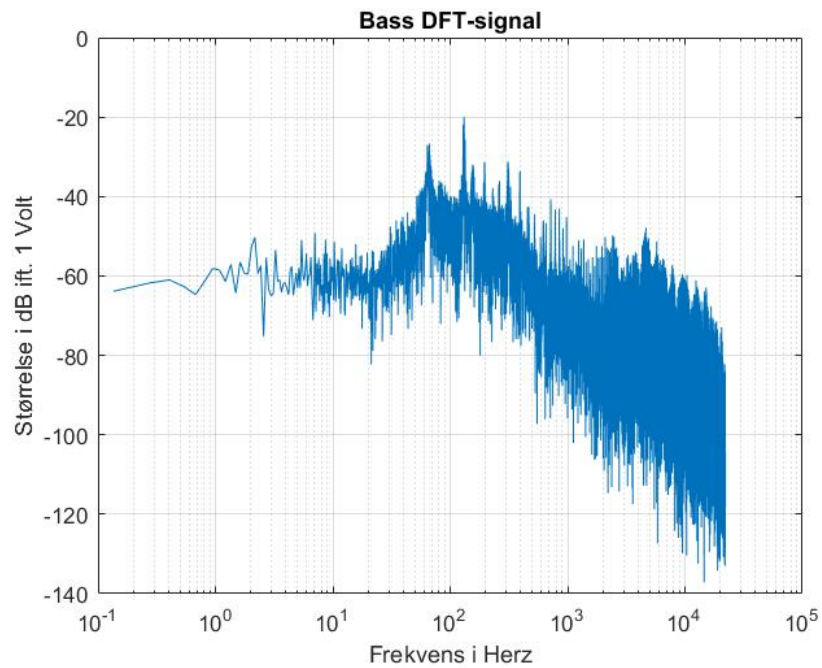
3.4 Bass

Dette signal er fra en bas. Man kan se det originale lydsignal på figur 3.11.

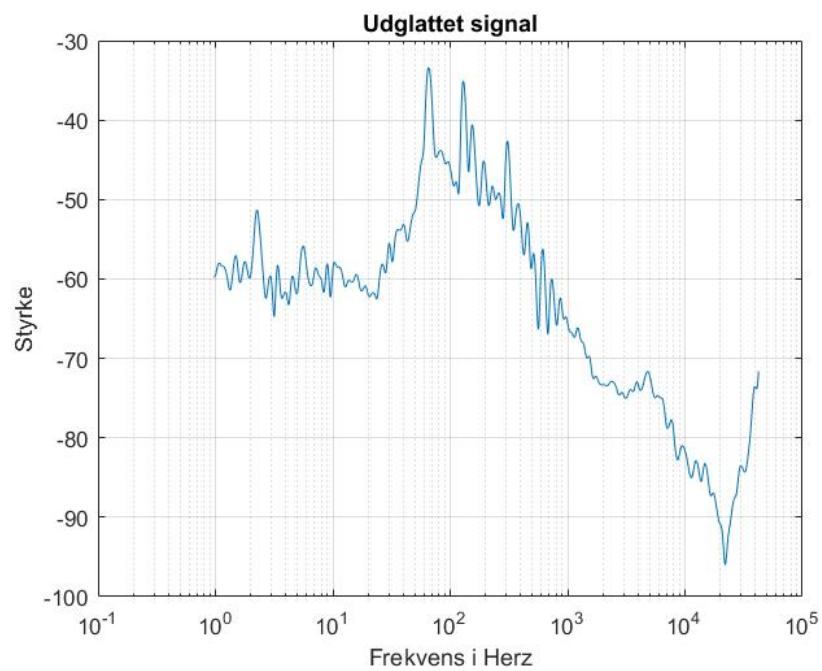


Figur 3.11: DFT Det originale signal fra en Bas

Det originale signal er blevet fast fourier transformeret og er blevet plottet på en logoritmisk skala på figur 3.12. Det i øjenfaldende på dette plot er, at frekvenserne fra bassen er rimelig lave i forhold til både klaveret og symfoni-orkesteret. Signalet har også færre frekvenser, "der stikker ud fra mængden", hvilket skyldes, at det er en el-bas.



