# 大容量無線通信に用いる新たな BP 信号検出への DNN を用いた学習の応用

代表研究者 迫田 和之 長崎県立大学情報システム学部情報システム学科 講師

# 1 序論

近年、携帯電話だけでなく家電や自動車、工業機械といった様々なモノがインターネットに接続されてい る。それらの多くは無線でネットワークに接続されており、多数の機器接続かつ大容量の通信容量を可能と している無線移動通信規格の第5世代サービスによって実現されている。今後も多くのモノが無線で接続さ れていくと想定され、さらなる大容量化が必要となる可能性がある。その条件を満たす大容量無線通信の中 核技術は大規模 Multiple Input Multiple Output(MIMO)がある[1][2]。大規模 MIMO は、数本程度の送受信 アンテナで構成される MIMO を数十〜数百本程度の送受信アンテナに増やすことで、通信容量の大容量化を 実現するものである[3][4]。しかしながら、送信アンテナ数の増加に比例して通信容量の増加が可能である が、それにより受信側での信号検出(受信信号から送信信号を推定する技術)における計算量が指数関数的 に増加するという課題がある[5][6]。この問題を解決するため、MIMOの一般的な信号検出手法である最尤推 定法 (Maximum Likelihood Detection, MLD) の計算量を削減する手法や繰り返し計算を用いた手法等が提案 されている[7][8]。中でも、確率伝播法(Belief Propagation, BP)を用いた繰り返し計算手法(以下 BP 信 号検出)は、高い推定精度と少ない計算量により、注目を集めている[9-13]。BP 信号検出にはいくつか種類 があり、代表的な手法(以下、従来手法)は、通信容量を増加させる多値変調への適応14)や推定精度を向上 させる改良 11, 12) が行われ、5G の信号検出の主流となりつつあるものである [9-14]。他にも手法が存在する が、推定精度の低さから従来手法のような改良は行われていない。これらの手法の大きな違いは、繰り返し 計算の際に算出する残留干渉成分と呼ばれるものの分散の計算方法である。この違いにより、繰り返し計算 途中の推定値の振る舞いが大きく変わることが報告されている。従来手法に導入されている改良の一つでス ケーリングパラメータの導入というものがあり,残留干渉成分の分散の大きさを調整することで,推定精度 を向上させるものである。スケーリングパラメータは残留干渉成分の分散の大きさを調整するため、残留干 渉成分の分散の生成方法の違いによって推定精度の改善にも影響を与える可能性がある。そこで、本研究で はこれまでスケーリングパラメータを導入されていない手法にスケーリングパラメータを導入し、DNN (Deep Neural Network)を用いて調整を行い、その性能を評価する。

## 2 手法

#### 2-1 システムモデル

システムモデルは、送信アンテナ数N<sub>t</sub>,受信アンテナ数N<sub>t</sub>の大規模 MIMO 通信方式とする。送信ビットは BPSK (Binary Phase Shift Keying)を用いて電磁波で送りやすい形式に変換され、直並列変換器 (Serial Parallel Conversion, S/P)を経て,送信アンテナから受信アンテナへ送信される。受信アンテナで得ら れた受信信号は並直列変換器 (Parallel Serial Conversion, P/S)を経て、BP 信号検出により送信ビット を推定する。

送信データは,

$$\vec{b} = (b_1, b_2, \dots, b_{N_t}),$$
 (1)  
 $b_i \in \{0, 1\}$  for  $i = 1, 2, \dots, N_t$ 

で表され、N<sub>t</sub>個の送信ビットで構成される。送信信号xは、送信データを BPSK で変調し、

$$\vec{x} = (x_1, x_2, \cdots, x_{N_t}),$$

$$x_i = \begin{cases} 1 & (b_i = 1) \\ -1 & (b_i = 0) \end{cases} \text{ for } i = 1, 2, \cdots, N_t$$
(2)

