

準直交時空間ブロック符号を用いた多入力多出力チャネルのニューラル推定に関する研究

1245121 塩田 慎也 【ワイヤレスネットワーク研究室】

On Neural Estimation of Multiple-Input Multiple-Output Channel Using Quasi-Orthogonal Space-Time Block Codes

1245121 Shinya Shiota 【Wireless Communications & Networking Lab.】

1 はじめに

近年、通信資源の高度利用に機械学習を用いることへの関心が無線通信分野においても高まっており、多入力多出力 (multiple-input multiple-output: MIMO) システムへの応用も検討されている。MIMO システムの代表的なチャネル推定法として ZF (zero-forcing), 最小平均 2 乗誤差 (minimum mean squared error: MMSE) 推定法, 最良の性能が得られる最尤 (maximum likelihood: ML) 推定法が知られているが, これらの実現には全ての送受信アンテナ間のチャネル応答を何らかの手段により事前に正確に獲得しておく必要がある。事前知識を必要としない方法として, 文献 [1] ではニューラルネットワークに基づく MIMO 検出器が検討されている。

本研究では, 準直交時空間ブロック符号 (quasi-orthogonal space-time block code: QO-STBC) を適用した MIMO システムの復号にニューラル検出器を用いた場合の性能を従来の方法と比較し検討する。性能評価はビット誤り率 (bit-error rate: BER) 特性により行う。

2 MIMO

送信側に N 本, 受信側に L 本のアンテナを有する MIMO システムを考える。 j 番目の送信アンテナと i 番目の受信アンテナの間のチャネル応答 (複素定数) を $h_{i,j}$ とする。ここで, $h_{i,j}$ を i 行 j 列要素にもつ行列 (チャネル行列) を $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{L \times N} (L \geq N)$, N 本の送信アンテナから送信するメッセージを要素に持つベクトルを $\mathbf{s} \in \mathbb{C}^N$, L 本の受信アンテナでの検出値を要素に持つベクトルを $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^L$ とすると, $\mathbf{y}$ は次式となる。

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (1)$$

ここで, ベクトル $\mathbf{n} \in \mathbb{C}^L$ の i 番要素 n_i は平均 0, 分散 σ^2 の複素ガウス雑音 $n_i \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$ である。

3 時空間ブロック符号を用いた MIMO

3.1 STBC

代表的な STBC は Alamouti によって提案されたブロック符号である。これによれば, 2 つのメッセージを 2 本のアンテナから送信するシステムにおいて, 受信アン

テナ 1 本で直交性と, フルレートと呼ばれる符号化率 1 を両立する。

送信メッセージを s_1, s_2 とすると, Alamouti のブロック符号 $\mathbf{S}_{\text{Alamouti}}$ は次式で与えられる。

$$\mathbf{S}_{\text{Alamouti}} = \begin{bmatrix} s_1 & -s_2^* \\ s_2 & s_1^* \end{bmatrix} \quad (2)$$

ここで, 上付き文字 $(\cdot)^*$ は複素共役である。上式は 2 本のアンテナから第 1 タイムスロットに s_1, s_2 が送信され, 第 2 タイムスロットに $-s_2^*, s_1^*$ が送信されることを表している。

MIMO チャネルを通過した受信ベクトル $\mathbf{y}_{\text{Alamouti}} \in \mathbb{C}^L$ は次式となる。

$$\mathbf{y}_{\text{Alamouti}} = \mathbf{H}\mathbf{S}_{\text{Alamouti}} + \mathbf{n} = \begin{bmatrix} s_1 h_1 + s_2 h_2 + n_{t_1} \\ -s_2^* h_1 + s_1^* h_2 + n_{t_2} \end{bmatrix}^T \quad (3)$$

ここで, $(\cdot)^T$ は転置, $\mathbf{y}_{\text{Alamouti}}$ の第 1, 2 要素に含まれる n_{t_1}, n_{t_2} はそれぞれ第 1 タイムスロット, 第 2 タイムスロットで検出された複素ガウス雑音である。

チャネル応答 h_1, h_2 を用いた簡単な演算により, $\mathbf{y}_{\text{Alamouti}}$ から s_1 及び s_2 を干渉なく ($|h_1|^2 + |h_2|^2$) 倍の利得で復号できる。

しかし, フルレートかつ直交性を実現する理想的な符号は Alamouti が提案した STBC 以外では存在しないことが明らかにされている [2]。そのため, これに準じた様々な STBC が提案がされている [3]。例えば, 4 つのメッセージを 3 本のアンテナから 8 タイムスロットかけて送信する STBC は次式で与えられる。

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_1 & -s_2 & -s_3 & -s_4 & s_1^* & -s_2^* & -s_3^* & -s_4^* \\ s_2 & s_1 & s_4 & -s_3 & s_2^* & s_1^* & s_4^* & -s_3^* \\ s_3 & -s_4 & s_1 & s_2 & s_3^* & -s_4^* & s_1^* & s_2^* \end{bmatrix} \quad (4)$$

しかし, 式 (4) のような符号は符号化率が下がり, 送信速度が低下する。

3.2 QO-STBC

QO-STBC は完全な直交性はないが, フルレートで送信可能な STBC である。Jafarkhani が提案した QO-STBC

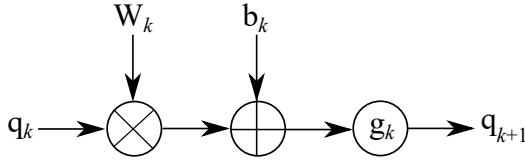


図1 一層分のフローチャート

の例を次に示す。

$$\mathbf{S}_{\text{Jafarkhani}} = \begin{bmatrix} s_1 & -s_2^* & -s_3^* & s_4 \\ s_2 & s_1^* & -s_4^* & -s_3 \\ s_3 & -s_4^* & s_1^* & -s_2 \\ s_4 & s_3^* & s_2^* & s_1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

