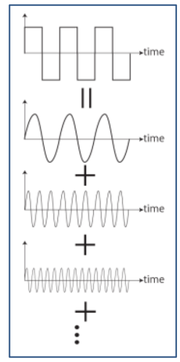
認識行動システム論
第5回

梶本裕之
Twitter ID kajimoto
ハッシュタグ #ninshiki

（復習）：フーリエ級数展開



周期Tの波形 f(t)は次のように分解できる

$$f(t)=a_0+\sum_{m=1}^{\infty}a_m\cos(2\pi mt/T)+\sum_{m=1}^{\infty}b_m\sin(2\pi mt/T)$$

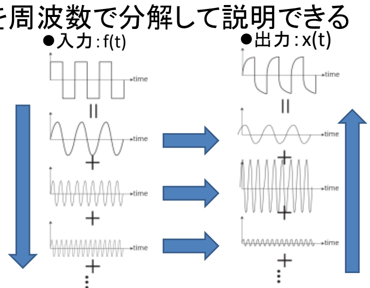
$$a_0=\frac{1}{T}\int_0^T f(t)dt$$ 平均値（DC成分）

$$a_m=\frac{2}{T}\int_0^T f(t)\cos(2\pi mt/T)dt$$

$$b_m=\frac{2}{T}\int_0^T f(t)\sin(2\pi mt/T)dt$$

※この授業では係数は気にしない．

（復習：フーリエ級数展開）歪みを周波数で分解して説明できる



（1）入力f(t)を周波数分解する
（2）周波数ごとの出力の振幅と位相を求める．
（3）合計すると出力が得られる．

これを連続関数で考えるとどうなるか？

（復習）フーリエ変換

フーリエ級数展開は周期的な信号を分解するのに使われた．
フーリエ変換は周期的ではない信号に対する変換．
Tを無限大とした極限から導かれる．
逆フーリエ変換によって元に戻すことができる．

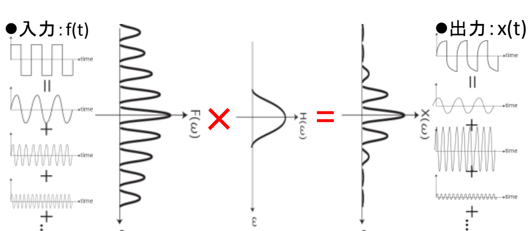
フーリエ変換

$$F(\omega)=\int_{-\infty}^{\infty}f(t)\exp(-j\omega t)dt$$

逆フーリエ変換

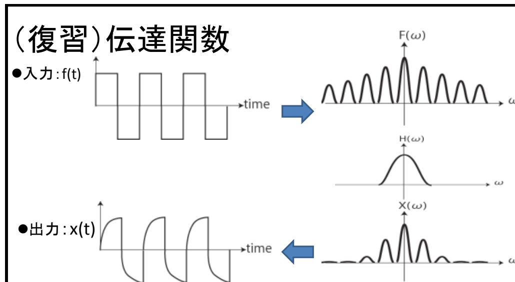
$$f(t)=\int_{-\infty}^{\infty}F(\omega)\exp(j\omega t)d\omega$$

（復習）入出力の関係：関数同士の掛け算



（1）入力f(t)を周波数分解⇒F(ω)
（2）周波数ごとにどれだけ振幅と位相が変わるか：H(ω)
（3）出力（のフーリエ変換）：X(ω)=H(ω)*F(ω)
（4）逆フーリエ変換すると出力が得られる：x(t)

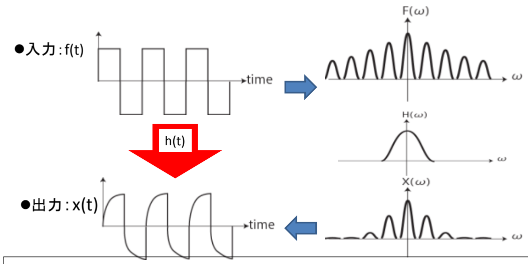
（復習）伝達関数



フーリエ空間では、入出力は単なる掛け算で表される．
X(ω)＝H(ω)×F(ω)

この入出力関係を定義するシステムの性質H(ω)を伝達関数と呼ぶ．

今日の話題：周波数領域ではなく，時間領域のまま議論できないか？



X(ω)＝H(ω)×F(ω)：周波数領域で美しいのは分った．
時間的な現象として何が起きているのか分からない．

式で考えよう

フーリエ変換

$$F(\omega)=\int_{-\infty}^{\infty} f(t)\exp(-j\omega t)dt$$

逆フーリエ変換

$$f(t)=\int_{-\infty}^{\infty} F(\omega)\exp(j\omega t)d\omega$$

X(ω)＝H(ω)×F(ω)

