

信号処理備忘録

motchy

2019 年 11 月 16 日 ~ 2025 年 8 月 4 日

ver 0.19.0

目次

第 1 部	前書き	5
第 2 部	表記法	7
第 2.1 章	自然言語	8
第 2.2 章	数学記号	9
第 2.3 章	量の次元の扱い	10
第 2.4 章	連続座標信号の表現	11
第 2.5 章	離散座標信号の表現	12
第 3 部	時間軸の操作	13
第 3.1 章	時間のシフトとスケーリングの適用順序	14
3.1.1	結論	14
3.1.2	機械的に導く方法	14
第 4 部	微分	15
第 4.1 章	複素数値信号の絶対値の 2 乗の微分	16
第 5 部	畳み込み	17
第 5.1 章	畳み込みの微分	18
5.1.1	関係式	18
5.1.2	使いどころ	18
第 5.2 章	巡回畳み込み	19
5.2.1	巡回畳み込みの可換則	19
第 5.3 章	諸定理	21
5.3.1	線形変換と畳み込みの順序交換	21
5.3.1.1	動機	21
5.3.1.2	理論	21
5.3.2	数値実験	21
第 6 部	相関	22
第 6.1 章	巡回相関	23
第 7 部	Fourier 級数と Fourier 変換	24
第 7.1 章	Fourier 級数展開	25
7.1.1	基底関数	25
7.1.2	Fourier 係数	25
第 7.2 章	Fourier 変換	26
7.2.1	基底関数	26
7.2.2	Fourier 変換の定義	26
7.2.3	逆 Fourier 変換	26
7.2.4	周波数表示された Fourier 変換との関係	26
7.2.4.1	逆変換により元の関数に戻ることに注意	27
7.2.5	関数とその Fourier 変換の偶奇性	27
7.2.6	積と畳み込みとの関係	27
7.2.6.1	積の Fourier 変換	27

7.2.6.2	畳み込みの Fourier 変換	28
7.2.7	実部または虚部のみの Fourier 変換	28
7.2.8	Fourier 変換の関係式の早見表	28
第 7.3 章	標本化定理	29
第 7.4 章	離散時間 Fourier 変換 (DTFT)	31
7.4.1	直観的な説明	31
7.4.2	定義	31
7.4.2.1	呼称について	31
7.4.3	連続座標信号との関係	31
7.4.4	逆離散時間 Fourier 変換 (IDTFT)	32
7.4.4.1	IDTFT が DTFT の逆変換であること	32
7.4.5	積と畳み込みとの関係	32
7.4.5.1	時間領域、周波数領域の畳み込みの定義	32
7.4.5.2	積の DTFT	32
7.4.5.3	畳み込みの DTFT	33
7.4.5.4	積の IDTFT	33
7.4.5.5	畳み込みの IDTFT	33
7.4.6	定数関数 1 の DTFT	33
7.4.7	単一周波数波の DTFT の導出	35
7.4.8	エイリアシングとの関係	36
7.4.8.1	補足: 式 (1) のもう一つの導出	36
7.4.9	システムの伝達関数と正弦波入力との関係	37
7.4.10	Gaussian ノイズの DTFT	38
7.4.10.1	エネルギー・スペクトラム密度の性質	38
7.4.10.2	Fourier 変換との関係	38
第 7.5 章	離散 Fourier 変換 (DFT)	39
7.5.1	基底	39
7.5.2	DFT の定義	39
7.5.3	Hermite な離散座標信号の DFT は実数である	39
7.5.3.1	系: Hermite な離散座標信号の IDFT は実数である	40
7.5.4	巡回畳み込みの DFT は DFT の積に比例する	40
7.5.5	巡回相関の DFT	40
7.5.6	巡回畳み込みの DFT	41
7.5.7	Gaussian ノイズの DFT	41
第 7.6 章	高速 Fourier 変換 (FFT)	43
7.6.1	長さが 2 のべき乗でない信号の DFT を長さが 2 のべき乗の信号の FFT に帰着する方法	43
7.6.2	長さを 2 数の積に分解して複数回の DFT に分ける方法	44
7.6.2.1	目標	44
7.6.2.2	方法	44
7.6.2.3	計算例	45
第 7.7 章	離散 Cosine 変換 (DCT)	46
7.7.1	DCT 基底の正規直交性を導出するための補題	46
第 8 部	Hilbert 変換	47
第 8.1 章	Hilbert 変換の変数変換	48
第 8.2 章	sin, cos の Hilbert 変換	49
第 8.3 章	Hilbert 変換の Fourier 変換	50
第 9 部	Laplace 変換	51
第 9.1 章	複素指数関数入力に対する伝達関数の作用	52
9.1.1	系: 正弦波入力に対する伝達関数の作用	52
第 10 部	Z 変換	54
第 10.1 章	両側 Z 変換	55
10.1.1	逆 Z 変換	55
10.1.2	最終値定理	55
10.1.3	複素指数関数入力に対する伝達関数の作用	56
第 10.2 章	片側 Z 変換	57
10.2.1	信号とその片側 Z 変換の一対一対応	57
10.2.2	畳み込みの片側 Z 変換	57
第 11 部	周波数変換	58
第 11.1 章	ヘテロダイン	59
11.1.1	連続時間複素数値信号を上方変換して実数値信号を送信し、受信側で複素数値信号を復元する	59
11.1.1.1	計算	59
11.1.1.2	サイドバンドの考察	59

第 12 部 離散時間領域 60

第 12.1 章	オーバー・サンプリング	61
12.1.1	オーバー・サンプリングされた信号の DTFT	61
12.1.1.1	主張	61
12.1.1.2	導出	61
12.1.1.3	正規化角周波数で比較する	61
12.1.1.4	数値例	61
12.1.2	オーバー・サンプリングされた信号の Z 変換	62
第 12.2 章	アンダー・サンプリング	63
12.2.1	アンダー・サンプリングされた信号の DTFT	63
12.2.1.1	主張	63
12.2.1.2	導出	63
12.2.1.3	正規化角周波数で比較する	64
12.2.1.4	数値例	64
12.2.2	アンダー・サンプリングされた信号の Z 変換	64
第 12.3 章	Noble Identity	66
12.3.1	主張	66
12.3.2	導出	66
第 12.4 章	補間	68
12.4.1	IDTFT を用いた有限長信号の補間	68
12.4.1.1	動機	68
12.4.1.2	方法	68
12.4.1.3	数値例	68
12.4.1.4	等間隔補間信号の周波数スペクトラム	69
12.4.1.4.1	数値例	70
12.4.2	IDFT を用いた周期信号の補間	71
12.4.2.1	動機	71
12.4.2.2	方法	71
12.4.2.3	式 (1) を得る発想	71
12.4.2.4	性質 1 の導出	72
12.4.2.5	性質 2 の導出	72
12.4.2.6	数値例	72
12.4.2.7	N が偶数のときに無理矢理適用した結果	74
12.4.2.8	等間隔補間信号の周波数スペクトラム	74
12.4.2.8.1	数値例	74

第 13 部 フィルタ 76

第 13.1 章	連続時間フィルタ	77
13.1.1	諸注意	77
13.1.1.1	複素係数フィルタは実、虚経路単独の実係数フィルタと後段の重み付き和とは等価でない	77
第 13.2 章	離散時間フィルタ	78
13.2.1	連続時間系のフィルタ処理を離散時間系で観測したときの振る舞い	78
13.2.2	feedback フィルタの出力値の範囲	79
13.2.3	feedforward フィルタ係数の設計	80
13.2.3.1	DTFT の誤差 2 乗積分最小化	80
13.2.3.1.1	誤差の重みが一樣である場合	80
13.2.3.1.1.1	因果的フィルタとして実現する方法	81
13.2.3.1.1.2	Note: IDFT による係数設計との違い	81
13.2.3.1.2	誤差の重みが一樣ではない場合	82
13.2.3.2	DTFT の誤差の実部と虚部の ∞ ノルム最小化	83
13.2.3.2.1	前提	83
13.2.3.2.2	信号が実数の場合	83
13.2.3.2.2.1	偶、奇対称の係数がもたらす周波数スペクトラム	83
13.2.3.2.2.2	Remez のアルゴリズムによる係数の決定	83
13.2.3.2.3	信号が複素数の場合	84
13.2.4	feedforward フィルタの実装	85
13.2.4.1	複素係数 feedforward フィルタの乗算回路の削減	85
13.2.4.1.1	対象とするフィルタの定義式	85
13.2.4.1.2	導出	85
13.2.5	CIC up-sampler	86
13.2.5.1	周波数スペクトラム	86
13.2.5.2	差分器と積算器に必要なビット幅	87
13.2.5.2.1	差分器のビット幅	87
13.2.5.2.2	積算器のビット幅 (解析的な方法)	87
13.2.5.2.3	積算器のビット幅 (数値的な方法)	87
13.2.5.3	CIC up-sampler 補償フィルタ	88
13.2.6	CIC down-sampler	88
13.2.6.1	周波数スペクトラム	89
13.2.6.2	差分器と積算器に必要なビット幅	89
13.2.6.3	CIC down-sampler 補償フィルタ	89

第 14 部 離散時間領域から連続時間領域への移行 91

第 14.1 章	0 次ホールド	92
14.1.1	0 次ホールドされた離散時間信号の周波数スペクトラム	92
14.1.1.1	動機	92
14.1.1.2	主張	92
14.1.1.3	導出	93

14.1.2	inverse-sinc-filter	94
14.1.2.1	背景	94
14.1.2.2	係数の導出	94
14.1.2.3	数値例	95
第 14.2 章	オーバー・サンプリング	97
14.2.1	オーバー・サンプリングされた信号の DA 変換の周波数スペクトラム	97
14.2.1.1	主張	97
14.2.1.2	導出	98
14.2.1.3	考察	98
第 15 部 連続時間領域から離散時間領域への移行		100
第 15.1 章	積分の離散近似	101
15.1.1	Euler 法	101
15.1.1.1	背景	101
15.1.1.2	導出	101
15.1.1.3	数値例	102
第 16 部 離散時間系を介した連続時間系		104
第 16.1 章	背景	105
第 16.2 章	入りに 0 次ホールド機構を加えた連続時間システムの z 変換	106
16.2.1	背景	106
16.2.2	主張	106
16.2.3	導出	106
第 16.3 章	0 次ホールドされた正弦波の周波数スペクトラム	108
16.3.1	背景	108
16.3.2	導出	108
16.3.3	数値例	109
第 17 部 雑音		111
第 17.1 章	ADC, DAC の SN 比で表される ENOB	112
第 18 部 応用		113
第 18.1 章	NCO	114
18.1.1	位相の下位ビット切り捨てとスプリアス	114
18.1.1.1	主張	114
18.1.1.2	導出	114
18.1.1.3	数値例	115
第 18.2 章	通信への応用	116
18.2.1	2 経路交差フィルタ	116
18.2.1.1	複素係数フィルタと 2 経路交差フィルタの表現能力の違い	116
18.2.2	直交復調	117
18.2.2.1	直交復調は正の周波数側にある信号を取り出して中心周波数を 0 にする	117
18.2.3	Nyquist ISI 基準	117
18.2.4	帯域制限された信号が一定時間間隔で無限に配置されると定数になる	118
第 18.3 章	信号検出	119
18.3.1	位置特定に於ける \cos 類似度による方法と最良近似による方法の等価性	119
18.3.1.1	手法 1: \cos 類似度の絶対値の最大化	119
18.3.1.2	手法 2: 最良近似	119
18.3.1.3	手法 1,2 の等価性	120
第 19 部 その他		121
第 19.1 章	信号値の統計	122
19.1.1	連続時間正弦波信号値の確率密度関数	122
19.1.2	連続時間正弦波信号値の分散	122
第 19.2 章	Heaviside の階段関数	123
19.2.1	積分表示	123
参考文献		124

第 1 部

前書き

本書は筆者が職業人として無線周波数帯の（主にデジタル）信号処理に接する中で考える必要に迫られた問題に対する結論を記した備忘録である。これが少しでも理工系の学生や職業人等の役に立てば幸いと思って公開する。筆者の数学の能力はごく平凡なものであると思うし、本書には誤りがあるかもしれない。読者におかれてはよく用心されたい。

第 2 部

表記法

第 2.1 章

自然言語

- 読点として「,」を用い, 列記の区切りとして「、」を用いる。つまり中国語の規則に倣う。

第 2.2 章

数学記号

- \mathbb{F} : 体
- \mathbb{Z} : 整数全体の集合
- \mathbb{R} : 実数全体の集合
- \mathbb{C} : 複素数全体の集合
- $\mathbf{x}[i]$: ベクトル \mathbf{x} の第 i 成分。本書では成分の番号は 0 または 1 から始める。どちらとするかは文脈に依る。
注意: 例えば $\mathbf{x} = [x_{-2}, x_{-1}, \dots, x_2]^\top \in \mathbb{R}^5$ であるとき, $\mathbf{x}[0]$ は x_{-2} を指す (x_0 ではない)。
- $A[i, j]$: 行列 A の第 (i, j) 成分。本書では成分の番号は 0 または 1 から始める。どちらとするかは文脈に依る。
- $\mathbf{a} \oslash \mathbf{b}$ ($d \in \mathbb{N}$, $\mathbf{a}, \mathbf{b} \in \mathbb{F}^d$, $b_i \neq 0$ for all i): $[a_1/b_1, \dots, a_d/b_d]^\top$
- $a \% b$ ($a, b \in \mathbb{Z}$, $b \neq 0$): a を b で割った余り。符号に 2 通り考えられるが, 本書では結果を 0 以上 $|a|$ 未満とする定義を採用する。
- $\mathbf{a} \% \mathbf{b}$ ($d \in \mathbb{N}$, $\mathbf{a}, \mathbf{b} \in \mathbb{Z}^d$, $b_i \neq 0$ for all i): $[a_1 \% b_1, \dots, a_d \% b_d]^\top$
- $\mathbf{x} \leq \mathbf{y}$ ($d \in \mathbb{N}$, $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^d$): $\Leftrightarrow x_i \leq y_i$ for all i 。 $\geq, <, >$ についても同様。
- u_{box} : 単位矩形関数。区間 $[-1/2, 1/2]$ に属する数を 1 に移し, それ以外の数を 0 に移す。

第 2.3 章

量の次元の扱い

本書では数学との整合性と普遍性を重視して写像の引数は全て無次元量とし、座標や時間も無次元量とする。本書で述べられる定理は量の次元や計量単位に依存せず、応用し易い。

しかし、記号に量の次元を含めない姿勢を実用の場で徹底するのは難しい。例えば何らかの開発プロジェクトに於いては、記号に次元を含めておく方が説明が簡便になるし、次元解析にも役立つ。量の次元と数学との整合性を保つ現実的な方針は次のようであろう。

- 物理量を表す記号には必ず量の次元を含める
- 写像の引数は必ず無次元量とする
- 量の次元をもつ量を写像の引数の位置に‘書く’ときは、その量を計量単位で除した数を引数と‘する’ものと約束する。

第 2.4 章

連続座標信号の表現

連続的な座標値 $\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^{d_1}$ ($d_1 \in \mathbb{N}$) から \mathbb{R}^{d_2} ($d_2 \in \mathbb{N}$) への写像を d_1 次元連続座標信号という。信号値は全ての座標に対して定義される必要はない。

例えばカセットテープレコーダーに記録された音声信号は $d_1 = d_2 = 1$ のものである。

信号 f の位置 $\boldsymbol{x} = [x_1, x_2, \dots, x_{d_1}]^\top$ での値を $f(\boldsymbol{x})$ や $f(x_1, \dots, x_{d_1})$ で表す。

第 2.5 章

離散座標信号の表現

離散的な座標値 $\mathbf{x} \in \mathbb{Z}^{d_1}$ ($d_1 \in \mathbb{N}$) から \mathbb{R}^{d_2} ($d_2 \in \mathbb{N}$) への写像を d_1 次元離散座標信号という。信号値は全ての座標に対して定義される必要はない。

例えば離散的な時刻での電圧のサンプリングデータは $d_1 = d_2 = 1$ のものである (この場合の「座標」は時間軸上での座標という意味になる)。また、コンピュータのディスプレイに映る 2 次元カラー画像は $d_1 = 2, d_2 = 3$ のものである。

信号 f の位置 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_{d_1}]^\top$ での値を $f(\mathbf{x})$ や $f(x_1, \dots, x_{d_1})$ で表す。

第 3 部

時間軸の操作

第 3.1 章

時間のシフトとスケーリングの適用順序

3.1.1 結論

解り易さと信号処理に於ける登場頻度の理由から 1 次元の連続座標信号であって、座標軸がとくに時間であるもの（連続時間信号）を考える。今 $x: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ をそのような信号とする。これに対して次の 2 つの操作を行った結果は異なる。

1. 時間を $d \in \mathbb{R}$ だけ遅らせて得られる信号を時間軸方向に a ($a > 0$) 倍に引き延ばす
2. 時間軸方向に a ($a > 0$) 倍に引き延ばして得られる信号を時間的に d だけ遅らせる

正しい結果は次の通りである。

1. $x(t/a - d)$
2. $x((t - d)/a)$

冷静に考えれば納得できるが、時々混乱することがある。そのときは次のようにして機械的に考えて導くとよい。

3.1.2 機械的に導く方法

記号を次のように定義する。

- $V: \{x \mid x: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}\}$: 実数から複素数への写像のベクトル空間
- $f_{\text{del}}: x \in V \mapsto (t \in \mathbb{R} \mapsto x(t - d)) \in V$: V から V への汎関数であり、連続時間信号を、時間的に d だけ遅らせた連続時間信号に対応させる。
- $f_{\text{scl}}: x \in V \mapsto (t \in \mathbb{R} \mapsto x(t/a)) \in V$: V から V への汎関数であり、連続時間信号を、時間軸方向に a 倍に引き延ばした連続時間信号に対応させる。

まず 3.1.1 の 1 を導いてみる。結果として得られる連続時間信号は次式である。

$$(f_{\text{scl}} \circ f_{\text{del}})(x) = f_{\text{scl}}(f_{\text{del}}(x)) = f_{\text{scl}}(t \in \mathbb{R} \mapsto x(t - d)) = \tau \in \mathbb{R} \mapsto [(t \in \mathbb{R} \mapsto x(t - d))](\tau/a) = \tau \in \mathbb{R} \mapsto x(\tau/a - d)$$

同様に 3.1.1 の 2 も導ける。

$$(f_{\text{del}} \circ f_{\text{scl}})(x) = f_{\text{del}}(f_{\text{scl}}(x)) = f_{\text{del}}(t \in \mathbb{R} \mapsto x(t/a)) = \tau \in \mathbb{R} \mapsto [(t \in \mathbb{R} \mapsto x(t/a))](\tau - d) = \tau \in \mathbb{R} \mapsto x((\tau - d)/a)$$

第 4 部

微分

第 4.1 章

複素数値信号の絶対値の 2 乗の微分

些細な公式だが，反復アルゴリズムに登場することがあるので記しておく。

複素数値信号 $x : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ について次が成り立つ。

$$\frac{d}{dt}|x(t)|^2 = 2\operatorname{Re}\left(x(t)\overline{x'(t)}\right) = 2\operatorname{Re}\left(x'(t)\overline{x(t)}\right)$$

Proof. $|x(t)|^2 = x(t)\overline{x(t)}$ であることを用いて容易に示せる。

□

第 5 部

畳み込み

第 5.1 章

畳み込みの微分

5.1.1 関係式

微分可能な複素数値信号 $x_1, x_2 : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ に畳み込みが存在するとき、次が成り立つ。

$$\frac{d}{dt}(x_1 * x_2)(t) = x_1' * x_2 = x_1 * x_2'$$

Proof.

まず次式が成り立つ。

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}(x_1 * x_2)(t) &= \frac{d}{dt} \int_{-\infty}^{\infty} x_1(\tau) x_2(t - \tau) d\tau = \int_{-\infty}^{\infty} x_1(\tau) \frac{d}{dt} x_2(t - \tau) d\tau \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x_1(\tau) x_2'(t - \tau) d\tau = (x_1 * x_2')(t) \end{aligned}$$

$x_1 * x_2 = x_2 * x_1$ を用いて上記と同様の計算を行うと次式が成り立つ。

$$\frac{d}{dt}(x_1 * x_2)(t) = (x_1' * x_2)(t)$$

□

5.1.2 使いどころ

例えばデジタル信号処理で役立つときがある。前記の関係式の離散座標版も同様に成り立つ。(a) 長い入力信号に (b) (それに比べて短い) 時間的に変化しない信号 (典型的には FIR フィルタの係数) を畳み込むとき、後者の時間微分 (典型的には差分で近似) を予め計算しておいて (a) と畳み込めば、微分のオンライン計算が不要になる。

第 5.2 章

巡回畳み込み

$\Omega := \{0, 1, \dots, N_1 - 1\} \times \{0, 1, \dots, N_2 - 1\} \times \dots \times \{0, 1, \dots, N_d - 1\}$ とする。 f, g を周期が (N_1, \dots, N_d) であるような離散座標信号 $f, g : \Omega \rightarrow \mathbb{C}$; $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_d]^\top \mapsto f(\mathbf{n}), g(\mathbf{n})$ とする。 $\mathbf{N} := [N_1, \dots, N_d]^\top$ とする。 f と g の巡回畳み込み $f \circledast g$ を次式で定義する。

$$(f \circledast g)(\mathbf{n}) := \sum_{\mathbf{m} \in \Omega} f(\mathbf{m})g((\mathbf{n} - \mathbf{m}) \% \mathbf{N})$$

5.2.1 巡回畳み込みの可換則

Ω, f, g の定義を 5.2 と同じものとするとき、次が成り立つ。

$$f \circledast g = g \circledast f$$

Proof.

$$\begin{aligned} (g \circledast f)(\mathbf{n}) &= \sum_{\mathbf{m} \in \Omega} g(\mathbf{m})f((\mathbf{n} - \mathbf{m}) \% \mathbf{N}) \\ &= \sum_{m_1=0}^{N_1-1} \sum_{\mathbf{m}_2 \in \Omega_2} g(m_1, \mathbf{m}_2)f((n_1 - m_1) \% N_1, (\mathbf{n}_2 - \mathbf{m}_2) \% \mathbf{N}_2) \end{aligned} \quad (5.2.1.1)$$

ここに $\mathbf{n}_i := [n_i, \dots, n_d]^\top$ ($\mathbf{m}_i, \mathbf{N}_i$ も同様), $\Omega_i := \{0, 1, \dots, N_i - 1\} \times \dots \times \{0, 1, \dots, N_d - 1\}$ である。

$$\begin{aligned} (1) &= \sum_{m_1=0}^{n_1} \sum_{\mathbf{m}_2 \in \Omega_2} g(m_1, \mathbf{m}_2)f(n_1 - m_1, (\mathbf{n}_2 - \mathbf{m}_2) \% \mathbf{N}_2) \\ &\quad + \sum_{m_1=n_1+1}^{N_1-1} \sum_{\mathbf{m}_2 \in \Omega_2} g(m_1, \mathbf{m}_2)f(n_1 + N_1 - m_1, (\mathbf{n}_2 - \mathbf{m}_2) \% \mathbf{N}_2) \\ &= \sum_{l_1=n_1}^0 \sum_{\mathbf{m}_2 \in \Omega_2} g(n_1 - l_1, \mathbf{m}_2)f(l_1, (\mathbf{n}_2 - \mathbf{m}_2) \% \mathbf{N}_2) \\ &\quad + \sum_{l_1=N_1-1}^{n_1+1} \sum_{\mathbf{m}_2 \in \Omega_2} g(n_1 + N_1 - l_1, \mathbf{m}_2)f(l_1, (\mathbf{n}_2 - \mathbf{m}_2) \% \mathbf{N}_2) \\ &= \sum_{l_1=n_1}^0 \sum_{\mathbf{m}_2 \in \Omega_2} g((n_1 - l_1) \% N_1, \mathbf{m}_2)f(l_1, (\mathbf{n}_2 - \mathbf{m}_2) \% \mathbf{N}_2) \\ &\quad + \sum_{l_1=N_1-1}^{n_1+1} \sum_{\mathbf{m}_2 \in \Omega_2} g((n_1 - l_1) \% N_1, \mathbf{m}_2)f(l_1, (\mathbf{n}_2 - \mathbf{m}_2) \% \mathbf{N}_2) \\ &= \sum_{l_1=0}^{N_1-1} \sum_{\mathbf{m}_2 \in \Omega_2} g((n_1 - l_1) \% N_1, \mathbf{m}_2)f(l_1, (\mathbf{n}_2 - \mathbf{m}_2) \% \mathbf{N}_2) \end{aligned}$$

同様の変形を繰り返すと最終的に次のようになる。

$$(g \circledast f)(\mathbf{n}) = \sum_{\mathbf{l} \in \Omega} g((\mathbf{n} - \mathbf{l}) \% \mathbf{N}) f(\mathbf{l}) = (f \circledast g)(\mathbf{n})$$

□

第 5.3 章

諸定理

5.3.1 線形変換と畳み込みの順序交換

5.3.1.1 動機

画像処理に於いてカーネルとの畳み込みを実行してから線形変換を施す場合と、事前に画像とカーネルの両方に線形変換を施してから畳み込む場合の結果の違いに関心がある。

5.3.1.2 理論

$d \in \mathbb{N}$ とし, $f: \mathbf{x} \in \mathbb{R}^d \mapsto f(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}$ を d 次元信号とする。線形変換を表す正則行列を A とし, A による変換を T_A と表す。 T_A による変換は次式を以て定義する。

$$T_A(f)(\mathbf{x}) = f(A^{-1}\mathbf{x})$$

$G: \mathbf{x} \in \mathbb{R}^d \mapsto G(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}$ を d 次元信号とする。このとき次式が成り立つ。

$$T_A(G) * T_A(f) = |A|T_A(G * f)$$

Proof.

μ を Jordan 測度とする。

$$\begin{aligned} T_A(G) * T_A(f)(\mathbf{x}) &= \int_{\mathbb{R}^d} T_A(G)(\mathbf{x} - \mathbf{u})T_A(f)(\mathbf{u})\mu(d\mathbf{u}) = \int_{\mathbb{R}^d} G(A^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{u}))f(A^{-1}\mathbf{u})\mu(d\mathbf{u}) \\ &= \int_{\mathbb{R}^d} G(A^{-1}\mathbf{x} - A^{-1}\mathbf{u})f(A^{-1}\mathbf{u})\mu(d\mathbf{u}) \\ &= \int_{\mathbb{R}^d} G(A^{-1}\mathbf{x} - \mathbf{v})f(\mathbf{v})||A||\mu(d\mathbf{v}) \\ &\quad (\mathbf{v} = A^{-1}\mathbf{u} \text{ と変数変換した。} ||A|| \text{ は } |A| \text{ の絶対値である。}) \\ &= ||A|| \int_{\mathbb{R}^d} G(A^{-1}\mathbf{x} - \mathbf{v})f(\mathbf{v})\mu(d\mathbf{v}) \\ &= ||A||T_A(G * f)(\mathbf{x}) \end{aligned}$$

□

5.3.2 数値実験

Mathematica による例が「線形変換と畳み込み.nb」にある。

第 6 部

相関

第 6.1 章

巡回相関

$\Omega := \{0, 1, \dots, N_1 - 1\} \times \{0, 1, \dots, N_2 - 1\} \times \dots \times \{0, 1, \dots, N_d - 1\}$ とする。 f, g を周期が (N_1, \dots, N_d) であるような離散座標信号 $f, g : \Omega \rightarrow \mathbb{C}$; $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_d]^\top \mapsto f(\mathbf{n}), g(\mathbf{n})$ とする。 $\mathbf{N} := [N_1, \dots, N_d]^\top$ とする。 f と g の巡回相関 $\text{cycCorrel}(f, g)$ を次式で定義する。

$$\text{cycCorrel}(f, g) := \sum_{\mathbf{m} \in \Omega} f(\mathbf{m}) \overline{g((\mathbf{m} - \mathbf{n}) \% \mathbf{N})} = \sum_{\mathbf{m} \in \Omega} \overline{f(\mathbf{m})} g((\mathbf{m} + \mathbf{n}) \% \mathbf{N})$$

第 7 部

Fourier 級数と Fourier 変換

第 7.1 章

Fourier 級数展開

7.1.1 基底関数

Fourier 級数展開の基底関数は Fourier 変換や DFT のものと違って正規化されていないため、美しさに欠ける。

$d \in \mathbb{N}$, $W_l > 0$ ($l = 1, 2, \dots, d$), $\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^d$ とする。次式で定義される, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$ に関する連続座標信号を, 区間 $\prod_{l=1}^d [-W_l, W_l]$ に於ける第 \mathbf{k} 基底関数という。

$$W(\mathbf{k}, \mathbf{x}) := \exp i \sum_{l=1}^d k_l \frac{x_l}{W_l} \pi$$

7.1.2 Fourier 係数

$d \in \mathbb{N}$, $W_l > 0$ ($l = 1, 2, \dots, d$), $\Omega := \prod_{l=1}^d [-W_l, W_l]$, $\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^d$ とする。 $f: \mathbf{x} \in \mathbb{R} \mapsto f(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}$ を, 第 l 座標に関して周期が $2W_l$ であるような周期関数とする。次式で定義する, \mathbf{k} に関する離散座標信号を f の第 \mathbf{k} Fourier 係数という。

$$c(f, \mathbf{k}) := \left(\prod_{l=1}^d 2W_l \right)^{-1} \int_{\Omega} \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{x})} f(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

第 7.2 章

Fourier 変換

7.2.1 基底関数

$d \in \mathbb{N}$, $\mathbf{x}, \boldsymbol{\omega} \in \mathbb{R}^d$ とする。次のものを d 次元 Fourier 変換に於ける基底関数という。

$$W(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{x}) := (2\pi)^{-d/2} \exp i\boldsymbol{\omega}^\top \mathbf{x}$$

7.2.2 Fourier 変換の定義

$d \in \mathbb{N}$, $\boldsymbol{\omega} \in \mathbb{R}^d$ とする。 $f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{C}$ に対して、次式で定義される、 $\boldsymbol{\omega}$ に関する連続座標信号を f の Fourier 変換という。

$$\mathcal{F}(f)(\boldsymbol{\omega}) := \int_{\mathbb{R}^d} \overline{W(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{x})} f(\mathbf{x}) d^d \mathbf{x} = (2\pi)^{-d/2} \int_{\mathbb{R}^d} \exp(-i\boldsymbol{\omega}^\top \mathbf{x}) f(\mathbf{x}) d^d \mathbf{x}$$

7.2.3 逆 Fourier 変換

$d \in \mathbb{N}$, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$ とする。 $F: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{C}$ に対して、次式で定義される、 \mathbf{x} に関する連続座標信号を F の逆 Fourier 変換という。

$$\mathcal{F}^{-1}(F)(\mathbf{x}) := \int_{\mathbb{R}^d} W(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{x}) F(\boldsymbol{\omega}) d^d \boldsymbol{\omega} = (2\pi)^{-d/2} \int_{\mathbb{R}^d} \exp(i\boldsymbol{\omega}^\top \mathbf{x}) F(\boldsymbol{\omega}) d^d \boldsymbol{\omega}$$

7.2.4 周波数表示された Fourier 変換との関係

上述の Fourier 変換の定義はその数学的対称性の美しさから、理学系で主に用いられる。一方、工学系では Fourier 変換結果の定義域を角周波数ではなく周波数にとることがしばしばある。本書では 2 種類の Fourier 変換を区別するために、周波数を定義域とする Fourier 変換を「周波数表示された Fourier 変換」と呼び分けることにする。

$d \in \mathbb{N}$, $\mathbf{x}, \mathbf{f} \in \mathbb{R}^d$ とする。 $g: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{C}$ に対して、次式で定義される、 \mathbf{f} に関する連続座標信号を g の周波数表示された Fourier 変換という。

$$\tilde{\mathcal{F}}(g)(\mathbf{f}) := \int_{\mathbb{R}^d} \exp(-i2\pi \mathbf{f}^\top \mathbf{x}) g(\mathbf{x}) d^d \mathbf{x}$$

また、 $G: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{C}$ に対して、次式で定義される、 \mathbf{x} に関する連続座標信号を G の周波数表示された逆 Fourier 変換という。

$$\tilde{\mathcal{F}}^{-1}(G)(\mathbf{x}) := \int_{\mathbb{R}^d} \exp(i2\pi \mathbf{f}^\top \mathbf{x}) G(\mathbf{f}) d^d \mathbf{f}$$

7.2.4.1 逆変換により元の関数に戻ることに

通常の Fourier 変換が $\mathcal{F}^{-1}(\mathcal{F}(f))(x) = f(x)$ を満たすことを既知として、周波数表示された Fourier 変換が $\tilde{\mathcal{F}}^{-1}(\tilde{\mathcal{F}}(g))(x) = g(x)$ を満たすことは $\omega = 2\pi f$ なる変数変換を用いて確かめられる。

$$\begin{aligned} G(f) &:= \tilde{\mathcal{F}}(g)(f) = (2\pi)^{d/2} \mathcal{F}(g)(\omega) \\ \tilde{\mathcal{F}}^{-1}(G)(x) &= \int_{\mathbb{R}^d} G(f) \exp(i2\pi f^\top x) d^d f = \int_{\mathbb{R}^d} (2\pi)^{d/2} \mathcal{F}(g)(\omega) \exp(i\omega^\top x) \det\left(\frac{1}{2\pi} I_d\right) d^d \omega \\ &= (2\pi)^{-d/2} \int_{\mathbb{R}^d} \mathcal{F}(g)(\omega) \exp(i\omega^\top x) d^d \omega = \mathcal{F}^{-1}(\mathcal{F}(g))(x) = g(x) \end{aligned}$$

7.2.5 関数とその Fourier 変換の偶奇性

$f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ とする。このとき次が成り立つ

1. f が偶関数であることと $\mathcal{F}(f)$ が偶関数であることは同値である。
2. f が奇関数であることと $\mathcal{F}(f)$ が奇関数であることは同値である。

Proof.

1 を示す。2 も全く同様に示せる。

(\Rightarrow)

$\omega \in \mathbb{R}$ とする。

$$\begin{aligned} \mathcal{F}(f)(-\omega) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \exp(i\omega x) dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(-x) \exp(-i\omega(-x)) dx \\ &= \frac{-1}{\sqrt{2\pi}} \int_{\infty}^{-\infty} f(y) \exp(-i\omega y) dy \quad (\text{変数変換 } x = -y \text{ を施した}) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(y) \exp(-i\omega y) dy = \mathcal{F}(f)(\omega) \end{aligned}$$

(\Leftarrow)

Fourier 変換の対称性から \Rightarrow と全く同様に示せる。

□

7.2.6 積と畳み込みとの関係

簡単のため 1 次元の場合について示す。 $f, g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ とし、 $F = \mathcal{F}(f)$, $G = \mathcal{F}(g)$ とする。

7.2.6.1 積の Fourier 変換

$$\begin{aligned} \mathcal{F}(fg)(\omega) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t)g(t)e^{-i\omega t} dt \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{F}^{-1}(F)(t)g(t)e^{-i\omega t} dt \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} F(\tilde{\omega})e^{i\tilde{\omega}t} d\tilde{\omega} \right) g(t)e^{-i\omega t} dt \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} F(\tilde{\omega}) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} g(t)e^{-i(\omega-\tilde{\omega})t} dt d\tilde{\omega} \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} F(\tilde{\omega})G(\omega-\tilde{\omega})d\tilde{\omega} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}(F * G)(\omega) \end{aligned}$$

7.2.6.2 畳み込みの Fourier 変換

$$\begin{aligned}
\mathcal{F}(f * g)(\omega) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) g(t - \tau) d\tau \exp(-i\omega t) dt \\
&= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) \exp(-i\omega\tau) g(t - \tau) \exp(-i\omega(t - \tau)) d\tau dt \\
&= \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) \exp(-i\omega\tau) \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} g(t - \tau) \exp(-i\omega(t - \tau)) dt \right) d\tau \\
&= \sqrt{2\pi} F(\omega) G(\omega)
\end{aligned}$$

7.2.7 実部または虚部のみの Fourier 変換

簡単のため 1 次元の場合を扱う。

$x: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$, $x_R = \operatorname{Re}(x)$, $x_I = \operatorname{Im}(x)$, $X = \mathcal{F}(x)$, $X_R = \mathcal{F}(x_R)$, $X_I = \mathcal{F}(x_I)$, $\omega \in \mathbb{R}$ とする。次が成り立つ。

1. $X_R(\omega) = \frac{1}{2} X(\omega) + \frac{1}{2} \overline{X(-\omega)}$
2. $X_I(\omega) = \frac{1}{2i} X(\omega) - \frac{1}{2i} \overline{X(-\omega)}$
3. $X(\omega) = X_R(\omega) + iX_I(\omega)$

Proof.