これは、4つのメッセージを4本のアンテナから4タイムスロットかけて送信する符号であり、符号化率は1である。

4 準直交時空間ブロック符号を用いたMIMOシステムのニューラル検出器

4.1 複素DNN

本研究のニューラル検出器には、複素値のディープニューラルネットワーク (deep neural network: DNN) を用いる。ニューラル検出器の入力層には、各タイムスロットで到来した受信信号の検出値が入力される。最終層からは、送信メッセージに対応する長さ N のベクトルが出力される。図1はニューラル検出器一層分のフローチャートである。各層の出力は次の層の入力となる。図1の入出力の関係は次式で与えられる。

$$\mathbf{q}_1 = \mathbf{y}^T \quad (6)$$

$$\mathbf{q}_{k+1} = g_k(\mathbf{W}_k \mathbf{q}_k + \mathbf{b}_k) \quad (k = 1, \dots, K-1) \quad (7)$$

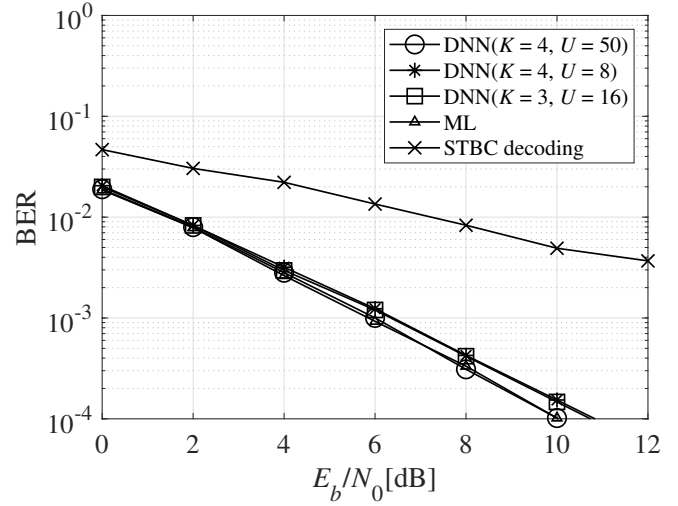
$$\hat{\mathbf{s}} = g_K(\mathbf{W}_K \mathbf{q}_K + \mathbf{b}_K) \quad (8)$$

ここで、 g_k は $1 \leq k \leq K-1$ に対して ReLU 関数、 $k = K$ に対して tanh 関数とする。重み行列 $\mathbf{W}_k$ ($k = 1, \dots, K$) とバイアスベクトル $\mathbf{b}_k$ ($k = 1, \dots, K$) は学習可能パラメータである。損失関数には送信メッセージベクトル $\mathbf{s}$ とその推定ベクトル $\hat{\mathbf{s}}$ の平均2乗誤差を用いる。

4.2 性能評価

アンテナ数が $N = 4$, $L = 1$ の MIMO システムについて DNN 検出器, STBC 復号, ML 推定法の BER 特性を比較する。共通のシミュレーション条件として、変調方式を QPSK, チャネル行列 H の各要素 $h_{i,j}$ を独立かつ同一分布 (independent and identically distributed: i.i.d) の複素ガウス過程とする。 $K = 3$ または4層のDNNを用い、隠れ層のユニット数 U を $U = 8, 16, 50$, ミニバッチサイズを 100, 200, 学習回数を 5000 回, 最適化に学習率 0.001 の Adam を用いる。

BER 特性を図2に示す。図2より、STBC 復号では、準直交の STBC を用いているため、たとえチャネル応

図2 アンテナ数が $N = 4, L = 1$ の BER 特性

答が理想的に分かっていても、BER 特性が悪化することを確認できる。 $(K, U) = (4, 50)$ の DNN 検出器は ML 推定法と同等な BER 特性となることを確認できる。ただし、このときの計算量は ML 推定法より大幅に多い。 $(K, U) = (4, 8)$ または $(3, 16)$ の DNN 検出器は ML 推定法と同等な計算量で、わずかな BER 特性の悪化に抑えられていることを確認できる。

以上のようにニューラル検出器により、チャネル応答に関する事前知識を必要とすることなく、理想的な ML 推定法に近い性能が得られることが分かった。

5 まとめ

本研究では、準直交時空間ブロック符号 (quasi-orthogonal space-time block code: QO-STBC) を適用した MIMO システムの復号にニューラル検出器を用いた場合の性能を従来の方法と比較し検討した。結果として、ML 推定法と同等な計算量のニューラル検出器を用いることで、チャネル応答に関する事前知識を必要とすることなく、理想的な ML 推定法に近い性能が得られることを示した。

今後の課題として、更なる計算量の削減や、マルチキャリア MIMO システムの復号にニューラル検出器を用いることが挙げられる。

参考文献

- [1] N. Samuel, T. Diskin, and A. Wiesel, "Learning to detect," IEEE Trans. Signal Process., vol. 67, no. 10, pp. 2554-2564, May 2019.
- [2] V. Tarokh, N. Seshadri, and A.R. Calderbank, "Space-time codes for high data rate wireless communication performance criterion and code construction," IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 44, no. 2, pp. 744-765, March 1998.
- [3] L. Hanzo, T.H. Liew, and B.L. Yeap, Turbo coding, turbo equalization and space-time coding for transmission over fading channel. IEEE Press, 2002.