両辺を逆フーリエ変換すれば時間領域の信号に戻る．

$x(t)=$

$=$

$=$

$=$

$$\int_{-\infty}^{\infty} H(\omega)\exp(j\omega(t-\tau))d\omega=\int_{-\infty}^{\infty}\left(H(\omega)\exp(-j\omega\tau)\right)\exp(j\omega t)d\omega$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} h(t-\tau)\exp(-j\omega t))dt=\int_{-\infty}^{\infty} h(t')\exp(-j\omega(t'+\tau))dt'$$

$$=\exp(-j\omega\tau)\int_{-\infty}^{\infty} h(t')\exp(-j\omega t'))dt'$$

$$=H(\omega)\exp(-j\omega\tau)$$

逆順の計算もしておく（ふつうはこちら）

$$x(t)=\int_{-\infty}^{\infty} f(\tau)h(t-\tau)d\tau$$

フーリエ変換

$$F(\omega)=\int_{-\infty}^{\infty} f(t)\exp(-j\omega t)dt$$

逆フーリエ変換

$$f(t)=\int_{-\infty}^{\infty} F(\omega)\exp(j\omega t)d\omega$$

両辺をフーリエ変換．

$$X(\omega)=\int_{-\infty}^{\infty}\exp(-j\omega t)dt\int_{-\infty}^{\infty} f(\tau)h(t-\tau)d\tau$$

$$=\int_{-\infty}^{\infty}\exp(-j\omega(\tau+(t-\tau))dt\int_{-\infty}^{\infty} f(\tau)h(t-\tau)d\tau$$

$$=\int_{-\infty}^{\infty}\exp(-j\omega\tau)\cdot\exp(-j\omega(t-\tau))dt\int_{-\infty}^{\infty} f(\tau)h(t-\tau)d\tau$$

$$=\int_{-\infty}^{\infty}\qquad d\tau\int_{-\infty}^{\infty}\qquad dt$$

$$=\int_{-\infty}^{\infty}\qquad d\tau\int_{-\infty}^{\infty}\qquad dt'$$

$$=F(\omega)H(\omega)$$

コンボリューション定理

$$X(\omega)=F(\omega)H(\omega)=H(\omega)F(\omega)$$

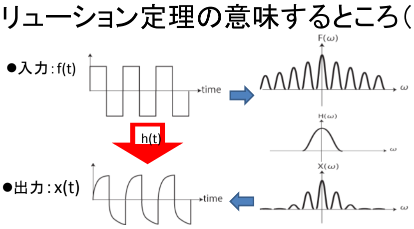
フーリエ逆変換　フーリエ変換

$$x(t)=\int_{-\infty}^{\infty} f(\tau)h(t-\tau)d\tau=\int_{-\infty}^{\infty} h(\tau)f(t-\tau)d\tau$$

簡略化のため次のようにも表記

$$x(t)=f(t)*h(t)=h(t)*f(t)$$

コンボリューション定理の意味するところ（1）

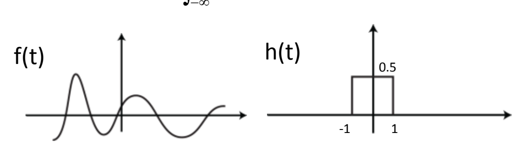


$$x(t)=\int_{-\infty}^{\infty} f(\tau)h(t-\tau)d\tau \qquad X(\omega)=F(\omega)H(\omega)$$

•h(t)のフーリエ変換がH(ω)であるとする．
•周波数領域でフィルタH(ω)をかけることは，
時間領域では，入力信号x(t)に対する関数h(t)の畳み込み積分（コンボリューション）として表現される．

コンボリューション定理の意味するところ（2）

$$x(t)=\int_{-\infty}^{\infty} h(\tau)f(t-\tau)d\tau$$

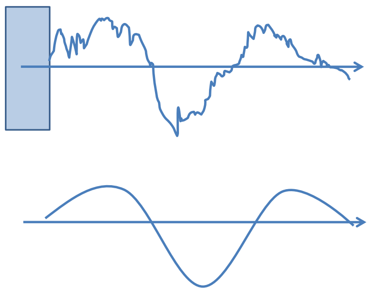


例えば，h(t)=0.5　(-1<t<1)なら，

$x(t)=$

これは，f(t)を平均化していくフィルタ

平均化？

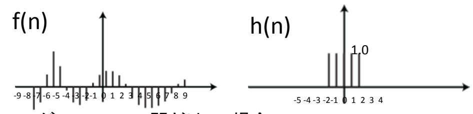


ノイズを「ならし」て大域的な特徴をつかむ

離散化による理解

$$x(t)=\int_{-\infty}^{\infty}h(\tau)f(t-\tau)d\tau \Rightarrow x(n)=\sum_{i=-\infty}^{\infty}h(i)f(n-i)$$

x(n)=...+ h(-4)f(n+4) + h(-3)f(n+3) +...+ h(3)f(n-3) + h(4)f(n-4)+...



h(n)が，n=-2～2の間だけ1の場合，

x(1)=f(3) + f(2) + f(1) + f(0) + f(-1)
x(2)=f(4) + f(3) + f(2) + f(1) + f(0)
x(3)=f(5) + f(4) + f(3) + f(2) + f(1)
x(4)=f(6) + f(5) + f(4) + f(3) + f(2)
x(n)=f(n+2) + f(n+1) + f(n) + f(n-1) + f(n-2)