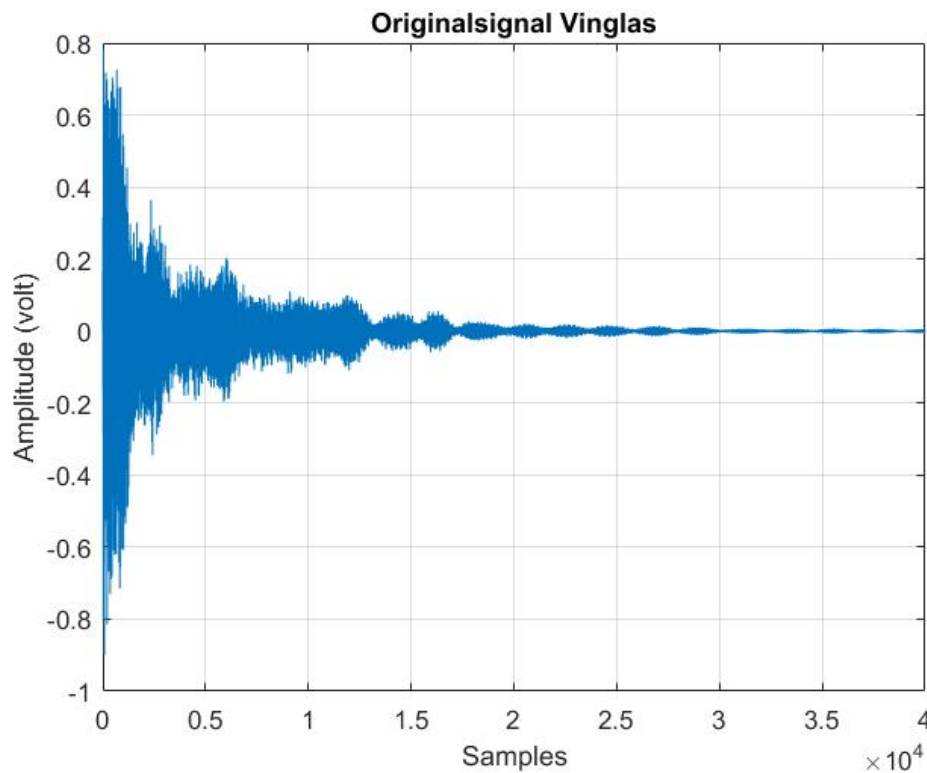
Figur 3.12: DFT Analyse af et signal fra en Bas



Figur 3.13: Det udglattede DFT signal fra en Bas

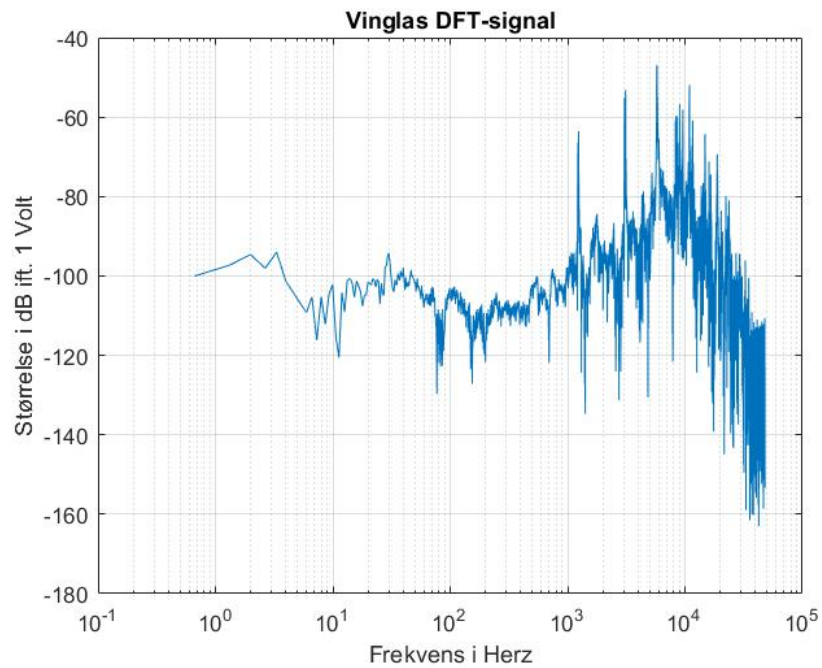
3.5 Vinglas

Dette signal er af en, der knipser på et vinglas. Man kan se det originale lydsignal på figur 3.14.

