

# 高密度マルチキャリア変調信号の深層学習復調

1255114 鍋島可野香 【ワイヤレスネットワーク研究室】

## Deep Learning Demodulation for High-Compaction Multicarrier Modulation Signals

1255114 Kanoka Nabeshima 【Wireless Communications & Networking Lab.】

### 1 はじめに

無線通信分野の発展に伴い周波数資源の枯渇が問題となっている．高効率スペクトル周波数分割多重 (spectrally efficient frequency division multiplexing: SEFD-M) 方式 [1] や高密度マルチキャリア変調 (high-compacti-on multicarrier modulation: HC-MCM) 方式 [2] は、直交周波数分割多重 (orthogonal frequency division multiplexing: OFDM) 方式よりも狭い周波数間隔でサブキャリアを配置して通信の高速化と効率的な周波数利用を狙う方式である．近年関心が高まっている機械学習技術は無線通信の逆問題に有効であることが示されており、スパース信号推定のためのアルゴリズムである反復ソフト閾値アルゴリズム (iterative soft thresholding algorithm: ISTA) に対して深層展開を適用した学習型 ISTA (trainable ISTA: TISTA) が提案されている [3]．本研究では、HC-MCM 方式の離散フーリエ変換 (discrete Fourier transform: DFT) に基づく復調の性能向上のために、TISTA をベースとした複素型 TISTA (complex-field TISTA: C-TISTA) [4] を用いてビット誤り率 (bit error rate: BER) 特性を明らかにし、サブキャリア毎の独立判定及び最尤 (maximum likelihood: ML) 推定による判定の BER 特性と比較する．

### 2 HC-MCM 方式

#### 2.1 送信機

HC-MCM 方式の送信機のブロック図を図 1 に示す．周波数間隔を  $\Delta f$ 、サブキャリア数を  $K$ 、メッセージシンボルを  $x(k) (k = 0, 1, 2, \dots, K - 1)$  とする． $x(k)$  を IDFT により時間領域の信号に変換する際、 $K_0$  個のゼロ点を付加する．IDFT 後に得られる  $(K + K_0)$  点から  $M$  点 ( $y(m) (m = 0, 1, \dots, M - 1)$ ) を残す．これにより、各サブキャリアの帯域幅が広がり、シンボル長  $T[s]$  で正規化された周波数間隔  $\Delta f T$  は次式となる．

$$\Delta f T = \frac{M}{K + K_0} \quad (1)$$

$y(m)$  の並直列変換とデジタルアナログ変換後に得られる  $y(t)$  を送信信号とし、次式とする．

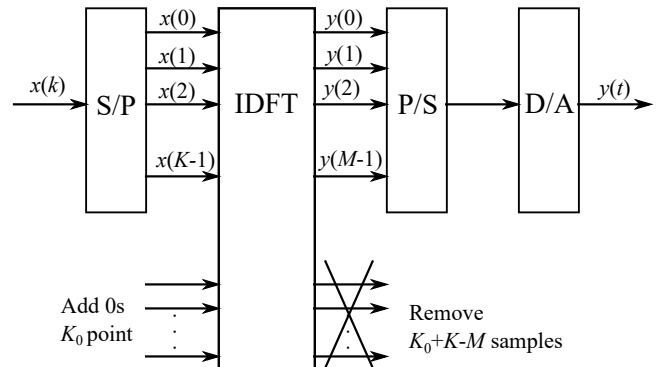


図 1 HC-MCM 方式の送信機

$$y(t) = g(t) \sum_{k=0}^{K-1} x(k) e^{j2\pi \Delta f t} \quad (2)$$

$$g(t) = \begin{cases} 1 & (0 < t < T) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (3)$$

ここで  $g(t)$  は幅  $T$  の矩形窓関数である．

#### 2.2 受信機

受信機では雑音が付加された受信信号に対して判定処理を行い、メッセージシンボル  $x(k)$  の推定値  $\hat{x}(k) (k = 0, 1, \dots, K - 1)$  を得る．本研究では 3 種類の判定方法で復調を行う．1 つ目は DFT を用いたサブキャリア毎の独立判定であり、送信機で行った操作を逆に操作することで実現できる．2 つ目は送信機の操作を模して生成したレプリカを用いた ML 推定による判定である．3 つ目は次節で述べる C-TISTA による判定処理によって復調を行う．

### 3 C-TISTA

複素ベクトル  $z$  に対して  $z^*$  は複素共役、行列  $A := (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$  に対して  $A^H := (a_{ji}^*)$  はエルミート転置を表す．

C-TISTA は次式のような複素型非線形システムに適用される．

$$y = f(Ax) + w \quad (4)$$

ここで,  $f: \mathbb{C} \rightarrow \mathbb{C}$  は非線形処理を表す複素関数,  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , ベクトル  $x \in \mathbb{C}^n$  は入力ベクトルである. 加法的雑音  $w \in \mathbb{C}^m$  の各成分は  $CN(0, \sigma^2)$  に従う. C-TISTA の再帰式は以下のように与えられる.

$$r^{(t)} := s^{(t)} + \beta_t h(s^{(t)}) \quad (5)$$

$$s^{(t+1)} := \eta(r^{(t)}; \lambda^{(t)}) \quad (6)$$

$$\lambda^{(t)} := a_t + b_t \frac{\|y - f(As^{(t)})\|_2^2}{\text{Tr}(A^H A)} \quad (7)$$

$$h(s) := W \left[ \{y - f(As)\}^* \odot \frac{\partial f}{\partial z^*}(As) + \{y - f(As)\} \odot \frac{\partial f^*}{\partial z^*}(As) \right] \quad (8)$$