出力xは，入力fの「平均化」になっている．

（復習）フーリエ変換の計算例：矩形波

$$h(t)=\begin{cases}1/2 & -1\le t\le 1\\ 0 & otherwise\end{cases}$$

$$H(\omega)=\int_{t=-\infty}^{\infty}f(t)\exp(-j\omega t)dt$$

$$=$$

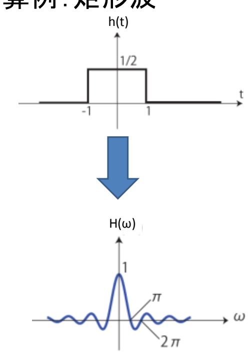
$$=\left[\frac{1}{-j2\omega}\exp(-j\omega t)\right]_{-1}^{1}$$

$$=\frac{1}{-j2\omega}(\exp(-j\omega)-\exp(j\omega))$$

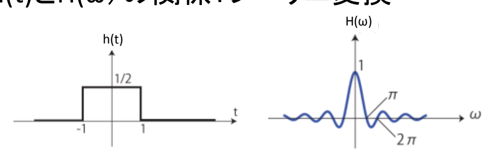
$$=\frac{1}{-j2\omega}(\cos(\omega)-j\sin(\omega)-\cos(\omega)-j\sin(\omega))$$

$$=\frac{-j\sin(\omega)}{-j\omega}$$

$$=$$



h(t)とH(ω)の関係：フーリエ変換



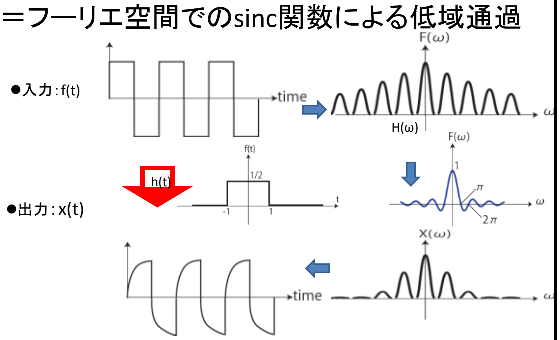
つまり，h(t)のフーリエ変換H(ω)は，大雑把には
「低い周波数で大きな値をとり，高い周波数で小さな値をとる」
すなわち，低域通過フィルタ（LPF：Low Pass Filter)である．

時間領域での「**平均化（平滑化）フィルタ**」
≒周波数領域での「**ローパスフィルタ**」

実時間での矩形波による平均化 ＝フーリエ空間でのsinc関数による低域通過

●入力：f(t)

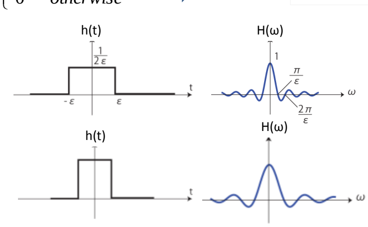
●出力：x(t)



$$x(t)=\int_{-\infty}^{\infty}f(\tau)h(t-\tau)d\tau \qquad X(\omega)=F(\omega)H(\omega)$$

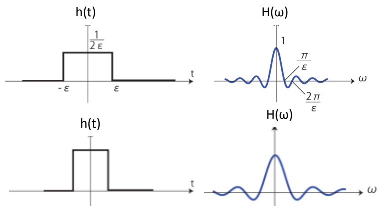
（復習）矩形波の幅が変わると？

$$h(t)=\begin{cases}\dfrac{1}{2\varepsilon} & -\varepsilon\le t\le\varepsilon\\ 0 & otherwise\end{cases} \Rightarrow H(\omega)=$$



矩形波の幅を狭くする ⇒ フーリエ変換結果は幅広に

平均化の時間幅と周波数帯域の関係

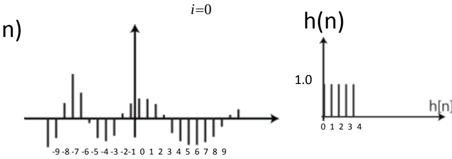


矩形波の幅を狭くする ⇒ フーリエ変換結果は幅広に

時間的な平均化（平滑化）フィルタの幅が広いほど
周波数的には低い周波数しか通さなくなる.

時間軸の離散化：FIRフィルタによる実装

$$x(n) = \sum_{i=0}^{\infty} h(i)\, f(n-i)$$

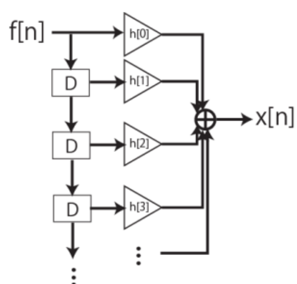


i=0から始める：未来のデータ が使えないことを意味する.
この例は，元データf(n)を，４個平均して出力する.

- 未来のデータが使えない例：リアルタイム制御
- 先のデータが使える例：画像処理

FIRフィルタの図的理解

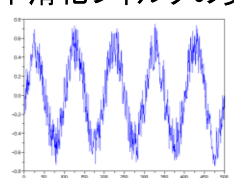
$x(n) =$



D:Delay，遅延器，メモリ.
h[n]：増幅器

FIR＝Finite Impulse Response
個々のインパルス応答を有限個足し合わせたもの.

平滑化フィルタの実例（１）

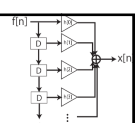


元の信号に
高周波ノイズが含まれている.