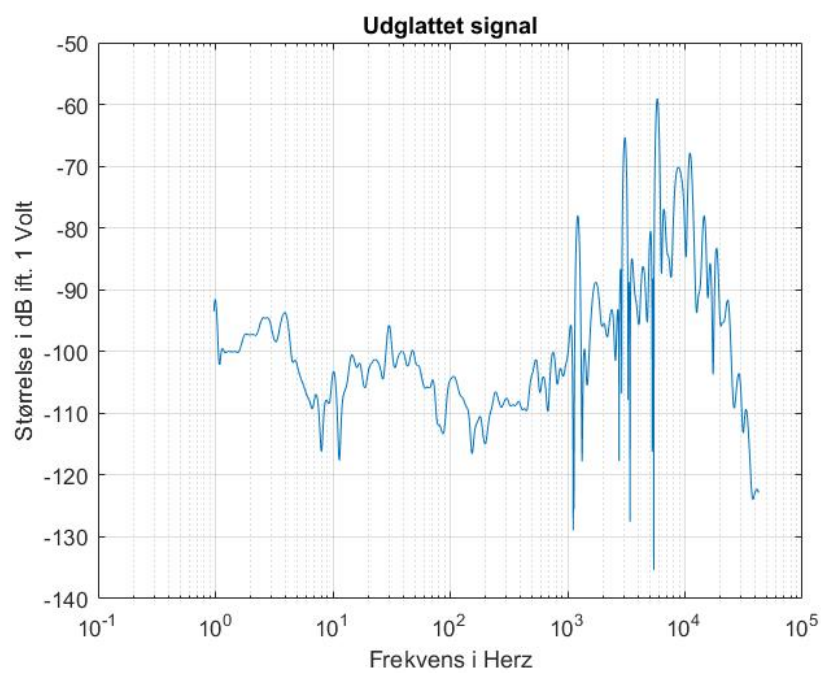


Figur 3.14: DFT Det originale signal fra et Vinglas

Det originale signal er blevet fast fourrier transformeret og er blevet plottet på en logoritmisk skala på figur 3.15. Det i øjenfaldende på dette plot er, at det indeholder mange høje frekvenser og har få meget præcise frekvenser, hvor der er stor energi.



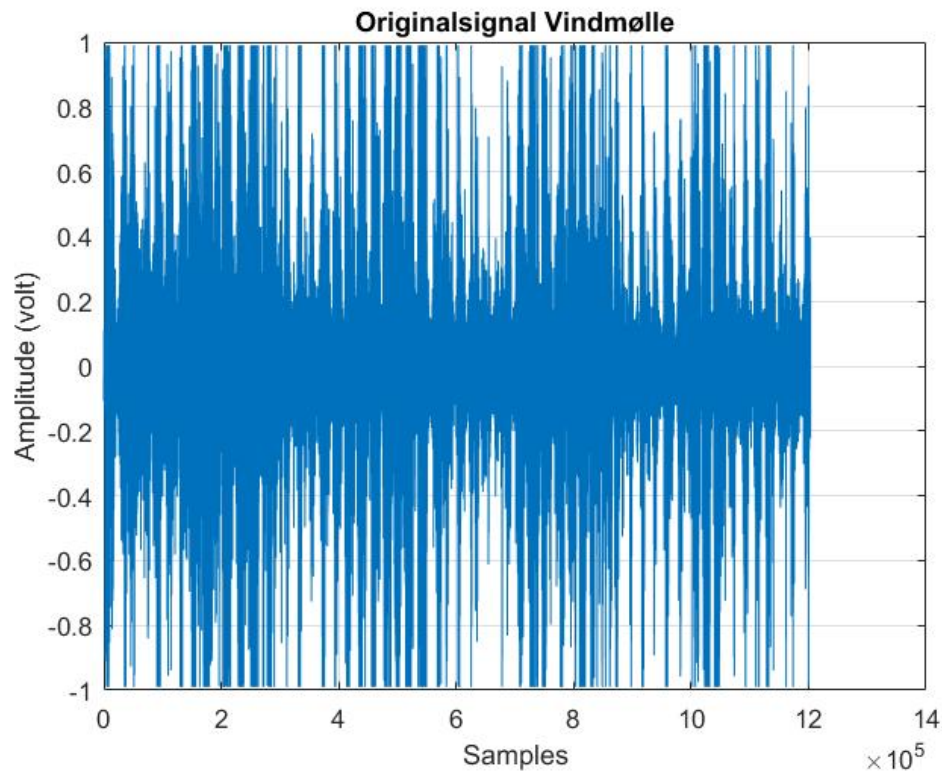
Figur 3.15: DFT Analyse af et signal fra et Vinglas