となる。送信信号の1要素である $x_i$ は送信シンボルである。送信信号の各要素は送信アンテナに1つずつ割 り当てられ、同時刻同周波数で受信アンテナへ向けて送信される。電磁波が通る経路はマルチパスチャネ ルと呼ばれ、 $N_r \times N_t$ 行列である通信路行列Hで表される。受信信号 $\dot{y}$ は、

$$\vec{y} = \mathbf{H}\vec{x} + \vec{n} \tag{3}$$

と表せる。ここで $\vec{n}$ は平均 0 で分散 $\sigma_n^2$ 受信機では、受信信号 $\vec{y}$ から送信データ $\vec{b}$ を BP 信号検出を用いて推定

する。従って推定データ $\vec{b}$ は、Hを既知として、 $\vec{y}$ とHの関数

$$\vec{\hat{b}} = \vec{\hat{b}}(\vec{y}, \mathbf{H}) \tag{4}$$

と書ける。BPSK に対応した BP 信号検出の詳細は次節で述べる。

#### 2-2 BP 信号検出

BP 信号検出は並列干渉除去(Parallel Interference Cancellation, PIC)を行い、繰り返し計算により 送信データを推定する。PIC により受信信号から不要な送信信号を除去することで、MIMO を Single Input Multiple Output (SIMO)として見なし、送信データの各ビットを推定可能とする。推定された各ビットの尤 度を次の繰り返し計算で PIC を行う際に用いることで、徐々に送信データの推定精度が向上する。以下に従 来手法の BP 信号検出の手順を述べる。

#### 2-2-1 並列干渉除去

ここでは受信機で受け取った受信信号に PIC を行い SIMO 化する手順を述べる。受信信号の要素である $y_i$ の  $x_k$ 以外の送信信号を PIC で除去したものを

$$\tilde{y}_{jk}^{(l)} = y_j - \sum_{i=1, i \neq k}^{N_t} h_{ji} \tilde{x}_{ji}^{(l)},$$
(5)

$$\tilde{x}_{ji}^{(l)} = \tanh\left(\frac{\beta_{ji}^{(l)}}{2}\right) \tag{6}$$

とする。ここで、 $\hat{x}_{ji}^{(l)}$ はレプリカ信号であり、 $l = 1,2, \cdots$  は繰り返し回数である。 $\beta_{ji}^{(l)}$ (式(14))については 後述する。レプリカ信号は $-1 \le \tilde{x}_{ji}^{(l)} \le 1$ の範囲の連続値であり、BP の繰り返し回数が増えると 1 もしくは-1に収束することが期待される。式(5)は、

λī

$$\tilde{y}_{jk}^{(l)} = h_{jk} x_k + n_j + R_{jk}^{(l)},$$
(7)

$$R_{jk}^{(l)} = \sum_{i=1, i \neq k}^{N_{t}} h_{ji} \left( x_{i} - \tilde{x}_{ji}^{(l)} \right)$$
(8)

と書き直すことができる。式(7)は $x_k$ に着目し、それ以外の送信信号はレプリカ信号により BP の繰り返し毎 に徐々に除去されることを期待する。ここで、 $R_{jk}^{(l)}$ は残留干渉成分と呼ばれ、レプリカ信号で除去しきれなか った成分である。

# 2-2-2 対数尤度比

ここでは PIC により着目した送信信号が 1 か-1 であるかを評価する対数尤度比 (Log Likelihood Ratio, LLR) について述べる。 $R_{ik}^{(l)}$ を雑音と見なすと、 $x_k$ の尤度関数は、

$$\Pr\left(\tilde{y}_{jk}^{(l)} \middle| x_k(b_k)\right) = CN\left(\tilde{y}_{jk}^{(l)} \middle| h_{jk}x_k + \mu_{jk}^{(l)}, \sigma_{jk}^{(l)2} + \sigma_n^2\right)$$
(9)