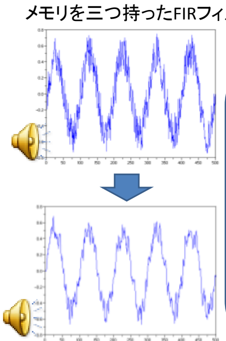
Scilabコード例

```
time = [0:0.01:100];

//振幅0.5の正弦波に最大振幅0.5のノイズが混入
wave=0.5*sin(time*2*%pi) + 0.5*(rand(time)-0.5);
playsnd(wave);
savewave('wave.wav',wave);
plot(wave(1:500));
```

平滑化フィルタの実例（２）



メモリを三つ持ったFIRフィルタによって平滑化

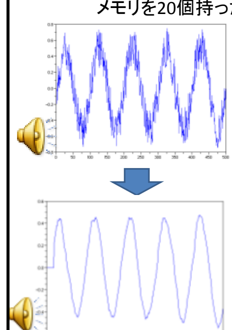


Scilabコード例

```
time = [0:0.01:100];
//振幅0.5の正弦波に最大振幅0.5のノイズが混入した信号
wave=0.5*sin(time*2*%pi) + 0.5*(rand(time)-0.5);

out=zeros(wave);
//3つを平均する.
for n=3:length(wave),
  for i=0:2,
    out(n)=out(n)+wave(n-i)/3;
  end
end
playsnd(out);
savewave('wave.wav',out);
plot(out(1:500));
```

平滑化フィルタの実例（３）

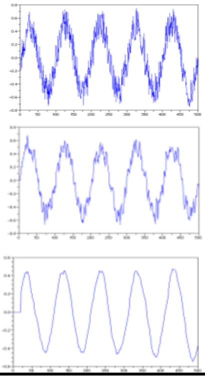
メモリを20個持ったFIRフィルタによって平滑化

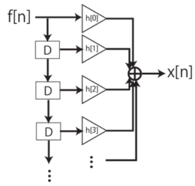


Scilabコード例

```
time = [0:0.01:100];
//振幅0.5の正弦波に最大振幅0.5のノイズが混入した信号
wave=0.5*sin(time*2*%pi) + 0.5*(rand(time)-0.5);

out=zeros(wave);

//20個を平均する.
for n=20:length(wave),
  for i=0:19,
    out(n)=out(n)+wave(n-i)/20;
  end
end

playsnd(out);
savewave('wave.wav',out);
plot(out(1:500));
```

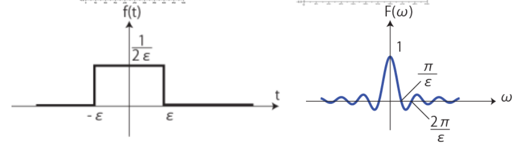
FIRフィルタによる平滑化の効果と弊害





ステップ数が多くなるほど
＜効果＞
平滑化の効果が高い
（＝低域の通過周波数が下がる）
＜弊害＞
計算量の増大
ステップ数分の「時間遅れ」が必ず生じる

どのくらいの周波数まで通過させるか

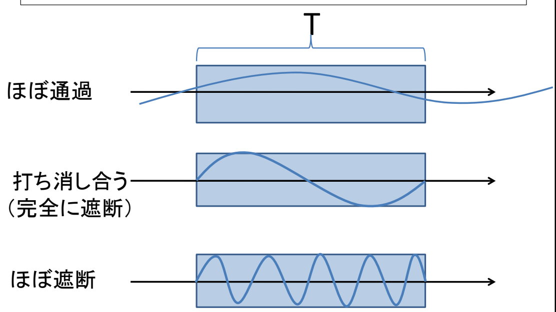


幅2εの矩形波のフーリエ変換：角周波数π/εで0

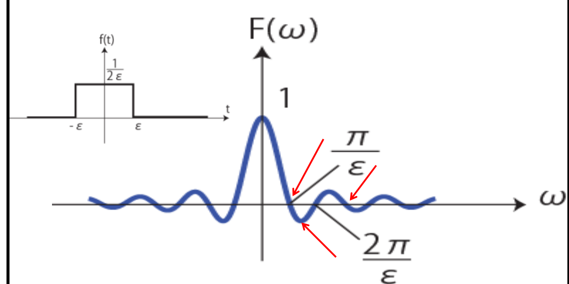
時間幅Tで平均化する場合：
角周波数2π/T（周波数1/T）(以上)の波を遮断.

平均化による遮断

時間幅Tの平均化：周波数1/T (以上)の波を遮断.



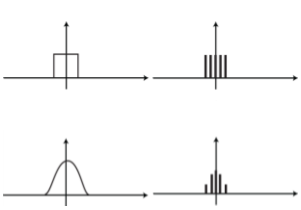
単純平均化によるローパスの落とし穴

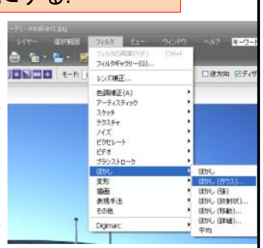


特定の周波数は全く通さないが，高周波成分の遮断が周期的ふるまいを示す.