Figur 3.16: Det udglattede DFT signal fra en, der knipser på et vinglas

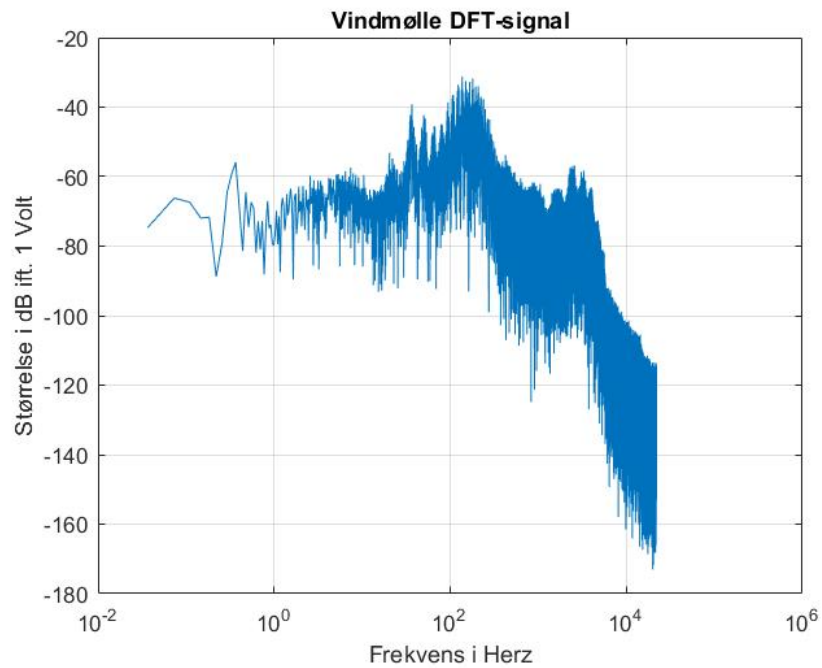
3.6 Vindmølle

Dette signal er larm fra en vindmølle. Man kan se det originale lydsignal på figur 3.14.

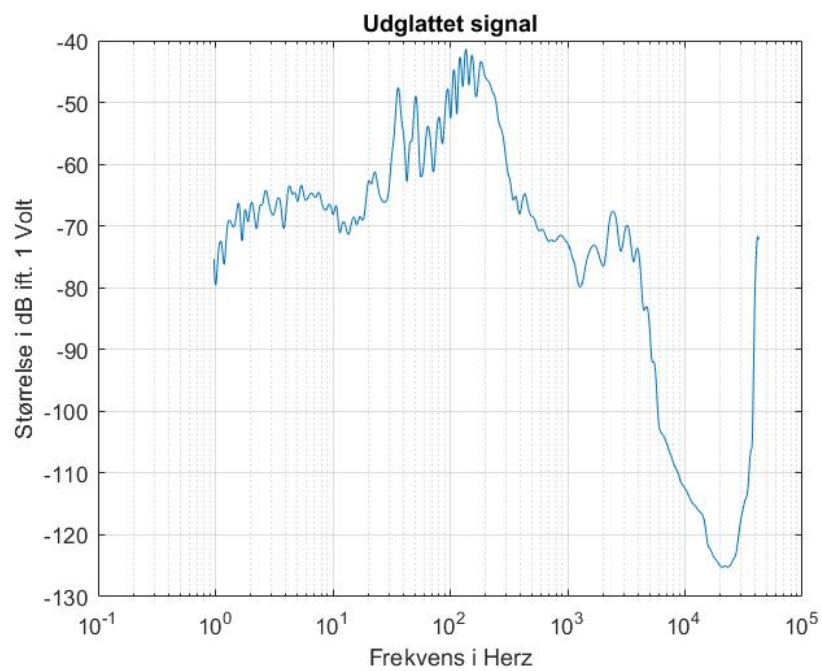


Figur 3.17: DFT Det originale signal fra en Vindmølle

Det originale signal er blevet fast fourrier transformeret og er blevet plottet på en log-oritmisk skala på figur 3.18. Det i øjenfaldende på dette plot er, det er rimelig lavfrekvent (70Hz-200Hz). Der er heller ikke rigtig specielt mange frekvenser, der stikker specielt ud.