2 は 1 と同様にして示せる。3 は 1 と 2 を用いて容易に示せる。そこで 1 のみを示す。

$$\begin{aligned}
X_R(\omega) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{2} (x(t) + \overline{x(t)}) \exp(-i\omega t) dt = \frac{1}{2} X(\omega) + \frac{1}{2} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \overline{x(t) \exp(-i(-\omega)t)} dt \\
&= \frac{1}{2} X(\omega) + \frac{1}{2} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \exp(-i(-\omega)t) dt = \frac{1}{2} X(\omega) + \frac{1}{2} \overline{X(-\omega)}
\end{aligned}$$

□

7.2.8 Fourier 変換の関係式の早見表

数学寄りの分野では角周波数を用いた形式が、通信分野では周波数を用いた形式が使われ、混乱しやすいので一覧表に整理しておく。簡単のため、連続時間信号の場合について記す。まず記号を次のように定義する。

- $\omega, f \in \mathbb{R}$
- $x, y: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$
- $X, Y: x, y$ の Fourier 変換（各周波数表示、周波数表示のどちらであるかは文脈に依る）

以上の定義の下で次の表に示す関係が成り立つ。

表 7.2.8.1 Fourier 変換の関係式の早見表

関係式	角周波数表示	周波数表示
変換の定義	$X(\omega) := \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \exp(-i\omega t) dt$	$X(f) := \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \exp(-i2\pi f t) dt$
逆変換	$x(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} X(\omega) \exp(i\omega t) d\omega$	$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X(f) \exp(i2\pi f t) df$
積の Fourier 変換	$\mathcal{F}(xy)(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} (X * Y)(\omega)$	$\mathcal{F}(xy)(f) = (X * Y)(f)$
畳み込みの Fourier 変換	$\mathcal{F}(x * y)(\omega) = \sqrt{2\pi} X(\omega) Y(\omega)$	$\mathcal{F}(x * y)(f) = X(f) Y(f)$
時間反転 + 複素共役の Fourier 変換	$\mathcal{F}(\overline{x(-t)})(\omega) = \overline{X(\omega)}$	$\mathcal{F}(\overline{x(-t)})(f) = \overline{X(f)}$
Parseval の等式	$\int_{-\infty}^{\infty} x(t) \overline{y(t)} dt = \int_{-\infty}^{\infty} X(\omega) \overline{Y(\omega)} d\omega$	$\int_{-\infty}^{\infty} x(t) \overline{y(t)} dt = \int_{-\infty}^{\infty} X(f) \overline{Y(f)} df$

第 7.3 章

標本化定理

$d \in \mathbb{N}$, $W_l > 0$ ($l = 1, 2, \dots, d$), $\Omega := \prod_{l=1}^d [-W_l, W_l]$ とする。 $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ の Fourier 変換 $\mathcal{F}(f)(\omega)$ が存在してその台が Ω に含まれるとき、次式が成り立つ。

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} f\left(\pi \frac{n_1}{W_1}, \dots, \pi \frac{n_d}{W_d}\right) \prod_{l=1}^d \text{sinc } W_l \left(x_l - \pi \frac{n_l}{W_l}\right)$$

つまり f の各点での評価値を沢山集めて f を任意の精度で近似できる。

角周波数 W_l のかわりに周波数 $F_l = W_l/(2\pi)$ を使うと上式は次式になる。

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} f\left(\frac{n_1}{2F_1}, \dots, \frac{n_d}{2F_d}\right) \prod_{l=1}^d \text{sinc } 2\pi F_l \left(x_l - \frac{n_l}{2F_l}\right)$$

Proof.

$\mathcal{F}(f)(\omega)$ の台が超直方体 Ω に含まれるから $\mathcal{F}(f)(\omega)$ は Fourier 級数展開できる。第 \mathbf{n} Fourier 係数を $c(\mathcal{F}(f), \mathbf{n})$ とすると

$$\mathcal{F}(f)(\omega) = \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} c(\mathcal{F}(f), \mathbf{n}) \exp i \sum_{l=1}^d n_l \frac{\omega_l}{W_l} \pi$$

となる。 $c(\mathcal{F}(f), \mathbf{n})$ は次式で求まる。

$$\begin{aligned} c(\mathcal{F}(f), \mathbf{n}) &= \left(\prod_{l=1}^d 2W_l \right)^{-1} \int_{\Omega} \mathcal{F}(f, \boldsymbol{\xi}) \exp(-i) \sum_{l=1}^d n_l \frac{\xi_l}{W_l} \pi d\boldsymbol{\xi} \\ &= (2\pi)^{d/2} \left(\prod_{l=1}^d 2W_l \right)^{-1} (2\pi)^{-d/2} \int_{\mathbb{R}^d} \mathcal{F}(f, \boldsymbol{\xi}) \exp i \sum_{l=1}^d \left(\frac{-n_l}{W_l} \pi \right) \xi_l d\boldsymbol{\xi} \\ &= (2\pi)^{d/2} \left(\prod_{l=1}^d 2W_l \right)^{-1} \mathcal{F}^{-1}(\mathcal{F}(f), -\pi \mathbf{n} \oslash \mathbf{W}) \\ &= (2\pi)^{d/2} \left(\prod_{l=1}^d 2W_l \right)^{-1} f(-\pi \mathbf{n} \oslash \mathbf{W}) \end{aligned}$$

f は $\mathcal{F}(f)$ の Fourier 逆変換で次のようにして求まる。

$$\begin{aligned}
f(\mathbf{x}) &= \mathcal{F}^{-1}(\mathcal{F}(f))(\mathbf{x}) = (2\pi)^{-d/2} \int_{\mathbb{R}^d} \mathcal{F}(f)(\boldsymbol{\omega}) \exp i\boldsymbol{\omega}^\top \mathbf{x} d\boldsymbol{\omega} = (2\pi)^{-d/2} \int_{\Omega} \mathcal{F}(f)(\boldsymbol{\omega}) \exp i\boldsymbol{\omega}^\top \mathbf{x} d\boldsymbol{\omega} \\
&= (2\pi)^{-d/2} \int_{\Omega} \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} c(\mathcal{F}(f), \mathbf{n}) \left(\exp i \sum_{l=1}^d n_l \frac{\omega_l}{W_l} \pi \right) \exp i\boldsymbol{\omega}^\top \mathbf{x} d\boldsymbol{\omega} \\
&= (2\pi)^{-d/2} \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} \int_{\Omega} c(\mathcal{F}(f), \mathbf{n}) \exp i\boldsymbol{\omega}^\top (\mathbf{x} + \pi \mathbf{n} \odot \mathbf{W}) d\boldsymbol{\omega} \\
&= (2\pi)^{-d/2} \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} \int_{\Omega} (2\pi)^{d/2} \left(\prod_{l=1}^d 2W_l \right)^{-1} f(-\pi \mathbf{n} \odot \mathbf{W}) \exp i\boldsymbol{\omega}^\top (\mathbf{x} + \pi \mathbf{n} \odot \mathbf{W}) d\boldsymbol{\omega} \\
&= \left(\prod_{l=1}^d 2W_l \right)^{-1} \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} f(-\pi \mathbf{n} \odot \mathbf{W}) \int_{\Omega} \exp i\boldsymbol{\omega}^\top (\mathbf{x} + \pi \mathbf{n} \odot \mathbf{W}) d\boldsymbol{\omega}
\end{aligned}$$

ここで

$$\begin{aligned}
\int_{\Omega} \exp i\boldsymbol{\omega}^\top (\mathbf{x} + \pi \mathbf{n} \odot \mathbf{W}) d\boldsymbol{\omega} &= \prod_{l=1}^d \int_{-W_l}^{W_l} \exp i \left(x_l + \pi \frac{n_l}{W_l} \right) \omega_l d\omega_l \\
&= \prod_{l=1}^d \frac{1}{i \left(x_l + \pi \frac{n_l}{W_l} \right)} \left[\exp i \left(x_l + \pi \frac{n_l}{W_l} \right) W_l - \exp(-i) \left(x_l + \pi \frac{n_l}{W_l} \right) W_l \right] \\
&= \prod_{l=1}^d 2W_l \frac{\sin \left(x_l + \pi \frac{n_l}{W_l} \right) W_l}{\left(x_l + \pi \frac{n_l}{W_l} \right) W_l} = \prod_{l=1}^d 2W_l \prod_{l=1}^d \text{sinc } W_l \left(x_l + \pi \frac{n_l}{W_l} \right)
\end{aligned}$$

であるから

$$\begin{aligned}
f(\mathbf{x}) &= \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} f(-\pi \mathbf{n} \odot \mathbf{W}) \prod_{l=1}^d 2W_l \text{sinc} \left(x_l + \pi \frac{n_l}{W_l} \right) W_l = \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} f(\pi \mathbf{n} \odot \mathbf{W}) \prod_{l=1}^d \text{sinc } W_l \left(x_l - \pi \frac{n_l}{W_l} \right) \\
&= \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} f \left(\pi \frac{n_1}{W_1}, \dots, \pi \frac{n_d}{W_d} \right) \prod_{l=1}^d \text{sinc } W_l \left(x_l - \pi \frac{n_l}{W_l} \right)
\end{aligned}$$

□

第 7.4 章

離散時間 Fourier 変換 (DTFT)

7.4.1 直観的な説明

離散時間 Fourier 変換 (Discrete Time Fourier Transform, DTFT) とは、直観的には、離散座標信号を、連続的な周波数をもつ無数の離散時間信号の重ね合わせとして表現するものである。

7.4.2 定義

$d \in \mathbb{N}$, $\mathbf{T}_s (\in \mathbb{R}^d) > \mathbf{0}$ とする。 $f: \mathbb{Z}^d \rightarrow \mathbb{C}$ に対して、次式で定義される、 $\boldsymbol{\omega} \in \mathbb{R}^d$ に関する連続座標信号を f の離散時間 Fourier 変換という。

$$\text{DTFT}(f)(\boldsymbol{\omega}) := \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} f(\mathbf{n}) \exp(-i(\boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n})$$

$\boldsymbol{\omega}$ は各軸方向の角周波数をまとめて表したベクトルであり、 \mathbf{T}_s は各軸方向のサンプリング周期である。DTFT は $\boldsymbol{\omega}$ に関する周期関数であり、その周期は $2\pi \mathbf{1} \odot \mathbf{T}_s$ である。

7.4.2.1 呼称について

本書では関数の引数を時間や周波数に限定せず、より一般に座標と呼ぶ姿勢をとっている。しかし DTFT は電気・電子系の信号処理の分野で発展したため、離散“時間”という呼称が浸透しており、これに敢えて逆らって離散“座標”と呼ぶのは本書と工学応用の相性を悪くするだけで無益である。そこで、DTFT のような、歴史的な理由で呼称が定着しているものについては慣例に従うことにする。

7.4.3 連続座標信号との関係

連続座標信号 $f_c: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{C}$ をサンプリング周期 $\mathbf{T}_s := [T_{s,1}, T_{s,2}, \dots, T_{s,d}]^\top \in \mathbb{R}^d$ すなわち周波数 $\mathbf{f}_s := [f_{s,1}, f_{s,2}, \dots, f_{s,d}]^\top := [1/T_{s,1}, 1/T_{s,2}, \dots, 1/T_{s,d}]^\top \in \mathbb{R}^d$ でサンプリングした離散座標信号を $f_d: \mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d \mapsto f_c(\mathbf{T}^\top \mathbf{n})$ とする。 f_d の DTFT に於ける多次元の角周波数 $\boldsymbol{\omega}$ を周波数 \mathbf{f} を用いて $\boldsymbol{\omega} := 2\pi \mathbf{f}$ と表す。

\mathbf{n} の第 k 要素 n_k が 1 だけ変化すると、元の連続座標信号の対応する座標は T_k だけ変化し、DTFT のカーネル関数 $\exp(i(\boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n})$ の偏角は $\omega_k T_{s,k} = 2\pi f_k T_{s,k}$ だけ変化する。つまり DTFT の定義域に於ける周波数 \mathbf{f} の第 k 成分に対応する元の連続座標信号の周波数の第 k 成分は f_k であり、スケールは保たれている。

DTFT の定義で述べたように、DTFT は周期が $2\pi \mathbf{1} \odot \mathbf{T}_s$ であるから、一意に区別できる角周波数は $-\pi \odot \mathbf{T}_s \leq \boldsymbol{\omega} < \pi \odot \mathbf{T}_s$ 、つまり一意に区別できる周波数は $-\mathbf{f}_s/2 \leq \mathbf{f} < \mathbf{f}_s/2$ である。この事実と、先程述べた DTFT と元の連続座標信号との周波数の関係から、DTFT に於いて一意に区別できる周波数に対応する元の連続座標信号の周波数 $\tilde{\mathbf{f}}$ は $-\mathbf{f}_s/2 \leq \tilde{\mathbf{f}} < \mathbf{f}_s/2$ である。

7.4.4 逆離散時間 Fourier 変換 (IDTFT)

$d \in \mathbb{N}$, $\mathbf{T}_s(\in \mathbb{R}^d) > \mathbf{0}$, $\Omega := \prod_{k=1}^d [-\pi/T_{s,k}, \pi/T_{s,k}]$ とする。 $F: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{C}$ に対して、次式で定義される、 $\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d$ に関する離散座標信号を F の逆離散時間 Fourier 変換 (Inverse DTFT, IDTFT) という。

$$\text{IDTFT}(F)(\mathbf{n}) := \frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\Omega} F(\boldsymbol{\omega}) \exp(i(\boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}) d\boldsymbol{\omega}$$

7.4.4.1 IDTFT が DTFT の逆変換であること

厳密な導出はここでは述べないが、 $\sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} f(\mathbf{n})$ が絶対収束する場合は $\text{IDTFT}(\text{DTFT}(f))(\mathbf{n}) = f(\mathbf{n})$ となることを簡単に証明できる。 \sum と \int の順序交換が簡単に行えるからである。

7.4.5 積と畳み込みとの関係

以下では既出の記号の定義は上書きしない限り引き継ぐ。 $f, g: \mathbb{Z}^d \rightarrow \mathbb{C}$ に対してその DTFT を $F(\boldsymbol{\omega}), G(\boldsymbol{\omega})$ とする。

7.4.5.1 時間領域, 周波数領域の畳み込みの定義

時間領域の畳み込みを次で定義する:

$f, g: \mathbb{Z}^d \rightarrow \mathbb{C}$ に対してその畳み込み $f * g$ を次式で定義する。

$$(f * g)(\mathbf{n}) := \sum_{\mathbf{m} \in \mathbb{Z}^d} f(\mathbf{m})g(\mathbf{n} - \mathbf{m})$$

周波数領域の畳み込みを次で定義する:

$F, G: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{C}$ に対してその畳み込み $F * G$ を次式で定義する。

$$(F * G)(\boldsymbol{\omega}) := \frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\Omega} F(\tilde{\boldsymbol{\omega}})G(\boldsymbol{\omega} - \tilde{\boldsymbol{\omega}}) d\tilde{\boldsymbol{\omega}}$$

7.4.5.2 積の DTFT

f, g の積の DTFT は次式で求まる。

$$\begin{aligned} \text{DTFT}(fg)(\boldsymbol{\omega}) &= \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} f(\mathbf{n})g(\mathbf{n}) \exp(-i(\boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}) = \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} \text{IDTFT}(F)(\mathbf{n})g(\mathbf{n}) \exp(-i(\boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}) \\ &= \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} \left(\frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\Omega} F(\tilde{\boldsymbol{\omega}}) e^{i(\tilde{\boldsymbol{\omega}} \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}} d\tilde{\boldsymbol{\omega}} \right) g(\mathbf{n}) \exp(-i(\boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}) \\ &= \frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\Omega} F(\tilde{\boldsymbol{\omega}}) \left(\sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} g(\mathbf{n}) e^{-i((\boldsymbol{\omega} - \tilde{\boldsymbol{\omega}}) \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}} \right) d\tilde{\boldsymbol{\omega}} \\ &= \frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\Omega} F(\tilde{\boldsymbol{\omega}})G(\boldsymbol{\omega} - \tilde{\boldsymbol{\omega}}) d\tilde{\boldsymbol{\omega}} = (F * G)(\boldsymbol{\omega}) \end{aligned}$$

7.4.5.3 畳み込みの DTFT

f, g の畳み込みの DTFT は次式で求まる。

$$\begin{aligned}\text{DTFT}(f * g)(\omega) &= \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} \sum_{\mathbf{m} \in \mathbb{Z}^d} f(\mathbf{m}) g(\mathbf{n} - \mathbf{m}) \exp(-i(\omega \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}) \\ &= \sum_{\mathbf{m} \in \mathbb{Z}^d} f(\mathbf{m}) \exp(-i(\omega \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{m}) \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d} g(\mathbf{n} - \mathbf{m}) \exp(-i(\omega \odot \mathbf{T}_s)^\top (\mathbf{n} - \mathbf{m})) \\ &= F(\omega) G(\omega)\end{aligned}$$

7.4.5.4 積の IDTFT

DTFT の可逆性から直ちに言えるが、敢えて直接計算してみる。

$$\begin{aligned}\text{IDTFT}(FG)(\mathbf{n}) &= \frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\Omega} F(\omega) G(\omega) \exp(i(\omega \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}) d\omega \\ &= \frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\Omega} (\text{DTFT}(f)(\omega)) G(\omega) \exp(i(\omega \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}) d\omega \\ &= \frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\Omega} \left(\sum_{\mathbf{m} \in \mathbb{Z}^d} f(\mathbf{m}) \exp(-i(\omega \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{m}) \right) G(\omega) \exp(i(\omega \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}) d\omega \\ &= \sum_{\mathbf{m} \in \mathbb{Z}^d} f(\mathbf{m}) \frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\Omega} G(\omega) \exp(i(\omega \odot \mathbf{T}_s)^\top (\mathbf{n} - \mathbf{m})) d\omega \\ &= \sum_{\mathbf{m} \in \mathbb{Z}^d} f(\mathbf{m}) g(\mathbf{n} - \mathbf{m}) = (f * g)(\mathbf{n})\end{aligned}$$

7.4.5.5 畳み込みの IDTFT

DTFT の可逆性から直ちに言えるが、敢えて直接計算してみる。

$$\begin{aligned}\text{IDTFT}(F * G)(\mathbf{n}) &= \frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\omega \in \Omega} (F * G)(\omega) \exp(i(\omega \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}) d\omega \\ &= \frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\omega \in \Omega} \left(\frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\tilde{\omega} \in \Omega} F(\tilde{\omega}) G(\omega - \tilde{\omega}) d\tilde{\omega} \right) \exp(i(\omega \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}) d\omega \\ &= \frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\tilde{\omega} \in \Omega} \left(\frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\omega \in \Omega} G(\omega - \tilde{\omega}) \exp(i((\omega - \tilde{\omega}) \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}) d\omega \right) \\ &\quad F(\tilde{\omega}) \exp(i(\tilde{\omega} \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}) d\tilde{\omega} \\ &= \frac{\prod_{k=1}^d T_{s,k}}{(2\pi)^d} \int_{\tilde{\omega} \in \Omega} g(\mathbf{n}) F(\tilde{\omega}) \exp(i(\tilde{\omega} \odot \mathbf{T}_s)^\top \mathbf{n}) d\tilde{\omega} \\ &= f(\mathbf{n}) g(\mathbf{n})\end{aligned}$$

7.4.6 定数関数 1 の DTFT

簡単のため 1 次元の場合について考察する。工学系の学生を対象とする講義では、

$\text{DTFT}(1)(\omega) = (2\pi/T_s) \sum_{m \in \mathbb{Z}} \delta(\omega - 2m\pi/T_s)$ (δ は Dirac のデルタ関数) を詳細を割愛して結果として受け入れさせる場合が多いと思う。IDTFT $((2\pi/T_s) \sum_{m \in \mathbb{Z}} \delta(\omega - 2m\pi/T_s))(x) = 1$ の確認は簡単であり、DTFT の可逆性から $\text{DTFT}(1)(\omega) = (2\pi/T_s) \sum_{m \in \mathbb{Z}} \delta(\omega - 2m\pi/T_s)$ を受け入れる説明がなされると思う。

ここでは Dirichlet 積分を用いて $\text{DTFT}(1)(\omega) = (2\pi/T_s) \sum_{m \in \mathbb{Z}} \delta(\omega - 2m\pi/T_s)$ を直接的に導出してみる。DTFT の定義から次式が成り立つ。

$$\text{DTFT}(1)(\omega) = \lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{m=-N}^N e^{i\omega T_s m} = \frac{\sin(N+1/2)\omega T_s}{\sin(\omega T_s/2)}$$

最右辺は等比数列の和の公式を用いた後、分母と分子に $e^{-i\omega/2}$ を掛けて整理すると得られる。これが $N \rightarrow \infty$ で $(2\pi/T_s) \sum_{m \in \mathbb{Z}} \delta(\omega - 2m\pi/T_s)$ として振る舞うことを確かめる。 $2\pi/T_s$ 周期性については明らかだから、 $[-\pi/T_s, \pi/T_s)$ の範囲で $(2\pi/T_s)\delta(\omega)$ として振る舞うことを確かめれば十分である。示すべきことは次の通りである。

$d \in \mathbb{N}$ とする。区間 $\Omega \subseteq [-\pi/T_s, \pi/T_s)$ 上で連続な任意の関数 $f: \Omega \rightarrow \mathbb{C}^d$ を考える。 $h > 0$ を $[-h, h] \subseteq \Omega$ となるように任意にとる。このとき次式が成り立つ。

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \int_{-h}^h \frac{\sin(N+1/2)xT_s}{\sin(xT_s/2)} f(x) dx = \frac{2\pi}{T_s} f(0)$$

Proof.

極限をとる前の積分を I_N とおく。 $y = xT_s/2$ と変数変換すると次式を得る。

$$I_N = \frac{2}{T_s} \int_{-hT_s/2}^{hT_s/2} \frac{\sin(2N+1)y}{\sin y} f(2y/T_s) dy = \frac{2}{T_s} \int_{-hT_s/2}^{hT_s/2} \frac{\sin(2N+1)y}{y} \frac{y}{\sin y} f(2y) dy$$

後に現れる Dirichlet 積分の性質から $N \rightarrow \infty$ で積分の主要部分が $x = 0$ 近傍に集中することがこの時点で推察できる。そこで、十分に小さい正数 d' を $0 < d' < hT_s/2$ となるようにとり、積分区間を $[-hT_s/2, -d'] \cup [-d', d'] \cup [d', hT_s/2]$ と分割する。

$[-hT_s/2, -d'], [d', hT_s/2]$ に於いて $f(2y/T_s)/\sin y$ は一様連続であるので $N \rightarrow \infty$ でこの 2 つの区間に於ける $(f(2y/T_s) \sin(2N+1)y)/\sin y$ の積分は 0 に収束する。証明の方針としては、 $\sin(2N+1)y$ の符号が変化する点で積分区間を細分し、各区間内で $f(2y/T_s)/\sin y$ を定数で近似して全体の積分を近似すると、一様連続性から近似値と真の積分の差が 0 に収束し、かつ近似値が 0 に収束する。

つまり任意に小さい $\varepsilon > 0$ に対して、 d' に依存して決まる十分大きい自然数 N_1 が存在して次式が成り立つ。

$$N \geq N_1 \Rightarrow \left| \frac{2}{T_s} \int_{[-hT_s/2, -d'] \cup [d', hT_s/2]} \frac{\sin(2N+1)y}{\sin y} f(2y/T_s) dy \right| < \varepsilon$$

次に $[-d', d']$ に於ける積分を評価する。 $y \rightarrow 0$ で $y/\sin y \rightarrow 1$, $f(2y/T_s) \rightarrow f(0)$ であるから、 d' を十分小さくとりなおすことで $|f(2y/T_s)y/\sin y - f(0)| < \varepsilon$ となり次式が成り立つ。

$$\left| \frac{2}{T_s} \int_{-d'}^{d'} \frac{\sin(2N+1)y}{y} \frac{y}{\sin y} f(2y/T_s) dy - \frac{2}{T_s} f(0) \int_{-d'}^{d'} \frac{\sin(2N+1)y}{y} dy \right| < \frac{2\varepsilon}{T_s} \left| \int_{-d'}^{d'} \frac{\sin(2N+1)y}{y} dy \right|$$

最後に Dirichlet 積分を用いて $(\sin(2N+1)y)/\sin y$ の積分を評価する。

$$\int_{-d'}^{d'} \frac{\sin(2N+1)y}{y} dy = 2 \int_0^{d'} \frac{\sin(2N+1)y}{y} dy = 2 \int_0^{(2N+1)d'} \frac{\sin z}{z} dz \rightarrow \pi \text{ as } n \rightarrow \infty$$

すなわち d' に依存して決まる十分大きい自然数 N_2 が存在して次式が成り立つ。

$$N \geq N_1 \Rightarrow \left| \int_{-d'}^{d'} \frac{\sin(2N+1)y}{y} dy - \pi \right| < \varepsilon$$

以上より, $d' > 0$ を十分に小さくとり, $N \geq \max(N_1, N_2)$ とすれば次式が成り立つ。

$$\begin{aligned}
\left| I_N - \frac{2\pi}{T_s} f(0) \right| &= \left| \underbrace{\left(\frac{2}{T_s} f(0) \int_{-d'}^{d'} \frac{\sin(2N+1)y}{y} dy - \frac{2\pi}{T_s} f(0) \right)}_{(1)} \right. \\
&\quad + \underbrace{\left(\frac{2}{T_s} \int_{-d'}^{d'} \frac{\sin(2N+1)y}{y} \frac{y}{\sin y} f(2y) dy - \frac{2}{T_s} f(0) \int_{-d'}^{d'} \frac{\sin(2N+1)y}{y} dy \right)}_{(2)} \\
&\quad \left. + \frac{2}{T_s} \int_{[-h/2, -d'] \cup [d', h/2]} \frac{\sin(2N+1)y}{\sin y} f(2y) dy \right| \\
&\quad \underbrace{\hspace{10em}}_{(3)} \\
&\leq |(1)| + |(2)| + |(3)| < \frac{2f(0)}{T_s} \varepsilon + \frac{2\varepsilon}{T_s} (\pi + \varepsilon) + \varepsilon
\end{aligned}$$

□

7.4.7 単一周波数波の DTFT の導出

$T_s > 0$ とする。 $\sin(\omega_0 T_s n + \phi)$ ($\omega_0 \in \mathbb{R}, n \in \mathbb{Z}$) の DTFT は 7.4.6 の結果を用いて次のようにして得られる。

$$\begin{aligned}
\text{DTFT}(\sin(\omega_0 T_s n + \phi))(\omega) &= \frac{1}{2i} \sum_{m \in \mathbb{Z}} (\exp(i(\omega_0 T_s m + \phi)) - \exp(-i(\omega_0 T_s m + \phi))) \exp(-i\omega T_s m) \\
&= \frac{1}{2i} \sum_{m \in \mathbb{Z}} (e^{i\phi} \exp(i(\omega_0 - \omega) T_s m) - e^{-i\phi} \exp(i(-\omega_0 - \omega) T_s m)) \\
&= \frac{1}{2i} e^{i\phi} \sum_{m \in \mathbb{Z}} \delta(\omega_0 - \omega - 2\pi m / T_s) - \frac{1}{2i} e^{-i\phi} \sum_{m \in \mathbb{Z}} \delta(-\omega_0 - \omega - 2\pi m / T_s) \\
&= \frac{1}{2i} e^{i\phi} \sum_{m \in \mathbb{Z}} \delta(-(\omega - \omega_0) - 2\pi m / T_s) - \frac{1}{2i} e^{-i\phi} \sum_{m \in \mathbb{Z}} \delta(-(\omega + \omega_0) - 2\pi m / T_s) \\
&= \frac{1}{2i} e^{i\phi} \frac{2\pi}{T_s} \sum_{m \in \mathbb{Z}} \delta(\omega - \omega_0 - 2\pi m / T_s) - \frac{1}{2i} e^{-i\phi} \frac{2\pi}{T_s} \sum_{m \in \mathbb{Z}} \delta(\omega + \omega_0 - 2\pi m / T_s) \\
&= \frac{\pi}{T_s i} \sum_{m \in \mathbb{Z}} (e^{i\phi} \delta(\omega - \omega_0 - 2\pi m / T_s) - e^{-i\phi} \delta(\omega + \omega_0 - 2\pi m / T_s))
\end{aligned}$$

上の結果を利用して, $\cos(\omega_0 T_s n + \phi)$ の DTFT は次式となる。

$$\begin{aligned}
\text{DTFT}(\cos(\omega_0 T_s n + \phi))\omega &= \text{DTFT}(\sin(\omega_0 T_s n + \phi + \pi/2))(\omega) \\
&= \frac{\pi}{T_s i} \sum_{m \in \mathbb{Z}} (e^{i(\phi+\pi/2)} \delta(\omega - \omega_0 - 2\pi m / T_s) - e^{-i(\phi+\pi/2)} \delta(\omega + \omega_0 - 2\pi m / T_s)) \\
&= \frac{\pi}{T_s i} \sum_{m \in \mathbb{Z}} (ie^{i\phi} \delta(\omega - \omega_0 - 2\pi m / T_s) + ie^{-i\phi} \delta(\omega + \omega_0 - 2\pi m / T_s)) \\
&= \frac{\pi}{T_s} \sum_{m \in \mathbb{Z}} (e^{i\phi} \delta(\omega - \omega_0 - 2\pi m / T_s) + e^{-i\phi} \delta(\omega + \omega_0 - 2\pi m / T_s))
\end{aligned}$$

7.4.8 エイリアシングとの関係

簡単のため 1 次元の場合について考察する。 $d \in \mathbb{N}$ とする。連続時間信号 $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}^d$ をサンプリング周期 T_s でサンプリングした信号 $\tilde{f}: \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{C}^d$ の DTFT を求める。 $F := \mathcal{F}(f)$ とする。

$$\begin{aligned}
 \text{DTFT}(\tilde{f})(\omega) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} f(nT_s) e^{-i\omega T_s n} = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \mathcal{F}^{-1}(F)(nT_s) e^{-i\omega T_s n} \\
 &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega') e^{i\omega' T_s n} d\omega' \right) e^{-i\omega T_s n} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega') \sum_{n=-\infty}^{\infty} e^{i(\omega' - \omega) T_s n} d\omega' \\
 &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega') \frac{2\pi}{T_s} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(\omega' - \omega - 2\pi n/T_s) d\omega' \quad (7.4.6 \text{ を用いた。}) \\
 &= \frac{\sqrt{2\pi}}{T_s} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega') \delta(\omega' - \omega - 2\pi n/T_s) d\omega' = \frac{\sqrt{2\pi}}{T_s} \sum_{n=-\infty}^{\infty} F(\omega + 2\pi n/T_s) \quad (1)
 \end{aligned}$$

このように、 $\text{DTFT}(\tilde{f})$ は F をスケーリングして $2\pi/T_s$ 周期で重ね合わせたものになる。 f が帯域制限信号である、すなわちある $\omega_0 \geq 0$ が存在して F の台が $[-\omega_0, \omega_0]$ の範囲に収まるとき、 T_s を十分に小さくすれば、 $\text{DTFT}(\tilde{f})$ の一意に区別可能な角周波数の区間 $[-\pi/T_s, \pi/T_s]$ で $\text{DTFT}(\tilde{f})$ は $(\sqrt{2\pi}/T_s)F$ と一致する。逆に T_s が大きいとき、 $[-\pi/T_s, \pi/T_s]$ の区間の端部付近で $F(\omega + 2\pi/T_s)$ や $F(\omega - 2\pi/T_s)$ が 0 でない値をとる。つまりサンプリングする前の連続時間信号には存在しなかった高周波成分が現れる。この現象を “Aliasing” (エイリアシング) と呼ぶ。

エイリアシングが生じない条件は、 $-\omega_0 + 2\pi/T_s > \omega_0$ すなわち $T_s < \pi/\omega_0$ である。周波数で表現するなら、帯域制限区間の端部の周波数 $f_0 := \omega_0/(2\pi)$ 、サンプリング周波数 $f_s := 1/T_s$ を用いて $f_s > 2f_0$ である。

7.4.8.1 補足: 式 (1) のもう一つの導出

$$\begin{aligned}
 \text{DTFT}(\tilde{f})(\omega) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} f(nT_s) e^{-i\omega T_s n} = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \left(\int_{-\infty}^{\infty} f(t) \delta(t - nT_s) dt \right) \exp(-i\omega T_s n) \\
 &= \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(t - nT_s) \exp(-i\omega T_s n) dt = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(t - nT_s) \exp(-i\omega t) dt \\
 &= \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \exp(-i\omega t) \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(t - nT_s) dt \\
 &= \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \exp(-i\omega t) \frac{1}{T_s} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \exp\left(itn \frac{2\pi}{T_s}\right) dt \quad (7.4.6 \text{ を用いた。}) \\
 &= \frac{1}{T_s} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \exp(-i\omega t) \exp\left(itn \frac{2\pi}{T_s}\right) dt \\
 &= \frac{1}{T_s} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \exp\left[-i\left(\omega - n \frac{2\pi}{T_s}\right)t\right] dt \\
 &= \frac{\sqrt{2\pi}}{T_s} \sum_{n=-\infty}^{\infty} F\left(\omega - n \frac{2\pi}{T_s}\right)
 \end{aligned}$$

7.4.9 システムの伝達関数と正弦波入力の関係

サンプリング時間を $T_s > 0$ とする。実数値の入力に対して実数値を出力するシステムの伝達関数が $H : \omega \in \mathbb{R} \mapsto H(\omega) \in \mathbb{C}$ であるとき、このシステムに単一周波数の正弦波 $f(n) := \sin(\omega_0 T_s n + \phi)$ ($-\pi/T_s \leq \omega_0 \leq \pi/T_s$) を入力したときの出力 $g(n)$ は次式となる。

$$g(n) = |H(\omega_0)| \sin(\omega_0 T_s n + \phi + \text{Arg}(H(\omega_0)))$$

$\omega_0 < -\pi/T_s, \pi/T_s < \omega_0$ のときは $\tilde{\omega}_0 := (\omega_0 + \pi/T_s) \% (2\pi/T_s) - \pi/T_s$ とすると $\sin(\omega_0 T_s n + \phi) = \sin(\tilde{\omega}_0 T_s n + \phi)$ となるので、 $-\pi/T_s \leq \omega_0 \leq \pi/T_s$ の場合のみを考慮すればよい。

(直接的で長い証明)

Proof.

システムのインパルス応答を $h(n) (\in \mathbb{R}) = \text{IDTFT}(H)(n)$ とすると $g(n) = (h * f)(n)$ と表される。

$$\begin{aligned} g(n) &= (h * f)(n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} h(m) f(n-m) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \left(\frac{T_s}{2\pi} \int_{-\pi/T_s}^{\pi/T_s} H(\omega) \exp(i\omega T_s m) d\omega \right) f(n-m) \\ &= \frac{T_s}{2\pi} \int_{-\pi/T_s}^{\pi/T_s} H(\omega) \sum_{m=-\infty}^{\infty} \exp(i\omega T_s m) f(n-m) d\omega \\ &= \frac{T_s}{2\pi} \int_{-\pi/T_s}^{\pi/T_s} \frac{1}{2i} H(\omega) \sum_{m=-\infty}^{\infty} \exp(i\omega T_s m) \left(\exp(i(\omega_0 T_s (n-m) + \phi)) \right. \\ &\quad \left. - \exp(-i(\omega_0 T_s (n-m) + \phi)) \right) d\omega \\ &= \frac{T_s}{2\pi} \int_{-\pi/T_s}^{\pi/T_s} \frac{1}{2i} H(\omega) \sum_{m=-\infty}^{\infty} \left(\exp(i(\omega_0 T_s n + \phi)) \exp(i(\omega - \omega_0) T_s m) \right. \\ &\quad \left. - \exp(-i(\omega_0 T_s n + \phi)) \exp(i(\omega + \omega_0) T_s m) \right) d\omega \\ &= \frac{T_s}{2\pi} \int_{-\pi/T_s}^{\pi/T_s} \frac{1}{2i} H(\omega) \sum_{m=-\infty}^{\infty} \left(\exp(i(\omega_0 T_s n + \phi)) \frac{2\pi}{T_s} \delta(\omega - \omega_0 - 2\pi m/T_s) \right. \\ &\quad \left. - \exp(-i(\omega_0 T_s n + \phi)) \frac{2\pi}{T_s} \delta(\omega + \omega_0 - 2\pi m/T_s) \right) d\omega \\ &= \frac{1}{2i} \int_{-\pi/T_s}^{\pi/T_s} H(\omega) \left(\exp(i(\omega_0 T_s n + \phi)) \delta(\omega - \omega_0) - \exp(-i(\omega_0 T_s n + \phi)) \delta(\omega + \omega_0) \right) d\omega \\ &= \frac{1}{2i} \left(H(\omega_0) \exp(i(\omega_0 T_s n + \phi)) - H(-\omega_0) \exp(-i(\omega_0 T_s n + \phi)) \right) \\ &= \frac{1}{2i} \left(H(\omega_0) \exp(i(\omega_0 T_s n + \phi)) - \overline{H(\omega_0) \exp(i(\omega_0 T_s n + \phi))} \right) \\ &\quad (h(n) \in \mathbb{R} \text{ なので } H(-\omega_0) = \overline{H(\omega_0)}) \\ &= \frac{1}{2i} 2i \text{Im} \left(H(\omega_0) \exp(i(\omega_0 T_s n + \phi)) \right) \\ &= \text{Re} \left(H(\omega_0) \right) \text{Im} \left(\exp(i(\omega_0 T_s n + \phi)) \right) + \text{Im} \left(H(\omega_0) \right) \text{Re} \left(\exp(i(\omega_0 T_s n + \phi)) \right) \\ &= \text{Re} \left(H(\omega_0) \right) \sin(\omega_0 T_s n + \phi) + \text{Im} \left(H(\omega_0) \right) \cos(\omega_0 T_s n + \phi) \\ &= |H(\omega)| \sin(\omega_0 T_s n + \phi + \text{Arg}(H(\omega_0))) \end{aligned}$$

□

(DTFT を経由した短い証明)

Proof.

f, g の DTFT を F, G とすると

$$G(\omega) = H(\omega)F(\omega) = H(\omega) \frac{\pi}{T_s i} \sum_{m \in \mathbb{Z}} (e^{i\phi} \delta(\omega - \omega_0 - 2\pi m/T_s) - e^{-i\phi} \delta(\omega + \omega_0 - 2\pi m/T_s))$$

これを逆変換して

$$\begin{aligned} g(n) &= \text{IDTFT}(G)(n) \\ &= \frac{T_s}{2\pi} \int_{-\pi/T_s}^{\pi/T_s} H(\omega) \frac{\pi}{T_s i} \sum_{m \in \mathbb{Z}} (e^{i\phi} \delta(\omega - \omega_0 - 2\pi m/T_s) - e^{-i\phi} \delta(\omega + \omega_0 - 2\pi m/T_s)) \exp(i\omega T_s n) d\omega \\ &= \frac{1}{2i} (H(\omega_0) \exp(i(\omega_0 T_s n + \phi)) - H(-\omega_0) \exp(-i(\omega_0 T_s n + \phi))) \end{aligned}$$

この先は「直接的で長い証明」と同じである。 □

7.4.10 Gaussian ノイズの DTFT

7.4.10.1 エネルギー・スペクトラム密度の性質

複素数の Gaussian 乱数の DTFT は周波数に依らない分布をもつことを示す。Gaussian ノイズが White である (スペクトラムが平坦である) と言われる理由はここにある。

$N \in \mathbb{N}$, $\sigma > 0$ とする。連続時間信号 $X: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ は確率変数であるとする。これをサンプリング周期 $T_s > 0$ でサンプリングした N 個の確率変数 $X_n = X(nT_s)$ ($n = 0, 1, \dots, N-1$) は互いに独立であり、自身の実部と虚部も独立であり、それぞれ $N(0, \sigma)$ に従うとする。数列 $\{X_n\}$ の DTFT を $Y: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ とすると、 $|Y(\omega)|^2/(N\sigma^2)$ は χ_2^2 に従う。

Proof.