実際のローパス

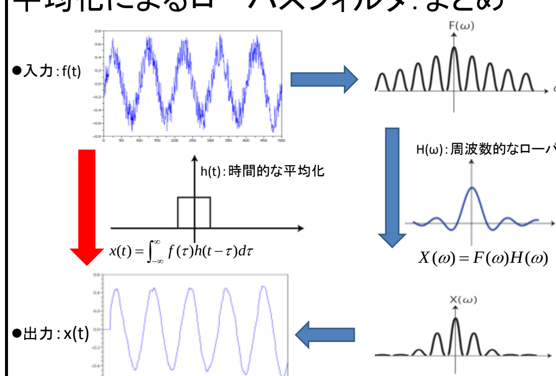
周波数空間での周期的ふるまいを無くすため，なだらかにする.





画像の世界では．．．「ガウスぼかし」

平均化によるローパスフィルタ：まとめ

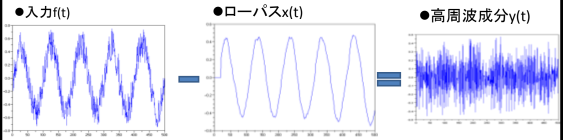


逆に高い周波数成分だけ取り出すには？

●ローパスフィルタ：低い周波数成分だけを取り出した

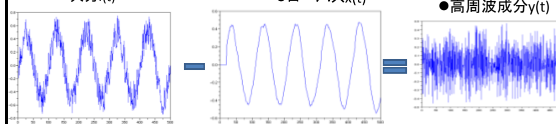
●元信号と低周波信号の差をとれば，高周波数成分だけ取り出せる？

●入力f(t)　●ローパスx(t)　●高周波成分y(t)

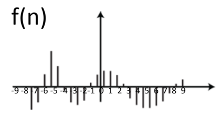


ハイパスフィルタのFIRフィルタによる実装

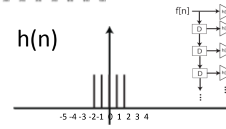
●入力f(t)　●ローパスx(t)　●高周波成分y(t)

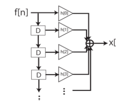


f(n)



h(n)

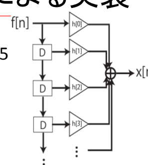




ローパス例：x(n)=(f(n+2) + f(n+1) + f(n) + f(n-1) + f(n-2))/5
ハイパス例：y(n)=f(n)-x(n)
=-1/5・f(n+2) -1/5・f(n+1) +4/5f(n) -1/5・f(n-1) -1/5・f(n-2)

ハイパスフィルタのFIRフィルタによる実装

ローパス：
強　x(n)=(f(n+2) + f(n+1) + f(n) + f(n-1) + f(n-2))/5
↑　x(n)=(f(n+1) + f(n) + f(n-1) + f(n-2))/4
↓　x(n)=(f(n+1) + f(n) + f(n-1))/3
弱　x(n)=(f(n) + f(n-1))/2



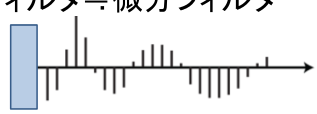
ハイパス：y(n)=f(n)-x(n)

ローパスが{強い・弱い}ほど，ハイパスは{弱く・強く}なる

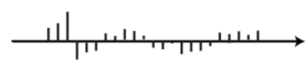
最も簡単な場合：
x(n)=(f(n) + f(n-1))/2
ハイパス：
y(n) = f(n)-x(n) =
つまり，直前との「差分（微分）」．

ハイパスフィルタ≒微分フィルタ

●入力f(t)



●高周波成分y(t)



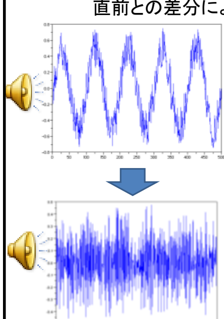
y(1) = (f(1) - f(0))/2
y(2) = (f(2) - f(1))/2
y(3) = (f(3) - f(2))/2...

用語整理

（周波数表現）		（時間軸表現）
ローパスフィルタ＝低域通過フィルタ	＝	平滑化フィルタ
ハイパスフィルタ＝高域通過フィルタ	＝	微分フィルタ

ハイパスフィルタの例

直前との差分によってハイパス

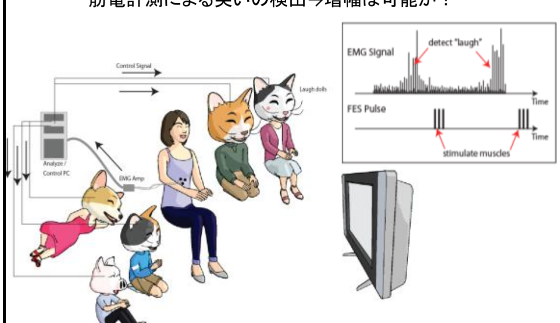


Scilabコード例

```
time = [0:0.01:100];
//振幅0.5の正弦波に最大振幅0.5のノイズが混入した信号
wave=0.5*sin(time*2*%pi) + 0.5*(rand(time)-0.5);

out=zeros(wave);

//差分をとる
for n=2:length(wave),
  out(n)=wave(n)-wave(n-1);
End

playsnd(out);
savewave('wave.wav',out);
plot(out(1:500));
```