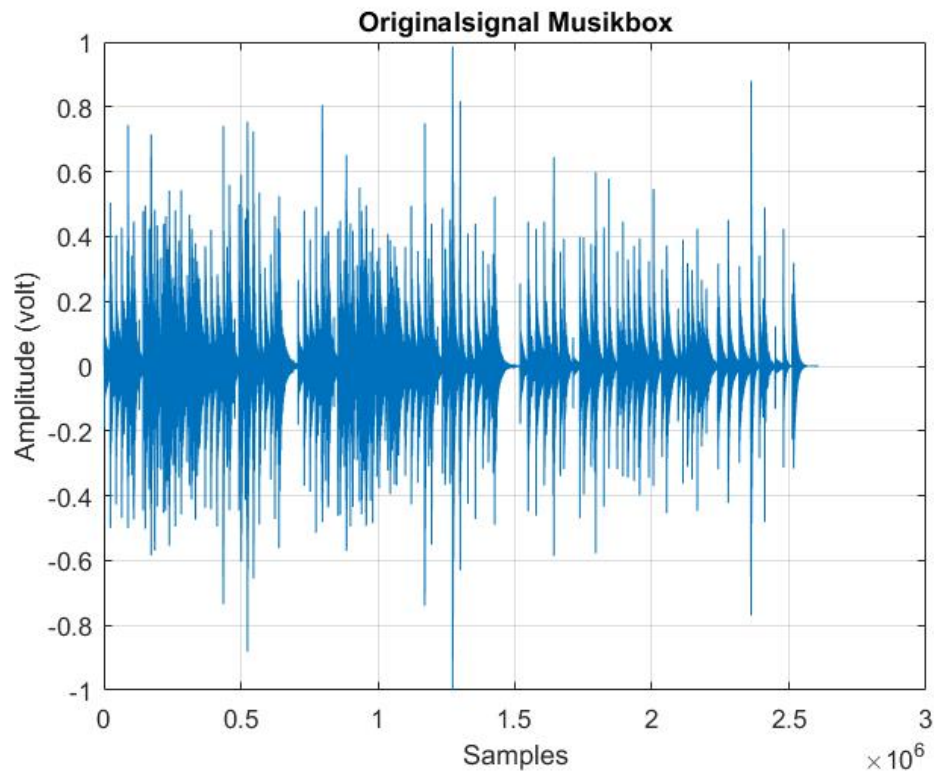
Figur 3.18: DFT Analyse af et signal fra en Vindmølle



Figur 3.19: Det udglattede DFT signal fra en Vindmølle

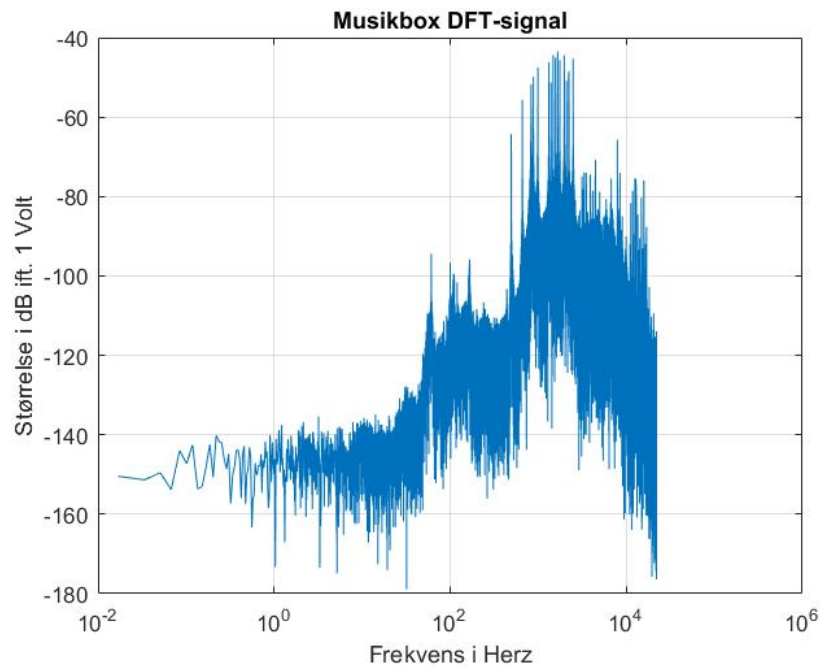
3.7 Spilledåse

Dette signal er musik fra en gammeldags spilledåse. Man kan se det originale lydsignal på figur 3.20.