$[\text{Re}(X_n), \text{Im}(X_n)]^\top \sim N(\mathbf{0}, \sigma I_2)$ である。ここに I_2 は 2 次の単位行列である。 $Y(\omega) = \sum_{n=0}^{N-1} X_n e^{-j\omega T_s n}$ であるが、 $X_n e^{-j\omega T_s n}$ は X_n を $-\omega T_s n$ だけ回転させたものであり、これもまた $N(\mathbf{0}, \sigma I_2)$ に従う。正規分布の再生性から $Y(\omega)$ は $N(\mathbf{0}, \sqrt{N}\sigma I_2)$ に従う。 $Y(\omega)/(\sqrt{N}\sigma)$ の実部と虚部は独立でそれぞれ標準正規分布に従うので、 $|Y(\omega)|^2/(N\sigma^2)$ は χ_2^2 に従う。 □

7.4.10.2 Fourier 変換との関係

通信工学で現れる Gaussian ノイズの電力密度という言葉について説明を試みる。時間の不連続関数とも思えるノイズに対する Fourier 変換を通常の方法で定義できない。ここでは、サンプリング周波数が極めて高い測定器を用いて計算される DTFT 由来のスペクトラムを考えることにする。産業応用上はこのような測定結果を用いるので、極限を数学的に厳密に扱わなくても実用上困ることはない。注目する時間区間 (測定器で言えば Gate time) $I := [t_0, t_1]$ に於いて確率変数としての連続時間ノイズ信号 $X(t)$ を周期 T_s でサンプリングした $N = \lfloor (t_1 - t_0)/T_s \rfloor$ 個のデータ $X_n := X(nT_s)$ に対して、区間 I に於ける平均スペクトラムを次式で定義する。

$$Y(f) := \frac{1}{t_1 - t_0} \sum_{n=0}^{N-1} \frac{t_1 - t_0}{N} X_n \exp(-j2\pi f n T_s)$$

上式は $T_s \rightarrow +0$ のとき、 X の台を I に制限した Fourier 変換の $1/(t_1 - t_0)$ 倍に近づく (X が Riemann 可積分かどうか疑わしいので「一致する」とは言い難い)。7.4.10.1 の証明と同様にして $Y(\omega)$ の実部と虚部はそれぞれ独立に正規分布 $N(0, \sigma)$ に従い、 $|Y(\omega)|^2/\sigma^2$ は χ_2^2 分布に従うことがわかる。

第 7.5 章

離散 Fourier 変換 (DFT)

7.5.1 基底

$d \in \mathbb{N}$, $N_l \in \mathbb{N}$ ($l = 1, 2, \dots, d$), $\mathbf{k}, \mathbf{n} \in \mathbb{Z}^d$ とする。次式で定義される, \mathbf{n} に関する離散座標信号を d 次元 DFT の第 \mathbf{k} 基底ベクトルという。

$$W(\mathbf{k}, \mathbf{n}) := \left(\prod_{l=1}^d N_l \right)^{-1/2} \exp i \left(\sum_{l=1}^d \frac{k_l n_l}{N_l} 2\pi \right)$$

7.5.2 DFT の定義

$d \in \mathbb{N}$, $N_l \in \mathbb{N}$ ($l = 1, 2, \dots, d$), $\mathbf{k} \in \mathbb{Z}^d$ とする。 $\Omega := \{0, 1, \dots, N_1 - 1\} \times \{0, 1, \dots, N_2 - 1\} \times \dots \times \{0, 1, \dots, N_d - 1\}$ とする。 f を周期が (N_1, N_2, \dots, N_d) であるような離散座標信号 $f: \mathbb{Z}^d \rightarrow \mathbb{C}$; $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_d]^\top \mapsto f(\mathbf{n})$ とするとき, 次式で定義される, \mathbf{k} に関する離散座標信号を f の離散 Fourier 変換 (Discrete Fourier Transform, DFT) という。

$$\text{DFT}(f)(\mathbf{k}) := \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{n})} f(\mathbf{n})$$

7.5.3 Hermite な離散座標信号の DFT は実数である

$d, N_l, \mathbf{k}, \Omega, f$ の定義は 7.5.2 と同じものとする。 f にさらに Hermite 性: $\overline{f(\mathbf{n})} = f(-\mathbf{n})$ を要請するとき, $\text{DFT}(f)(\mathbf{k})$ は実数となる。

Proof.

$$\begin{aligned} 2\text{Im}(\text{DFT}(f)(\mathbf{k})) &= \text{DFT}(f)(\mathbf{k}) - \overline{\text{DFT}(f)(\mathbf{k})} \\ &= \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{n})} f(\mathbf{n}) - \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} W(\mathbf{k}, \mathbf{n}) \overline{f(\mathbf{n})} \end{aligned}$$

ここで $\mathbf{n}_M := [N_1, \dots, N_d]^\top$ とすると,

$$\overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{n})} = W(\mathbf{k}, -\mathbf{n}) = W(\mathbf{k}, \mathbf{n}_M - \mathbf{n})$$

また, f の Hermite 性の仮定より

$$\overline{f(\mathbf{n})} = f(-\mathbf{n}) = f(\mathbf{n}_M - \mathbf{n})$$

以上より

$$\begin{aligned} 2\text{Im}(\text{DFT}(f)(\mathbf{k})) &= \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} W(\mathbf{k}, \mathbf{n}_M - \mathbf{n}) f(\mathbf{n}) - \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} W(\mathbf{k}, \mathbf{n}) f(\mathbf{n}_M - \mathbf{n}) \\ &= \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} W(\mathbf{k}, \mathbf{n}_M - \mathbf{n}) f(\mathbf{n}) - \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} W(\mathbf{k}, \mathbf{n}_M - \mathbf{n}) f(\mathbf{n}) \\ &\quad (\{(\mathbf{n}, \mathbf{n}_M - \mathbf{n}) | \mathbf{n} \in \Omega\} = \{(\mathbf{n}_M - \mathbf{n}), \mathbf{n} | \mathbf{n} \in \Omega\} \text{を用いた}) \\ &= 0 \end{aligned}$$

□

7.5.3.1 系: Hermite な離散座標信号の IDFT は実数である

7.5.3 と同様にして示せる。

7.5.4 巡回畳み込みの DFT は DFT の積に比例する

$d, N_l, \mathbf{k}, \Omega$ の定義は 7.5.2 と同じものとする。 f, g を周期が (N_1, N_2, \dots, N_d) であるような離散座標信号 $f, g: \mathbb{Z}^d \rightarrow \mathbb{C}$; $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_d]^\top \mapsto f(\mathbf{n}), g(\mathbf{n})$ とするとき、次が成り立つ。

$$\text{DFT}(f \circledast g)(\mathbf{k}) = \left(\prod_{l=1}^d N_l \right)^{1/2} \text{DFT}(f)(\mathbf{k}) \text{DFT}(g)(\mathbf{k})$$

Proof.

$\mathbf{N} := [N_1, \dots, N_d]^\top$ とする。

$$\begin{aligned} \text{DFT}(f \circledast g)(\mathbf{k}) &= \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{n})} (f \circledast g)(\mathbf{n}) = \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{n})} \sum_{\mathbf{m} \in \Omega} f(\mathbf{m}) g((\mathbf{n} - \mathbf{m}) \% \mathbf{N}) \\ &= \sum_{\mathbf{m} \in \Omega} f(\mathbf{m}) \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{n})} g((\mathbf{n} - \mathbf{m}) \% \mathbf{N}) \\ &= \sum_{\mathbf{m} \in \Omega} f(\mathbf{m}) \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} \left(\prod_{l=1}^d N_l \right)^{1/2} \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{m}) W(\mathbf{k}, \mathbf{n} - \mathbf{m})} g((\mathbf{n} - \mathbf{m}) \% \mathbf{N}) \\ &= \left(\prod_{l=1}^d N_l \right)^{1/2} \sum_{\mathbf{m} \in \Omega} \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{m})} f(\mathbf{m}) \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} \overline{W(\mathbf{k}, (\mathbf{n} - \mathbf{m}) \% \mathbf{N})} g((\mathbf{n} - \mathbf{m}) \% \mathbf{N}) \\ &= \left(\prod_{l=1}^d N_l \right)^{1/2} \sum_{\mathbf{m} \in \Omega} \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{m})} f(\mathbf{m}) \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{n})} g(\mathbf{n}) \\ &= \left(\prod_{l=1}^d N_l \right)^{1/2} \text{DFT}(f)(\mathbf{k}) \text{DFT}(g)(\mathbf{k}) \end{aligned}$$

□

7.5.5 巡回相関の DFT

$d, N_l, \mathbf{k}, \Omega$ の定義は 7.5.2 と同じものとする。 f, g を周期が (N_1, N_2, \dots, N_d) であるような離散座標信号 $f, g: \mathbb{Z}^d \rightarrow \mathbb{C}$; $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_d]^\top \mapsto f(\mathbf{n}), g(\mathbf{n})$ とする。 f と g の巡回相関を $R_{f,g}(\mathbf{n}) = \text{cycCorrel}(f, g)(\mathbf{n})$ とする。このとき、次が成り立つ。

$$\text{DFT}(R_{f,g})(\mathbf{k}) = \left(\prod_{l=1}^d N_l \right)^{1/2} \text{DFT}(f)(\mathbf{k}) \overline{\text{DFT}(g)(\mathbf{k})}$$

Proof.

$\mathbf{N} := [N_1, \dots, N_d]^\top$ とする。

$$\begin{aligned} \text{DFT}(R_{f,g})(\mathbf{k}) &= \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{n})} \sum_{\mathbf{m} \in \Omega} f(\mathbf{m}) \overline{g((\mathbf{m} - \mathbf{n}) \% \mathbf{N})} \\ &= \sum_{\mathbf{m} \in \Omega} f(\mathbf{m}) \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{n})} \overline{g((\mathbf{m} - \mathbf{n}) \% \mathbf{N})} \end{aligned} \tag{1}$$

ここで $\overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{n})}$ を変形して次式を得る。

$$\begin{aligned}\overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{n})} &= W(\mathbf{k}, -\mathbf{n}) = \left(\prod_{l=1}^d N_l \right)^{1/2} W(\mathbf{k}, \mathbf{m} - \mathbf{n}) W(\mathbf{k}, -\mathbf{m}) \\ &= \left(\prod_{l=1}^d N_l \right)^{1/2} W(\mathbf{k}, (\mathbf{m} - \mathbf{n}) \% \mathbf{N}) \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{m})}\end{aligned}$$

これを式 (1) に適用して次式を得る。

$$\begin{aligned}\text{DFT}(R_{f,g})(\mathbf{k}) &= \left(\prod_{l=1}^d N_l \right)^{1/2} \sum_{\mathbf{m} \in \Omega} \overline{W(\mathbf{k}, \mathbf{m})} f(\mathbf{m}) \sum_{\mathbf{n} \in \Omega} \overline{W(\mathbf{k}, (\mathbf{m} - \mathbf{n}) \% \mathbf{N})} g((\mathbf{m} - \mathbf{n}) \% \mathbf{N}) \\ &= \left(\prod_{l=1}^d N_l \right)^{1/2} \text{DFT}(f)(\mathbf{k}) \overline{\text{DFT}(g)(\mathbf{k})}\end{aligned}$$

□

7.5.6 巡回畳み込みの DFT

$d, N_l, \mathbf{k}, \Omega$ の定義は 7.5.2 と同じものとする。 f, g を周期が (N_1, N_2, \dots, N_d) であるような離散座標信号 $f, g: \mathbb{Z}^d \rightarrow \mathbb{C}$; $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_d]^\top \mapsto f(\mathbf{n}), g(\mathbf{n})$ とするとき、次が成り立つ。

$$\text{DFT}(f \otimes g)(\mathbf{k}) = \left(\prod_{l=1}^d N_l \right)^{1/2} \text{DFT}(f)(\mathbf{k}) \text{DFT}(g)(\mathbf{k})$$

Proof.

7.5.5 と同じ要領で示せる。

□

7.5.7 Gaussian ノイズの DFT

$F(n) \in \mathbb{C}$ ($n = 0, 1, \dots, N-1$) は互いに独立で、複素正規分布 $N(0, \sigma^2)$ に従うとする ($p(f) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \frac{-\text{Re}(f)^2 - \text{Im}(f)^2}{2\sigma^2} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \frac{-|f|^2}{2\sigma^2}$)。これの DFT を $G(k) = \text{DFT}(F)(k)$ とするとき、 $G(k)$ ($k = 0, 1, \dots, N-1$) もまた互いに独立で、複素正規分布 $N(0, \sigma^2)$ に従う。

Proof.

$$P \in \mathbb{C}^{N \times N}, P_{k,n} := W(k, n) := \frac{1}{\sqrt{N}} \exp i \frac{kn}{N} 2\pi \quad (k, n \in \{0, 1, \dots, N-1\})$$

$$\mathbf{F} := [F(0), F(1), \dots, F(N-1)]^\top, \mathbf{G} := [G(0), G(1), \dots, G(N-1)]^\top$$

と定義すると

$$\mathbf{G} = P^* \mathbf{F}$$

となる。

$$\begin{aligned}\Pr(\mathbf{G} = \mathbf{g} \in \mathbb{C}^N) &= \Pr(P^* \mathbf{F} = \mathbf{g}) = \Pr(\mathbf{F} = P\mathbf{g}) \\ &= \prod_{i=0}^{N-1} \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \frac{-|(P\mathbf{g})[i]|^2}{2\sigma^2} = \left(\prod_{i=0}^{N-1} \frac{1}{2\pi\sigma^2} \right) \exp \sum_{i=0}^{N-1} \frac{-|(P\mathbf{g})[i]|^2}{2\sigma^2} \\ &= \left(\prod_{i=0}^{N-1} \frac{1}{2\pi\sigma^2} \right) \exp \frac{-\|P\mathbf{g}\|_2^2}{2\sigma^2} = \left(\prod_{i=0}^{N-1} \frac{1}{2\pi\sigma^2} \right) \exp \frac{-\|\mathbf{g}\|_2^2}{2\sigma^2} \\ &= \prod_{i=0}^{N-1} \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \frac{-|g_i|^2}{2\sigma^2}\end{aligned}$$



第 7.6 章

高速 Fourier 変換 (FFT)

7.6.1 長さが 2 のべき乗でない信号の DFT を長さが 2 のべき乗の信号の FFT に帰着する方法

N を 2 のべき乗でない自然数とする。長さ N の信号 x の DFT

$$X(k) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \exp\left(2\pi i \frac{-kn}{N}\right) \quad k = 1, 2, \dots, N-1$$

を長さが 2 のべき乗である信号の FFT に帰着する方法を考える。 $\forall a, b \in \mathbb{R}, ab = \frac{a^2+b^2-(a-b)^2}{2}$ を用いて上の式を次のように変形する。

$$\begin{aligned} X(k) &= \frac{1}{\sqrt{N}} \exp\left(\pi i \frac{-k^2}{N}\right) \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \exp\left(\pi i \frac{-n^2}{N}\right) \exp\left(\pi i \frac{(k-n)^2}{N}\right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{N}} \exp\left(\pi i \frac{-k^2}{N}\right) \sum_{n=0}^{N-1} u(n) v(k-n) \\ \text{where } u(n) &:= x(n) \exp\left(\pi i \frac{-n^2}{N}\right), v(n) := \exp\left(\pi i \frac{n^2}{N}\right) \\ \therefore X(k) \sqrt{N} \exp\left(\pi i \frac{k^2}{N}\right) &= (u * v)(k) \end{aligned}$$

$u * v$ を、長さが 2 のべき乗の信号に対して使える FFT, IFFT を用いて計算する。そのために長さが 2 のべき乗の信号同士の**巡回畳み込み**の中に $u * v$ が部分的に現れるような状況を以下のようにして作り出す。

$N_2 := \min\{a | \exists b \in \mathbb{N}, a = 2^b \geq 2N\}$ とする。長さ N_2 の信号 u_2, v_2 を以下のように定義する。

$$\begin{aligned} u_2(n) &:= \begin{cases} u(n) & (n \in [0, N-1]) \\ 0 & (n \in [N, N_2-1]) \end{cases} \\ v_2(n) &:= \begin{cases} v(n) & (n \in [0, N-1]) \\ 0 & (n \in [N, N_2-N]) \\ v(N_2-n) & (n \in [N_2-N+1, N_2-1]) \end{cases} \end{aligned}$$

u_2 は u の後ろに 0 を並べて長さ N_2 に拡張した信号である。 v_2 は長さ N_2 の 0 が並んだ信号の前部を v で塗り替え、後部を v の第 1 ~ $N-1$ 要素をコピーして順番を逆にしたもので塗り替えた信号である。下の図は u_2, v_2 を視覚的に表現したものである。

図 7.6.1.1 u_2, v_2 の構造

このようにすると $u_2 * v_2$ の先頭 N 要素が $u * v$ と一致する。

$$\text{FFT}(u_2 * v_2) = \sqrt{N_2} \text{FFT}(u_2) \text{FFT}(v_2)$$

より

$$\text{IFFT}(\sqrt{N_2} \text{FFT}(u_2) \text{FFT}(v_2))$$

により $u_2 * v_2$ を高速に計算し、結果の先頭 N 要素を切り出せば $u * v$ を得る。得られた $u * v$ の第 k 要素に $\frac{1}{\sqrt{N}} \exp\left(\pi i \frac{k^2}{N}\right)$ を掛ければ x の DFT が得られる。 v_2 の FFT や $\frac{1}{\sqrt{N}} \exp\left(\pi i \frac{k^2}{N}\right)$ ($k = 0, 1, \dots, N-1$) は初回の計算結果を保存しておけば別の信号の DFT の計算で再利用できる。

7.6.2 長さを 2 数の積に分解して複数回の DFT に分ける方法

7.6.2.1 目標

$P, Q \in \mathbb{N}$, $P, Q \geq 2$, $N = PQ$ とし、 x を周期 N の離散時間複素数値信号とする。 x の DFT X を長さ Q の DFT P 回と長さ P の DFT Q 回に分けて計算する方法を考える。この手法は次の場面で有用である。

1. Q が 2 の冪乗であるが P はそうでないとき。長さ Q の DFT は通常の FFT で計算し、長さ P の DFT は直接法で計算する。 P が合成数であれば素因数分解して再帰的に DFT 直接計算を実行すればさらに効率的である。
2. 例えばクロック同期式順序回路で DFT を行う場合。 N が 2 の冪乗であっても長さ N の FFT を一度に計算するための乗算器や加算器を用意できないときがある（回路リソースを度外視してパイプライン回路を作れば時間計算量は $O(\log_2 N)$ で済むため、スループットは問題にならない）。FFT を多段階に分けて乗算器と加算器を使い回すことで回路リソースを削減できる。

例えば $P = 8$, $Q = 16$, $N = 128$ とする。一度に計算すると乗算器の個数は $128 \log_2 128 = 896$ 個必要である。前記のように多段階に分ければ $\max(8 \times 16 \log_2 16, 16 \times 8 \log_2 8) = 512$ 個に減る。時間計算量は変わらない。乗算に用いる係数は on-chip ROM に保持して必要なタイミングで読み出せばよい。

7.6.2.2 方法

k を整数とする。

$$\begin{aligned}
 X(k) &= \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \exp\left(-i2\pi \frac{kn}{N}\right) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n_0=0}^{P-1} \sum_{n_1=0}^{Q-1} x(n_1P + n_0) \exp\left(-i2\pi \frac{k(n_1P + n_0)}{N}\right) \\
 &= \frac{1}{\sqrt{P}} \sum_{n_0=0}^{P-1} \left(\frac{1}{\sqrt{Q}} \sum_{n_1=0}^{Q-1} x(n_1P + n_0) \exp\left(-i2\pi \frac{kn_1}{Q}\right) \right) \exp\left(-i2\pi \frac{kn_0}{N}\right) \\
 &= \frac{1}{\sqrt{P}} \sum_{n_0=0}^{P-1} X_1(n_0, k) \exp\left(-i2\pi \frac{kn_0}{N}\right) \tag{1}
 \end{aligned}$$

where $X_1(n_0, k) := \frac{1}{\sqrt{Q}} \sum_{n_1=0}^{Q-1} x(n_1P + n_0) \exp\left(-i2\pi \frac{kn_1}{Q}\right)$

$X_1(n_0, k)$ は各 n_0 について長さ Q の DFT によって得られる (長さ Q の DFT を P 回行う)。 k に関して周期が Q であるから $X_1(n_0, k) = X_1(n_0, k \% Q)$ が成り立つことに留意する。つまり計算機上では X_1 は各 n_0 について長さ Q のベクトルとして表現される。典型的には n_0 と行番号を対応させて $P \times Q$ の行列としてメモリ上に格納される。

次に式 (1) の最も右側の指数関数を分解する。 $k = k_1 Q + k_0$ ($k_1 = 0, 1, \dots, P-1$, $k_0 = 0, 1, \dots, Q-1$) として次式を得る。

$$\exp\left(-i2\pi \frac{kn_0}{N}\right) = \exp\left(-i2\pi \frac{k_1 n_0}{P}\right) \exp\left(-i2\pi \frac{k_0 n_0}{N}\right)$$

これを式 (1) に適用して次式を得る。

$$X(k) = \frac{1}{\sqrt{P}} \sum_{n_0=0}^{P-1} \exp\left(-i2\pi \frac{k_0 n_0}{N}\right) X_1(n_0, k_0) \exp\left(-i2\pi \frac{k_1 n_0}{P}\right) = \frac{1}{\sqrt{P}} \sum_{n_0=0}^{P-1} \tilde{X}_1(n_0, k_0) \exp\left(-i2\pi \frac{k_1 n_0}{P}\right) \quad (2)$$

where $\tilde{X}_1(n_0, k_0) := \exp\left(-i2\pi \frac{k_0 n_0}{N}\right) X_1(n_0, k_0)$

式 (2) の最右辺は各 k_0 について長さ P の DFT によって得られる (長さ P の DFT を Q 回行う)。

7.6.2.3 計算例

計算例を記した Julia の Jupyter Notebook が下記のファイル名で保存されている。Git リポジトリ内でファイル名検索すれば発見できるであろう。

- [DFT_len_fact_expr.ipynb](#)

第 7.7 章

離散 Cosine 変換 (DCT)

7.7.1 DCT 基底の正規直交性を導出するための補題

$M \in \mathbb{Z}$, $N \in \mathbb{N}$ とする。さらに M は $2N$ の倍数ではないとする。このとき次式が成り立つ。

$$\sum_{n=0}^{N-1} \cos \frac{M(n+1/2)}{N} \pi = 0$$

Proof. (証明 1 複素指数関数を用いる証明)

(証明 2 複素数を用いない証明 (所謂「望遠鏡和」を使う))

□

第 8 部

Hilbert 变换

第 8.1 章

Hilbert 変換の変数変換

Hilbert 変換の定義式は次式である。

$$H(u)(t) := \frac{1}{\pi} \text{p.v.} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{u(\tau)}{t - \tau} d\tau$$

これは次式と等しい。

$$\text{p.v.} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{u(t - \tau)}{\tau} d\tau$$

Proof.

$$\begin{aligned} H(u)(t) &:= \frac{1}{\pi} \text{p.v.} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{u(\tau)}{t - \tau} d\tau \\ &= \frac{1}{\pi} \lim_{\varepsilon \rightarrow +0} \left[\underbrace{\int_{-\infty}^{t-\varepsilon} \frac{u(\tau)}{t - \tau} d\tau}_{(1.1)} + \underbrace{\int_{t+\varepsilon}^{\infty} \frac{u(\tau)}{t - \tau} d\tau}_{(1.2)} \right] \end{aligned} \quad (1)$$

変数変換 $t - \tau = \tilde{\tau}$ を施して次式を得る。

$$(1.1) = \frac{1}{\pi} \int_{\varepsilon}^{\infty} \frac{u(t - \tilde{\tau})}{\tilde{\tau}} d\tilde{\tau}, \quad (1.2) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{-\varepsilon} \frac{u(t - \tilde{\tau})}{\tilde{\tau}} d\tilde{\tau}$$

これらを (1) に適用して主張が示される。 □

第 8.2 章

sin, cos の Hilbert 変換

$$H(t \mapsto \sin \omega t)(t) = \operatorname{sgn}(\omega) \sin(\omega t - \pi/2), \quad H(t \mapsto \cos \omega t)(t) = \operatorname{sgn}(\omega) \cos(\omega t - \pi/2)$$

Proof.

sin の Hilbert 変換について示す。他方は同様に示せる。[8.1](#) より次式が成り立つ。

$$\begin{aligned} H(t \mapsto \sin \omega t)(t) &= \frac{1}{\pi} \text{p.v.} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sin \omega(t - \tau)}{\tau} d\tau = \frac{1}{\pi} \text{p.v.} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sin \omega t \cos \omega \tau - \cos \omega t \sin \omega \tau}{\tau} d\tau \\ &= -\frac{\cos \omega t}{\pi} \text{p.v.} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sin \omega \tau}{\tau} d\tau = -(\cos \omega t) \operatorname{sgn}(\omega) = \operatorname{sgn}(\omega) \sin(\omega t - \pi/2) \end{aligned}$$

最後から 3 番目の等号の成立には, $(\cos x)/x$ の $[a, \infty)$ ($a > 0$) に於ける定積分が存在することを用いた。最後から 2 番目の等号の成立には Dirichlet 積分を用いた。□

第 8.3 章

Hilbert 変換の Fourier 変換

$x : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ を連続時間信号とし, $\hat{x} = H(x)$, $X = \mathcal{F}(x)$ とする。次式が成り立つ。

$$\mathcal{F}(\hat{x})(\omega) = -i \operatorname{sgn}(\omega) X(\omega)$$

Proof.

$$\begin{aligned} \mathcal{F}(\hat{x})(\omega) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\pi} \text{p.v.} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(t-\tau)}{\tau} d\tau e^{-i\omega t} dt \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\pi} \text{p.v.} \int_{-\infty}^{\infty} x(t-\tau) e^{-i\omega(t-\tau)} \frac{e^{-i\omega\tau}}{\tau} d\tau dt \\ &= \frac{1}{\pi} \text{p.v.} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{e^{-i\omega\tau}}{\tau} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t-\tau) e^{-i\omega(t-\tau)} dt \right) d\tau \\ &= \frac{1}{\pi} \text{p.v.} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{e^{-i\omega\tau}}{\tau} X(\omega) d\tau \\ &= X(\omega) \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{-i \sin \omega\tau}{\tau} d\tau = -i \operatorname{sgn}(\omega) X(\omega) \end{aligned}$$

□

第 9 部

Laplace 变换

第 9.1 章

複素指数関数入力に対する伝達関数の作用

$A > 0, \omega \in \mathbb{R}$ とする。連続時間信号 $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ を次のように定める。

$$f(t) = \begin{cases} Ae^{i\omega t} & (t \geq 0) \\ 0 & (t < 0) \end{cases}$$

$H: s \in \mathbb{C} \mapsto H(s) \in \mathbb{C}$ を proper で既約な有理関数とする。また、 H の極の実部は全て負であるとする。伝達関数が $H(s)$ である連続時間システムに信号 f を入力した時の出力を g とすると、十分大きい t に対して $g(t) \sim H(i\omega)f(t)$ となる。

Proof.

N_p を $H(s)$ の分母多項式の相異なる零点の個数とし、それら零点を p_0, \dots, p_{N_p} とする。零点 p_k の次数を $N_{p,k}$ とし、 $H(s)$ の部分分数展開を

$$H(s) = c_0 + \sum_{k=1}^{N_p} \sum_{l=1}^{N_{p,k}} \frac{c_{k,l}}{(s - p_k)^l}$$

とする。ここに $c_0, c_{k,l}$ ($k = 1, \dots, N_p, l = 1, \dots, N_{p,k}$) は適当な複素数である。 f, g の Laplace 変換をそれぞれ F, G とすると $G(s) = H(s)F(s) = AH(s)/(s - i\omega)$ である。この部分分数展開に現れる、 $1/(s - p_k)^l$ ($k = 1, \dots, N_p, l = 1, \dots, N_{p,k}$) に比例する項は逆 Laplace 変換すると $t^{l-1}e^{p_k t}$ に比例する関数となり、 $t \rightarrow \infty$ で 0 に収束する。

残りの項、すなわち $1/(s - i\omega)$ に比例する項は $AH(i\omega)/(s - i\omega) = H(i\omega)F(s)$ となる。以上より、十分大きい t に対して $g(t) \sim \mathcal{L}^{-1}(H(i\omega)F(s))(t) = H(i\omega)f(t)$ となる。 \square

9.1.1 系: 正弦波入力に対する伝達関数の作用

$A > 0, \omega \in \mathbb{R}$ とする。連続時間信号 $f_1, f_2: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ を次のように定める。

$$f_1(t) = \begin{cases} A \cos \omega t & (t \geq 0) \\ 0 & (t < 0) \end{cases}$$

$$f_2(t) = \begin{cases} A \sin \omega t & (t \geq 0) \\ 0 & (t < 0) \end{cases}$$

H を直前の定理と同じように定める。伝達関数が $H(s)$ である連続時間システムに信号 f_1, f_2 を入力した時の出力をそれぞれ g_1, g_2 とすると、十分大きい t に対して

$$\begin{aligned} g_1(t) &\sim |H(i\omega)| \cos(\omega t + \text{Arg}(H(i\omega))) \\ g_2(t) &\sim |H(i\omega)| \sin(\omega t + \text{Arg}(H(i\omega))) \end{aligned}$$

となる。

Proof.

f_1 について示す。 f_2 も同様に示せる。 $f_1(t) = \operatorname{Re}(Ae^{i\omega t})$ であり、実数システムだから出力は $Ae^{i\omega t}$ を入力したときの出力の実部と等しい。直前の定理の結果を用いて

$$g_1(t) = \operatorname{Re}(H(i\omega)Ae^{i\omega t}) = \operatorname{Re}\left(|H(i\omega)|e^{i\operatorname{Arg}(H(i\omega))}Ae^{i\omega t}\right) = |H(i\omega)|\cos(\omega t + \operatorname{Arg}(H(i\omega)))$$

□

Proof. (直接的な証明)

f_1 について示す。 f_2 も同様に示せる。直前の定理の証明の (1) までは同じである。 f_1, g_1 の Laplace 変換をそれぞれ F_1, G_1 とすると

$$F_1(s) = \frac{As}{s^2 + \omega^2} = \frac{A}{2} \left(\frac{1}{s + i\omega} + \frac{1}{s - i\omega} \right)$$

であるから、 $G_1(s) = H(s)F(s)$ の部分分数展開のうち $1/(s + i\omega)$, $1/(s - i\omega)$ に比例する項を詳しく調べれば良い。 $1/(s + i\omega)$ の係数は

$$G(s)X(s)(s + i\omega)|_{s \rightarrow -i\omega} = AG(-i\omega)/2$$

となり、 $1/(s - i\omega)$ の係数は

$$G(s)X(s)(s - i\omega)|_{s \rightarrow i\omega} = AG(i\omega)/2$$

となる。よってこれらの項の和は

$$\begin{aligned} & \frac{AG(-i\omega)/2}{s + i\omega} + \frac{AG(i\omega)/2}{s - i\omega} = \frac{A}{2} \left(\frac{G(-i\omega)}{s + i\omega} + \frac{G(i\omega)}{s - i\omega} \right) \\ &= \frac{A}{2} \times \frac{1}{s^2 + \omega^2} (G(-i\omega)(s - i\omega) + G(i\omega)(s + i\omega)) \\ &= \frac{As}{s^2 + \omega^2} \times \frac{1}{2} (G(i\omega) + G(-i\omega)) + \frac{A\omega}{s^2 + \omega^2} \times \frac{-1}{2i} (G(i\omega) - G(-i\omega)) \end{aligned} \quad (9.1.1.1)$$

$G(s)$ は有理式なので $G(-i\omega) = \overline{G(i\omega)}$ となることに注意して

$$\frac{1}{2} (G(i\omega) + G(-i\omega)) = |G(i\omega)| \frac{1}{2} \left(e^{i\operatorname{Arg}(G(i\omega))} + e^{-i\operatorname{Arg}(G(i\omega))} \right) = |G(i\omega)| \cos \operatorname{Arg}(G(i\omega))$$

同様に

$$\frac{-1}{2i} (G(i\omega) - G(-i\omega)) = -|G(i\omega)| \sin \operatorname{Arg}(G(i\omega))$$

以上より,

$$\begin{aligned} (1) &= |G(i\omega)| \left(\cos \operatorname{Arg}(G(i\omega)) \frac{As}{s^2 + \omega^2} - \sin \operatorname{Arg}(G(i\omega)) \frac{A\omega}{s^2 + \omega^2} \right) \\ g(t) &\sim \mathcal{L}^{-1}((1))(t) = |G(i\omega)| (\cos \operatorname{Arg}(G(i\omega)) \cos \omega t - \sin \operatorname{Arg}(G(i\omega)) \sin \omega t) \\ &= |G(i\omega)| \cos(\omega t + \operatorname{Arg}(G(i\omega))) \end{aligned}$$

□

第 10 部

Z 变换

第 10.1 章

両側 Z 変換

10.1.1 逆 Z 変換

$X : \mathbb{C} \rightarrow \mathbb{C}$ は離散時間信号 $x : \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ の Z 変換であるとする。このとき次式が成り立つ。

$$x(n) = \frac{1}{2\pi i} \oint_C X(z) z^{n-1} dz \quad (10.1.1.1)$$

ここに積分路 C は $X(z)$ のすべての極を含む反時計回りの単純閉曲線である。

Proof.

$$\begin{aligned} \frac{1}{2\pi i} \oint_C X(z) z^{n-1} dz &= \frac{1}{2\pi i} \oint_C \left(\sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k) z^{-k} \right) z^{n-1} dz \\ &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k) \frac{1}{2\pi i} \oint_C z^{n-k-1} dz = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k) \delta_{n,k} = x(n) \end{aligned}$$

□

10.1.2 最終値定理

$X(z)$ ($z \in \mathbb{C}$) を離散時間信号 $x(n)$ ($n \in \mathbb{Z}, \forall n < 0, x(n) = 0$) の Z 変換とする。 $\lim_{n \rightarrow \infty} x(n)$ が存在するとき次が成り立つ。

$$\lim_{z \rightarrow 1} (z-1)F(z) = \lim_{n \rightarrow \infty} x(n)$$

但し上式に於ける $\lim_{z \rightarrow 1}$ では z が実軸上で右側から 1 に近づくことを意味する。

Proof.

$\alpha = \lim_{n \rightarrow \infty} x(n)$ とする。発想としては、十分大きい $N \in \mathbb{N}$ に対して $\sum_{k=N+1}^{\infty} x(k) z^{-k} \sim \sum_{k=N+1}^{\infty} \alpha z^{-k} = \alpha z^{-N} \frac{1}{z-1}$ となることを利用する。

任意の $\varepsilon \in (0, 1)$ に対してある $N \in \mathbb{N}$ が存在して $\forall n \geq N, |x(n) - \alpha| < \varepsilon$ となる。

$$\begin{aligned} \lim_{z \rightarrow 1} (z-1)F(z) - \alpha &= \lim_{z \rightarrow 1} (z-1)z^N F(z) - \alpha \\ &= \lim_{z \rightarrow 1} (z-1)z^N \left(\sum_{k=0}^{N-1} x(k) z^{-k} + \sum_{k=N+1}^{\infty} x(k) z^{-k} \right) - (z-1)z^N \sum_{k=N+1}^{\infty} \alpha z^{-k} \\ &= \lim_{z \rightarrow 1} (z-1)z^N \sum_{k=N+1}^{\infty} (x(n) - \alpha) z^{-k} \quad \left(\sum_{k=0}^{N-1} \text{の項は極限で消える} \right) \\ |(1)| &\leq \lim_{z \rightarrow 1} (z-1)z^N \sum_{k=N+1}^{\infty} |x(n) - \alpha| z^{-k} < \lim_{z \rightarrow 1} (z-1)z^N \sum_{k=N+1}^{\infty} \varepsilon z^{-k} = \varepsilon \end{aligned} \quad (1)$$

□

10.1.3 複素指数関数入力に対する伝達関数の作用

$A > 0, \omega \in \mathbb{R}$ とする。離散時間信号 $x: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ を次のように定める。

$$x(n) = \begin{cases} Ae^{i\Omega n} & (n \geq 0) \\ 0 & (n < 0) \end{cases}$$

$H: z \in \mathbb{C} \mapsto H(z) \in \mathbb{C}$ を、 $1/z$ を変数とした有理式として既約であるような有理関数とする。また、 H の極の絶対値は全て 1 未満であるとする。伝達関数が $H(z)$ である離散時間システムに信号 x を入力した時の出力を y とすると、十分大きい n に対して $y(n) \sim H(e^{i\Omega})x(n)$ となる。

Proof.