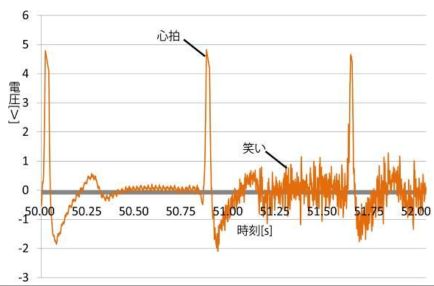
フィルタリング．．．研究の現場で

筋電計測による笑いの検出→増幅は可能か？

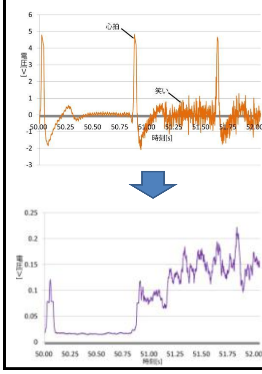


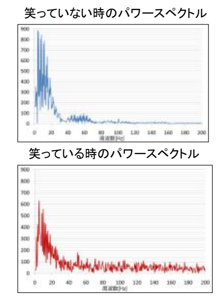
研究の現場で

筋電計測：
●心拍による成分：非常に大きいが，低周波
●笑いによる成分：小さいが，高周波



研究の現場で

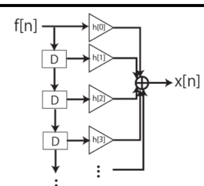




（1）ハイパスフィルタで笑い成分を抽出
（2）絶対値化フィルタで正の値に変換
（3）ローパスフィルタで笑い領域を確定

参考：エコー

エコー＝時間遅れ信号の重畳.
これもFIRフィルタで実装できる.



Scilabコード例

```
wave = loadwave('aiueo.wav');

out=zeros(wave);

//エコー（1000ステップ前の信号を重畳）
for n=1000:length(wave),
   out(n)=wave(n)+0.9*wave(n-999);
end

playsnd(out,11000);      //11kHzサンプリングで再生
savewave('wave.wav',out,[11000]);
```

レポート課題1

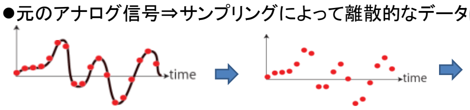
適当なwaveファイルに対して次の三つの操作を行う.
（1）FIRフィルタによるローパスフィルタをかけて音をくもらせる.
（2）FIRフィルタによる適当なハイパスフィルタをかけて音をとがらせる.
（3）エコーを掛けてカラオケのようにする.

Scilabのソースファイル，原音のwaveファイル，
処理後のwaveファイルを添付すること.
（ただし添付ファイルは1Mbyte以下に抑えてください．）

※注：Waveファイルの形式によってはScilabで扱えない場合があります。その場合は、例えばWindows標準のWaveサウンドファイル（Windows開始音等）を使うとうまくいきます。C:¥Windows¥Mediaの下にあります。

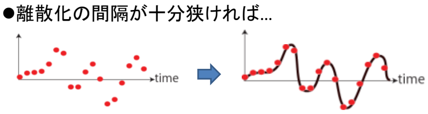
PCで信号を扱う＝離散化

●元のアナログ信号⇒サンプリングによって離散的なデータに



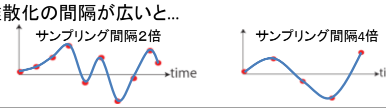
0.00
0.10
0.11
⋮
0.35

●離散化の間隔が十分狭ければ...



元に戻せそう

●離散化の間隔が広いと...

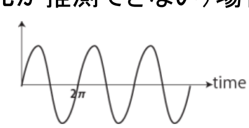


元に戻せなそう

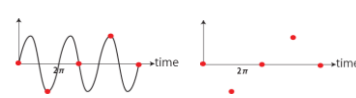
この違いはなんだろうか？ 「元に戻す」とはなんだろうか？

元に戻せない（＝元が推測できない）場合

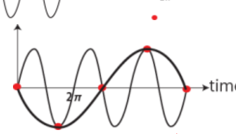
元の信号：sin(x)，周期2π



離散化の間隔 3/2 π



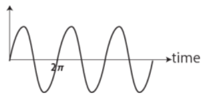
なめらかに結ぶと...