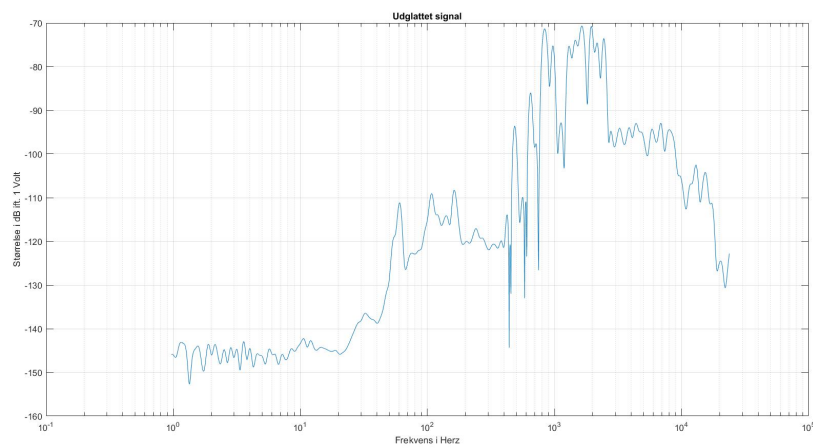


Figur 3.20: Det originale signal fra en Musikbox

Det originale signal er blevet fast fourrier transformeret og er blevet plottet på en logoritmisk skala på figur 3.21. Det i øjenfaldende på dette plot er, at det en del frekvenser, der stikker meget ud.



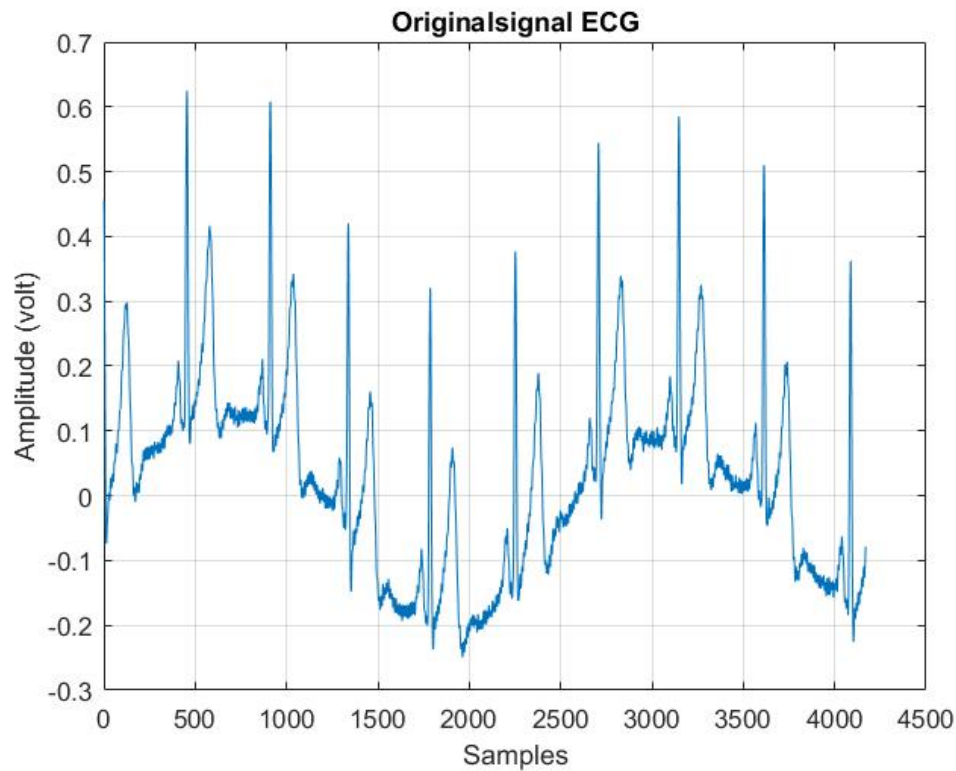
Figur 3.21: DFT Analyse af et signal fra en Musikbox