N_p を $H(s)$ の相異なる極の個数とし、それら極を p_0, \dots, p_{N_p} とする。極 p_k の次数を $N_{p,k}$ とし、 $H(z)$ の部分分数展開を

$$H(z) = c_0 + \sum_{k=1}^{N_p} \sum_{l=1}^{N_{p,k}} \frac{c_{k,l}}{(1 - p_k z^{-1})^l}$$

とする。ここに $c_0, c_{k,l}$ ($k = 1, \dots, N_p, l = 1, \dots, N_{p,k}$) は適当な複素数である。 x, y の Z 変換をそれぞれ X, Y とすると $Y(z) = H(z)F(z) = AH(z)/(1 - e^{i\Omega}z^{-1})$ である。これの部分分数展開に現れる、 $1/(1 - p_k z^{-1})^l$ ($k = 1, \dots, N_p, l = 1, \dots, N_{p,k}$) に比例する項は逆 Z 変換すると n の多項式と公比 p_k の等比級数の積となり、 $n \rightarrow \infty$ で 0 に収束する。(このことは Z 変換の性質: 時間シフト $\mathcal{Z}[x(n+k)] = z^k X(z)$, および Z 領域微分 $\mathcal{Z}[nx(n)] = -z \frac{d}{dz} \mathcal{Z}[x(n)]$ を繰り返し用いることで分かる)

残りの項、すなわち $1/(1 - e^{i\Omega}z^{-1})$ に比例する項は $AH(e^{i\Omega})/(1 - e^{i\Omega}z^{-1}) = H(e^{i\Omega})X(z)$ となる。 □

第 10.2 章

片側 Z 変換

10.2.1 信号とその片側 Z 変換の一対一対応

離散時間信号 $x: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ とその片側 Z 変換 X は非負の時間領域について一対一対応する。このことは 10.1.1 の証明から明らかである。片側 Z 変換の結果に対して式 (10.1.1.1) に於いて負の時刻を指定すると、結果は 0 である。

10.2.2 畳み込みの片側 Z 変換

離散時間信号 $x, y: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ がともに負の時刻について 0 であるとし、それぞれの片側 Z 変換を X, Y とする。次式が成り立つ。

$$\mathcal{Z}_{\text{s.s.}}(x * y)(z) = X(z)Y(z)$$

Proof.

$$\begin{aligned} \mathcal{Z}_{\text{s.s.}}(x * y)(z) &= \sum_{k=0}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} x(l)y(k-l)z^{-k} = \sum_{k=0}^{\infty} \sum_{l=0}^{\infty} x(l)y(k-l)z^{-k} \\ &= \sum_{l=0}^{\infty} x(l)z^{-l} \sum_{k=0}^{\infty} y(k-l)z^{-(k-l)} = \sum_{l=0}^{\infty} x(l)z^{-l} \sum_{k=l}^{\infty} y(k-l)z^{-(k-l)} \\ &= \sum_{l=0}^{\infty} x(l)z^{-l} Y(z) = X(z)Y(z) \end{aligned}$$

□

第 11 部

周波数変換

第 11.1 章

ヘテロダイン

元の信号が実数値か複素数値か、変換後の出力を複素数値のまま扱えるのか、それとも実数しか扱えないのか、状況設定次第で何通りも考えられるが、ここでは登場頻度が高いケースについて記す。

11.1.1 連続時間複素数値信号を上方変換して実数値信号を送信し、受信側で複素数値信号を復元する

無線通信で使われる手法である。

11.1.1.1 計算

$I_0, Q_0 : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, $x_0 : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}; t \in \mathbb{R} \mapsto I_0(t) + iQ_0(t)$, $\omega > 0$ とする。 x_0 は所謂ベースバンド信号である。送信側は次式で上方変換された信号を x_1 作る。

$$x_1(t) = x(t) \exp(i\omega t) = I_0(t) \cos \omega t - Q_0(t) \sin \omega t + i(Q_0(t) \cos \omega t + I_0(t) \sin \omega t)$$

無線通信に於いては x_1 の実部が送信される。受信側では次式で下方変換された信号 x_2 を得る。

$$\begin{aligned} x_2(t) &= \operatorname{Re}(x_1(t)) \exp(-i\omega t) \\ &= \frac{1}{2} [I_0(t)(1 + \cos 2\omega t) + Q_0(t) \sin 2\omega t - i(I_0(t) \sin 2\omega t - Q_0(t)(1 - \cos 2\omega t))] \end{aligned}$$

これに LPF を掛けて $2\omega t$ で振動する成分を除去して次の信号を得る。

$$x_3(t) := \frac{1}{2}(I_0(t) + iQ_0(t))$$

11.1.1.2 サイドバンドの考察

送信された $\operatorname{Re}(x_1)$ は実時間信号だからスペクトラムは偶関数である。前述の受信側の操作ではスペクトラムの右半分を原点に向かって ω だけ平行移動させ、LPF で高周波を消している。

第 12 部

離散時間領域

第 12.1 章

オーバー・サンプリング

12.1.1 オーバー・サンプリングされた信号の DTFT

12.1.1.1 主張

記号を次のように定義する。

- $R \in \mathbb{N}$, $R \geq 2$: オーバー・サンプリング・レート
- $x_d: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$: 離散時間信号
- $T_s > 0$: x_d のサンプル周期
- y_d : x_d を R 倍にオーバー・サンプリングした離散時間信号。つまり $y_d(n) = x_d(n/R)$ for $R \mid n$, 0 for $R \nmid n$ 。
- X_{DTFT} : x_d の DTFT
- Y_{DTFT} : y_d の DTFT

このとき $Y_{\text{DTFT}}(\omega) = X_{\text{DTFT}}(\omega)$ となる (オーバー・サンプリング前の DTFT と完全に一致する)。

12.1.1.2 導出

$$\begin{aligned} Y_{\text{DTFT}}(\omega) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} y_d(n) \exp(-i\omega n T_s / R) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} y_d(mR) \exp(-i\omega(mR)T_s / R) \\ &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} x_d(m) \exp(-i\omega m T_s) = X_{\text{DTFT}}(\omega) \end{aligned}$$

12.1.1.3 正規化角周波数で比較する

前述の通り X_{DTFT} と Y_{DTFT} は完全に一致する。しかしフィルタ設計に於いてはしばしばアップ・サンプリング後の第 1 Nyquist 領域に関心がある, すなわち横軸が正規化角周波数で表されたスペクトラムに関心がある。この場合は X_{DTFT} と Y_{DTFT} のグラフの見た目が異なる。両者をそれぞれ正規化角周波数で表示すると次式となる。

$$X_{\text{DTFT}}^{\sim}(\Omega) := X_{\text{DTFT}}(\Omega/T_s), \quad Y_{\text{DTFT}}^{\sim}(\Omega) := Y_{\text{DTFT}}(\Omega/(T_s/R)) = Y_{\text{DTFT}}(R\Omega/T_s)$$

正規化角周波数で表示されたグラフでは, オーバー・サンプリングされた信号のスペクトラムは元の信号のスペクトラムを横軸方向に $1/R$ に縮小した形になる。

12.1.1.4 数値例

サンプリング前の連続時間信号が $x(t) = e^{-\frac{t^2}{800}} \cos\left(\frac{\pi t}{5}\right)$ の場合の数値例が Mathematica ノートブック `zero_pad_effect_for_DTFT.nb` にある。

12.1.2 オーバー・サンプリングされた信号の Z 変換

12.1.1 の定義を引き継ぎ，次の定義を加える。

- $X_{\text{ZT}} : x_{\text{d}}$ の Z 変換
- $Y_{\text{ZT}} : y_{\text{d}}$ の Z 変換

次式が成り立つ： $Y_{\text{ZT}}(z) = X_{\text{ZT}}(z^R)$

Proof.

Z 変換にはサンプリング周波数の情報が含まれていないことに留意して，定義に従い機械的に計算する。

$$Y_{\text{ZT}}(z) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} y_{\text{d}}(n)z^{-n} = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x_{\text{d}}(m)z^{-mR} = X_{\text{ZT}}(z^R)$$

□

第 12.2 章

アンダー・サンプリング

12.2.1 アンダー・サンプリングされた信号の DTFT

12.2.1.1 主張

記号を次のように定義する。

- $R \in \mathbb{N}$, $R \geq 2$: アンダー・サンプリング・レート
- $x_d: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$: 離散時間信号
- $T_s > 0$: x_d のサンプル周期
- y_d : x_d を $1/R$ にアンダー・サンプリングした離散時間信号。つまり $y_d(n) = x_d(nR)$ 。
- X_{DTFT} : x_d の DTFT
- Y_{DTFT} : y_d の DTFT

このとき Y_{DTFT} は次式で表される。

$$Y_{\text{DTFT}}(\omega) = \frac{1}{R} \sum_{n=0}^{R-1} X_{\text{DTFT}}\left(\omega - n \frac{2\pi}{RT_s}\right)$$

Y_{DTFT} は ω に関する $2\pi/(RT_s)$ 周期関数となり, Y_{DTFT} の第 1 Nyquist 領域は $S_{N,Y} := [-\pi/(RT_s), \pi/(RT_s))$ となる。

全体に $1/R$ が掛けられているが, 振幅が $1/R$ になるわけではない。DTFT の内積計算の対象となる点の数が $1/R$ に減ったことに起因する。

X_{DTFT} の台のうち x_d の第 1 Nyquist 領域 $S_{N,X} := [-\pi/T_s, \pi/T_s)$ にある部分を S_X とする。エイリアシングが生じない必要十分条件は $S_X \subset S_{N,X}$ である。ここで言うエイリアシングとは, S_X を $2\pi/(RT_s)$ の整数倍ずつ平行移動しながら無限に複製したものを考えたとき, 複製された S_X 同士に重なりが生じることを指す。

12.2.1.2 導出

$$\begin{aligned} Y_{\text{DTFT}}(\omega) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} y_d(n) \exp(-i\omega n RT_s) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_d(nR) \exp(-i\omega n RT_s) \\ &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \delta_R(m) x_d(m) \exp(-i\omega m T_s) \quad \text{where} \quad \delta_R(m) := \delta(m \% R) \end{aligned} \quad (12.2.1.1)$$

ここで δ_R について次式が成り立つ。

$$\delta_R(n) = \frac{1}{R} \sum_{l=0}^{R-1} \exp(i2\pi nl/R)$$

これを 式 (12.2.1.1) に代入して次式を得る。

$$\begin{aligned} Y_{\text{DTFT}}(\omega) &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \frac{1}{R} \sum_{l=0}^{R-1} \exp(i2\pi ml/R) x_d(m) \exp(-i\omega m T_s) \\ &= \frac{1}{R} \sum_{l=0}^{R-1} \sum_{m=-\infty}^{\infty} x_d(m) \exp\left(-i\left(\omega - 2\pi \frac{l}{RT_s}\right) m T_s\right) \end{aligned} \quad (12.2.1.2)$$

$$= \frac{1}{R} \sum_{l=0}^{R-1} X_{\text{DTFT}}\left(\omega - 2\pi \frac{l}{RT_s}\right) \quad (12.2.1.3)$$

Y_{DTFT} を次の図に示す。

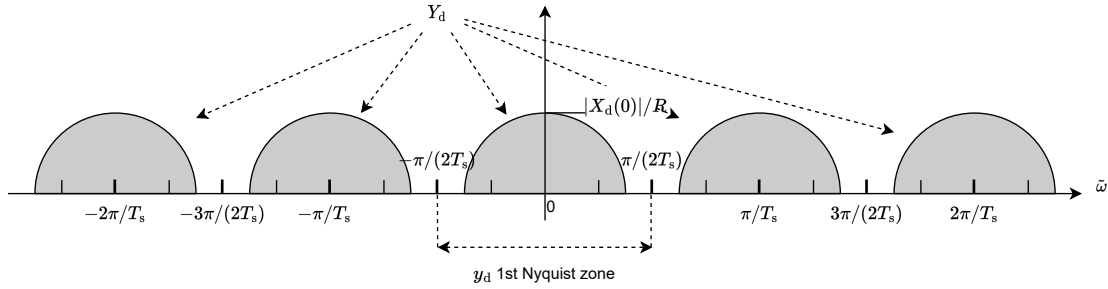


図 12.2.1.1 Y_{DTFT}

12.2.1.3 正規化角周波数で比較する

フィルタ設計に於いてはしばしばダウン・サンプリング後の第 1 Nyquist 領域に関心がある，すなわち横軸が正規化角周波数で表されたスペクトラムに関心がある。この場合は Y_{DTFT} のグラフの見た目が異なる。正規化角周波数で表示すると次式となる。

$$\tilde{Y}_{\text{DTFT}}(\Omega) := Y_{\text{DTFT}}(\Omega/(RT_s))$$

正規化角周波数で表示されたグラフでは，アンダー・サンプリングされた信号のスペクトラムは元の信号のスペクトラムを式 (12.2.1.3) に従って複製して並べた後，横軸方向に R に拡大した形になる。

12.2.1.4 数値例

いくつかの数値例が下記の Mathematica ノートブックにある。下記の x はサンプリング前の連続時間信号である。

- DTFT_of_under-sampled_signal.nb: $x(t) = A \exp(-t^2/(2\sigma^2))$
- DTFT_of_under-sampled_signal_example2.nb: $x(t) = e^{-12.5t^2} \cos(10\pi t)$

12.2.2 アンダー・サンプリングされた信号の Z 変換

12.2.1 の定義を引き継ぎ，次の定義を加える。

- X_{ZT} : x_d の Z 変換
- Y_{ZT} : y_d の Z 変換

次式が成り立つ。

$$Y_{\text{ZT}}(z) = \frac{1}{R} \sum_{l=0}^{R-1} X_{\text{ZT}}\left(\exp(-i2\pi l/R) z^{1/R}\right)$$

z の分数冪が現れるが，マルチ・レート信号処理の議論に於いてはこれでも有用なときがある。

Proof.

Z 変換にはサンプリング周波数の情報が含まれていないことに留意して、定義に従い機械的に計算する。

$$\begin{aligned}
 Y_{\text{ZT}}(z) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} y_{\text{d}}(n)z^{-n} = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_{\text{d}}(nR)z^{-n} = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta_R(n)x_{\text{d}}(n)z^{-n/R} \\
 &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} \frac{1}{R} \sum_{l=0}^{R-1} \exp(i2\pi nl/R) x_{\text{d}}(n) z^{-n/R} = \frac{1}{R} \sum_{l=0}^{R-1} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \exp(i2\pi nl/R) x_{\text{d}}(n) z^{-n/R} \\
 &= \frac{1}{R} \sum_{l=0}^{R-1} \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_{\text{d}}(n) \left(\exp(-i2\pi l/R) z^{1/R} \right)^{-n} = \frac{1}{R} \sum_{l=0}^{R-1} X_{\text{ZT}} \left(\exp(-i2\pi l/R) z^{1/R} \right)
 \end{aligned}$$

□

第 12.3 章

Noble Identity

12.3.1 主張

$N \in \mathbb{N}$, $H: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ とする。伝達関数 H をもつ離散時間系 S_H と N 倍オーバー・サンブラ $\uparrow N$ または $1/N$ アンダー・サンブラ $\downarrow N$ が連結された系に於いて, $S_H, \uparrow N, \downarrow N$ の前後関係の交換について次の図の関係が成り立つ。記号 \equiv は左右の系が等価であることを表す。

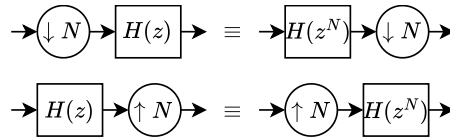


図 12.3.1.1 Noble Identity

12.3.2 導出

Proof.

(オーバー・サンプリングの場合)

図 12.3.1.1 の下段に着目する。システム S_H のインパルス応答を $h: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ とする。 S_H は因果的なシステムであるとする ($\forall n < 0, h(n) = 0$)。 z 変換が $\tilde{H}: z \mapsto H(z^N)$ で与えられるシステム $S_{\tilde{H}}$ のインパルス応答を $\tilde{h}: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ とすると, z 変換の定義から次式が成り立つ。

$$\tilde{h}(n) = \begin{cases} h(n/N) & (N \mid n) \\ 0 & (N \nmid n) \end{cases} \quad (1)$$

図の左側のシステムに於いて, 入力を $x: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$, S_H の出力を $x_{L,1}: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$, 最終出力を $y_L: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ とすると次式が成り立つ。

$$\begin{aligned} x_{L,1}(n) &= (h * x)(n) = \sum_{m=0}^{\infty} h(m)x(n-m) \\ y_L(n) &= \begin{cases} x_{L,1}(n/N) & (N \mid n) \\ 0 & (N \nmid n) \end{cases} \\ &= \begin{cases} \sum_{m=0}^{\infty} h(m)x(n/N-m) & (N \mid n) \\ 0 & (N \nmid n) \end{cases} \end{aligned}$$

図の右側のシステムに於いて, $\uparrow N$ の出力を $x_{R,1}$, 最終出力を y_R とすると次式が成り立つ。

$$\begin{aligned}
 x_{R,1}(n) &= \begin{cases} x(n/N) & (N \mid n) \\ 0 & (N \nmid n) \end{cases} \\
 y_R(n) &= (\tilde{h} * x_{R,1})(n) = \sum_{m=0}^{\infty} \tilde{h}(m) x_{R,1}(n-m) \\
 &= \sum_{l=0}^{\infty} \tilde{h}(lN) x_{R,1}(n-lN) = \sum_{l=0}^{\infty} h(l) x_{R,1}(n-lN) \\
 &= \begin{cases} \sum_{l=0}^{\infty} h(l) x(n/N-l) & (N \mid n) \\ 0 & (N \nmid n) \end{cases}
 \end{aligned}$$

y_L と y_R は一致する。

(アンダー・サンプリングの場合)

図 12.3.1.1 の上段に着目する。断りの無い限り, 「(オーバー・サンプリングの場合)」で定義した記号の意味を引き継ぐ。図の左側のシステムに於いて, 入力を $x: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$, $\downarrow N$ の出力を $x_{L,1}: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$, 最終出力を $y_L: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ とすると次式が成り立つ。

$$\begin{aligned}
 x_{L,1}(n) &= x(nN) \\
 y_L(n) &= \sum_{m=0}^{\infty} h(m) x_{L,1}(n-m) = \sum_{m=0}^{\infty} h(m) x((n-m)N)
 \end{aligned}$$

図の右側のシステムに於いて, $S_{\tilde{H}}$ の出力を $x_{R,1}$, 最終出力を y_R とすると次式が成り立つ。

$$\begin{aligned}
 x_{R,1}(n) &= \sum_{m=0}^{\infty} \tilde{h}(m) x(n-m) = \sum_{l=0}^{\infty} \tilde{h}(lN) x(n-lN) = \sum_{l=0}^{\infty} h(l) x(n-lN) \\
 y_R(n) &= x_{R,1}(nN) = \sum_{l=0}^{\infty} h(l) x((n-l)N)
 \end{aligned}$$

y_L と y_R は一致する。

□

第 12.4 章

補間

12.4.1 IDTFT を用いた有限長信号の補間

12.4.1.1 動機

有限長の離散時間信号（例えば feedforward フィルタの係数）が与えられたとき、その信号を連続時間信号に拡張して、任意の時刻での値を求めたいときがある。例えば feedforward フィルタのインパルス応答が離散時間信号として既知であるとき、非整数の時刻に於ける合理的な値を考えたい（これはアップ・サンプリングの為に poly-phase フィルタの係数を計算する方法の一つである）。

12.4.1.2 方法

台有界な離散時間信号 $x_d : \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ の DTFT を $X_{\text{DTFT}} : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ とする。但し引数は正規化角周波数である。連続時間信号 $\hat{x} : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ を次式で定義する。

$$\hat{x}(t) := \text{IDTFT}(X_{\text{DTFT}})(n)|_{n \rightarrow t} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} X_{\text{DTFT}}(\Omega) \exp(i\Omega t) d\Omega = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x_d(m) \text{sinc} \pi(t - m)$$

\hat{x} は全ての離散時刻に於いて x_d と一致する連続関数である。これは 7.3 に於いて $F_1 = 1/2$ とした場合の式と同じである。

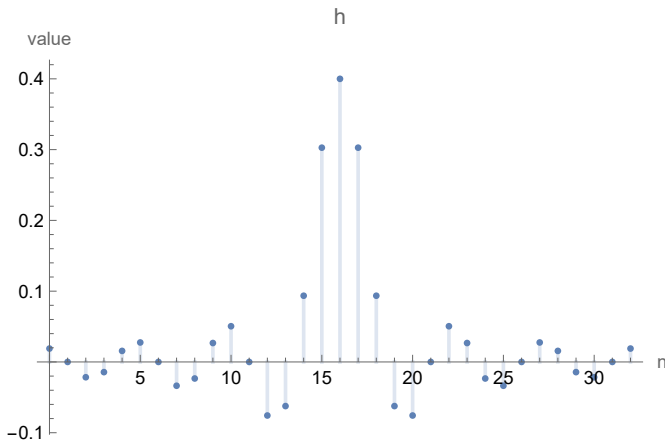
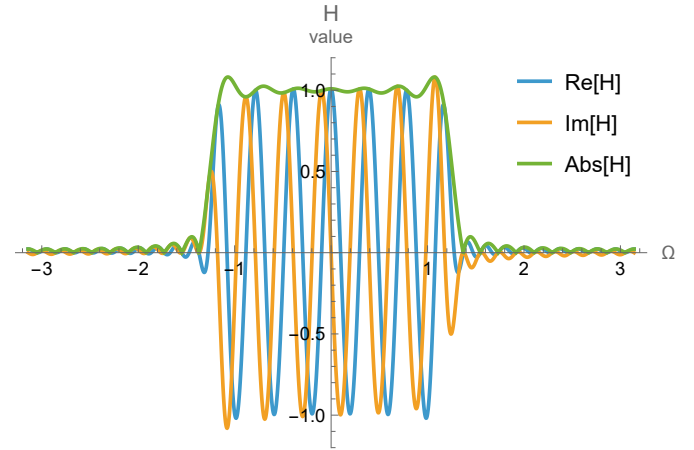
例えば x_d が既知であって、それをある時間 $d \in (0, 1)$ だけ仮想的に遅らせた（サンプリング時刻が仮想的に d だけ早まった）離散時間信号は $n \in \mathbb{Z} \mapsto \hat{x}(n - d)$ である。殆ど自明なことだが、この信号の DTFT の絶対値は x_d のそれと等しい。

12.4.1.3 数値例

$N = 33$, $\alpha = 0.4$ とし、有限長の離散時間信号 $h : \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{R}$ を次式で定義する。これは視覚的な解り易さから [1] 式 (8.41) から流用したものである。

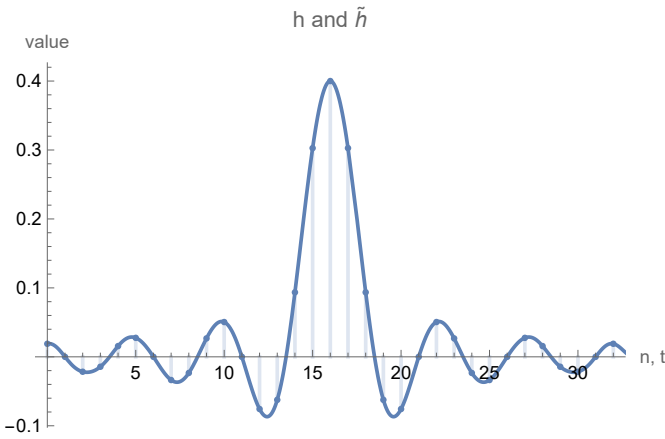
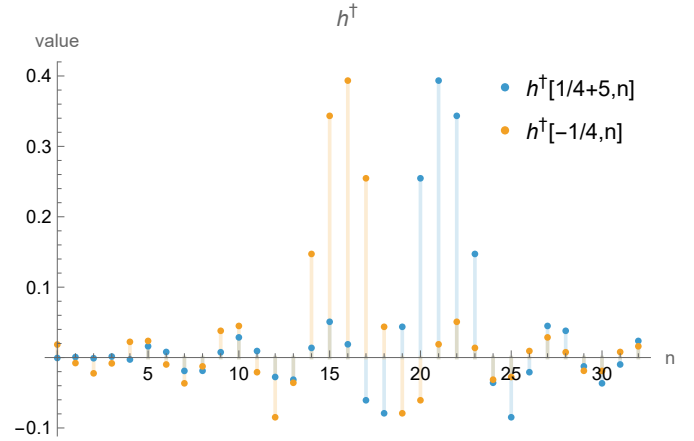
$$h(n) = \begin{cases} \alpha & (n = (N - 1)/2) \\ \alpha \text{sinc}((N - 1)/2 - \pi)\alpha\pi & (n \in \{0, 1, 2, \dots, N - 1\} \setminus \{(N - 1)/2\}) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

次の図は h とその DTFT である。

図 12.4.1.1 h 図 12.4.1.2 h の DTFT。横軸は正規化角周波数

これを前小節の方法で実時間信号に拡張したものを \tilde{h} とする。図 12.4.1.3 は h と \tilde{h} を重ねて描いたものである。

新たな離散時間信号 $h^\dagger : (d, n) \in \mathbb{R} \times \mathbb{Z} \mapsto \tilde{h}(n - d)$ を定義する。 h^\dagger は h を仮想的に d だけ遅らせたものである。図 12.4.1.4 2 通りの d について h^\dagger を描いたものである。

図 12.4.1.3 h と \tilde{h} 図 12.4.1.4 h^\dagger , $d = -0.25, 0.75$

この数値例を計算した Mathematica notebook が下記のファイル名で保存されている。Git リポジトリ内でファイル名検索すれば発見できるであろう。notebook 中では前記 N が N_{tp} となっている。

[Interpolation_with_IDTFT.nb](#)

12.4.1.4 等間隔補間信号の周波数スペクトラム

12.4.1.2 の方法で等間隔に補間され L ($\in \mathbb{N}, L \geq 2$) 倍のサンプル周波数を持つ新たな信号の周波数スペクトラムの性質を述べる。

L を 2 以上の自然数とする。サンプル周期 $T_s > 0$ の離散時間信号 $x_d : \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ を 12.4.1.2 の方法で等間隔に補間し、サンプル周期 T_s/L となった離散時間信号を y_d とする。但し x_d, y_d 両方のサンプリング時刻が 0 を含むものとする。 $X_{\text{DTFT}}, Y_{\text{DTFT}}$ を x_d, y_d の DTFT とする。 $\omega \in \mathbb{R}$ について次式が成り立つ。

$$Y_{\text{DTFT}}(\omega) = L \sum_{n=-\infty}^{\infty} X_{\text{DTFT}}\left(\omega - n\frac{2\pi L}{T_s}\right) u_{\text{box}}\left(\frac{T_s}{2\pi}\left(\omega - \frac{2\pi L}{T_s}n\right)\right) \quad (1)$$

元のサンプル周期に於ける第 1 Nyquist 領域の外側で X_{DTFT} を 0 としたものが、 $T_s/(2\pi L)$ 周期拡張されている。 $X_{d,n}, Y_{d,n}$ を x_d, y_d の DTFT であって引数が正規化角周波数 $\Omega \in \mathbb{R}$ であるものとする（前者と後者の正規化角周波数はスケールが異なる。それぞれ $\omega T_s, \omega T_s/L$ ）。これを用いて式 (1) を書き直すと次式である。

$$Y_{d,n}(\Omega) = L \sum_{n=-\infty}^{\infty} X_{d,n}(L(\Omega - 2\pi n)) u_{\text{box}}\left(\frac{L}{2\pi}(\Omega - 2\pi n)\right) \quad (2)$$

元のサンプル周期に於ける第 1 Nyquist 領域の外側で $X_{d,n}$ を 0 とした後に角周波数軸方向に $1/L$ 倍に縮めたものが 2π 周期拡張されている。

Proof.

$$\begin{aligned} y_d(n) &= x_d(n)|_{n \rightarrow n/L} = \frac{T_s}{2\pi} \int_{-\pi/T_s}^{\pi/T_s} X_{\text{DTFT}}(\omega) \exp(i\omega n T_s/L) d\omega \\ Y_{\text{DTFT}}(\omega) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} y_d(n) \exp(-i\omega n T_s/L) \\ &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} \frac{T_s}{2\pi} \int_{-\pi/T_s}^{\pi/T_s} X_{\text{DTFT}}(\tilde{\omega}) \exp(i\tilde{\omega} n T_s/L) d\tilde{\omega} \exp(-i\omega n T_s/L) \\ &= \frac{T_s}{2\pi} \int_{-\pi/T_s}^{\pi/T_s} X_{\text{DTFT}}(\tilde{\omega}) \sum_{n=-\infty}^{\infty} \exp(i(\tilde{\omega} - \omega)n T_s/L) d\tilde{\omega} \\ &= \frac{T_s}{2\pi} \int_{-\pi/T_s}^{\pi/T_s} X_{\text{DTFT}}(\tilde{\omega}) \frac{2\pi L}{T_s} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(\tilde{\omega} - \omega - 2\pi L n/T_s) d\tilde{\omega} \quad (7.4.6 \text{ を用いた}) \\ &= L \sum_{n=-\infty}^{\infty} \int_{-\pi/T_s}^{\pi/T_s} X_{\text{DTFT}}(\tilde{\omega}) \delta(\tilde{\omega} - \omega - 2\pi L n/T_s) d\tilde{\omega} \end{aligned} \quad (3)$$

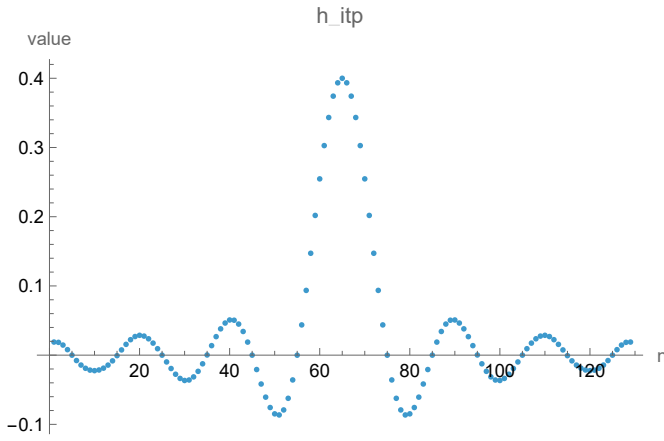
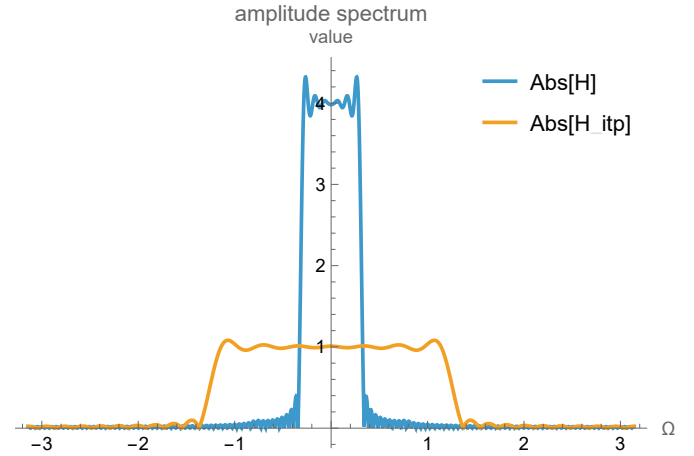
この式の評価には注意を要する。式 (3) より Y_{DTFT} が $2\pi L/T_s$ 周期関数であることが解るから、区間 $[-\pi L/T_s, \pi L/T_s]$ に於ける式を構築した後に $2\pi L/T_s$ 周期拡張すればよい。

まず $\omega \in [-\pi L/T_s, \pi L/T_s] \setminus [-\pi/T_s, \pi/T_s]$ のとき、 n がどうであっても $\omega + 2\pi L n/T_s$ は $[-\pi/T_s, \pi/T_s]$ に属さないから $Y_{\text{DTFT}}(\omega) = 0$ である。次に $\omega \in [-\pi/T_s, \pi/T_s]$ のとき、 $\omega + 2\pi L n/T_s$ は $n = 0$ のとき、かつそのときに限り $[-\pi/T_s, \pi/T_s]$ に属すから $Y_{\text{DTFT}}(\omega) = X_{\text{DTFT}}(\omega)$ である。以上 2 つから、区間 $[-\pi L/T_s, \pi L/T_s]$ に於いては $Y_{\text{DTFT}}(\omega) = X_{\text{DTFT}}(\omega) u_{\text{box}}(\omega T_s/(2\pi))$ である。これを $2\pi L/T_s$ 周期拡張すれば式 (1) が得られる。

式 (1) に於いて ω を Ω/T_s で書き換え、関係式 $X_{\text{DTFT}}(\Omega/T_s) = X_{d,n}(\Omega)$ を用いると式 (2) が得られる。 \square

12.4.1.4.1 数値例

12.4.1.3 の h を 4 倍に補間した信号 h_{itp} とその DTFT の絶対値を次の図に示す。

図 12.4.1.5 h_{itp} 図 12.4.1.6 h, h_{itp} の DTFT。横軸は正規化角周波数

12.4.2 IDFT を用いた周期信号の補間

12.4.2.1 動機

周期的な離散時間信号が与えられたとき、その信号を連続時間信号に拡張して、任意の時刻での値を求めたいときがある。例えば 2 次元平面上で閉曲線を描く粗い点列が与えられたとき、より細かく合理的な点列を考えたい。

これは 12.4.1 によっても可能（元の信号の離散時刻の上下端点をそれぞれ 1 つ分巡回的に拡張すればよい）であるが、補間対象の信号の台の長さ N に対して計算量は $O(N^2)$ である。一方で、以下で述べる方法は DFT と IDFT、および元の信号の周期に比例する計算量の操作で実行可能であり、DFT, IDFT は FFT を活用して高速に計算できるから、計算量は $O(N \log_2 N)$ である。ただし信号の周期 N は奇数に限られ、FFT に最も都合の良い 2 の冪乗ではない（参考情報として N が偶数のときに無理矢理適用して失敗した結果を 12.4.2.7 に記した）。

12.4.2.2 方法

N を奇数の自然数とする。 N 周期離散時間信号 $x_d: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ の DFT を X_{DTFT} とする。連続時間信号 \hat{x} を次式で定義する。

$$\hat{x}(t) := \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} X_{\text{DTFT}}(k\%N) \exp i2\pi \frac{1}{N} kt \quad (1)$$

これは $t \in \mathbb{Z}$ のとき $x_d(t)$ と一致する（性質 1）。特に $n \in \mathbb{Z}$, $\Delta t \in [0, 1)$ であるとき次式が成り立つ（性質 2）。

$$\hat{x}(n + \Delta t) = \left(\exp i\pi \frac{1-N}{N} n \right) \text{IDFT}(\tilde{X}_d)(n) \quad (12.4.2.1)$$

$$\text{where } \tilde{X}_d: k \in \mathbb{Z} \mapsto X_{\text{DTFT}}\left(\left(k - \frac{N-1}{2}\right)\%N\right) \left[\exp i2\pi \frac{1}{N} \left(k - \frac{N-1}{2}\right) \Delta t \right]$$

$\tilde{X}_d(k)$ ($k = 0, 1, \dots, N-1$) は $O(N)$ の計算量で用意できる。IDFT の部分は FFT を用いて（データ数が奇数なので垂種を使う）高速に計算できる。

12.4.2.3 式 (1) を得る発想

一見すると、次の式に於いて単純に n を t に置き換えれば上手くいくように思える。

$$x_d(n) = \text{IDFT}(X_{\text{DTFT}})(n) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_{\text{DTFT}}(k) \exp\left(i2\pi \frac{1}{N} kn\right)$$

しかしこれは失敗する。例えば x_d が実数値信号であるとき X_{DTFT} は Hermite 対称である ($X_{\text{DTFT}}(-k) = X_{\text{DTFT}}(N-k) = \overline{X_{\text{DTFT}}(k)}$)。 $t = n + \Delta t$, $n = \lfloor t \rfloor$, $\Delta t \in [0, 1)$ とすると $x_d(t)$ は $k \mapsto X_{\text{DTFT}}(k) \exp i2\pi k \Delta t / N$ の IDFT である

が、これは実数値ではなく、補間の結果として受け入れられない。期待通りの結果を得るには 12.4.1.2 のように総和の範囲を正負対称にし、 X_{DTFT} に手を加えた結果を少なくとも Hermite 対称にする必要がある。

12.4.2.4 性質 1 の導出

Proof.

$t = n \in \mathbb{Z}$ とする。

$$\begin{aligned}
 \hat{x}(t) = \hat{x}(n) &= \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} X_{\text{DTFT}}(k\%N) \exp i2\pi \frac{1}{N} kn \\
 &= \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_{\text{DTFT}}((k - (N-1)/2)\%N) \exp i2\pi \frac{1}{N} (k - (N-1)/2)n \\
 &= \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_{\text{DTFT}}((k - (N-1)/2)\%N) \exp i2\pi \frac{1}{N} [(k - (N-1)/2)\%N]n \\
 &= \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_{\text{DTFT}}(k) \exp i2\pi \frac{1}{N} kn = x_d(n)
 \end{aligned}$$

□

12.4.2.5 性質 2 の導出

Proof.