元と全く異なる波形となる＝エリアシング

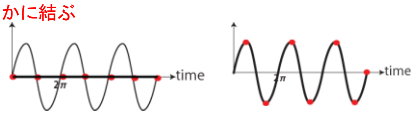
離散化に際して：ナイキスト周波数

元の信号：sin(x)，周期2π



離散化の間隔　π

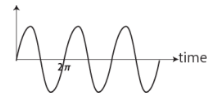
なめらかに結ぶ



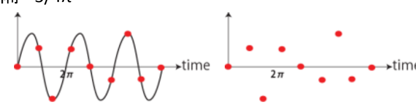
うまくいく場合と、うまくいかない場合がありそう

離散化に際して：ナイキスト周波数未満

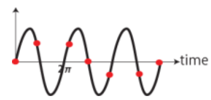
元の信号：sin(x)，周期2π



離散化の間隔　3/4π



正弦波でなめらかに結ぶ



元の波形が再現できる！！

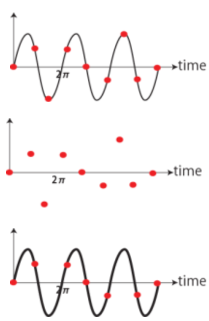
サンプリング定理（標本化定理）

元信号に含まれる<u>最高周波数</u>の，

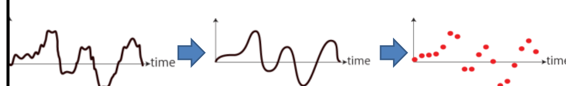
倍より高い周波数でサンプリング（標本化）していれば，

元の信号はサンプリング点から完全に再生できる．

倍の周波数＝ナイキスト周波数



サンプリング定理（標本化定理）



逆に，エリアシングを生じないために，

サンプリング周波数の半分以上の周波数は，**<u>あらかじめカット</u>**する必要がある．（後でカットしても意味無し！）

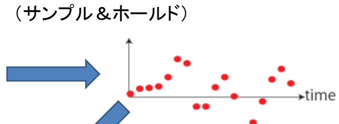
カットしないとエリアシングを生じ，偽の低い周波数が観察される．
（例）蛍光灯下の扇風機，テレビ画面のビデオ撮影

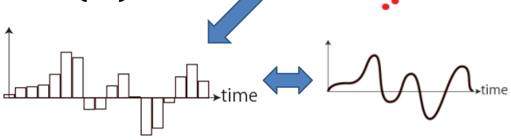
カットはアナログ回路によるローパスフィルタなどを用いる事が多い

サンプリングデータを元に戻す（再生）とは？

一番簡単な方法：サンプリングされたデータを、単純に電圧出力する
（サンプル＆ホールド）

$$\begin{pmatrix} 0.00 \\ 0.10 \\ 0.11 \\ \vdots \\ 0.35 \end{pmatrix}$$

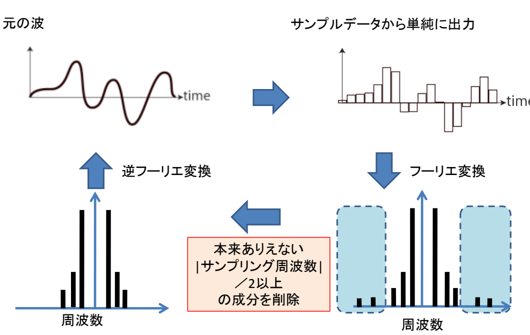




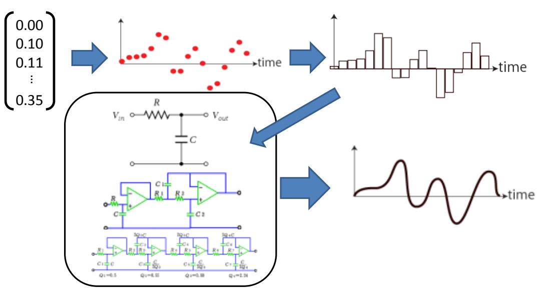
大体同じ。でも微妙な違い

元の波が、ナイキスト周波数未満の成分しかないとすると、
単純に、「<u>高い周波数をカット</u>すれば元に戻る」はず

元の波に含まれない周波数をカット（イメージ）

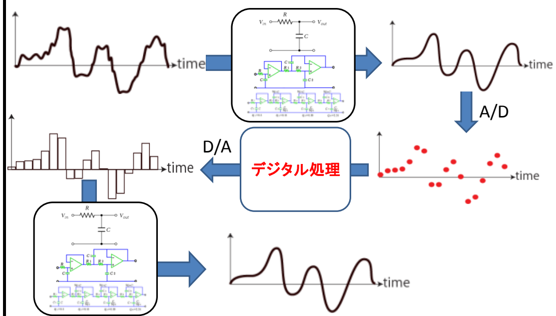


サンプリングデータ（デジタルデータ）からアナログ波形の出力の実際



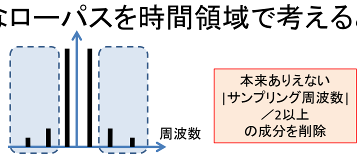
実際には**アナログ回路**で高周波成分をカットする場合がほとんど
カット周波数＝サンプリング周波数の半分

「デジタル」処理のための「アナログ」処理まとめ



①A/D前にサンプリング定理を満たすためのローパス
②D/A後にサンプリング定理を満たすためのローパス

理想的なローパスを時間領域で考えると？



信号のフーリエ変換F(ω)にフィルタH(ω)をかけることを意味する

X(ω)＝H(ω)×F(ω)

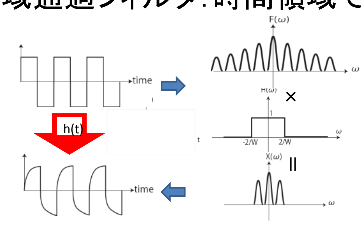
F(ω) → H(ω) → X(ω)

H(ω)=

理想的低域通過フィルタ：時間領域では？

●入力：f(t)