Figur 3.22: Det udglattede DFT signal fra en Musikbox

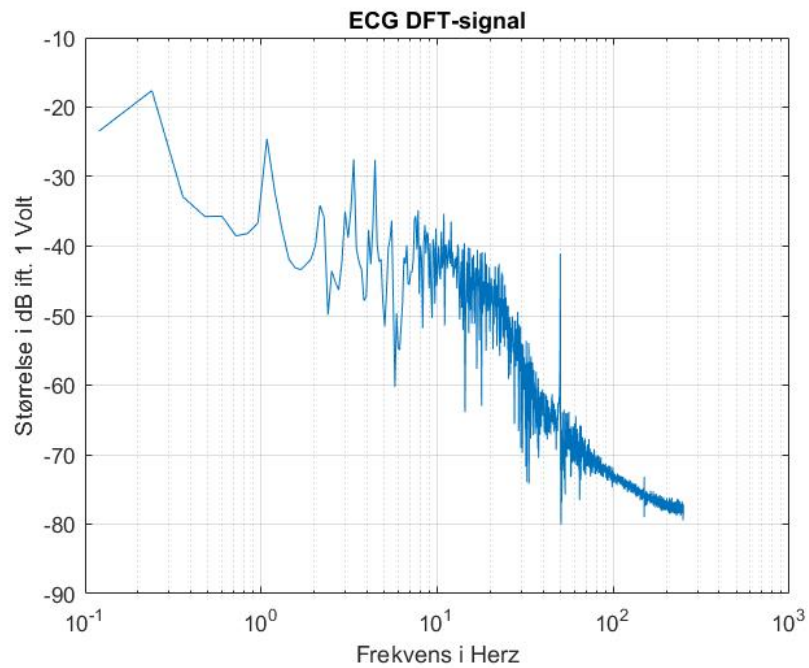
3.8 ECG-signal

Dette signal er et ECG-signal. Man kan se det originale lydsignal på figur 3.23.

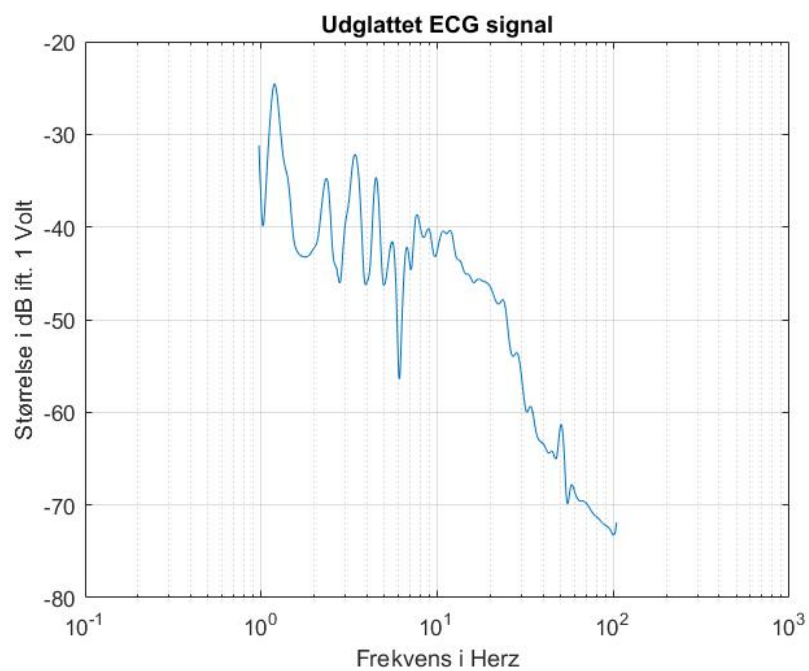


Figur 3.23: Det originale ECG-signal

Det originale signal er blevet fast fourrier transformeret og er blevet plottet på en logaritmsk skala på figur 3.24. Det i øjenfaldende på dette plot er, at der meget energi ved de meget lave frekvenser. Man kan også se, at 50Hz stikker voldsomt ud, hvilket er støj fra strømnettet. Dette er meget normalt for ECG-signaler.



Figur 3.24: DFT Analyse af et ECG-signal



Figur 3.25: Det udglattede DF140 ECG-signal

4. Resultat og Diskussion

Vores analyse af de forskellige signaler viste, hvilke frekvenser, der var dominerende i de enkelte signaler. Denne viden er vigtig at have, da den fortæller meget godt, hvad signalet indeholder.