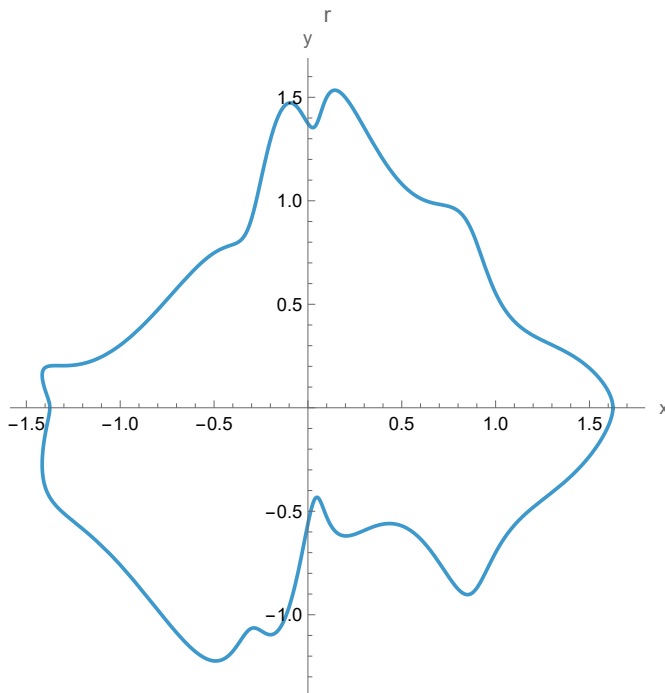
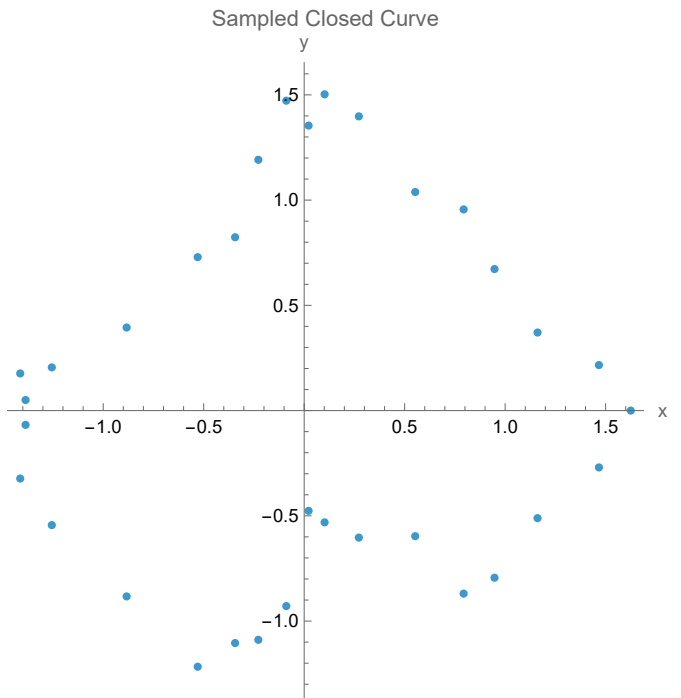
$$\begin{aligned}
 \hat{x}(n + \Delta t) &= \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} X_{\text{DTFT}}(k\%N) \exp i2\pi \frac{1}{N} k(n + \Delta t) \\
 &= \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} X_{\text{DTFT}}(k\%N) \left(\exp i2\pi \frac{1}{N} k\Delta t \right) \exp i2\pi \frac{1}{N} kn \\
 &= \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_{\text{DTFT}}\left(\left(k - \frac{N-1}{2}\right)\%N\right) \left[\exp i2\pi \frac{1}{N} \left(k - \frac{N-1}{2}\right)\Delta t \right] \exp i2\pi \frac{1}{N} \left(k - \frac{N-1}{2}\right)n \\
 &= \left(\exp i\pi \frac{1-N}{N} n \right) \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_{\text{DTFT}}\left(\left(k - \frac{N-1}{2}\right)\%N\right) \left[\exp i2\pi \frac{1}{N} \left(k - \frac{N-1}{2}\right)\Delta t \right] \exp i2\pi \frac{1}{N} n \\
 &= \left(\exp i\pi \frac{1-N}{N} n \right) \text{IDFT}(\tilde{X}_d)(n)
 \end{aligned}$$

□

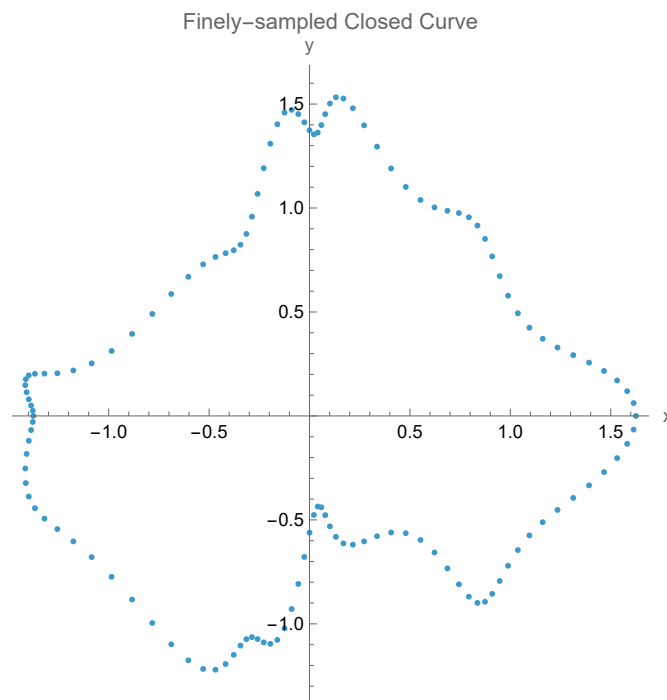
12.4.2.6 数値例

次式で定義される 2 次元平面上の閉曲線 $C : r(t) ; t : 0 \rightarrow 1$ を $1/N_{\text{pt}} := 1/33$ 間隔で $t = 0$ から $(N_{\text{pt}} - 1)/N_{\text{pt}}$ まで標本化した離散座標周期列を $r_d : \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{R}^2$ とする。

$$r : t \in \mathbb{R} \mapsto \begin{bmatrix} (1 + (\cos 4\pi t)/2 + (\cos 14\pi t)/8) \cos 2\pi t \\ (1 + (\sin 5\pi t^{3/2})/2 + (\sin 23\pi t)/8) \sin 2\pi t \end{bmatrix}$$

図 12.4.2.1 r 図 12.4.2.2 r_d

次の図はこれを IDFT を使う方法で 4 倍に補間した離散座標周期列 r_{itp} である。

図 12.4.2.3 r_{itp}

この数値例を計算した Mathematica notebook が下記のファイル名で保存されている。Git リポジトリ内でファイル名検索すれば発見できるのであろう。notebook 中では実装の都合上、前記 r の成分を x, y として分けて扱っている。

- [interpolation_with_IDFT_N=odd_x=2D_closed_curve.nb](#)：前記の数値例
- [interpolation_with_IDFT_N=odd.nb](#)：上記の数値例の前身。 x 成分のみを扱っている。

12.4.2.7 N が偶数のときに無理矢理適用した結果

式 (12.4.2.1) に於いて仮に N を偶数とした場合の結果が次の Mathematica notebook に記されている。大雑把にそれらしい結果が得られているが、補間結果が不自然に波打っている。

[interpolation_with_IDFT_N=even.nb](#)

12.4.2.8 等間隔補間信号の周波数スペクトラム

12.4.2.2 の方法で等間隔に補間され L ($\in \mathbb{N}, L \geq 2$) 倍の周期を持つ新たな信号の周波数スペクトラムの性質を述べる。 L に偶奇の制約はない。

L を 2 以上の自然数、 N を奇数の自然数とする。周期 N の離散時間信号 $x_d : \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ を 12.4.2.2 の方法で等間隔に補間し、周期 LN となった離散時間信号を y_d とする。但し $y_d(0) = x_d(0)$ とする。 $X_{\text{DTFT}}, Y_{\text{DTFT}}$ を x_d, y_d の DFT とする。 $k \in \mathbb{Z}$ について次式が成り立つ。

$$Y_{\text{DTFT}}(k) = \sqrt{L} \sum_{n=-\infty}^{\infty} X(k - nLN) u_{\text{box}}\left(\frac{k - nLN}{N-1}\right)$$

これは X_{DTFT} を \sqrt{L} 倍して台を $\{-(N-1)/2, -(N-1)/2+1, \dots, (N-1)/2\}$ に制限したものを LN 間隔で無限に並べ、隙間に 0 を置いたものと等しい。

Proof.

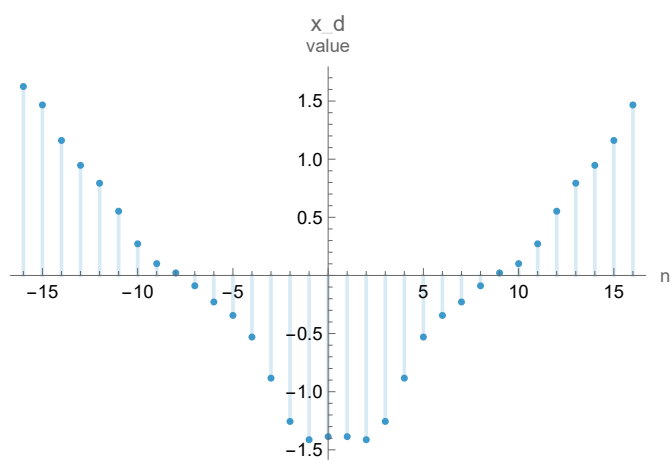
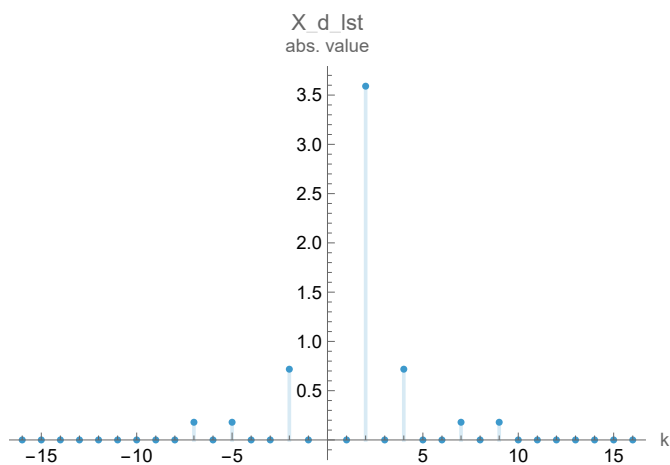
DFT の性質から Y_{DTFT} が LN 周期関数であることが解る。そこで、まず集合 $I := \{-(LN-1)/2, -(LN-1)/2+1, \dots, (LN-1)/2-1\}$ (LN の偶奇に関係なく適切な集合であることに注意すべし) 上で Y_{DTFT} を評価し、それを LN 周期拡張する。 I に於いては次式が成り立つ。

$$\begin{aligned} Y_{\text{DTFT}}(k) &= \frac{1}{\sqrt{LN}} \sum_{n=0}^{LN-1} y_d(n) \exp\left(-i \frac{2\pi}{LN} kn\right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{LN}} \sum_{n=0}^{LN-1} \left(\frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{l=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} X(l) \exp\left(i \frac{2\pi}{N} l \frac{n}{L}\right) \right) \exp\left(-i \frac{2\pi}{LN} kn\right) \\ &= \frac{1}{N\sqrt{L}} \sum_{l=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} X(l) \sum_{n=0}^{LN-1} \exp\left(i \frac{2\pi}{LN} (l-k)n\right) = \frac{1}{N\sqrt{L}} \sum_{l=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} X(l) LN \delta(l-k) \\ &= \begin{cases} \sqrt{L} X(k) & (|k| \leq (N-1)/2) \\ 0 & (k \in I \wedge |k| > (N-1)/2) \end{cases} \end{aligned}$$

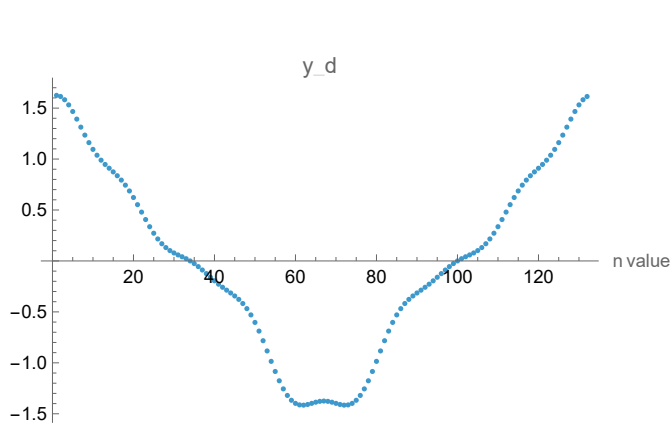
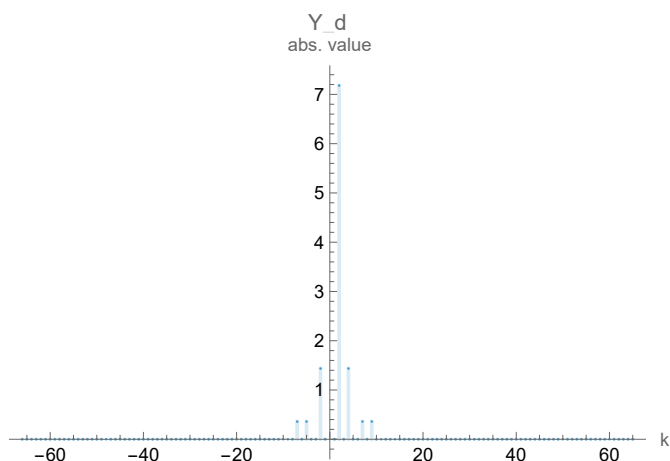
これを LN 周期拡張すれば定理の主張が従う。 □

12.4.2.8.1 数値例

12.4.2.6 の x 成分について前述の性質を確認する。次の図はそれぞれ x_d と $|X_{\text{DTFT}}|$ である。

図 12.4.2.4 x_d 図 12.4.2.5 $|X_{DTFT}|$

x_d を 4 倍に補間した信号 y_d とその DTFT Y_{DTFT} の絶対値を次の図に示す。

図 12.4.2.6 y_d 図 12.4.2.7 $|Y_{DTFT}|$

第 13 部

フィルタ

第 13.1 章

連続時間フィルタ

13.1.1 諸注意

13.1.1.1 複素係数フィルタは実、虚経路単独の実係数フィルタと後段の重み付き和とは等価でない

数式を書けば直ぐに解ることではあるが、このことについて一度も考えたことが無ければ即答できないかもしれない。

系 1 は複素数値インパルス応答 $h: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ をもつシステムである。入力信号 $x: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ に対して出力信号 $y: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ は $y = h * x$ である。 h の実部と虚部をそれぞれ h_R, h_I とすると $y = h_R * \text{Re}(x) - h_I * \text{Im}(x) + i(h_R * \text{Im}(x) + h_I * \text{Re}(x))$ である。

系 2 は実数値インパルス応答 $\tilde{h}_R, \tilde{h}_I: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ を持つ 2 つの経路を持ち、その後段に実数値のゲイン a_R, b_R, a_I, b_I がある。入力信号 $x: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ に対して出力信号 $y: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ は $y = a_R \tilde{h}_R * \text{Re}(x) + b_R \tilde{h}_I * \text{Im}(x) + i(a_I \tilde{h}_R * \text{Re}(x) + b_I \tilde{h}_I * \text{Im}(x))$ である。

系 1 の方が系 2 よりも自由度が高いため、系 2 で系 1 を常には表現できない。

第 13.2 章

離散時間フィルタ

離散時間フィルタは次の通り分類される。

1. feedforward フィルタ

出力がそれ以前の出力に依存しない。デジタル計算機で実現するため、インパルス応答の長さは有限であると約束する。

2. feedback フィルタ

出力がそれ以前の出力に依存する。実用上の意味のあるフィルタは多くの場合 feedforward 構造を含み、そこに入力信号が入る。インパルス応答の長さは無限である場合が多いが、有限の場合もある（例えば CIC フィルタ）。

13.2.1 連続時間系のフィルタ処理を離散時間系で観測したときの振る舞い

ここでは、連続時間系でフィルタ処理を行った結果を離散時間系で観測したときの振る舞いを考える。この問題は実用上興味深い。物理系の状態をセンサでコンピュータに取り込み、有益な計算をする状況がこれに当てはまる。具体的には、無線受信機の直交分離出力である IQ 信号（連続時間信号）を ADC で一定周期でサンプリングして CPU に取り込んで復調の計算を行う状況が考えられる。

$h: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ を連続時間信号とする。 $H: \mathbb{C} \rightarrow \mathbb{C}$ を h の Laplace 変換とする。インパルス応答が h である連続時間フィルタを連続時間系の複素正弦波信号 $x(t) = A \exp i(\omega_0 t + \phi)$ ($A > 0, \omega_0, \phi \in \mathbb{R}$) に適用した出力を $y = h * x$ とする。 x, y をサンプリング周期 T_s でサンプリングした離散時間信号を $x_d: n \in \mathbb{Z} \mapsto x(nT_s), y_d: n \in \mathbb{Z} \mapsto y(nT_s)$ とする。このとき次式が成り立つ。

$$\text{DTFT}(y_d)(\omega) = H(i\omega_0) \text{DTFT}(x_d)(\omega)$$

Proof.

$$\begin{aligned} \text{DTFT}(y_d)(\omega) &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} y(nT_s) \exp(-inT_s\omega) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} (h * x)(nT_s) \exp(-inT_s\omega) \\ &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \left(\int_{-\infty}^{\infty} h(\tau) x(nT_s - \tau) d\tau \right) \exp(-inT_s\omega) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau) \sum_{m=-\infty}^{\infty} x(nT_s - \tau) \exp(-inT_s\omega) d\tau \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau) \sum_{m=-\infty}^{\infty} A \exp i(\omega_0(nT_s - \tau) + \phi) \exp(-inT_s\omega) d\tau \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau) \exp(-i\omega_0\tau) \sum_{m=-\infty}^{\infty} A \exp i(\omega_0 nT_s + \phi) \exp(-inT_s\omega) d\tau \\ &= \text{DTFT}(x_d)(\omega) \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau) \exp(-i\omega_0\tau) d\tau = \text{DTFT}(x_d)(\omega) H(i\omega_0) \end{aligned}$$

□

13.2.2 feedback フィルタの出力値の範囲

feedback フィルタの入力の絶対値が制限されるとき、出力の絶対値の最大値を求める。この関係は feedback フィルタを実装する際に、内部の記憶素子と演算素子に必要なビット幅を決める際に役立つ。ここでは拡張性を重視して信号の終域を \mathbb{C} としているが、用途に応じて \mathbb{R} に制限してもよい。

F を安定な feedback フィルタとし、 $x, y: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ をそれぞれ入力と出力とする。 x は負の時刻に於いて 0 であり、全ての時刻に於いて絶対値が $M_x (\geq 0)$ 以下であるとする。 F の漸化式が次式であるとする。

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N_{\text{ff}}} a_k x(n-k) - \sum_{l=1}^{N_{\text{fb}}} b_l y(n-l)$$

ここに $N_{\text{ff}}, N_{\text{fb}} \in \mathbb{N}$ はそれぞれ feedforward 経路、feedback 経路のタップ数であり、 $a_k, b_l \in \mathbb{C}$ は係数である。 $h: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ を F の因果的なインパルス応答とし、 $h_{\text{init},l}: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ を次式の逆片側 Z 変換とする。

$$\frac{\sum_{k=l}^{N_{\text{fb}}} b_k z^{-(k-l)}}{1 + \sum_{k=1}^{N_{\text{fb}}} b_k z^{-k}}$$

$M_{\text{init},l} := \max_n |h_{\text{init},l}(n)|$ とする。 y の値の範囲について次式が成り立つ。

$$\max_{n \in \mathbb{N} \cup \{0\}} |y(n)| \leq M_x \sum_{k=0}^{\infty} |h(k)| + \sum_{l=1}^{N_{\text{fb}}} |y(-l)| M_{\text{init},l}$$

とくに、負の時刻について y の値が 0 であるならば次式が成り立つ。

$$\max_{n \in \mathbb{N} \cup \{0\}} |y(n)| \leq M_x \sum_{k=0}^{\infty} |h(k)|$$

Proof.

漸化式の両辺を片側 Z 変換して次式を得る。

$$\begin{aligned} Y(z) &= \left(\sum_{k=0}^{N_{\text{ff}}} a_k z^{-k} \right) X(z) - \sum_{l=1}^{N_{\text{fb}}} b_l z^{-l} \left(\sum_{m=1}^l y(-m) z^m + Y(z) \right) \\ \left(1 + \sum_{l=1}^{N_{\text{fb}}} b_l z^{-l} \right) Y(z) &= \left(\sum_{k=0}^{N_{\text{ff}}} a_k z^{-k} \right) X(z) - \sum_{m=1}^{N_{\text{fb}}} y(-m) \sum_{l=m}^{N_{\text{fb}}} b_l z^{-(l-m)} \\ Y(z) &= \frac{\sum_{k=0}^{N_{\text{ff}}} a_k z^{-k}}{1 + \sum_{l=1}^{N_{\text{fb}}} b_l z^{-l}} X(z) - \left(\sum_{m=1}^{N_{\text{fb}}} y(-m) \right) \frac{\sum_{l=m}^{N_{\text{fb}}} b_l z^{-(l-m)}}{1 + \sum_{l=1}^{N_{\text{fb}}} b_l z^{-l}} \\ &= H(z) X(z) - \sum_{m=1}^{N_{\text{fb}}} y(-m) H_{\text{init},m}(z) \end{aligned}$$

ここに H は F の伝達関数であり、 $H_{\text{init},m}$ は $h_{\text{init},m}$ の片側 Z 変換である。上式の両辺を逆片側 Z 変換して次式を得る^{*1}。

$$y(n) = (h * x)(n) - \sum_{m=1}^{N_{\text{fb}}} y(-m) h_{\text{init},m}(n) \quad \therefore |y(n)| \leq |(h * x)(n)| + \sum_{m=1}^{N_{\text{fb}}} |y(-m)| M_{\text{init},m}$$

右辺第 1 項を評価する。

$$\begin{aligned} |(h * x)(n)| &= \left| \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k) x(n-k) \right| \leq \sum_{k=-\infty}^{\infty} |h(k)| |x(n-k)| \leq \sum_{k=0}^n |h(k)| M_x \quad (\because \forall n < 0, h(n) = x(n) = 0) \\ &\leq M_x \sum_{k=0}^{\infty} |h(k)| \end{aligned}$$

^{*1} h, x はともに因果的であるから 10.2.2 の結果が使える

以上より主張が成り立つ。 □

13.2.3 feedforward フィルタ係数の設計

13.2.3.1 DTFT の誤差 2 乗積分最小化

ここではフィルタ係数が複素数であり、個数が指定された条件下で、所望の周波数スペクトラムに対して DTFT の誤差の重み付き 2 乗積分が最小になるように係数を決定する方法を記す。

この方法は係数の個数について偶奇を区別せず、係数の添え字に関する対称性も指定していないため、線形位相特性は保証されない（意図的に線形位相特性を狙う方法については [1]「8.3.1 線形位相 FIR フィルタの設計法」に詳細がある）。周波数スペクトラムの補正のための逆特性フィルタの設計のように、所望のフィルタの周波数スペクトラムが必ずしも線形位相特性を持たない場面を想定している。

この方法で作られたフィルタの振幅周波数スペクトラムにはリップルが生じる可能性がある（激しさは所望の周波数スペクトラムの不連続性の強さに依る）。その際の緩和策として [1]「8.3.2 窓関数を用いた設計法」が適用できると期待される。

13.2.3.1.1 誤差の重みが一様である場合

ここでは全ての周波数に於いて誤差の重みを 1 としたときの最適係数を導く。

$N_m, N_p \in \mathbb{N} \cup \{0\}$ とする。 $N := N_m + N_p + 1$ 個の複素数 $h_{-N_m}, h_{-N_m+1}, \dots, h_{N_p-1}, h_{N_p}$ を係数とする feedforward フィルタを考える。 h_0 はインパルス応答の時刻 0 に対応する（因果律に関する注意事項は 13.2.3.1.1 で述べられる）。この周波数スペクトラム（フィルタ係数列の DTFT）を $H: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ と記し、所望の周波数スペクトラムを $H_{\text{ideal}}: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ と記す。但し H と H_{ideal} の引数はサンプル周波数について正規化された角周波数である（ $\pi/2$ が Nyquist 周波数に対応する）。 $\mathbf{h} := [h_{-N_m}, h_{-N_m+1}, \dots, h_{N_p-1}, h_{N_p}]^\top$ として次式で定義される H と H_{ideal} の誤差 2 乗積分の評価関数

$$J(\mathbf{h}) := \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |H(\Omega) - H_{\text{ideal}}(\Omega)|^2 d\Omega \quad (1)$$

の最小点 \mathbf{h}_{opt} の第 $n \in \mathbb{N} \cup \{0\}$ 要素は次式である。

$$\mathbf{h}_{\text{opt}}[n] = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} H_{\text{ideal}}(\Omega) e^{i\Omega(n-N_m)} d\Omega = \text{IDTFT}(H_{\text{ideal}})(n - N_m)$$

とくに H_{ideal} が Hermite 対称であるとき（実数値信号の周波数スペクトラム）は $\mathbf{h}_{\text{opt}} \in \mathbb{R}^N$ となる。

Proof.

（最小点の導出）

$$\begin{aligned} J(\mathbf{h}) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} (H(\Omega) - H_{\text{ideal}}(\Omega)) \overline{(H(\Omega) - H_{\text{ideal}}(\Omega))} d\Omega \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \left(\sum_{k=-N_m}^{N_p} h_k e^{-i\Omega k} - H_{\text{ideal}}(\Omega) \right) \left(\sum_{l=-N_m}^{N_p} \bar{h}_l e^{i\Omega l} - \overline{H_{\text{ideal}}(\Omega)} \right) d\Omega \\ &= \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-N_m}^{N_p} \sum_{l=-N_m}^{N_p} h_k \bar{h}_l \int_{-\pi}^{\pi} e^{i\Omega(l-k)} d\Omega - \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-N_m}^{N_p} h_k \int_{-\pi}^{\pi} \overline{H_{\text{ideal}}(\Omega)} e^{-i\Omega k} d\Omega \\ &\quad - \frac{1}{2\pi} \sum_{l=-N_m}^{N_p} \bar{h}_l \int_{-\pi}^{\pi} H_{\text{ideal}}(\Omega) e^{i\Omega l} d\Omega + \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |H_{\text{ideal}}(\Omega)|^2 d\Omega \\ &= \|\mathbf{h}\|_2^2 - \frac{1}{2\pi} 2\text{Re} \left(\sum_{k=-N_m}^{N_p} h_k \int_{-\pi}^{\pi} \overline{H_{\text{ideal}}(\Omega)} e^{-i\Omega k} d\Omega \right) + \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |H_{\text{ideal}}(\Omega)|^2 d\Omega \end{aligned} \quad (2)$$

ここで v_k ($k = -N_m, -N_m + 1, \dots, N_p$) を次式で定義し, $\mathbf{v} := [v_{-N_m}, v_{-N_m+1}, \dots, v_{N_p}]^\top$ とする。

$$v_n := \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} H_{\text{ideal}}(\Omega) e^{i\Omega n} d\Omega$$

式 (2) の第 3 項は \mathbf{h} に依存しないので無視し, 第 2 項までを取り出して次の評価関数を得る。

$$J_2(\mathbf{h}) := \|\mathbf{h}\|_2^2 - 2\text{Re}(\mathbf{v}^* \mathbf{h}) = \|\mathbf{h} - \mathbf{v}\|_2^2 - \|\mathbf{v}\|_2^2$$

この最小点が \mathbf{v} であるから主張が従う。

(H_{ideal} が Hermite 対称であるときは $\mathbf{h}_{\text{opt}} \in \mathbb{R}^N$ となること)

$$\mathbf{h}_{\text{opt}}[n] = \frac{1}{2\pi} \left[\underbrace{\int_{-\pi}^0 H_{\text{ideal}}(\Omega) e^{i\Omega(n-N_m)} d\Omega}_{(3)} + \int_0^{\pi} H_{\text{ideal}}(\Omega) e^{i\Omega(n-N_m)} d\Omega \right]$$

式 (3) に変数変換を施すと次式を得る。

$$(3) = \int_0^{\pi} H_{\text{ideal}}(-\Omega) e^{-i\Omega(n-N_m)} d\Omega = \overline{\int_0^{\pi} H_{\text{ideal}}(\Omega) e^{i\Omega(n-N_m)} d\Omega}$$

よって次式を得る。

$$\mathbf{h}_{\text{opt}}[n] = \frac{1}{\pi} \text{Re} \left(\int_0^{\pi} H_{\text{ideal}}(\Omega) e^{i\Omega(n-N_m)} d\Omega \right) \in \mathbb{R}$$

□

■13.2.3.1.1.1 因果的フィルタとして実現する方法

$N_m > 0$ のときは前記のフィルタ係数の添え字に負数が含まれ, 因果的フィルタとして実現できない。最小の添え字が 0 になるように時間的にシフトする必要がある。フィルタの応答が時間的に遅れる (周波数領域に於いては遅れに比例した角周波数の複素指数関数が乗じられる) が, 無線通信等の大抵の用途では問題にならない。

■13.2.3.1.1.2 Note: IDFT による係数設計との違い

実用の場面では H_{ideal} が等間隔の離散的な正規化角周波数についてのみ得られることがある。その場合に \mathbf{h} の決定によく用いられているのは IDFT である。IDFT による結果と 13.2.3.1.1 の結果が一般には一致しないことを示しておく。

$\Delta f > 0$, $k_{\min}, k_{\max} \in \mathbb{Z}$, $k_{\max} > k_{\min}$ とする。 H_{ideal} の値が $k\Delta f$ $k = k_{\min}, k_{\min} + 1, \dots, k_{\max}$ に関して得られているとする。 H_{ideal} の Fourier 変換の台が $[-1/(2\Delta f), 1/(2\Delta f)]$ に含まれているものとする。標本化定理から次式が成り立つ。

$$H_{\text{ideal}}(f) = \sum_{k=k_{\min}}^{k_{\max}} H_{\text{ideal}}(k\Delta f) \text{sinc} \frac{\pi}{\Delta f} (f - k\Delta f)$$

サンプル周波数を f_s として H_{ideal} を正規化角周波数で表したものを $H_{\text{ideal,NA}}$ とすると次式を得る。

$$H_{\text{ideal,NA}}(\Omega) = H_{\text{ideal}}(\Omega f_s / (2\pi))$$

これに対して 13.2.3.1.1 の方法を適用すると次式が成り立つ。

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_{\text{opt}}[n] &= \text{IDTFT}(H_{\text{ideal,NA}})(n - N_m) = \sum_{k=k_{\min}}^{k_{\max}} H_{\text{ideal}}(k\Delta f) \text{IDTFT} \left(\Omega \mapsto \text{sinc} \frac{\pi}{\Delta f} \left(\frac{\Omega f_s}{2\pi} - k\Delta f \right) \right) (n - N_m) \\ &= \sum_{k=k_{\min}}^{k_{\max}} H_{\text{ideal}}(k\Delta f) \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \left[\text{sinc} \frac{\pi}{\Delta f} \left(\frac{\Omega f_s}{2\pi} - k\Delta f \right) \right] (\exp i\Omega(n - N_m)) d\Omega \end{aligned}$$

これは一般には IDFT による結果と一致しない。

13.2.3.1.2 誤差の重みが一様ではない場合

ここでは、誤差の重みが周波数に依存する場合の最適係数を導く。

$w: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ は非負であり、 $w > 0$ となる区間が $[-\pi, \pi]$ に少なくとも 1 つ存在するものとする。式 (1) を変更し、次の評価関数を考える。

$$J(\mathbf{h}) := \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w(\Omega) |H(\Omega) - H_{\text{ideal}}(\Omega)|^2 d\Omega \quad (4)$$

この最小点 \mathbf{h}_{opt} は次式である。

$$\mathbf{h}_{\text{opt}} = A^{-1} \mathbf{v}$$

ここに $A \in \mathbb{C}^{N \times N}$, $\mathbf{v} \in \mathbb{C}^N$ はそれぞれ次式で定義される。

$$A[m, n] := \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w(\Omega) e^{i\Omega(m-n)} d\Omega, \quad v[m] := \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w(\Omega) H_{\text{ideal}}(\Omega) e^{i\Omega(m-N_m)} d\Omega$$

とくに H_{ideal} が Hermite 対称であり（実数値信号の周波数スペクトラム）、かつ w が偶関数であるときは $\mathbf{h}_{\text{opt}} \in \mathbb{R}^N$ となる。

Proof.