●出力：x(t)



$$H(\omega)=\begin{cases}1\ (|\omega|<W/2)\\0\ (|\omega|\geqq W/2)\end{cases}$$

逆フーリエ変換でh(t)を求めてみる

$h(t) =$

=

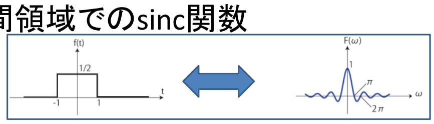
=

=

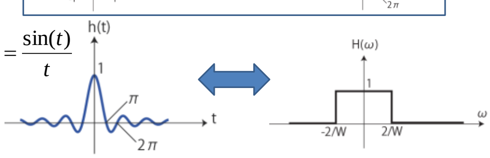
=

=

時間領域でのsinc関数



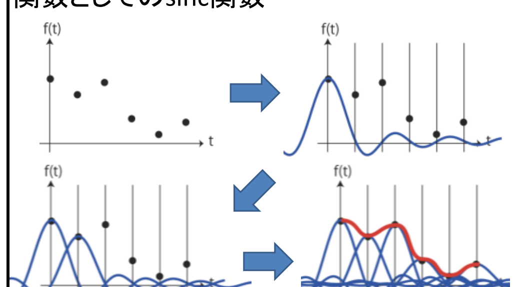
$$h(t)=\frac{\sin(t)}{t}$$



周波数領域での理想的な低域通過フィルタは、
時間領域でのsinc関数に他ならない

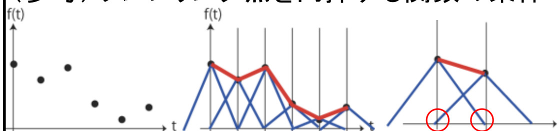
ただし無限に長いフィルタになるので、
結局矩形波（＝平均化）や、よりなだらかな波形が用いられる。

（参考）サンプリング点を「なだらかに内挿する」関数としてのsinc関数

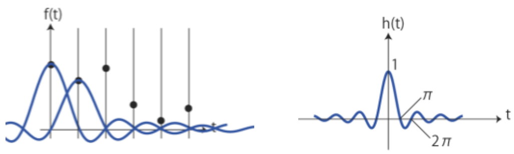


Sinc関数での「畳込み積分」：
サンプリング点ごとにsinc関数を重ねあわせていく操作に相当

（参考）サンプリング点を内挿する関数の条件

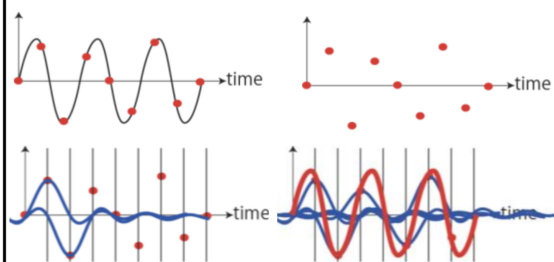


最も簡単な内挿＝線形補間。この場合基礎となる関数は孤立三角波
各関数の合算結果がサンプリング点を通過するためには、
基礎となる関数が、サンプリング点で0にならなければならない。



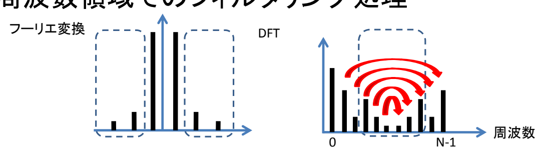
Sinc関数はこの条件を満たしている。

（参考）サンプリング定理ぎりぎりの波形も

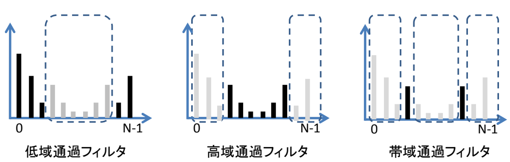


サンプリング定理ギリギリの波形のサンプリング結果も、
Sinc関数で理論通りに内挿するとちゃんと元に戻る

周波数領域でのフィルタリング処理



フーリエ変換に対するフィルタリング：原点対称
DFTに対するフィルタリング：中心対称に作用させる必要



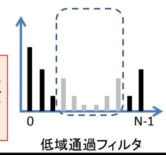
レポート課題２

低域通過フィルタによって三角波を正弦波にする。

（1：時間領域での処理）レポート課題1と同様のFIRフィルタをかけ、波形が正弦波に近づいていくことを観察せよ

（2：周波数空間での処理）三角波のフーリエ変換結果に対して、周波数領域で低域を通過させた後、逆フーリエ変換で波形を元に戻せ。

理解してほしいこと：時間領域での処理（畳込み積分）と周波数空間での処理が同じ結果を生むことを認識。



レポート課題2(2) 参考（ほぼ答え）

```
wave=[-49:50];    //一周期100の三角波
wave = [wave,wave,wave,wave,wave]; //5回繰り返す。つまり500要素の波形
plot(wave);
fourier = fft(wave);  //フーリエ変換。500要素のベクトル

//パワースペクトルを計算
//power_spec = fourier .* conj(fourier);
//plot(power_spec);   //計算結果を表示

//フーリエ変換結果から高域を取り除く。どこからどこまで取り除くかは、パワースペクトルの観察で見極める。DFT結果に対しては左右対称に取り除くことに注意
//Scilabでは配列の添字が1から始まることに注意
for i=
  fourier(i)=0;
end

wave2=ifft(fourier); //逆フーリエ変換
plot(wave2);
```