ここで  $\eta(r^{(t)}; \lambda^{(t)}): \mathbb{C} \rightarrow \mathbb{C}$  はパラメータ  $\lambda^{(t)}$  を持つ非線形関数,  $W := (A^H A)^{-1} A^H (m \leq n)$  は  $A$  の擬似逆行列,  $\odot$  はアダマール積である. 初期探索点  $s^{(1)}$  から開始するとアルゴリズムの出力である反復回数  $T$  回後の推定値は  $\hat{x} := s^{(T+1)}$  で与えられる. C-TISTA の学習可能なパラメータは  $3T$  個の実数スカラー  $\{\beta_t, \alpha_t, b_t\}_{t=1}^T$  であり, 学習可能なパラメータが少ないため, TISTA と同様に高速で安定した学習が可能である.

式 (5) は Wirtinger 微分を用いた勾配ステップであり, そのステップサイズは学習可能なパラメータ  $\beta_t (> 0)$  である. 縮小ステップと呼ばれる式 (6) では式 (5) で得られた信号  $r^{(t)}$  とパラメータ  $\lambda$  によって推定値  $s^{(t+1)}$  が更新される. 式 (6) 中の  $\eta(r^{(t)}; \lambda^{(t)})$  は次式である.

$$\eta(r^{(t)}; \lambda^{(t)}) := \frac{\sum_{s \in S} s \exp(-\frac{|r^{(t)} - s|^2}{\lambda^{(t)}})}{\sum_{s \in S} \exp(-\frac{|r^{(t)} - s|^2}{\lambda^{(t)}})} \quad (9)$$

## 4 性能評価

### 4.1 条件

サブキャリアの周波数間隔を  $\Delta fT = 0.75$ , サブキャリア数を  $K = 8$ , ゼロ点付加を  $K_0 = 16$ , メッセージシンボルを QPSK としたときの HC-MCM 方式について C-TISTA による判定, ML 推定による判定, DFT による独立判定の BER 特性を比較する. C-TISTA の設定条件として, 反復回数を 10, 学習回数を 500, ミニバッチサイズを 200 とし, 最適化に学習率 0.0005 の Adam を用いる.

### 4.2 計算量

サブキャリア数の増加に対して ML 推定による判定では計算量が指数関数的に増大し, DFT による独立判定では線形対数的に計算量が増加する. C-TISTA による判定では,  $N = K + K_0$  としたとき, 反復回数 1 回当たりの再帰式の計算量は  $\mathcal{O}(N^2)$  である. なお,  $A$  の擬似逆行列  $W$  の計算量は  $\mathcal{O}(N^3)$  であるが, 事前に 1 度計算するだけである.

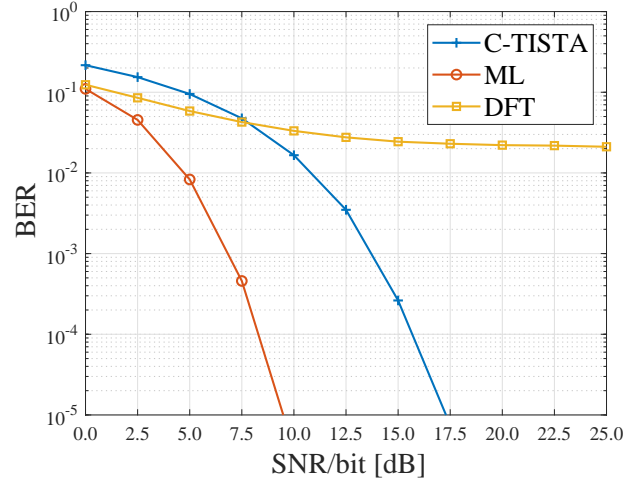


図2  $K = 8, K_0 = 16, \Delta fT = 0.75$  の BER 特性

### 4.3 BER 特性

3種類の判定による BER 特性の比較結果を図2に示す. 図2より, DFT による独立判定での復調は ML 推定による判定よりも大幅に BER 特性が悪化していることを確認できる. C-TISTA を適用したときの BER 特性は ML 推定による判定の BER 特性と比べて悪化してはいるものの, DFT による独立判定の BER 特性より改善できていることがわかる.

## 5 まとめ

本研究では HC-MCM 方式における復調時の判定に C-TISTA を適用した場合の性能を ML 推定による判定, DFT による独立判定と比較し検討した. C-TISTA を適用することで DFT による独立判定よりも大幅な BER 特性の改善が見られたが, ML 推定に近いと言えるまでの性能には届かなかった.

学習アルゴリズムの改善や新たなアルゴリズムの導入によりサブキャリア数を増やしたときの HC-MCM 方式の BER 特性を ML 推定の BER 特性に更に近づけることが今後の課題として残る.

## 参考文献

- [1] M.R.D. Rodrigues and I. Darwazeh, "A spectrally efficient frequency division multiplexing based communications system," in Proc. 8th Int. OFDM-Workshop(InOWo), Sep. 2003.
- [2] M. Hamamura and S. Tachikawa, "Bandwidth efficiency improvement for multicarrier systems," IEEE PIMRC 2004, vol.1/4, pp.48-52, Sep. 2004.
- [3] D. Ito, S. Takabe and T. Wadayama, "Trainable ISTA for sparse signal recovery," IEEE Trans. Signal Proc., vol.67, no.12, pp.3113-3125, June 2019.
- [4] S. Takabe and T. Wadayama, "Complex field-trainable ISTA for linear and nonlinear inverse problems," <https://arxiv.org/abs/1904.07409>, 2019.