（最小点の導出）

式 (1) と同じ要領で式変形を行うと次式を得る。

$$\begin{aligned} J(\mathbf{h}) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w(\Omega) (H(\Omega) - H_{\text{ideal}}(\Omega)) (\overline{H(\Omega) - H_{\text{ideal}}(\Omega)}) d\Omega \\ &= \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-N_m}^{N_p} \sum_{l=-N_m}^{N_p} h_k \bar{h}_l \int_{-\pi}^{\pi} w(\Omega) e^{i\Omega(l-k)} d\Omega - \frac{1}{2\pi} 2\text{Re} \left(\sum_{k=-N_m}^{N_p} h_k \int_{-\pi}^{\pi} w(\Omega) \overline{H_{\text{ideal}}(\Omega)} e^{-i\Omega k} d\Omega \right) \\ &\quad + \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w(\Omega) |H_{\text{ideal}}(\Omega)|^2 d\Omega \end{aligned} \quad (5)$$

$N \times N$ Hermite 対称行列 A を、第 (l, k) 要素が次式で定義されるものとする。

$$A[l, k] := \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w(\Omega) e^{i\Omega((l-N_m)-(k-N_m))} d\Omega = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w(\Omega) e^{i\Omega(l-k)} d\Omega$$

また v_n ($n = -N_m, -N_m + 1, \dots, N_p$) を次式で定義し、 $\mathbf{v} := [v_{-N_m}, v_{-N_m+1}, \dots, v_{N_p}]^T$ とする。

$$v_n := \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w(\Omega) H_{\text{ideal}}(\Omega) e^{i\Omega n} d\Omega$$

上記を式 (5) に適用し、 \mathbf{h} に依存しない項を無視すると次の評価関数を得る。

$$J_2(\mathbf{h}) := \mathbf{h}^* A \mathbf{h} - 2\text{Re}(\mathbf{v}^* \mathbf{h})$$

証明していないが A は正定値であると期待され^{*2}、以下ではそう仮定する。すると $J_2(\mathbf{h})$ は \mathbf{h} の狭義凸 2 次形式であり、最小点が存在する。それは \mathbf{h} が微小量 $\Delta \mathbf{h}$ 変化するときの J_2 の増分 $\Delta J_2(\mathbf{h})$ が 0 となる \mathbf{h} である。

$$\Delta J_2(\mathbf{h}) = \mathbf{h}^* A \Delta \mathbf{h} + \Delta \mathbf{h}^* A \mathbf{h} - 2\text{Re}(\mathbf{v}^* \Delta \mathbf{h}) + o_{\|\Delta \mathbf{h}\|_2 \rightarrow 0}(\|\Delta \mathbf{h}\|_2) = 2\text{Re}((\mathbf{h}^* A - \mathbf{v}^*) \Delta \mathbf{h})$$

$\Delta J_2(\mathbf{h}) = 0 \iff \mathbf{h} = A^{-1} \mathbf{v}$ であるから主張が従う。

(H_{ideal} が Hermite 対称であり（実数値信号の周波数スペクトラム）、かつ w が偶関数であるときは $\mathbf{h}_{\text{opt}} \in \mathbb{R}^N$ となること）

重みが一様である場合 (section 13.2.3.1.1) の導出と同じ要領で $A \in \mathbb{R}^{N \times N}$, $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^N$ であることが容易に示せて $\mathbf{h}_{\text{opt}} = A^{-1} \mathbf{v} \in \mathbb{R}^N$ である。□

^{*2} w が偶関数であれば、区間 $[-\pi, \pi]$ に於ける w の Fourier 級数展開を考えると A が巡回行列となって固有値が容易に計算でき、正定性を示せるように思える。試してはいない。

13.2.3.2 DTFT の誤差の実部と虚部の ∞ ノルム最小化

フィルタ係数が複素数であり、個数が指定された条件下で、所望の周波数スペクトラムに対して DTFT の誤差の実、虚部それぞれの偶、奇対称成分の L^∞ -ノルムが最小になるように係数を決定する方法を記す。 H が線形位相特性をもち、かつ偶対称か奇対称のいずれかである場合 (★ 1) には Remez のアルゴリズムが知られている (例えば [5] の `remez` 関数)。ここでは H が★ 1 の条件を満たさない場合にも Remez のアルゴリズムを 4 回独立に実行してフィルタ係数を決定する方法を示す。また特殊ケースとして、入力信号が実数 (従ってフィルタ係数も実数) である場合に Remez のアルゴリズムを 2 回独立に実行してフィルタ係数を決定する方法も示す。議論の見通しを良くするため、まず特殊ケースを導き、これを拡張して最終的な結論を導く。

13.2.3.2.1 前提

以下では周波数スペクトラムの補償用フィルタのように、null を含まない穏やかな特性を持つフィルタを主な関心の対象としている。そのため以下ではフィルタ係数の個数 $N_{\text{tp}} \in \mathbb{N}$ は奇数であるとする。そうでない場合も以下で述べる手法がそのまま使える。

13.2.3.2.2 信号が実数の場合

まず信号が実数であり、従ってフィルタ係数も実数である場合について述べる。入力信号が実数であるから H_{id} は Hermite 対称である。

■13.2.3.2.2.1 偶、奇対称の係数がもたらす周波数スペクトラム

Remez のアルゴリズムの適用を考える準備として、添え字に関して偶対称と奇対称な係数がもたらす周波数スペクトラムを見ておく。いま、 $h_{\text{es}}: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{R}$ と $h_{\text{os}}: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{R}$ をそれぞれ次式を満たす偶対称と奇対称 (「対称」とは、中央の係数を中心にして言う) のフィルタ係数であって、係数列の長さが $N_{\text{tp}} \in \mathbb{N}$ であるとする。

$$h_{\text{es}}(m) = \begin{cases} h_{\text{es}}(N_{\text{tp}} - 1 - m) & (m = 0, 1, \dots, (N_{\text{tp}} - 1)/2) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$$h_{\text{os}}(m) = \begin{cases} -h_{\text{os}}(N_{\text{tp}} - 1 - m) & (m = 0, 1, \dots, (N_{\text{tp}} - 1)/2) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

(上の条件から $h_{\text{os}}((N_{\text{tp}} - 1)/2) = 0$ である。)

$H_{\text{es}}, H_{\text{os}}$ をそれぞれ $h_{\text{es}}, h_{\text{os}}$ に対応する周波数スペクトラムとする (但し引数は正規化角周波数) と、簡単な計算を経て次式を得る。

$$H_{\text{es}}(\Omega) = \exp\left(-i \frac{N_{\text{tp}} - 1}{2} \Omega\right) \left[h_{\text{es}}\left(\frac{N_{\text{tp}} - 1}{2}\right) + 2 \sum_{m=0}^{(N_{\text{tp}}-1)/2-1} h_{\text{es}}(m) \cos \Omega \left(\frac{N_{\text{tp}} - 1}{2} - m\right) \right]$$

$$H_{\text{os}}(\Omega) = 2i \exp\left(-i \frac{N_{\text{tp}} - 1}{2} \Omega\right) \sum_{m=0}^{(N_{\text{tp}}-1)/2-1} h_{\text{os}}(m) \sin \Omega \left(\frac{N_{\text{tp}} - 1}{2} - m\right)$$

両者とも線形位相特性である (その和については一般にそうならない)。さらに H_{os} は H_{es} に比べて位相が $\pi/2$ だけ進んでいる。 $\exp\left(-i \frac{N_{\text{tp}}-1}{2} \Omega\right)$ は因果律を満たすためにフィルタ係数の 0 番目の添え字の位置を時刻の基準にとった為の位相の線形な遅れである。後述する Remez のアルゴリズムはこのような線形な位相遅れの部分が取り除かれた実数値関数を引数として受け取るため、適切に配慮すれば問題ない。この位相遅れの部分を無視すれば H_{es} は偶対称、 H_{os} は奇対称である。

■13.2.3.2.2.2 Remez のアルゴリズムによる係数の決定

H_{id} の実部と虚部をそれぞれ $H_{\text{id,r}}, H_{\text{id,i}}$ とする。 H_{id} が Hermite 対称であるから $H_{\text{id,r}}$ は偶対称、 $iH_{\text{id,i}}$ は奇対称である。

13.2.3.2.2.1 の考察に従って $H_{\text{id,r}}, iH_{\text{id,i}}$ をそれぞれ近似する偶対称と奇対称の係数を求めればよいと解る。

[5] の `remez` 関数は近似対象の周波数スペクトラムとして偶対称と奇対称の実数値関数の両方を扱える (`neg` オプションで選択)。さらにその関数をユーザが定義した関数オブジェクトで指定できる。実装の都合上、奇対称の周波数スペクトラム

を与えて得られる出力は実数係数であるが、これを DTFT すると、偶対称の周波数スペクトラムから得られる出力に比べて位相が $\pi/2$ 進んだ結果になる。つまり **remez** 関数に $H_{\text{id},i}$ を与えて得られる係数の DTFT が近似するのは $H_{\text{id},i}$ ではなく $iH_{\text{id},i}$ である。

上記の **remez** 関数を使って $H_{\text{id},r}$, $iH_{\text{id},i}$ を近似する係数 $h_{\text{es,opt}}$, $h_{\text{os,opt}} : \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{R}$ が求まる。両者の和 $h_{\text{opt}} := h_{\text{es,opt}} + h_{\text{os,opt}}$ が所望の係数である。

$h_{\text{es,opt}}$, $h_{\text{os,opt}}$, h_{opt} に対応する周波数スペクトラムをそれぞれ $H_{\text{es,opt}}$, $H_{\text{os,opt}}$, H_{opt} とする ($H_{\text{os,opt}}(\Omega) \in i\mathbb{R}$ に注意)。 $h_{\text{es,opt}}$, $h_{\text{os,opt}}$, h_{opt} の近似誤差、即ち次式で表される L^∞ -ノルム

$$\begin{aligned} e_{\text{es}} &:= \|H_{\text{es,opt}} - H_{\text{id},r}\|_\infty = \max_{\Omega \in [-\pi, \pi]} |H_{\text{es,opt}}(\Omega) - H_{\text{id},r}(\Omega)| \\ e_{\text{os}} &:= \|H_{\text{os,opt}} - iH_{\text{id},i}\|_\infty = \max_{\Omega \in [-\pi, \pi]} |H_{\text{os,opt}}(\Omega) - iH_{\text{id},i}(\Omega)| \\ e_{\text{opt}} &:= \|H_{\text{opt}} - H_{\text{id}}\|_\infty = \max_{\Omega \in [-\pi, \pi]} |H_{\text{opt}}(\Omega) - H_{\text{id}}(\Omega)| \end{aligned}$$

に三角不等式を適用して次式を得る。

$$e_{\text{opt}} = \|H_{\text{opt}} - H_{\text{id}}\|_\infty = \|H_{\text{es,opt}} - H_{\text{id},r} + (H_{\text{os,opt}} - iH_{\text{id},i})\|_\infty \leq e_{\text{es}} + e_{\text{os}}$$

Remez のアルゴリズム 1 回分の誤差の高々 2 倍程度に収まる。

13.2.3.2.3 信号が複素数の場合

フィルタ係数も複素数であるとする。このときは H_{id} は Hermite 対称とは限らないが、次のように Hermite 対称、歪 Hermite 対称 (Skew-Hermitian) な 2 つの関数 $H_{\text{id},H}$, $H_{\text{id},SH}$ の和に分解できる。

$$\begin{aligned} H_{\text{id}}(\Omega) &= H_{\text{id},H}(\Omega) + H_{\text{id},SH}(\Omega) \\ \text{where } H_{\text{id},H}(\Omega) &:= \frac{1}{2} \left(H_{\text{id}}(\Omega) + \overline{H_{\text{id}}(-\Omega)} \right), \quad H_{\text{id},SH}(\Omega) := \frac{1}{2} \left(H_{\text{id}}(\Omega) - \overline{H_{\text{id}}(-\Omega)} \right) \end{aligned}$$

$H_{\text{id},H}$ の実部と虚部をそれぞれ $H_{\text{id},H,r}$, $H_{\text{id},H,i}$ とすると前者は偶対称、後者は奇対称である。また $H_{\text{id},SH}$ の実部と虚部をそれぞれ $H_{\text{id},SH,r}$, $H_{\text{id},SH,i}$ とすると前者は奇対称、後者は偶対称である。これら 4 つに対して Remez のアルゴリズムを使って、近似するためのフィルタ係数 (実数値) を求めて (適宜、虚数単位を掛けながら) 和をとれば所望の係数となる。

設計するフィルタ係数を $h : \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{R}$ とし、それらの実部と虚部をそれぞれ h_r , h_i とする。 h_r によって $H_{\text{id},H}$ を近似し、 h_i によって $H_{\text{id},SH}$ を近似する。

h_r を偶対称、奇対称な 2 つの成分に分解し、それぞれを $h_{r,\text{es}}$, $h_{r,\text{os}}$ とする。この分解は常に可能である。具体的には h_r とその左右反転の和の 1/2 倍を $h_{r,\text{es}}$ とし、 h_r とその左右反転の差の 1/2 倍を $h_{r,\text{os}}$ とすればよい。 $h_{r,\text{es}}$, $h_{r,\text{os}}$ については 13.2.3.2.2 と同じ方法で最適値 $h_{r,\text{es,opt}}$, $h_{r,\text{os,opt}}$ が求まる。

次に h_i の最適値を求める。 h_i を偶対称、奇対称な 2 つの成分に分解し、それぞれを $h_{i,\text{es}}$, $h_{i,\text{os}}$ とする。天下りのであるが (妥当性は以降の解説で直ぐに解る) Remez のアルゴリズムを使って $h_{i,\text{es}}$ によって $H_{\text{id},SH,i}$ を近似して最適値を $h_{i,\text{es,opt}}$ とし、 $h_{i,\text{os}}$ によって $-iH_{\text{id},SH,r}$ を近似して最適値を $h_{i,\text{os,opt}}$ とする。

$h_{r,\text{es,opt}}$, $h_{r,\text{os,opt}}$, $h_{i,\text{es,opt}}$, $h_{i,\text{os,opt}}$ に対応する周波数スペクトラムを $H_{r,\text{es,opt}}$, $H_{r,\text{os,opt}}$, $H_{i,\text{es,opt}}$, $H_{i,\text{os,opt}}$ とする ($H_{r,\text{os,opt}}(\Omega)$, $H_{i,\text{os,opt}}(\Omega) \in i\mathbb{R}$ に注意)。最終的な最適係数は $h_{\text{opt}} = h_{r,\text{es,opt}} + h_{r,\text{os,opt}} + i(h_{i,\text{es,opt}} + h_{i,\text{os,opt}})$ である。それに対応する周波数スペクトラム H_{opt} は次式である。但し因果律を満たすために生じる位相遅れ $\exp\left(-i\frac{N_{\text{tp}}-1}{2}\Omega\right)$ は無害であるから無視する。

$$\begin{aligned} H_{\text{opt}} &= H_{r,\text{es,opt}} + H_{r,\text{os,opt}} + i(H_{i,\text{es,opt}} + H_{i,\text{os,opt}}) = H_{r,\text{es,opt}} + H_{r,\text{os,opt}} + iH_{i,\text{es,opt}} + iH_{i,\text{os,opt}} \\ &\approx H_{\text{id},H,r} + iH_{\text{id},H,i} + iH_{\text{id},SH,i} + H_{\text{id},SH,r} = H_{\text{id}} \end{aligned}$$

$h_{r,es,opt}, h_{r,os,opt}, h_{i,es,opt}, h_{i,os,opt}, h_{opt}$ の近似誤差, 即ち次式で表される L^∞ -ノルム

$$\begin{aligned} e_{r,es} &:= \|H_{r,es,opt} - H_{id,H,r}\|_\infty = \max_{\Omega \in [-\pi, \pi]} |H_{r,es,opt}(\Omega) - H_{id,H,r}(\Omega)| \\ e_{r,os} &:= \|H_{r,os,opt} - iH_{id,H,i}\|_\infty = \max_{\Omega \in [-\pi, \pi]} |H_{r,os,opt}(\Omega) - iH_{id,H,i}(\Omega)| \\ e_{i,es} &:= \|H_{i,es,opt} - H_{id,SH,i}\|_\infty = \max_{\Omega \in [-\pi, \pi]} |H_{i,es,opt}(\Omega) - H_{id,SH,i}(\Omega)| \\ e_{i,os} &:= \|H_{i,os,opt} + iH_{id,SH,r}\|_\infty = \max_{\Omega \in [-\pi, \pi]} |H_{i,os,opt}(\Omega) + iH_{id,SH,r}(\Omega)| \\ e_{opt} &:= \|H_{opt} - H_{id}\|_\infty = \max_{\Omega \in [-\pi, \pi]} |H_{opt}(\Omega) - H_{id}(\Omega)| \end{aligned}$$

に三角不等式を適用して次式を得る。

$$\begin{aligned} e_{opt} &= \|H_{opt} - H_{id}\|_\infty \\ &= \|H_{r,es,opt} - H_{id,H,r} + (H_{r,os,opt} - iH_{id,H,i}) + i(H_{i,es,opt} - H_{id,SH,i}) + (iH_{i,os,opt} - H_{id,SH,r})\|_\infty \\ &\leq e_{r,es} + e_{r,os} + e_{i,es} + e_{i,os} \end{aligned}$$

Remez のアルゴリズム 1 回分の誤差の高々 4 倍程度に収まる。

13.2.4 feedforward フィルタの実装

13.2.4.1 複素係数 feedforward フィルタの乗算回路の削減

13.2.4.1.1 対象とするフィルタの定義式

入出力が次の関係式で与えられる feedforward フィルタを ASIC, FPGA に実装することを考える。

$$x_o(n) = \sum_{m=0}^{N_{tp}-1} h(m)x_i(n-m) \quad (1)$$

ここに $x_i, x_o: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ はそれぞれ入力と出力の信号であり, $h: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ はフィルタのインパルス応答である。 N_{tp} はタップ数である。定義通りに愚直に計算すると次のいずれかとなる（有限桁実数乗算回路の総数は等しい）：

- (a) 1 タップあたり有限桁実数乗算回路（以下では混乱の恐れが無い限り、単に「乗算回路」と呼ぶ）を 4 個用いる N_{tp} タップの複素係数フィルタ 1 個
- (b) 1 タップあたり乗算回路を 1 個用いる N_{tp} タップの有限桁実数係数フィルタ 4 個

(a) の構成に対しては、よく知られているように複素数同士の積を（加算回路の増加と引き換えに）実数乗算回路 3 個で実現できる。本節では (b) の構成に対して、タップ数を変えずに（加算回路の増加と引き換えに）有限桁実数係数フィルタの個数を 3 に削減する方法を示す。

13.2.4.1.2 導出

x_i の実部と虚部をそれぞれ $x_{i,r}$ と $x_{i,i}$, x_o の実部と虚部をそれぞれ $x_{o,r}$ と $x_{o,i}$, h の実部と虚部をそれぞれ h_r と h_i とする。式 (1) より次式を得る。

$$\begin{cases} x_{o,r}(n) = \sum_{m=0}^{N_{tp}-1} h_r(m)x_{i,r}(n-m) - \sum_{m=0}^{N_{tp}-1} h_i(m)x_{i,i}(n-m) = h_r * x_{i,r} - h_i * x_{i,i} \\ x_{o,i}(n) = \sum_{m=0}^{N_{tp}-1} h_r(m)x_{i,i}(n-m) + \sum_{m=0}^{N_{tp}-1} h_i(m)x_{i,r}(n-m) = h_i * x_{i,r} + h_r * x_{i,i} \end{cases}$$

ここで $h_s, h_d, x_s, x_\alpha, x_\beta, x_\gamma$ を次の通り定義する。

$$h_s := h_r + h_i, \quad h_d := h_r - h_i, \quad x_s := x_{i,r} + x_{i,i}, \quad x_\alpha := h_s * x_{i,r}, \quad x_\beta := h_d * x_{i,i}, \quad x_\gamma := h_i * x_s$$

上記の下で次式が成り立つ（畳み込みの交換法則に留意すべし）。

$$\begin{aligned} x_\alpha - x_\gamma &= (h_r + h_i) * x_{i,r} - h_i * (x_{i,r} + x_{i,i}) = x_{o,r} \\ x_\beta + x_\gamma &= (h_r - h_i) * x_{i,i} + h_i * (x_{i,r} + x_{i,i}) = x_{o,i} \end{aligned}$$

次のブロック図は上式の計算過程を示している。

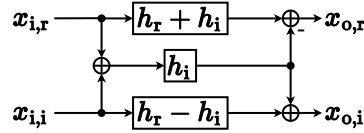


図 13.2.4.1 3 個の feedforward フィルタで実現された系

13.2.5 CIC up-sampler

FPGA, ASIC による実装を前提として加算器（組み合わせ論理回路）の直後に Flip-flop を置く。Web 情報の多くはこれによる遅延を考慮しておらず、本書の結果と異なる数式を導いているが、影響があるのは遅延量だけであり、本質は変わらない。

次の図は CIC up-sampler のブロック図である。 $R \in \mathbb{N}$ はアップ・サンプリング・レートを表し、 $M \in \mathbb{N}$ は差分器のホップ数、 $N \in \mathbb{N}$ は差分器と積算器それぞれの段数を表す。

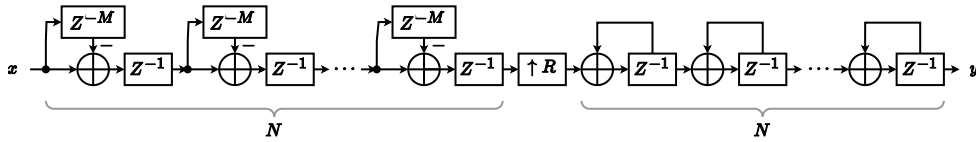


図 13.2.5.1 CIC up-sampler のブロック図

13.2.5.1 周波数スペクトラム

差分器 1 つの漸化式は $y(n) = x(n-1) - x(n-1-M)$ であり、伝達関数は $(z^{-1})(1 - z^{-M})$ である。ここに $x, y: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ は差分器への入力と出力である。同様に記号を流用して積算器の入出力 1 つの漸化式は $y(n) = y(n-1) + x(n-1)$ であり、伝達関数は $(z^{-1})/(1 - z^{-1})$ である。Noble Identity を用いて R 倍オーバー・サンプリングを最前段に移動すると、 R 倍オーバー・サンプリングの後ろの伝達関数は次式である。

$$H_{C,I}(z) = z^{-N(R+1)} \left(\frac{1 - z^{-MR}}{1 - z^{-1}} \right)^N = z^{-N(R+1)} \left(\sum_{n=0}^{MR-1} z^{-n} \right)^N$$

(C, I はそれぞれ comb, integrator の意味) これは、長さ MR の区間の和をとるブロックを N 段従属接続して $N(R+1)$ だけ遅延させる操作と等価である。この系に対して元の信号を MR 倍にオーバー・サンプルした信号を入力して得られる出力が CIC up-sampler の出力である。

CIC up-sampler の出力の絶対値が最大となるのは、入力のビット幅が許す範囲の絶対値最大（この値を x_{MAX} とおく）の定数列が入力された場合であり、値は次式である。

$$x_{\text{MAX}}(MR)^{N-1} \quad (13.2.5.1)$$

このことから直ちに解るが、CIC up-sampler の直流ゲインは $(MR)^{N-1}$ である。

入力と出力の DTFT をそれぞれ $X_{\text{NAF}}(\Omega), Y_{\text{NAF}}(\Omega)$ (Ω は正規化角周波数) とする。 $H_{C,I}(z)$ に於いて $z = \exp(i\Omega)$ とし、12.1.1 を適用し、周波数スペクトラムとして次式を得る。

$$\begin{aligned} Y_{\text{NAF}}(\Omega) &= \exp(-iN(R+1)\Omega) \frac{(1 - \exp(-iMR\Omega))^N}{(1 - \exp(-i\Omega))^N} X_{\text{NAF}}(R\Omega) \\ &= \exp\left(-i\frac{\Omega}{2}N((M+2)R+1)\right) \left(\frac{\sin(MR\Omega/2)}{\sin(\Omega/2)}\right)^N X_{\text{NAF}}(R\Omega) \end{aligned}$$

正規化周波数で表現しなおして $X_{\text{NF}}(F) = X_{\text{NAF}}(2\pi F)$, $Y_{\text{NF}}(F) = Y_{\text{NAF}}(2\pi F)$ とすれば次式を得る。

$$\begin{aligned} Y_{\text{NF}}(F) &= \exp\left(-i\frac{2\pi F}{2}N((M+2)R+1)\right) \left(\frac{\sin(MR2\pi F/2)}{\sin(2\pi F/2)}\right)^N X_{\text{NF}}(RF) \\ &= \exp(-i\pi N((M+2)R+1)F) \underbrace{\left(\frac{\sin(\pi MR F)}{\sin(\pi F)}\right)^N}_{(1)} X_{\text{NF}}(RF) \end{aligned} \quad (13.2.5.2)$$

この式は $F \rightarrow 0$ の極限で $R^N X_{\text{NF}}(0)$ となる。しかし入力を直流としたときに出力の絶対値が R^N 倍になるわけではない。なぜならば既に述べたように、Noble Identity を用いて移動したオーバー・サンブラが、伝達関数に含まれる長さ R の区間和の 1 つと相殺するからである。周波数スペクトラムと「振幅特性」(すぐ後に明かされるように、この単語は正しく定義されないで敢えて「」付きで示した) が一致しない原因は単純で、オーバー・サンプルという非線形な操作を加えた結果、正弦波入力に対する出力が正弦波とならないからである。この状況では「振幅特性」自体が定義できない。アップ・サンプルによって正弦波が緻密になって出力されたように見えても、それは「そう見える」だけであり、厳密には正弦波ではなく広がりをもったスペクトラムをもつ信号に変わっている。

式 (13.2.5.2) の伝達関数部分の特性をプロットする際に (1) の分母の零点が厄介である。分子を見ると解るが、分母と分子の零点の位数がともに 1 であり相殺する(可除特異点)ため、全体としては有界である。この特異点は整数 (k とする) にあり、簡単な計算によって $F = k$ のとき $(1) = [(-1)^{(MR-1)k} MR]^N$ であることが確かめられる。プログラムでは $\sin \pi F$ が小さいときに近似式に切り替えることで 0 除算を回避できる。

13.2.5.2 差分器と積算器に必要なビット幅

13.2.5.2.1 差分器のビット幅

差分器の出力の絶対値が最大となるのは、入力のビット幅が許す範囲の最大振幅で周期 $2M$ の交代列が入力されるときである。よって、差分器の出力のビット幅は入力のその 2 倍を確保すればよく、 N 段目の差分器の出力のビット幅は初段の入力のビット幅 $+ N$ とすればよい。

13.2.5.2.2 積算器のビット幅 (解析的な方法)

CIC up-sampler の入力のビット幅を B とする。まず、式 (13.2.5.1) より最終段の積算器 (第 N 積算器) の出力のビット幅は $B + (N-1)\log_2 MR$ を確保すれば必要十分である。

最終段より前の積算器については必要十分なビット幅を解析的に求めることはできないが、十分な値であれば次のようにして求められる。

第 $(N-1)$ 積算器の出力のビット幅を考える。第 2 差分器から第 $(N-1)$ 積算器までに注目すると、これはステージ数 $N-1$ の CIC up-sampler となっている。このことと、元の第 1 差分器の出力の絶対値の最大値がビット幅 $B+1$ で収容できることから、第 $(N-1)$ 積算器の出力はビット幅 $B+1+(N-2)\log_2 MR$ を確保すれば十分である。(元の第 1 差分器の出力が最大値で一定していることはあり得ないことは容易に解る。この点を無視して上限で評価しており、故に「必要な」ビット幅からの乖離がある。)

同様にして次々に内側の小さい CIC up-sampler を考えてゆくと、十分なビット幅が求まる。 $MR \geq 2$ であるから、内側は外側に比べてビット幅が小さいかまたは等しい。

13.2.5.2.3 積算器のビット幅 (数値的な方法)

最終段については既に述べたように解析的に求められるのでここでは扱わない。

Noble Identity を用いて R 倍オーバー・サンブラを最前段に移動した後、第 1 差分器から第 $n \in \{1, 2, \dots, N-1\}$ 段の積算器までの部分系の伝達関数を考えると次式を得る。

$$\frac{(1-z^{-MR})^N}{(1-z^{-1})^n} = (1-z^{-MR})^{N-n} \left(\sum_{n=0}^{MR-1} z^{-n} \right)^n$$

上式のうち、 $\sum_{n=0}^{MR-1} z^{-n}$ 1 つ分については、この系の前段に移動された R 倍オーバー・サンブラと相殺し、ビット幅増加

に寄与しない。よって、ビット幅の増加に寄与する部分は次式である。

$$(1 - z^{-MR})^{N-n} \left(\sum_{n=0}^{MR-1} z^{-n} \right)^{n-1} = \frac{(1 - z^{-MR})^{N-1}}{(1 - z^{-1})^{n-1}} \quad (13.2.5.3)$$

これは抽出された部分系の有限インパルス応答の z 変換である。この系の応答の絶対値が最大となるような作為的な入力に対する応答を収容できるビット幅を確保すればよい。そのような最悪の応答は式 (13.2.5.3) を計算機代数システムを用いて z^{-1} の多項式として展開し、係数の絶対値の総和をとることで得られる。

13.2.5.3 CIC up-sampler 補償フィルタ

式 (13.2.5.2) より、アップ・サンプリングにより X_{NF} には F に依存する因子が掛かる。これをできるだけ補正するために、CIC up-sampler の直前で前記の因子の逆特性を近似する feedforward フィルタ（以下単に「FIR フィルタ」と呼ぶ）の適用を考える。このフィルタの周波数スペクトラムを $H_{C,NF}$ とすると次式が成り立つ。

$$Y_{NF}(F) = \exp(-i\pi N((M+2)R+1)F) \left(\frac{\sin(\pi MRF)}{\sin(\pi F)} \right)^N H_{C,NF}(RF) X_{NF}(RF)$$

$H_{C,NF}(F)$ に求められるのは $F \in [-1/2, 1/2]$ の範囲で次式を近似することである。

$$\exp\left(i\pi N \frac{(M+2)R+1}{R} F\right) \left(\frac{\sin(\pi F/R)}{\sin(\pi MF)} \right)^N \quad (13.2.5.4)$$

R が大きいとき、 $\sin(\pi F/R) \sim \pi F/R$ として式 (13.2.5.4) の振幅特性が $(MR \operatorname{sinc}(\pi MF))^{-N}$ に漸近する。

$H_{C,NF}$ が周期 1 の関数であることから、 $[-1/2, 1/2]$ の区間全体で上式を近似することはできない（端点で微分不可能になる）。現実には、 $\alpha[-1/2, 1/2]$ ($0 < \alpha < 1$) の範囲を Remez のアルゴリズム等で近似する。 α が 1 に近づく程、必要な係数が増える。式 (13.2.5.2) が示すように CIC up-sampler の位相特性が線形なので Remez のアルゴリズムでは振幅の補正だけを気にして係数設計してよい（生成される FIR フィルタの位相特性も線形なので合成系の位相特性も線形となる）。

アップ・サンプリングを全て CIC up-sampler で行うのではなく、一部を CIC up-sampler の前段にオーバー・サンプリングと帯域制限用 FIR フィルタ（「FIR フィルタ 1」と呼ぶ）の組を置いてそれに分担させ、FIR フィルタ 1 に後段の CIC up-sampler の補正フィルタを兼任させる（合成する）こともしばしば行われる。例えば、FIR フィルタ 1 の直前で 2 倍アップ・サンプリングを行う場合、FIR フィルタ 1 では $0.8 \times [-1/4, 1/4]$ の領域で式 (13.2.5.4) を近似し、 $[-1/2, -1.2 \times (1/4)-] \cup [1.2 \times (1/4), 1/2]$ の領域を阻止帯とするように Remez のアルゴリズムで係数を計算する。

13.2.6 CIC down-sampler

13.2.5 と同様に加算器（組み合わせ論理回路）の直後に Flip-flop を置く。次の図は CIC down-sampler のブロック図である。 $R \in \mathbb{N}$ はダウン・サンプリング・レートを表し、 $M \in \mathbb{N}$ は差分器のホップ数、 $N \in \mathbb{N}$ は差分器と積算器それぞれの段数を表す。

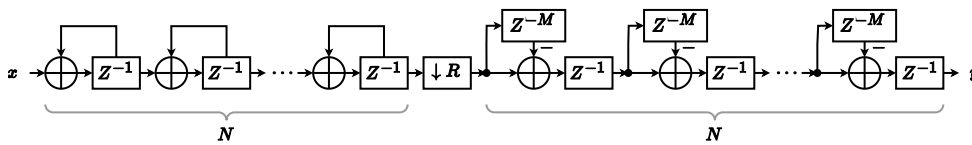


図 13.2.6.1 CIC down-sampler のブロック図

13.2.6.1 周波数スペクトラム

Noble Identity を用いて $1/R$ 倍アンダー・サンブラを最終段に移動すると、13.2.5.1 と同様にして、 $1/R$ 倍アンダー・サンブラより前の伝達関数は次式である。

$$H_{I,C}(z) = z^{-N(R+1)} \left(\frac{1 - z^{-MR}}{1 - z^{-1}} \right)^N = z^{-N(R+1)} \left(\sum_{n=0}^{MR-1} z^{-n} \right)^N$$

(C, I はそれぞれ comb, integrator の意味) これは、長さ MR の区間の和をとるブロックを N 段従属接続して $N(R+1)$ だけ遅延させる操作と等価である。この系の出力を $1/R$ でアンダー・サンプルした結果が CIC down-sampler の出力である。よって、系の出力の絶対値が最大となるのは、絶対値が最大の定数 (x_{MAX} とする) を入力し続けたときであり、そのときの出力の絶対値は $(MR)^N x_{\text{MAX}}$ である。このことから直ちに解るが、直流ゲインは $(MR)^N$ である。

入力の DTFT を $X_{\text{NAF}}(\Omega)$ (Ω は正規化角周波数) とする。 $1/R$ 倍アンダー・サンブラより前の出力の DTFT を $\tilde{Y}_{\text{NAF}}(\Omega)$ とする。 $H_{I,C}(z)$ に於いて $z = \exp(i\Omega)$ とすると次式が成り立つ。

$$\begin{aligned} \tilde{Y}_{\text{NAF}}(\Omega) &= \exp(-iN(R+1)\Omega) \frac{(1 - \exp(-iMR\Omega))^N}{(1 - \exp(-i\Omega))^N} X_{\text{NAF}}(\Omega) \\ &= \exp\left(-i\frac{\Omega}{2}N((M+2)R+1)\right) \left(\frac{\sin(MR\Omega/2)}{\sin(\Omega/2)}\right)^N X_{\text{NAF}}(\Omega) \end{aligned}$$

正規化周波数で表現しなおして $X_{\text{NF}}(F) = X(2\pi F)$, $\tilde{Y}_{\text{NF}}(F) = \tilde{Y}_{\text{NAF}}(2\pi F)$ とすれば次式を得る。

$$\tilde{Y}_{\text{NF}}(F) = \exp(-i\pi N((M+2)R+1)F) \left(\frac{\sin(\pi MR F)}{\sin(\pi F)}\right)^N X_{\text{NF}}(F)$$

これと 12.2.1 より、 $1/R$ 倍アンダー・サンブラの出力を正規化周波数で表現した周波数スペクトラムは次式である。

$$\begin{aligned} Y_{\text{NF}}(F) &= \frac{1}{R} \sum_{n=0}^{R-1} \tilde{Y}_{\text{NF}}((F-n)/R) \\ &= \frac{1}{R} \sum_{n=0}^{R-1} \exp\left(-i\pi N(F-n)\frac{(M+2)R+1}{R}\right) \left(\frac{\sin(\pi M(F-n))}{\sin(\pi(F-n)/R)}\right)^N X_{\text{NF}}((F-n)/R) \end{aligned} \quad (13.2.6.1)$$

12.2.1 でも述べられているが、全体に掛けられている $1/R$ は DTFT の内積計算の対象となる点の数が $1/R$ に減ったことに由来しており、振幅が $1/R$ になるわけではない。

13.2.6.2 差分器と積算器に必要なビット幅

入力は固定小数点数であるが、全体を適当に 2 のべき乗倍したものとして見直して符号付整数として扱っても系としては等価なので、以後そうする。入力側（サンプル・レートが高い側）から入力される符号付整数のビット幅を B とする。

先の議論から、最終段の出力のビット幅は $\lceil 1 + \log_2((MR)^N 2^{B-1}) \rceil = B + \lceil N \log_2 MR \rceil$ あれば十分であることが判る。

積算器はオーバー・フローし得るが、溢れた桁を捨てる操作が modulo 演算であることと、最終段の出力のビット幅を考えれば、最終段より左側の全ての段のビット幅を最終段と等しくしておけば問題ない（無限のビット幅を持つ仮想的な系と同じ出力が得られる）ことが判る。

13.2.6.3 CIC down-sampler 補償フィルタ

式 (13.2.6.1) より、ダウン・サンプリングにより X_{NF} には F に依存する因子が掛かる。これをできるだけ補正するために、CIC down-sampler の直後で前記の因子の逆特性を近似する feedforward フィルタの適用を考える。ダウン・サンプリング後に補償用フィルタを掛けるので、操作できるのは第 1 Nyquist 領域のみである。第 1 Nyquist 領域のみを抽出し、補償用フィルタの周波数スペクトラムを $H_{C,\text{NF}}$ とすると次式が成り立つ。

$$Y_{\text{NF}}(F) = H_{C,\text{NF}}(F) \frac{1}{R} \exp\left(-i\pi N F \frac{(M+2)R+1}{R}\right) \left(\frac{\sin(\pi M F)}{\sin(\pi F/R)}\right)^N X_{\text{NF}}(F/R)$$

$H_{C,NF}(F)$ に求められるのは $F \in [-1/2, 1/2]$ の範囲で次式を近似することである。

$$\exp\left(i\pi NF \frac{(M+2)R+1}{R}\right) \left(\frac{\sin(\pi F/R)}{\sin(\pi MF)}\right)^N \quad (13.2.6.2)$$

この式は偏角の差を除いて 式 (13.2.5.4) と一致するため、補償用フィルタの設計手法は CIC up-sampler 補償フィルタと同じものを適用できる。

第 14 部

離散時間領域から連続時間領域への移行

第 14.1 章

0 次ホールド

14.1.1 0 次ホールドされた離散時間信号の周波数スペクトラム

14.1.1.1 動機

離散時間信号を仮に量子化誤差なく DA 変換できた場合の周波数スペクトラムを計算したい。

14.1.1.2 主張

$x_d: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ を離散時間信号とする。 X_{DTFT} を x_d の DTFT とする。 $T_s > 0$ をサンプル周期として x_d の 0 次ホールドで生成した階段状の連続時間信号を x とする。 $u: \mathbb{R} \rightarrow \{0, 1\}$ を幅 T_s のパルスとする。

$$u(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < T_s \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

x は次式で表される。

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_d(n)u(t - nT_s)$$

次の図は $T_s = 1, x_d(n) = \sin(2\pi n/12)$ ($0 \leq n \leq 24$), $x_d(n) = 0$ ($n < 0, 24 < n$) の例である。

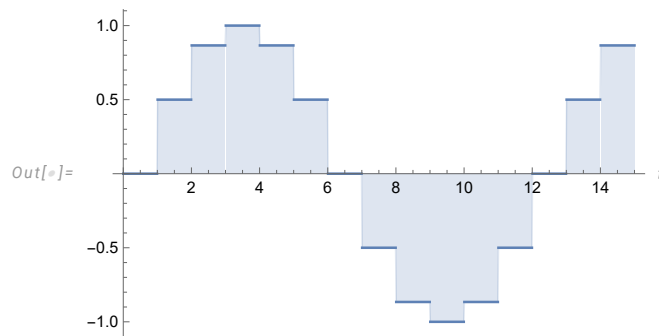
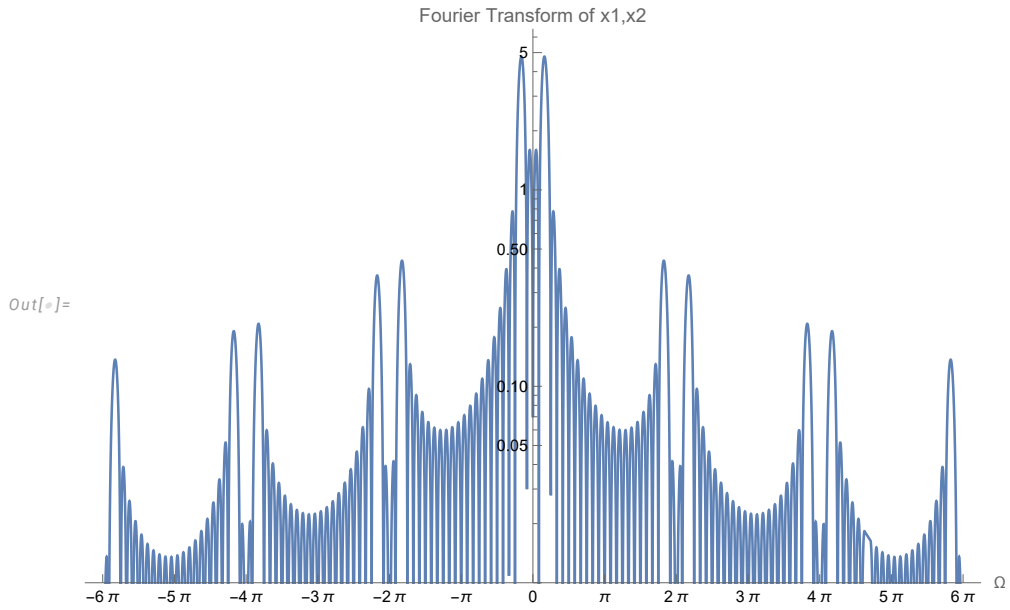


図 14.1.1.1 x の例

以上の下, x の Fourier 変換 X は次式である。

$$X(\omega) = \frac{T_s}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-i\frac{T_s}{2}\omega\right) \left(\text{sinc} \frac{T_s}{2}\omega\right) X_{\text{DTFT}}(\omega)$$

$X_{\text{DTFT}}(\omega)$ が $2\pi/T_s$ 周期関数であることに注意すれば, $X_{\text{DTFT}}(\omega)$ の第 1 Nyquist 領域の形状が位相回転 $\exp(-i\omega n T_s)$ とレベル減衰 $\text{sinc} \omega T_s/2$ を伴いつつ周期的に無限に繰り返されていることがわかる。この現象は「アパーチャ効果」と呼ばれる。次の図は 14.1.1.1 に対応する X の例である。

図 14.1.1.2 X の例。横軸は正規化角周波数

14.1.1.3 導出

Proof.

$$X(\omega) = \mathcal{F}\left(\sum_{n=-\infty}^{\infty} x_d(n)u(t - nT_s)\right)(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_d(n)\mathcal{F}(u(t - nT_s))(\omega) \quad (1)$$