Man kan f.eks. ved brug af analysen af symfoni-signalet (fig.3.10) se, at det indeholder stor aktivitet i frekvensområdet 100Hz-1000Hz, hvilket stemmer meget godt overens med, hvad man kunne forvente af frekvenser i et sådan signal.

Man kan, hvis man sammenligner de to signaler: Bas (fig.3.13) og musikboxen (fig.3.22). Se, at signalet fra musikboxen indeholder flere høje frekvens end Bas-signalet, dette er helt forventelig. Man kan også se, at signalet fra vinglasset, der knipses på indeholder nogen meget præcise frekvenser modsat f.eks. signalet fra symfoni-orkesteret, der indeholder mange forskellige instrumenter med forskellige frekvenser.

Vores analysesystem har dermed givet os en bedre forståelse for, hvilke frekvenser, der er dominerende i de enkelte signaler. Dette kan f.eks. bruges til at bestemme om, der er en bolt i motoren, der er slidt og skal skiftes. Da man med tilstrækkelig stor erfaring inde for et enkelt område kan bruge de signaler til at opfange fejl og slitage.

I analysen er det valgt ikke at bruge vindues-funktionerne, der det ikke gav mening i forhold til de signaler der er blevet arbejdet med. De anvendte signalers frekvensopløsning syntes at have været så høj, at der ikke sås nogen nævneværdig forbedring af lækageproblemer, eller støjproblemer, ved brug af fx Hanning-vinduer. Dette er eksemplificeret ved figur: 3.3 der iøvrigt i sit afsluttende drop til sidst ligner at dette signal tidligere har haft en lavere samplingsfrekvens.

5. Konklusion

I denne opgave har vi arbejdet med DFT af forskellige digitale signaler. Vi har lavet et analysesystem, hvor der blev benyttet DFT til at analysere signaler. DFT har overført signalet, så det kunne i forhold til det frekvens mæssige indhold i signalet.

Hanningvinduet er også blevet undersøgt og brugt til at sortere støj fra signalet og undgå lækage. Dette gav dog ikke mening i forhold til de signaler, der blev arbejdet med i opgaven.

Vi har set på, hvordan man ved brug af DFT kan trække "nye" oplysninger ud af signalet. Disse oplysninger kan bruges til at for eksempel opdage slitage i en vindmølle.

6. Bilag

Dette afsnit indeholder den anvendte analyse skabellon, der er lavet i matlab.
article graphicx color

```
clear; clc;

%Indlfilen i variablen y ved brug af audioread:
load ECG

% ***** Roter matrixen 90 grader *****
B = rot90(ecg);

% ***** Udv 1 signal *****
x = B(1,:);

% ***** Antal samples og varighed i sekunder *****
Fsample=500;
N = length(x);
Tlength = N/Fsample;

% ***** Beregn DFT pignalet *****
X=fft(x,N);

% ***** Frekvensakse setup *****
delta_f = Fsample/N;
f_axis = [0:delta_f:Fsample-delta_f];

% ***** Definer hann funktionen (vinduet)*****
w = hanning(N);

% ***** Gang hann funktionen punktionen y *****
x_hann=x.*w';
```

```

W = fft(x_hann,N);

% ***** Udskat et signal *****
[f_oct3, Xm] = oct_smooth(X, Fsample, 12, [1 100]);

ECG_oct12dB = 20*log10(abs((2/N)*Xm));

% ***** Plot *****
figure(1); clf
semilogx(f_axis(1:0.5*end),20*log10(abs((2/N)*X(1:0.5*(end)))))
xlabel('Frekvens i Herz')
ylabel('Strrelse i dB ift. 1 Volt')
title('ECG DFT-signal')
grid on

figure(2); clf
semilogx(f_axis(1:0.5*end),20*log10(abs((2/N)*W(1:0.5*(end)))))
xlabel('Frekvens i Herz')
ylabel('Strrelse i dB ift. 1 Volt')
title('ECG med Hanning vindue')
grid on

figure(3); clf
semilogx(f_oct3, ECG_oct12dB)
xlabel('Frekvens i Herz')
ylabel('Strrelse i dB ift. 1 Volt')
title('Udglattet ECG signal')
grid on

figure(4); clf
plot(x)
xlabel('Samples')
ylabel('Amplitude (volt)')
title('Originalsignal ECG')
grid on

```