ここで次式が成り立つ。

$$\begin{aligned} \mathcal{F}(u(t - nT_s))(\omega) &= \exp(-i\omega nT_s)\mathcal{F}(u)(\omega) = \exp(-i\omega nT_s) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{T_s} \exp(-i\omega t) dt \\ &= \frac{i}{\omega\sqrt{2\pi}} (\exp(-i\omega T_s) - 1) \exp(-i\omega nT_s) \\ &= \frac{i}{\omega\sqrt{2\pi}} \exp(-i\omega nT_s) \exp(-i\omega T_s/2) (\exp(-i\omega T_s/2) - \exp(i\omega T_s/2)) \\ &= \frac{i}{\omega\sqrt{2\pi}} \exp(-i\omega nT_s) \exp(-i\omega T_s/2) (-2i) \sin \frac{\omega T_s}{2} \\ &= \frac{2}{\omega\sqrt{2\pi}} \exp(-i\omega nT_s) \exp(-i\omega T_s/2) \sin \frac{\omega T_s}{2} \\ &= \frac{T_s}{\sqrt{2\pi}} \exp(-i\omega nT_s) \exp(-i\omega T_s/2) \operatorname{sinc} \frac{\omega T_s}{2} \end{aligned}$$

これを式 (1) に適用して次式を得る。

$$\begin{aligned} X(\omega) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_d(n) \frac{T_s}{\sqrt{2\pi}} \exp(-i\omega nT_s) \exp(-i\omega T_s/2) \operatorname{sinc} \frac{\omega T_s}{2} \\ &= \frac{T_s}{\sqrt{2\pi}} \exp(-i\omega T_s/2) \operatorname{sinc} \frac{\omega T_s}{2} \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_d(n) \exp(-i\omega nT_s) \\ &= \frac{T_s}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-i\frac{T_s}{2}\omega\right) \left(\operatorname{sinc} \frac{T_s}{2}\omega\right) X_{\text{DTFT}}(\omega) \end{aligned}$$

□

14.1.2 inverse-sinc-filter

14.1.2.1 背景

離散時間信号を DA 変換した結果の Fourier 変換には次式で表される変化が積の形で含まれることを 14.1.1 で述べた。

$$\text{sinc} \frac{T_s}{2} \omega = \text{sinc} \frac{\Omega}{2}$$

ここに T_s はサンプリング周期, Ω は正規化角周波数である。変化の中には上式の他に $\exp(-i\frac{T_s}{2}\omega)$ という項も含まれるが, これは一定の群遅延が加わる (線形位相特性) だけであり, 実用上無害なので無視する。次の図は $|\text{sinc} \frac{\Omega}{2}|$ をプロットしたものである。

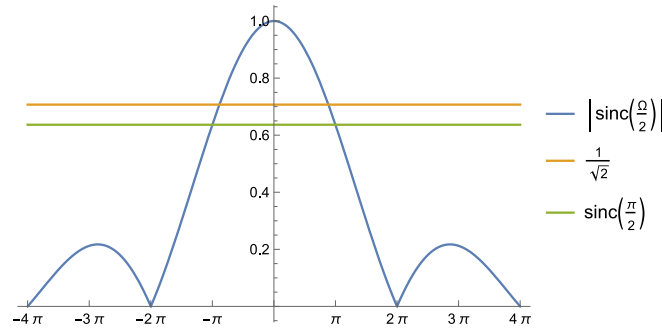


図 14.1.2.1 量子化誤差のない DA 変換結果の sinc 状ゲイン歪み

上の図から, 第 1 Nyquist 領域の端 $-\pi, \pi$ で約 -3dB のゲイン低下が生じていることが解る。実は 0 次ホールドで出力する直前に, 上手く設計された 10 タップ程度の feedforward フィルタを掛けてこの影響を緩和し, 下図のようなゲイン特性に変更できる。このフィルタは「inverse-sinc フィルタ」と呼ばれる。

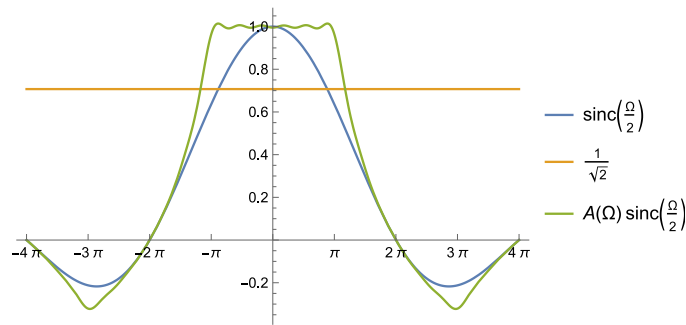


図 14.1.2.2 inverse-sinc フィルタによって緩和されたゲイン歪み (凡例の 3 つ目の曲線)

inverse-sinc フィルタは $[-\pi, \pi]$ で sinc 状歪みの逆特性を近似するフィルタである。DA 変換の対象とする信号は通常, 標本化定理を念頭に置いてスペクトラムが $[-\pi, \pi]$ の領域に収まる信号であるから, 上述の補正が十分に機能する。以下ではこのフィルタの設計方法の 1 つを述べる。

14.1.2.2 係数の導出

大雑把に言えば, フィルタ係数に対応する DTFT が $[-\pi, \pi]$ で $1/\text{sinc}(\Omega/2)$ を近似するように最小二乗法で係数を決定する。

フィルタ係数 $a: \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{R}$ は偶対称な実数値関数とし, 非零の係数の個数を奇数とする。数式で述べれば $N \in \mathbb{N}, \forall n \in \mathbb{Z} a(-n) = a(n), \forall n > N a(n) = 0$ である。この制約条件が唯一の方法ではないだろうが, 後に見るようにこれで十分な性能を得られる。

a の DTFT を A とする。すなわち

$$A(\Omega) = \sum_{n=-N}^N a(n) \exp(-i\Omega n) = a(0) + 2 \sum_{n=1}^N a(n) \cos(\Omega n) = \mathbf{v}(\Omega)^\top \mathbf{a}$$

ここに $\mathbf{v}(\Omega) := [1, 2 \cos \Omega, \dots, 2 \cos N\Omega]^\top \in \mathbb{R}^{N+1}$, $\mathbf{a} = [a(0), \dots, a(N)]^\top \in \mathbb{R}^{N+1}$ である。 $[-\pi, \pi]$ で A が $1/\text{sinc}(\Omega/2)$ を近似するように次式を最小化する \mathbf{a} を求める。

$$\int_{-\pi}^{\pi} \|A(\Omega) - 1/\text{sinc}(\Omega/2)\|_2^2 d\Omega \quad (1)$$

被積分関数の中身を展開すると次式を得る。

$$\|A(\Omega) - 1/\text{sinc}(\Omega/2)\|_2^2 = \mathbf{a}^\top \mathbf{v}(\Omega) \mathbf{v}(\Omega)^\top \mathbf{a} - \frac{2}{\text{sinc}(\Omega/2)} \mathbf{v}(\Omega)^\top \mathbf{a} + 1/\text{sinc}(\Omega/2)^2$$

これを式 (1) に適用すると次式を得る。

$$(1) = \mathbf{a}^\top M \mathbf{a} - 2 \mathbf{m}^\top \mathbf{a} + \int_{-\pi}^{\pi} 1/\text{sinc}(\Omega/2)^2 d\Omega \quad (2)$$

ここに M, \mathbf{m} は次式で定義される数である。

$$M := \int_{-\pi}^{\pi} \mathbf{v}(\Omega) \mathbf{v}(\Omega)^\top d\Omega = 2\pi \text{diag}(1, 2, 2, \dots, 2), \quad \mathbf{m} = \int_{-\pi}^{\pi} \mathbf{v}(\Omega)^\top / \text{sinc}(\Omega/2) d\Omega$$

\mathbf{m} は数値計算で求める。式 (2) の中で \mathbf{a} に依存しない項を無視すると、最小化すべき関数は次式である。

$$f_{\text{cost}}(\mathbf{a}) = \mathbf{a}^\top M \mathbf{a} - 2 \mathbf{m}^\top \mathbf{a}$$

これは狭義凸関数であり $(\nabla f_{\text{cost}})(\mathbf{a}) = 2(M\mathbf{a} - \mathbf{m})$ なので f を最小化する \mathbf{a} を \mathbf{a}_{opt} とするとこれは $M^{-1}\mathbf{m} = \text{diag}(m_0, m_1/2, \dots, m_N/2)/(2\pi)$ である。ここに m_i ($i = 0, 1, \dots, N$) は \mathbf{m} の第 i 要素である。

14.1.2.3 数値例

$N = 5$ のとき $\mathbf{a}_{\text{opt}} \approx [1.166240, -0.106996, 0.034475, -0.016454, 0.009530, -0.006189]^\top$ を得る。次の図はこの係数をプロットしたものである。

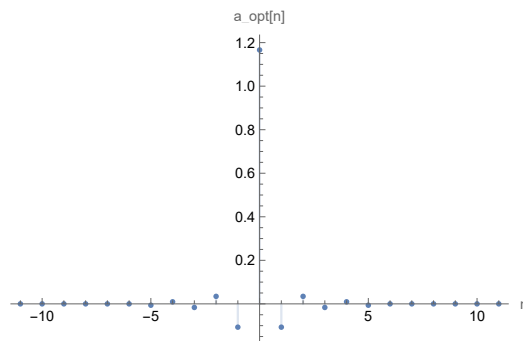


図 14.1.2.3 inverse-sinc フィルタの係数 ($N=5$)

次の図は、この係数に対応するフィルタのインパルス応答の DTFT と $1/\text{sinc}(\Omega/2)$ を比較したものである。

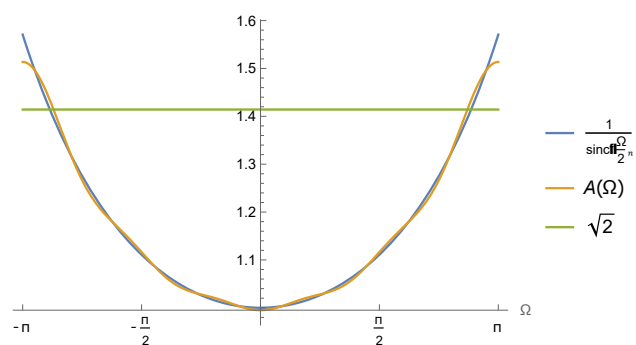


図 14.1.2.4 inverse-sinc フィルタのインパルス応答の DTFT

このフィルタを使ってゲイン歪みを緩和したのが先に挙げた図 [14.1.2.2](#) である。

第 14.2 章

オーバー・サンプリング

14.2.1 オーバー・サンプリングされた信号の DA 変換の周波数スペクトラム

離散時間信号をオーバー・サンプリングして DAC で出力したときの周波数スペクトラムを計算したい。DAC の量子化誤差は無視する。

14.2.1.1 主張

記号を次のように定義する。

- $R \in \mathbb{N}$, $R \geq 2$: オーバー・サンプリング・レート
- $x_{d,1} : \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$: 離散時間信号
- $T_s > 0$: $x_{d,1}$ のサンプル周期
- $X_{d,1} : x_{d,1}$ の DTFT
- $x_{d,2} : x_{d,1}$ を R 倍にオーバー・サンプリング (元の信号のサンプル同士の上に $R - 1$ 個の 0 を追加) した離散時間信号
- $x_1 : T_s$ をサンプル周期として $x_{d,1}$ の 0 次ホールドで生成した階段状の連続時間信号
- $x_2 : T_s/R$ をサンプル周期として $x_{d,2}$ の 0 次ホールドで生成した階段状の連続時間信号

$u_1 : \mathbb{R} \rightarrow \{0, 1\}$ を幅 T_s のパルスとする。

$$u_1(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < T_s \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$u_2 : \mathbb{R} \rightarrow \{0, 1\}$ を幅 T_s/R のパルスとする。

$$u_2(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < T_s/R \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

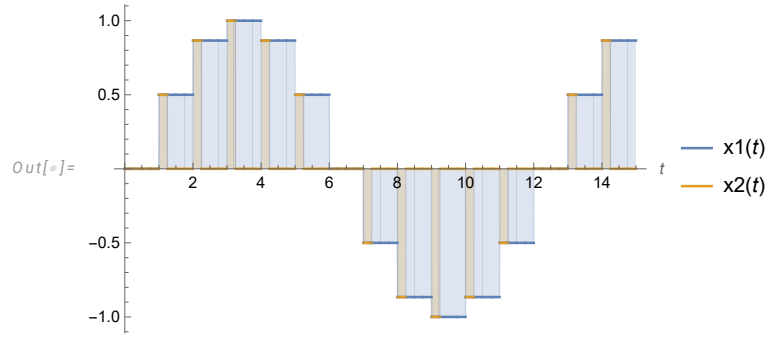
x_1 は次式で表される。

$$x_1(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_{d,1}(n)u_1(t - nT_s)$$

x_2 は次式で表される。

$$x_2(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_{d,2}(n)u_2(t - nT_s/R) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x_{d,2}(Rm)u_2(t - mT_s) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_{d,1}(n)u_2(t - nT_s)$$

次の図は $T_s = 1$, $R = 4$, $x_{d,1}(n) = \sin(2\pi * n/12)$ ($0 \leq n \leq 24$), $x_{d,1}(n) = 0$ ($n < 0, 24 < n$) の例である。

図 14.2.1.1 x_1, x_2 の例

以上の下, x_2 の Fourier 変換 X_2 は次式である。

$$X_2(\omega) = \frac{T_s}{R\sqrt{2\pi}} \exp\left(-i\frac{T_s}{2R}\omega\right) \left(\text{sinc} \frac{T_s}{2R}\omega\right) X_{d,1}(\omega)$$

14.2.1.2 導出

Proof.

$$X_2(\omega) = \mathcal{F}\left(\sum_{n=-\infty}^{\infty} x_{d,1}(n)u_2(t - nT_s)\right)(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_{d,1}(n)\mathcal{F}(u_2(t - nT_s))(\omega)$$

ここで 14.1.1 と同様にして次式が成り立つ。

$$\mathcal{F}(u_2(t - nT_s))(\omega) = \frac{T_s}{R\sqrt{2\pi}} \exp(-i\omega nT_s) \exp\left(-i\frac{\omega T_s}{2R}\right) \text{sinc} \frac{\omega T_s}{2R}$$

よって次式が成り立つ。

$$\begin{aligned} X_2(\omega) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_{d,1}(n) \frac{T_s}{R\sqrt{2\pi}} \exp(-i\omega nT_s) \exp\left(-i\frac{\omega T_s}{2R}\right) \text{sinc} \frac{\omega T_s}{2R} \\ &= \frac{T_s}{R\sqrt{2\pi}} \exp\left(-i\frac{\omega T_s}{2R}\right) \left(\text{sinc} \frac{\omega T_s}{2R}\right) \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_{d,1}(n) \exp(-i\omega nT_s) \\ &= \frac{T_s}{R\sqrt{2\pi}} \exp\left(-i\frac{\omega T_s}{2R}\right) \left(\text{sinc} \frac{\omega T_s}{2R}\right) X_{d,1}(\omega) \end{aligned} \quad (a)$$

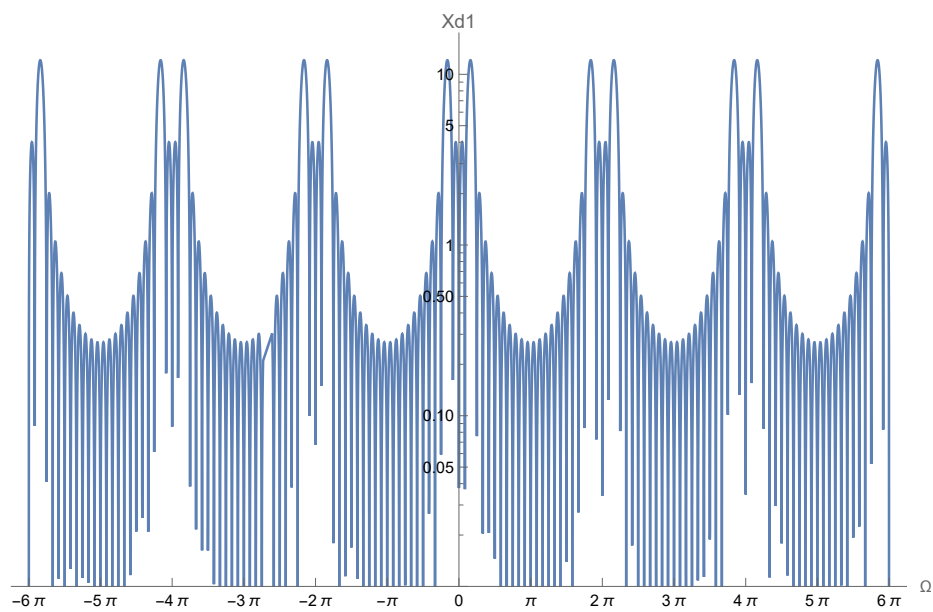
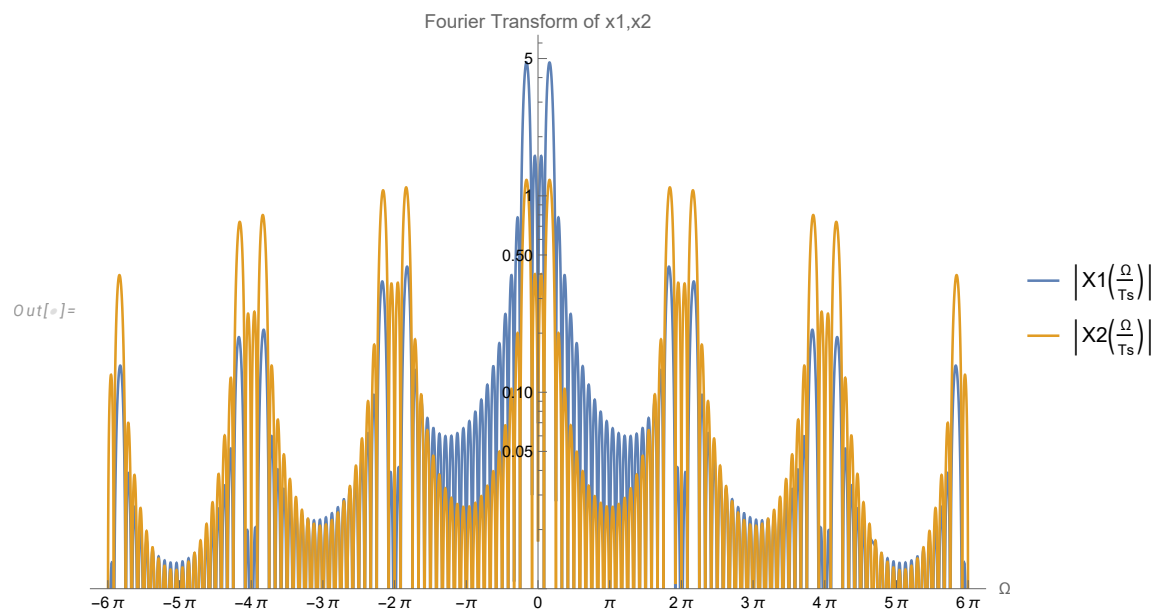
□

14.2.1.3 考察

オーバー・サンプリング前の信号 x_1 については 14.1.1 より, その Fourier 変換は次式である。

$$X_1(\omega) = \frac{T_s}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-i\frac{T_s}{2}\omega\right) \left(\text{sinc} \frac{T_s}{2}\omega\right) X_{d,1}(\omega) \quad (b)$$

式 (a),(b) を見比べると $X_{d,1}$ を共通して含んでおり, それ以外の箇所ではオーバー・サンプリングにより T_s が T_s/R に置き換わっていることがわかる。このことから, オーバー・サンプリングにより高調波の位置は変わらず, 広域の減衰や位相回転が緩やかになることがわかる。次の図は 14.2.1.1 に対応する DTFT と Fourier 変換の絶対値の例である。

図 14.2.1.2 $X_{d,1}$ の例。横軸は正規化角周波数。図 14.2.1.3 X_1, X_2 の例。横軸は正規化角周波数。

第 15 部

連続時間領域から離散時間領域への移行

第 15.1 章

積分の離散近似

この部は文献 [2] に動機付けられて書いたものであり、その内容を再確認、深掘りしたもの、また派生して考えたことを記している。

15.1.1 Euler 法

15.1.1.1 背景

物理系をデジタル計算機で制御するにあたり、積分を Euler 法で近似することがある。本節では正弦波を Euler 法で近似的に積分した際の出力の窓関数付き Fourier 変換を導出し、高周波領域での位相変化、エイリアシングについて考察する。

15.1.1.2 導出

$f_0 > 0$ とし、連続時間の複素正弦波信号 $u : t \in \mathbb{R} \mapsto \exp(i2\pi f_0 t)$ を考える。これを時刻 0 から $t \geq 0$ まで積分した信号は $v(t) = (\exp(i2\pi f_0 t) - 1)/(i2\pi f_0)$ である。16.3 と同様に、矩形窓を通した、周波数表示された v の Fourier 変換を考える (窓の幅をサンプリング周期の整数倍に限っても影響が少ないことの説明は 16.3 で述べられている)。 $N \in \mathbb{N}$ とし、窓の幅を $T = NT_s$ とする。 v の窓付き Fourier 変換を窓の幅で規格化したものは次式である。但し計算は容易なので過程は省略した。

$$\begin{aligned} V(f) &= \frac{1}{T} \int_0^T v(t) \exp(-i2\pi ft) dt \\ &= \frac{1}{i2\pi f_0 T} \left\{ \frac{1}{i2\pi(f - f_0)} [1 - \exp(-i2\pi(f - f_0)T)] + \frac{1}{i2\pi f} (\exp(-i2\pi fT) - 1) \right\} \end{aligned}$$

次に、 u の積分をサンプリング周期 $T_s > 0$ の Euler 法で近似したものを考える。 Euler 法で積分した結果の離散時間信号を $x_{dd} : \mathbb{Z} \rightarrow \mathbb{C}$ とすると、これは漸化式 $x_{dd}(n) = x_{dd}(n-1) + T_s u((n-1)T_s)$ に従う。但し初期条件として $x_{dd}(0) = 0$ とする。この漸化式を解き、次式を得る。

$$x_{dd}(n) = T_s \frac{1 - \exp(i2\pi f_0 n T_s)}{1 - \exp(i2\pi f_0 T_s)}$$

これを 0 次ホールドして得られる連続時間信号を $x_d(t) := x_{dd}(\lfloor t/T_s \rfloor T_s)$ とする。先ほど v に対して行ったのと同様に窓付き Fourier 変換 X_d を計算すると、次式を得る。但し計算は容易なので過程の多くを省略した。

$$\begin{aligned} X_d(f) &= \frac{1}{T} \int_0^T x_d(t) \exp(-i2\pi ft) dt = \sum_{k=0}^{N-1} \frac{1}{T} \int_{kT_s}^{(k+1)T_s} x_d(t) \exp(-i2\pi ft) dt \\ &= \frac{1}{i2\pi f N} \times \frac{1 - \exp(-i2\pi f T_s)}{1 - \exp(i2\pi f_0 T_s)} \left\{ \frac{1 - \exp(-i2\pi f T_s N)}{1 - \exp(-i2\pi f T_s)} - \frac{1 - \exp(-i2\pi(f - f_0)T_s N)}{1 - \exp(-i2\pi(f - f_0)T_s)} \right\} \end{aligned}$$

v 中の、周波数が f_0 である成分の振幅と位相を調べる。 $f \rightarrow f_0$ の極限に関して次式が成り立つ。

$$\lim_{f \rightarrow f_0} V(f) = \frac{1}{i2\pi f_0} \left[1 + \frac{\exp(-i2\pi f_0 T) - 1}{i2\pi f_0 T} \right]$$

次に x_d 中の、周波数が f_0 である成分の振幅と位相を調べる。但し、 $f_0 T_s < 1$ と仮定する。次式が成り立つ。

$$\lim_{f \rightarrow f_0} X_d(f) = \frac{1}{i2\pi f_0 N} \times \frac{1 - \exp(-i2\pi f_0 T_s)}{1 - \exp(i2\pi f_0 T_s)} \left\{ \frac{1 - \exp(-i2\pi f_0 T_s N)}{1 - \exp(-i2\pi f_0 T_s)} - N \right\}$$

サンプリング周波数が十分高い、すなわち $f_0 T_s \ll 1$ であるとき、次の近似式が成り立つ。

$$\begin{aligned} \lim_{f \rightarrow f_0} X_d(f) &\approx \frac{1}{i2\pi f_0 N} \times (-1) \left[\frac{1 - \exp(-i2\pi f_0 T_s N)}{i2\pi f_0 T_s} - N \right] \\ &= \frac{1}{i2\pi f_0} \left[1 + \frac{\exp(-i2\pi f_0 T_s N) - 1}{i2\pi f_0 T_s N} \right] = \frac{1}{i2\pi f_0} \left[1 + \frac{\exp(-i2\pi f_0 T) - 1}{i2\pi f_0 T} \right] \\ &= \lim_{f \rightarrow f_0} V(f) \end{aligned}$$

15.1.1.3 数値例

今、 $f_0 = 10$, $T_s = 10^{-2}$, $N = 200$ とする。 $f = f_0$ に於ける v の振幅と位相の組は $(1/(20\pi), -\pi/2) \approx (1.59 \times 10^{-2}, -1.57)$ である。一方、 x_d の振幅と位相の組はおおよそ $(1.59 \times 10^{-2}, -2.20)$ である。

次の図は f_0 近傍でのエネルギー・スペクトラム密度 V, X_d を示したものである。

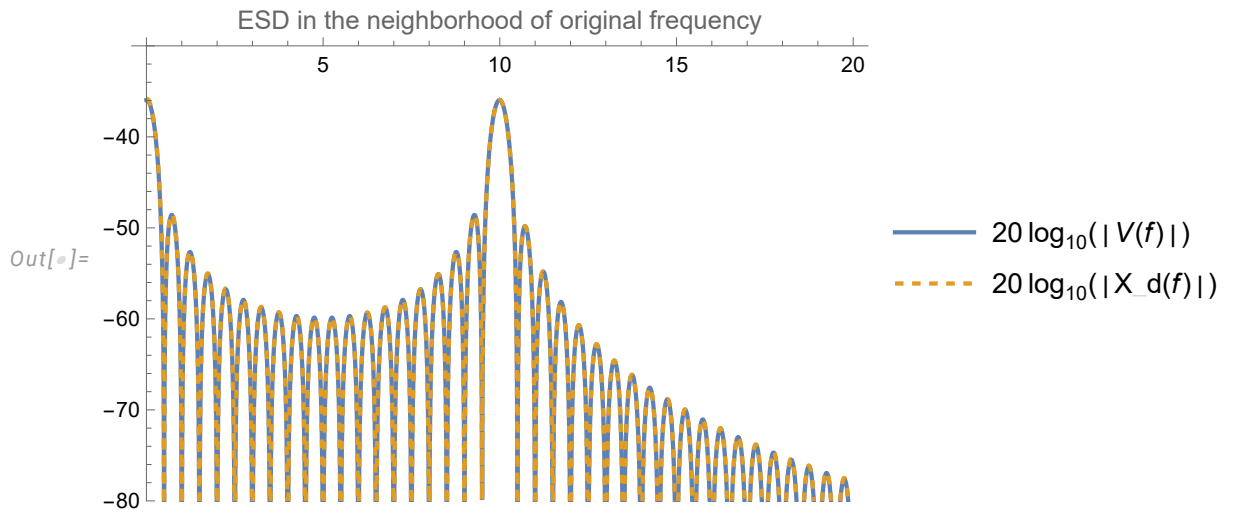


図 15.1.1.1 元の周波数の近傍でのエネルギー・スペクトラム密度

低周波領域では絶対値が良く一致していることがわかる。

次に高調波を見る。次の図はサンプリング周波数の 3 倍の範囲まで V, X_d を示したものである。

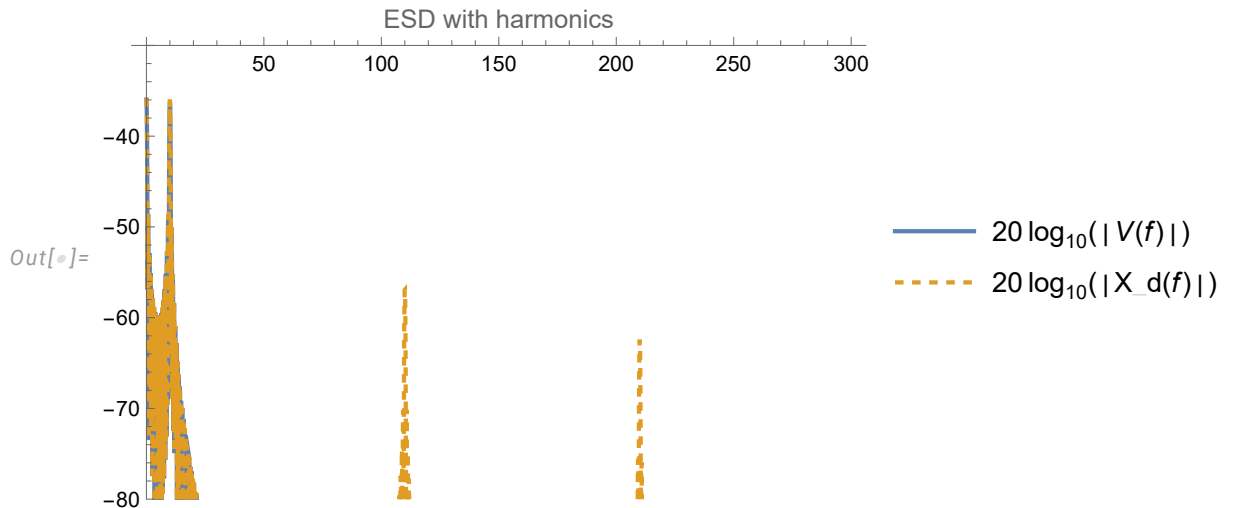


図 15.1.1.2 高調波を含むエネルギー・スペクトラム密度

低周波の領域では V, X_d が重なって判別できない。また，サンプリング周波数の整数倍の位置に高調波が生じていることが判る。

この数値例を計算した Mathematica notebook および MATLAB スクリプトが下記のファイル名で保存されている。Git リポジトリ内でファイル名検索すれば発見できるであろう。

- [spectrum_of_integralsine-wave_by_Euler-method.nb](#)
- [spectrum_of_integral_sine_wave_by_Euler_method.m](#)

第 16 部

離散時間系を介した連続時間系

第 16.1 章

背景

この部は文献 [2] に動機付けられて書いたものであり，その内容を再確認、深掘りしたもの、また派生して考えたことを記している。

第 16.2 章

入力に 0 次ホールド機構を加えた連続時間システムの z 変換

16.2.1 背景

実用上、物理系をデジタル計算機で制御するために、連続系である制御対象と入力の間「AD 変換器」(0 次ホールド回路 + 量子化器), 「演算回路」, 「DA 変換器」(0 次ホールド回路) が追加される。本節では、連続時間システムの入力に 0 次ホールド機構を追加したときのシステムの出力のうち、サンプリング時間の整数倍の時点に於いて出力が厳密に一致する離散時間システムの z 変換を導出する。

16.2.2 主張

連続時間システムのインパルス応答を $h: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ とし、そのラプラス変換を $H: \mathbb{C} \rightarrow \mathbb{C}$ とする。但しシステムは因果的である、すなわち $h(t) = 0$ ($t < 0$) とする。入力信号をサンプリング周期 $T_s > 0$ で 0 次ホールドして与えるときの出力を $y_d: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ とする。このとき、システムの z 領域の伝達関数は $(1 - z^{-1})H_{dd}(z)$ となる。ここに $H_{dd}(z)$ は $H(s)/s$ の逆ラプラス変換を周期 T_s でサンプリングして得られる離散時間信号の z 変換である。つまり、この z 領域の伝達関数の出力は T_s の整数倍の時刻で連続時間システムの出力 y_d と厳密に一致する。

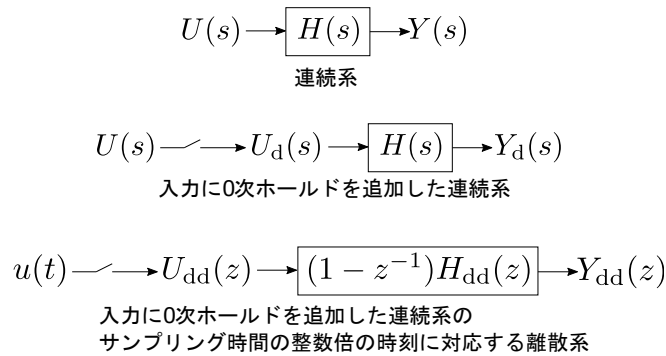


図 16.2.2.1 連続時間系と、入力に 0 次ホールドを付加した系

16.2.3 導出

連続時間システムへの入力を $u: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ とする。但し $u(t) = 0$ ($t < 0$) とする。周期 T_s で 0 次ホールドされた入力信号を $u_d: t \in \mathbb{R} \rightarrow u(\lfloor t/T_s \rfloor T_s)$ とする。Heaviside の単位ステップ関数を u_H とすると u_d は次式で表せる。

$$u_d(t) = \sum_{k=0}^{\infty} u(kT_s) (u_H(t - kT_s) - u_H(t - (k+1)T_s))$$

このラプラス変換を U_d とすると次式で表される。

$$U_d(s) = \sum_{k=0}^{\infty} u(kT_s) e^{-kT_s s} \frac{1 - e^{-T_s s}}{s}$$

これに対する出力 y_d のラプラス変換を Y_L とすると、次式である。

$$Y_L(s) = \sum_{k=0}^{\infty} u(kT_s) e^{-kT_s s} \frac{1 - e^{-T_s s}}{s} H(s) = \sum_{k=0}^{\infty} u(kT_s) e^{-kT_s s} (1 - e^{-T_s s}) H_d(s)$$

where $H_d(s) := H(s)/s$

$H_d(s)$ の逆ラプラス変換を h_d とすると、 y_d は次式である。

$$y_d(t) = \sum_{k=0}^{\infty} u(kT_s) (h_d(t - kT_s) - h_d(t - (k+1)T_s))$$

離散時間信号 h_{dd}, y_{dd} を $h_{dd} : n \in \mathbb{Z} \mapsto h_d(nT_s), y_{dd} : n \in \mathbb{Z} \mapsto y_d(nT_s)$ とすると y_{dd} は次式である。

$$\begin{aligned} y_{dd}(n) &= y_d(nT_s) = \sum_{k=0}^{\infty} u(kT_s) (h_d((n-k)T_s) - h_d((n-k-1)T_s)) \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} u(kT_s) (h_{dd}(n-k) - h_{dd}(n-k-1)) \end{aligned}$$

離散時間信号 u_{dd} を $u_{dd} : n \in \mathbb{Z} \mapsto u_d(nT_s)$ で定義する。 u_{dd}, h_{dd}, y_{dd} の z 変換をそれぞれ U_{dd}, H_{dd}, Y_{dd} とすると次式を得る。

$$\begin{aligned} Y_{dd}(z) &= \sum_{n=0}^{\infty} y_{dd}(n) z^{-n} = \sum_{k=0}^{\infty} u_d(kT_s) \sum_{n=0}^{\infty} ((h_{dd}(n-k) - h_{dd}(n-k-1))) z^{-n} \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} u_d(kT_s) \left[z^{-k} \sum_{n=0}^{\infty} h_{dd}(n-k) z^{-(n-k)} - z^{-k-1} \sum_{n=0}^{\infty} h_{dd}(n-k-1) z^{-(n-k-1)} \right] \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} u_d(kT_s) \left[z^{-k} \sum_{n=k}^{\infty} h_{dd}(n-k) z^{-(n-k)} - z^{-k-1} \sum_{n=k+1}^{\infty} h_{dd}(n-k-1) z^{-(n-k-1)} \right] \\ &= \left(\sum_{k=0}^{\infty} u_d(kT_s) z^{-k} \right) (1 - z^{-1}) H_{dd}(z) = U_{dd}(z) (1 - z^{-1}) H_{dd}(z) \end{aligned}$$

第 16.3 章

0 次ホールドされた正弦波の周波数スペクトラム

16.3.1 背景

既に述べたように、信号処理や制御工学では実用上、入力と制御対象の間に 0 次ホールド回路と演算回路が挟まった形になる。技術書の中にはこれをステップ入力に対するラプラス変換の積分と時間遅れとして表してゲインや位相を考えているものもあるが、これは厳密には正しくない。なぜなら、0 次ホールド回路に正弦波を入れた際、通過した信号は細かいステップの集まりであり、元の正弦波に近いものの、完全な正弦波ではないからである。「ゲイン」や「位相変化」を厳密に定義できない。厳密には、Fourier 変換してスペクトラムについて考える必要がある。とはいえ、無限に続く減衰しない信号の Fourier 変換は通常関数の意味では存在しないし (超関数になる)、現実の測定器は窓関数で時間制限した信号の Fourier 変換を近似的に計算している。そこで本記事では窓関数付きの Fourier 変換の結果について考察する。

16.3.2 導出

$f_0 > 0$ とし、連続時間の複素正弦波信号 $x : t \in \mathbb{R} \mapsto \exp(i2\pi f_0 t)$ を考える。サンプリング周期を $T_s > 0$ とする。この周期で x を 0 次ホールドした信号を $x_d : t \in \mathbb{R} \mapsto x(\lfloor t/T_s \rfloor T_s)$ とする。次の図は x と x_d の実部を示したものである。

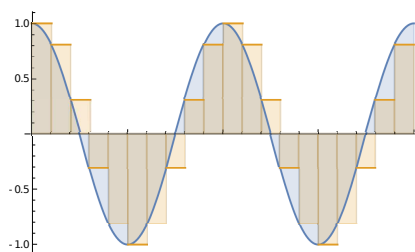


図 16.3.2.1 元の信号とその 0 次ホールド

上の図より、 x_d の基本周波数成分 (周波数成分に於ける f_0 に対応する成分) が x のそれより遅れることが予想される。このことを矩形窓を通した、周波数表示された Fourier 変換で考察する。 $N \in \mathbb{N}$ とし、窓の幅を $T = NT_s$ とする。窓の幅を T_s の整数倍に選んでいるが、非整数倍の場合でも幅を十分に大きくとれば小数部分に対応する区間の積分の $1/T$ 倍は無視できるほど小さくなり、最も近い整数倍の幅を用いた結果と殆ど一致する。 x の窓付き Fourier 変換を窓の幅で規格化したものは次式である。

$$X(f) = \frac{1}{T} \int_0^T x(t) \exp(-i2\pi ft) dt = \frac{1}{i2\pi(f - f_0)T} (1 - \exp(-i2\pi(f - f_0)T))$$

x_d の窓付き Fourier 変換は次式である。

$$\begin{aligned}
 X_d(f) &= \frac{1}{T} \int_0^T x_d(t) \exp(-i2\pi ft) dt = \frac{1}{T} \sum_{k=0}^{N-1} \int_{kT_s}^{(k+1)T_s} x_d(t) \exp(-i2\pi ft) dt \\
 &= \frac{1}{T} \sum_{k=0}^{N-1} \exp(i2\pi f_0 k T_s) \int_{kT_s}^{(k+1)T_s} \exp(-i2\pi ft) dt \\
 &= \frac{1}{T} \sum_{k=0}^{N-1} \exp(i2\pi f_0 k T_s) \frac{1}{i2\pi f} \exp(-i2\pi f k T_s) (1 - \exp(-i2\pi f T_s)) \\
 &= \frac{1 - \exp(-i2\pi f T_s)}{i2\pi f} \underbrace{\frac{1}{T} \sum_{k=0}^{N-1} \exp(i2\pi (f_0 - f) k T_s)}_{(A)} \\
 &= \frac{1 - \exp(-i2\pi f T_s)}{i2\pi f} \frac{1}{NT_s} \exp(i\pi (f_0 - f)(N-1)T_s) \frac{\sin \pi (f - f_0) NT_s}{\sin \pi (f - f_0) T_s}
 \end{aligned}$$

最後の式を導くために、(A) に等比数列の和の公式を適用し、分母・分子それぞれ \sin が生じるように複素指数関数を括り出して整理した。

x_d 中の、周波数が f_0 である成分の振幅と位相を調べる。 $f \rightarrow f_0$ の極限に関して次式が成り立つ。

$$\lim_{f \rightarrow f_0} X_d(f) = \frac{1 - \exp(-i2\pi f_0 T_s)}{i2\pi f_0 T_s}$$

これより、上式に相当する振幅と位相の変化が生じる。サンプリングが十分に高速、すなわち $f_0 T_s \ll 1$ であるとき上式は 1 に近づくので、振幅と位相の変化は無くなってゆく。

次に、高調波領域を調べる。 $|X_d(f)|$ は $1/T_s$ 周期関数と $1/|f|$ の積であるので、 $|f| < T_s/2$ の部分の縮小コピーが高調波領域に於いて $1/T_s$ 毎に現れる。これが高調波成分である。

16.3.3 数値例

今、 $f_0 = 10$, $T_s = 10^{-2}$, $N = 200$ とする。 $f = f_0$ に於ける振幅と位相は $|X_d(f_0)| \approx 0.9836$, $\angle X_d(f_0) \approx -18.00^\circ$ となる。次の図は f_0 近傍でのエネルギー・スペクトラム密度 X, X_d を示したものである。

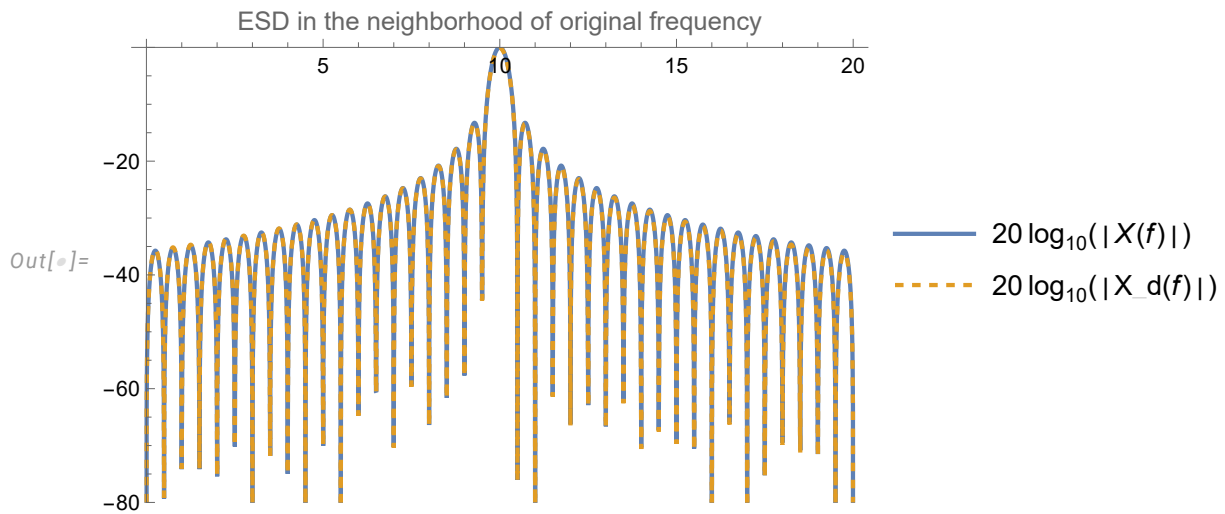


図 16.3.3.1 元の周波数の近傍でのエネルギー・スペクトラム密度

低周波領域では両者が良く一致していることがわかる。

次に高調波を見る。次の図はサンプリング周波数の 3 倍の範囲まで X, X_d を示したものである。

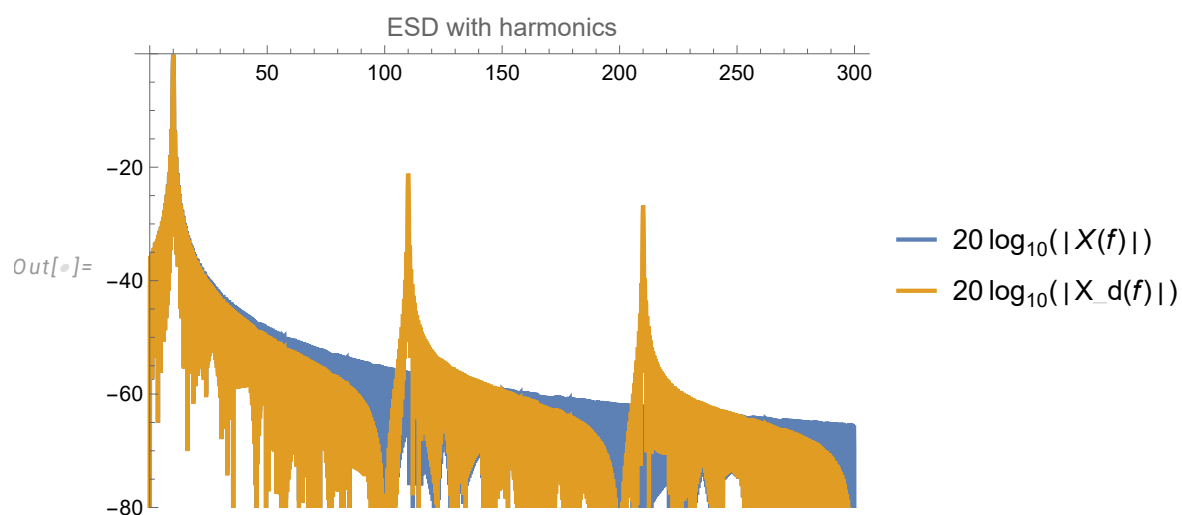


図 16.3.3.2 高調波を含むエネルギー・スペクトラム密度

サンプリング周波数の整数倍の位置に高調波が生じていることが判る。

この数値例を計算した Mathematica notebook および MATLAB スクリプトが下記のファイル名で保存されている。Git リポジトリ内でファイル名検索すれば発見できるであろう。

- [spectrum_of_zeroorderheldsinewave.nb](#)
- [spectrum_of_zero_order_held_sine_wave.m](#)

第 17 部

雜音

第 17.1 章

ADC, DAC の SN 比で表される ENOB

ADC（または DAC）の量子化誤差が（誤差の上限と下限の間で）一様分布すると仮定する。ADC（または DAC）の SN 比が r_{SN} [dB] であるとき、有効ビット数（Effective Number Of Bits, ENOB） b_e は次式である。

$$b_e = \frac{r_{\text{SN}} + 10(\log_{10} 2 - \log_{10} 3)}{20 \log_{10} 2} \approx \frac{r_{\text{SN}} - 1.76}{6.02}$$

Proof.

ここでは ADC について示すが、DAC に於いても同じ議論ができる。

ADC を（量子化誤差以外の誤差を一切生じない）完璧な量子化ブロックとその前段にある雑音生成ブロックの組み合わせでモデル化する。入力信号は雑音生成ブロックで生じる雑音が付加されて量子化ブロックに到達する。（本物の ADC の雑音の発生機構はより複雑であろうが、それは利用者には殆ど不可知である。外部から見た挙動がよく一致していれば実用上問題が無い。）

「ADC の SN 比」とは入力信号のパワーが 0 dBFS であるときの、入力信号のパワーと雑音のパワーの比である。0 dBFS は full-scale の振幅 $A_{\text{full}} > 0$ の正弦波のパワー P_{sig} （周波数に依らず $A_{\text{full}}^2/2$ ）であると定義されている ([6])。即ちある入力信号のパワーが P であるとき、その dBFS 表現は $10 \log_{10} \frac{P}{A_{\text{full}}^2/2} = 10 \log_{10} \frac{2P}{A_{\text{full}}^2}$ である。

雑音信号 x_n の標準偏差を A_n とすると雑音のパワー P_n は A_n^2 である（なぜならば $T > 0$ を十分長い観測時間として $A_n := \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T x_n^2 dt} = \sqrt{P_n}$ ）。よって $r_{\text{SN}} = A_{\text{full}}^2/(2A_n^2)$ である。

ADC のビット幅を b とすると量子化誤差は区間 $[-A_{\text{full}}/2^b, A_{\text{full}}/2^b]$ 上の一様分布であり、標準偏差は $A_{\text{full}}/(\sqrt{3} 2^b)$ である。これが量子化雑音の標準偏差である。 b を 1 から始めて徐々に増やすとき、ある b_e を超えると量子化雑音が雑音信号を下回る。この b_e が ENOB であり、次式が成り立つ。

$$\begin{aligned} \frac{A_{\text{full}}}{\sqrt{3} 2^{b_e}} &= A_n \quad \therefore 2^{b_e} = \frac{A_{\text{full}}}{\sqrt{3} A_n} \\ \therefore b_e &= \log_2 \frac{A_{\text{full}}}{\sqrt{3} A_n} = \frac{\log_{10} \frac{A_{\text{full}}}{A_n} - \log_{10} \sqrt{3}}{\log_{10} 2} = \frac{10 \log_{10} \frac{A_{\text{full}}^2}{2 A_n^2} - 10(\log_{10} 2 - \log_{10} 3)}{20 \log_{10} 2} \approx \frac{r_{\text{SN}} - 1.76}{6.02} \end{aligned}$$

□

第 18 部

応用

第 18.1 章

NCO

18.1.1 位相の下位ビット切り捨てとスプリアス

数値制御発振器 (Numerical Controlled Oscillator, NCO) の Look-up table (LUT) のサイズを減らすために位相の下位ビットを切り捨てて出力した場合、(離散時間信号として) スプリアスを生じる。ここでは簡単のため、周波数が最小 (1 クロックでの位相の増加が 1) の正弦波について考える。

18.1.1.1 主張

$N, W \in \mathbb{N}$, $N > W$ とする。位相加算器の語長が N であり、1 クロックあたりの位相の増加は 1 であるとする。位相の下位 W ビットを切り捨てた場合、DFT に於いて周波数が $1 + 2^{N-W}m$ ($m \in \mathbb{Z}$, $0 < m \leq 2^{W-1}$) のスプリアスが生じる。

18.1.1.2 導出

Proof.

NCO の出力は次式である。

$$x_W(n) = \exp\left(i \frac{2^W \lfloor n/2^W \rfloor}{2^N} 2\pi\right)$$

この DFT は次式である。

$$\begin{aligned} X_W(k) &= \frac{1}{\sqrt{2^N}} \sum_{n=0}^{2^N-1} x_W(n) \exp\left(-ik \frac{n}{2^N} 2\pi\right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2^N}} \sum_{m=0}^{2^{N-W}-1} \exp\left(i \frac{2^W m}{2^N} 2\pi\right) \sum_{l=0}^{2^W-1} \exp\left(-ik \frac{2^W m + l}{2^N} 2\pi\right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2^N}} \sum_{l=0}^{2^W-1} \exp\left(-ik \frac{l}{2^N} 2\pi\right) \sum_{m=0}^{2^{N-W}-1} \exp\left(-i(k-1) \frac{m}{2^{N-W}} 2\pi\right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2^N}} \frac{1 - \exp\left(-ik \frac{2^W}{2^N} 2\pi\right)}{1 - \exp\left(-ik \frac{2\pi}{2^N}\right)} \frac{1 - \exp(-i(k-1)2\pi)}{1 - \exp\left(-i(k-1) \frac{2\pi}{2^{N-W}}\right)} \\ &= \frac{1}{\sqrt{2^N}} \frac{\exp\left(-ik \frac{2^W}{2^N} \pi\right) \exp\left(ik \frac{2^W}{2^N} \pi\right) - \exp\left(-ik \frac{2^W}{2^N} \pi\right)}{\exp\left(-ik \frac{\pi}{2^N}\right) - \exp\left(ik \frac{\pi}{2^N}\right) - \exp\left(-ik \frac{\pi}{2^N}\right)} \frac{\exp(-i(k-1)\pi)}{\exp\left(-i(k-1) \frac{\pi}{2^{N-W}}\right)} \\ &\quad \times \frac{\exp(i(k-1)\pi) - \exp(-i(k-1)\pi)}{\exp\left(i(k-1) \frac{\pi}{2^{N-W}}\right) - \exp\left(-i(k-1) \frac{\pi}{2^{N-W}}\right)} \\ &= \frac{1}{\sqrt{2^N}} \exp\left(ik \frac{1-2^W}{2^N} \pi\right) \frac{\sin\left(\frac{k}{2^N} \pi\right)}{\sin\left(\frac{k}{2^N} \pi\right)} \exp\left(i(k-1) \left(\frac{1}{2^{N-W}} - 1\right) \pi\right) \frac{\sin((k-1)\pi)}{\sin\left(\frac{k-1}{2^{N-W}} \pi\right)} \end{aligned}$$

但し、上式に於いて \sin/\sin の部分で $0/0$ の不定形が生じるような k の値 k' に対しては、値域を一時的に実数に広げて $k \rightarrow k'$ の極限を取る。このようにしても等式が成り立つことは、 k' に対して Σ を直接計算することで容易に確かめられる。

$\sin((k-1)\pi)/\sin(\frac{k-1}{2^{N-W}}\pi)$ は k に関する 2^{N-W} 周期関数であり, $k = 1 + 2^{N-W}m$ ($m \in \mathbb{Z}$, $0 < m \leq 2^{W-1}$ のときに 2^{N-W} となり, それ以外では 0 である。 \square

18.1.1.3 数値例

次の図は $N = 8$, $W = 0, 2$ の例である。

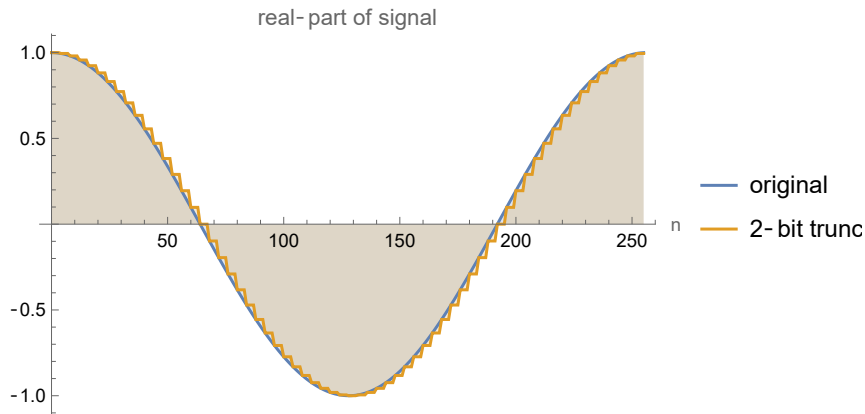


図 18.1.1.1 NCO の出力の実部

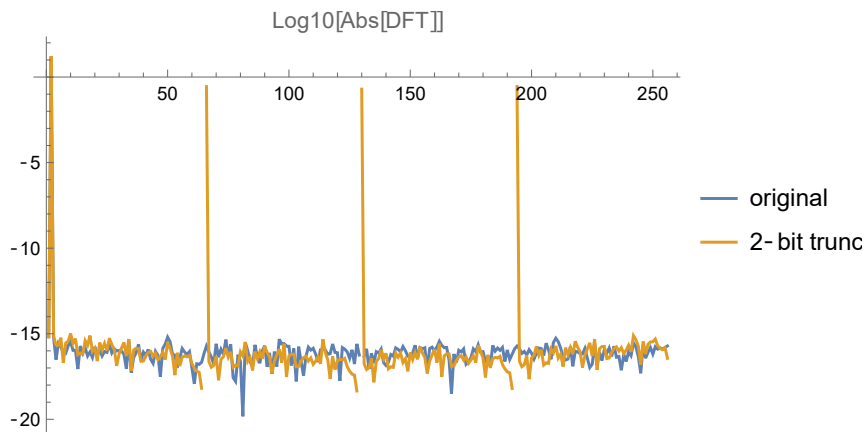


図 18.1.1.2 $\log_{10} X_W$

第 18.2 章

通信への応用

18.2.1 2 経路交差フィルタ

次のブロック図が示すフィルタを考える。これを「2 経路交差フィルタ」と呼ぶことにする。^{*1}この構造は、典型的には直交変復調を用いる送信機に於いてアナログ回路の（余計な）周波数特性を補償するための DSP 機能として実装される。

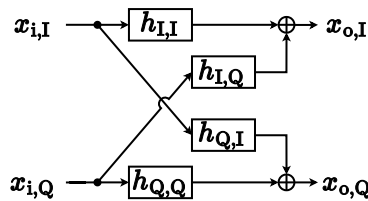


図 18.2.1.1 2 経路交差フィルタのブロック図

ここに $x_{i,I}$, $x_{i,Q}$, $x_{o,I}$, $x_{o,Q}$ はそれぞれ入力の実数値信号，出力の実数値信号である。 $h_{I,I}$, $h_{I,Q}$, $h_{Q,Q}$, $h_{Q,I}$ は実数係数フィルタのインパルス応答である。

以下の議論は，連続時間系，離散時間系の両方に適用でき，フィルタのインパルス応答は有限，無限どちらでもよい。そこで以下では連続時間系の無限インパルス応答フィルタを対象にする。入出力の関係式は次の通りである。

$$\begin{bmatrix} x_{o,I} \\ x_{o,Q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{I,I} & h_{I,Q} \\ h_{Q,I} & h_{Q,Q} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} x_{i,I} \\ x_{i,Q} \end{bmatrix} \quad (18.2.1.1)$$

ここに，信号 ($\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$) を成分とする行列 A, B 同士の畳み込み $A * B$ とは，通常の行列の積に於ける成分毎の積を畳み込みで置き換えたものと約束する。

18.2.1.1 複素係数フィルタと 2 経路交差フィルタの表現能力の違い

13.2.4.1.2 で扱った複素係数フィルタと 2 経路交差フィルタは似ているが，等価ではない。議論の解りやすさのために，前記複素係数フィルタを連続時間かつ無限インパルス応答に拡張する。入出力関係式は次式である。

$$\begin{bmatrix} x_{o,r} \\ x_{o,i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_r & -h_i \\ h_i & h_r \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} x_{i,r} \\ x_{i,i} \end{bmatrix} \quad (18.2.1.2)$$

式 (18.2.1.1) と 式 (18.2.1.2) を比べて直ちに解るが，複素係数フィルタは 2 経路交差フィルタの特殊な場合である。前者は自由度が 4，後者は 2 である（係数列 1 個を 1 自由度と数える）。

^{*1} 筆者が勝手に付けた名前である。もし広く了解された名前を知っている読者が居たら，教えてほしい。

18.2.2 直交復調

18.2.2.1 直交復調は正の周波数側にある信号を取り出して中心周波数を 0 にする

キャリア周波数を f_c , 入力である実時間信号を $x: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ とすると, 直交復調器は $x(t)(\cos(2\pi f_c t) - i \sin(2\pi f_c t))$ を LPF に通してベースバンドの外側の周波数成分を取り除く。その結果, ベースバンド信号として $X = \mathcal{F}(x)$ の正の周波数側の信号 (複素数値信号) が得られる。

そうなる理由を説明する。LPF に入力される前の信号の周波数表示された Fourier 変換は次式である。

$$(X * (\delta_{-f_c} + \delta_{f_c})/2)(f) - i(X * (\delta_{-f_c} - \delta_{f_c})/(2i))(f)$$

ここに δ_a ($a \in \mathbb{R}$) は Dirac のデルタ関数を時間軸方向に $-a$ だけシフトしたものである。計算を進めると次式を得る。

$$\frac{1}{2}(X(f - f_c) + X(f + f_c)) - \frac{1}{2}(X(f - f_c) - X(f + f_c)) = X(f + f_c)$$

x は実数値関数であるから X は Hermite 対称である。つまり適当な $X_+ : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ が存在して, $X(f) = X_+(f) + \overline{X_+(-f)}$ である。さらに X_+ の台は f_c を中心とするベースバンド帯域幅に制限されている。よって $X(f + f_c)$ を LPF に通した結果は $X_+(f)$ である。

18.2.3 Nyquist ISI 基準

これは大雑把に言うと Fourier 変換が存在する連続時間信号 $h: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ が時刻 0 を除いて, ある周期 $T_s > 0$ (s は symbol の意味) の整数倍の時刻で 0 になるための必要十分条件である。限定された周波数帯域を使って通信する際に受信側で情報を正しく復元するために重要な性質であり, 詳細は [3] にある。数式で表すと次である。

$$h(nT_s) = \begin{cases} 1 & n = 0 \\ 0 & n \in \mathbb{Z} \setminus \{0\} \end{cases} \iff \forall f \in \mathbb{R}, \frac{1}{T_s} \sum_{n=-\infty}^{\infty} H(f - n/T_s) = 1$$

ここに H は h の Fourier 変換である。[3] には \Rightarrow の証明のみがある。本書では \Leftarrow を証明する。

Proof.

$$\begin{aligned} 1 &= \frac{1}{T_s} \sum_{n=-\infty}^{\infty} H(f - n/T_s) = \frac{1}{T_s} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \exp(-i2\pi(f - n/T_s)t) dt \\ &= \frac{1}{T_s} \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \exp(-i2\pi ft) \sum_{n=-\infty}^{\infty} \exp(i2\pi nt/T_s) dt \end{aligned} \quad (1)$$

ここで次の関係式を使う (7.4.6 の派生版)。

$$\sum_{n=-\infty}^{\infty} \exp(i2\pi nt/T_s) = 2\pi T_s \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(2\pi t - 2\pi T_s n) = T_s \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(t - nT_s)$$

これを式 (1) に適用して次式を得る。

$$\begin{aligned} 1 &= \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \exp(-i2\pi ft) \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(t - nT_s) dt = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \exp(-i2\pi ft) \delta(t - nT_s) dt \\ &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} h(nT_s) \exp(-i2\pi fnT_s) \end{aligned}$$

右辺は f に関する周期 $1/T_s$ の関数の Fourier 級数であり, $h(nT_s)$ は Fourier 係数である。左辺が 1 であることから $h(0) = 1$, $h(nT_s)$ ($n \neq 0$) = 0 である (より丁寧に論じるなら, 前記の式の両辺に $\exp(i2\pi f k T_s)$ ($k \in \mathbb{Z}$) を掛けて区間 $[-1/(2T_s), 1/(2T_s)]$ で積分する。その結果が k にどう依存するかを調べる)。□

18.2.4 帯域制限された信号が一定時間間隔で無限に配置されると定数になる

$T > 0$ とする。連続時間信号 $h: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$ の Fourier 変換 H の台が有界であり、 $H(f) = 0$ ($|f| \geq 1/T$) であるとき、次が成り立つ。

$$\sum_{n=-\infty}^{\infty} h(t - nT) = H(0)/T$$

例えば位相変調による通信の目的で設計された回路に於いて、シンボル周期と同じ時間間隔で同じ大きさのパルスを Raised-Cosine フィルタに入力し続けると出力は一定の値になる。直感的には Raised-Cosine フィルタのインパルス応答が見えるように思えるが、そうはならない。

Proof.

$$\begin{aligned} \sum_{n=-\infty}^{\infty} h(t - nT) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} \mathcal{F}^{-1}(H)(t - nT) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} H(f) \exp(i2\pi f(t - nT)) df \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} H(f) \exp(i2\pi ft) \sum_{n=-\infty}^{\infty} \exp(-i2\pi fnT) df \end{aligned} \quad (1)$$

ここで次の関係式を使う (7.4.6 の派生版)。

$$\begin{aligned} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \exp(-i2\pi fnT) &= \frac{2\pi}{T} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(-2\pi f - 2\pi n/T) = \frac{1}{T} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(-f - n/T) \\ &= \frac{1}{T} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(f + n/T) = \frac{1}{T} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(f - n/T) \end{aligned}$$

これを式 (1) に適用して次式を得る。

$$\begin{aligned} \sum_{n=-\infty}^{\infty} h(t - nT) &= \frac{1}{T} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} H(f) \exp(i2\pi ft) \delta(f - n/T) df \\ &= \frac{1}{T} \sum_{n=-\infty}^{\infty} H(n/T) \exp(i2\pi nt/T) = H(0)/T \end{aligned}$$

最後の等号は h の帯域制限の前提による。

□

第 18.3 章

信号検出

18.3.1 位置特定に於ける cos 類似度による方法と最良近似による方法の等価性

複素数列で表される受信信号 $\{s_i\}$ の中から特定のパターン (「参照信号」と呼ぶ) を見つけ出したい時がある。例えば無線通信に於いては送信機から「同期ワード (Sync Word, SW)」と呼ばれる数十 bit 分の変調信号が一定周期で送出されており、これが「フレーム」と呼ばれる単位の区切り位置の決定に使われる。受信機は常に SW を探索し、フレームの区切り位置を絶えずトラッキングする必要がある。なぜならば、送信機、受信機に搭載されているクロック発生器には僅かだが誤差があり、受信機から見た送信機の送出する信号の時間軸は少しずつズレていくからである。

今、受信信号列の全体的な位相には関心が無いものとする。つまり、信号全体に大きさ 1 の複素定数を乗算する操作は受信側の信号処理にとって影響がないものとする。現実の無線機で言えば、例えば $\pi/4$ シフト QPSK がそうである。

受信信号から参照信号を検出する方法として、直観的に次の 2 つの方法を思いつくだろう。

18.3.1.1 手法 1: cos 類似度の絶対値の最大化

参照信号の長さを $L \in \mathbb{N}$, 参照信号を $\mathbf{d} \in \mathbb{C}^L$, 受信信号中のテスト領域を $\mathbf{s}^{(i)} := [s_i, s_{i+1}, \dots, s_{i+L-1}]^T \in \mathbb{C}^L$ とするとき、 \mathbf{d} と $\mathbf{s}^{(i)}$ の cos 類似度の複素数版

$$\frac{\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}}{\|\mathbf{d}\|_2 \|\mathbf{s}^{(i)}\|_2}$$

の位相を無視し、絶対値の 2 乗 (2 乗を使うのは、平方根の計算を無くして計算量を抑える為) で評価する。 $\|\mathbf{d}\|_2$ は $\mathbf{s}^{(i)}$ に依存しないので評価値同士の大小比較に必要なことから取り除く。すると評価関数 c として次式を得る。

$$c(i) = \frac{|\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}|^2}{\|\mathbf{s}^{(i)}\|_2^2}$$

これが最大となる i を参照信号の存在位置と見做す。

18.3.1.2 手法 2: 最良近似

18.3.1.1 で定義した記号をここでも用いる。受信信号中の参照信号は「参照信号 + ゲイン変化 + 位相回転 + ノイズ」の形で存在している。そこで、参照信号に定数 α を掛けて $\mathbf{s}^{(i)}$ との差を取った絶対値の 2 乗を参照信号の L-2 ノルムの 2 乗で正規化した値が最小となるように α を選び、そのときの差の絶対値の 2 乗が最小になるような位置をもって参照信号の存在位置と見做す。評価関数 \tilde{c} は次式である。

$$\tilde{c}(i) = \frac{1}{\|\mathbf{s}^{(i)}\|_2^2} \min_{\alpha \in \mathbb{C}} \|\alpha \mathbf{d} - \mathbf{s}^{(i)}\|_2^2$$

正規化する理由は、テスト領域の強度の影響を減らすためである。テスト領域の形が参照信号と大きく異なっている場合、テスト領域の強度が小さければ $\min_{\alpha \in \mathbb{C}} \|\alpha \mathbf{d} - \mathbf{s}^{(i)}\|_2^2$ は小さくなり、誤った推定結果を導き得る。上の最小化問題の解は解析的に求められる。 $f(\alpha) := \|\alpha \mathbf{d} - \mathbf{s}^{(i)}\|_2^2$ について微小な $\Delta\alpha$ を考え、 $f(\alpha + \Delta\alpha) - f(\alpha)$ の変化量の $\Delta\alpha$ の 1 次の項が 0 に

なるような $\hat{\alpha}$ が解である。これは次式である。

$$\hat{\alpha} = \frac{\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}}{\|\mathbf{d}\|_2^2}$$

よって $\tilde{c}(i)$ は次式である。

$$\tilde{c}(i) = \frac{1}{\|\mathbf{s}^{(i)}\|_2^2} \left\| \mathbf{s}^{(i)} - \frac{\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}}{\|\mathbf{d}\|_2^2} \mathbf{d} \right\|_2^2$$

18.3.1.3 手法 1, 2 の等価性

実は手法 1 と 2 は等価である。すなわち次の命題は真である。

$$\frac{1}{\|\mathbf{s}^{(i)}\|_2^2} \left\| \mathbf{s}^{(i)} - \frac{\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}}{\|\mathbf{d}\|_2^2} \mathbf{d} \right\|_2^2 < \frac{1}{\|\mathbf{s}^{(j)}\|_2^2} \left\| \mathbf{s}^{(j)} - \frac{\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(j)}}{\|\mathbf{d}\|_2^2} \mathbf{d} \right\|_2^2 \iff \frac{|\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}|^2}{\|\mathbf{s}^{(i)}\|_2^2} > \frac{|\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(j)}|^2}{\|\mathbf{s}^{(j)}\|_2^2}$$

これを示す。

$$\begin{aligned} \frac{1}{\|\mathbf{s}^{(i)}\|_2^2} \left\| \mathbf{s}^{(i)} - \frac{\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}}{\|\mathbf{d}\|_2^2} \mathbf{d} \right\|_2^2 &= \frac{1}{\|\mathbf{s}^{(i)}\|_2^2} \left[\|\mathbf{s}^{(i)}\|_2^2 + \frac{|\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}|^2}{\|\mathbf{d}\|_2^4} \|\mathbf{d}\|_2^2 - \frac{\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}}{\|\mathbf{d}\|_2^2} \mathbf{s}^{(i)*} \mathbf{d} - \frac{\overline{\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}}}{\|\mathbf{d}\|_2^2} \mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)} \right] \\ &= \frac{1}{\|\mathbf{s}^{(i)}\|_2^2} \left[\|\mathbf{s}^{(i)}\|_2^2 + \frac{|\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}|^2}{\|\mathbf{d}\|_2^2} - 2 \frac{|\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}|^2}{\|\mathbf{d}\|_2^2} \right] \\ &= 1 - \frac{|\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}|^2}{\|\mathbf{d}\|_2^2} \end{aligned}$$

であり,

$$1 - \frac{|\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}|^2}{\|\mathbf{d}\|_2^2} < 1 - \frac{|\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(j)}|^2}{\|\mathbf{d}\|_2^2} \iff \frac{|\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(i)}|^2}{\|\mathbf{s}^{(i)}\|_2^2} > \frac{|\mathbf{d}^* \mathbf{s}^{(j)}|^2}{\|\mathbf{s}^{(j)}\|_2^2}$$

であることから命題が真であることがわかる。

第 19 部

その他

第 19.1 章

信号値の統計

信号に対し、その値の統計を定義できる場合がある。ここでは、連続時間の正弦波信号に対してその値の統計を考える。

19.1.1 連続時間正弦波信号値の確率密度関数

周期 $T > 0$, 振幅 $A > 0$ の正弦波信号 $x : t \in \mathbb{R} \mapsto A \sin(2\pi t/T)$ を考える。 x の確率密度関数 p は次式である。

$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{A\pi\sqrt{1-(x/A)^2}} & (|x| \leq A) \\ 0 & (|x| > A) \end{cases}$$

Proof.

1 周期の範囲で統計を求めればよい。累積分布関数 $P(x) = |\{t | -T/2 \leq t \leq T/2, x(t) \leq x\}|/T$ を考える。まず $P(x) = 0$ ($x < -A$), $P(x) = 1$ ($x > A$) は明らか。

$-A \leq x \leq 0$ の場合を考える。 $x(t) \leq u$ ($-A \leq u \leq 0$) を満たす $t \in [-T/2, T/2]$ は $-T/2 - \frac{T}{2\pi} \arcsin(u/A) \leq t \leq \frac{T}{2\pi} \arcsin(u/A)$ を満たす全ての t であるから、 $P(x) = 1/2 + \frac{1}{\pi} \arcsin(x/A)$ ($-A \leq x \leq 0$) である。次に $0 \leq x \leq A$ の場合を考えると、 x のグラフの対称性から $P(x) = 1 - P(-x) = 1/2 + \frac{1}{\pi} \arcsin(x/A)$ ($0 \leq x \leq A$) であることが解る。結局 $P(x) = 1/2 + \frac{1}{\pi} \arcsin(x/A)$ ($|x| \leq A$) である。これを x について微分して p を得る。 \square

19.1.2 連続時間正弦波信号値の分散

周期 $T > 0$, 振幅 $A > 0$ の正弦波信号 $x : t \in \mathbb{R} \mapsto A \sin(2\pi t/T)$ を考える。 x の分散は $A^2/2$ である。

Proof.

求めたい分散は次式である。

$$\int_{-A}^A x^2 p(x) dx = 2 \int_0^A x^2 p(x) dx = \int_0^A \frac{2x^2}{\pi A \sqrt{1-(x/A)^2}} dx \quad (1)$$

ここで

$$\frac{d}{dx} \sqrt{1-(x/A)^2} = -\frac{x}{A^2 \sqrt{1-(x/A)^2}}$$

を用いて (1) を変形して次式を得る。

$$(1) = \int_0^A \left(\frac{d}{dx} \sqrt{1-(x/A)^2} \right) (-2xA/\pi) dx = \left[\sqrt{1-(x/A)^2} (-2xA/\pi) \right]_0^A + \int_0^A \sqrt{1-(x/A)^2} \frac{2A}{\pi} dx$$

$x = A \sin \theta$ なる変数変換を用いて (1) = $A^2/2$ を得る。 \square

第 19.2 章

Heaviside の階段関数

19.2.1 積分表示

H を Heaviside の階段関数とする。次式が成り立つ。

$$H(x) = \lim_{\varepsilon \rightarrow +0} \frac{1}{2\pi i} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{t - i\varepsilon} e^{ixt} dt$$

Proof.

複素積分を用いて示す。 $R > \varepsilon$, $f(z) := e^{ixz}/(z - i\varepsilon)$ とする。 f の極は $i\varepsilon$ であり、位数 1, 留数 1 である。 $x > 0$ のとき, 積分路を $C_A : C_1 + C_2$, $C_1 := [-R, R]$, $C_2 := Re^{i\theta}$, $\theta : 0 \rightarrow \pi$ として f を C_A 上で積分する。留数定理から次式が成り立つ。

$$\int_{C_A} f(z) dz = 2\pi i \quad \therefore \int_{-R}^R f(z) dz = 2\pi i - \int_{C_2} f(z) dz$$

[4]VI.1.2.9 と同様にして $\int_{C_2} f(z) dz \rightarrow 0$ as $R \rightarrow \infty$ であるので $\lim_{R \rightarrow \infty} \int_{-R}^R f(z) dz = 2\pi i$ である。

$x < 0$ のとき, 積分路を $C_B : -C_1 + C_3$, $C_3 := Re^{i\theta}$, $\theta : -\pi \rightarrow 0$ として f を C_B 上で積分する。 C_B が囲む領域に f の極が無いので, 留数定理から次式が成り立つ。

$$\int_{C_B} f(z) dz = 0 \quad \therefore \int_{-R}^R f(z) dz = \int_{C_3} f(z) dz$$

C_3 上の積分の評価と同様にして $\int_{C_3} f(z) dz \rightarrow 0$ as $R \rightarrow \infty$ であるので $\lim_{R \rightarrow \infty} \int_{-R}^R f(z) dz = 0$ である。以上より定理の主張が従う。□

参考文献

- [1] 飯國洋二 (2009)『基礎から学ぶ信号処理』培風館
- [2] 本田 昭, 城谷 聡美 (2008)『図解と演習で学ぶ デジタルサーボの理論と実践』日刊工業新聞社
- [3] Nyquist ISI criterion https://en.wikipedia.org/wiki/Nyquist_ISI_criterion
- [4] motchy (2022)『数学備忘録 v0.12.0』<https://github.com/motchy869/Mathematics-Memorandum/releases/tag/v0.12.0>
- [5] DSP.jl <https://docs.juliadsp.org/dev/>
- [6] dBFS <https://en.wikipedia.org/wiki/DBFS>