で与えられる。ここで $CN(* | \mu, \sigma^2)$ は平均 $\mu$ で分散 $\sigma^2$ の複素ガウス分布である。式(9)の $\mu_{jk}^{(l)} \ge \sigma_{jk}^{(l)2}$ は残留干渉成分の分散と平均で

$$\mu_{jk}^{(l)} = 0, \tag{10}$$

$$\sigma_{jk}^{(l)2} = \sum_{i=1, i \neq k}^{N_{t}} \left| h_{ji} \right|^{2} \left( x_{i}^{[.]} - \tilde{x}_{ji}^{(l)} \right)^{2}$$
(11)

である。式(9)の尤度関数を用いて、LLR

$$\alpha_{jk}^{(l)} = \log \frac{\Pr\left(\tilde{y}_{jk}^{(l)} \middle| x_k(b_k = 1)\right)}{\Pr\left(\tilde{y}_{jk}^{(l)} \middle| x_k(b_k = 0)\right)}$$
(12)

を算出することで、j番目の受信アンテナで得られた受信信号 $y_j$ でのk番目の送信信号 $x_k$ を評価することができる。 $\alpha_{jk}^{(l)}$ が正であれば $x_k = 1$ 、つまり $b_k = 1$ である確率が高く、負であれば $x_k = -1$ 、つまり $b_k = 0$ である確率が高い。この LLR の情報を次の BP 繰り返しに引き継ぐため

$$\gamma_k^{(l)} = \sum_{j=1}^{N_{\rm t}} \alpha_{jk}^{(l)}, \qquad (13)$$

$$\beta_{jk}^{(l+1)} = \gamma_k^{(l)} - \alpha_{jk}^{(l)}$$
(14)

を算出する。式(13)は送信信号 $x_k$ を評価する LLR を加算したものである。式(14)は次の BP 繰り返しで式(5) に用いる。

#### 2-2-3 BP 繰り返し計算と推定値

PIC を元に式(5)-(12)により LLR を得られる。LLR から構成される $\beta_{jk}^{(l)}$ を生成することで次の BP 繰り返し処理へ移る。繰り返し処理により、 $\alpha_{jk}^{(l)} と \beta_{jk}^{(l)}$ 、 $\tilde{x}_{jk}^{(l)}$ が更新され、BP 繰り返しの規定回数 $N_{iter}$ に到達した際に、送信ビットの推定を

$$\hat{b}_{k} = \begin{cases} 1, & \gamma_{k}^{(N_{\text{iter}})} \ge 0\\ 0, & \gamma_{k}^{(N_{\text{iter}})} < 0 \end{cases}$$

$$(15)$$

とする。

#### 2-3 従来手法と提案手法

### 2-3-1 従来手法と提案手法での残留干渉成分の分散

尤度関数に式(11)で表される残留干渉成分の分散を導入する必要があるが、その中には真の送信信号x<sub>i</sub>が 含まれている。これは受信側では知りえない情報であるため、疑似残留干渉成分の分散を他の方法で残留干 渉成分の分散を見積もる必要がある。疑似残留干渉成分の分散の見積もり方法に種類があり、従来手法では、

$$\tilde{\sigma}_{jk}^{(l)2} = \sum_{i=1, i \neq k}^{N_{t}} \left| h_{ji} \right|^{2} \left( 1 - \tilde{x}_{ji}^{(l)2} \right)^{\square}$$
(16)

と定義されている。提案手法では残留干渉成分の $x_i \delta \tilde{x}_{ii}^{(l-1)}$ に置き換えた

$$\tilde{\sigma}_{jk}^{(l)2} = \sum_{i=1, i \neq k}^{N_{t}} \left| h_{ji} \right|^{2} \left( \tilde{x}_{ji}^{(l-1)} - \tilde{x}_{ji}^{(l)} \right)^{2}$$
(17)

と定義する[15]。従来手法では、レプリカ信号の大きさが1に近づくと、疑似残留干渉成分の分散は0に 収束する。一方、提案手法では、レプリカ信号が一つ前のレプリカ信号に近づくと、疑似残留干渉成分の分 散は0に収束するようになっている。

#### 2-3-2 スケーリングパラメータ

スケーリングパラメータgは式(6)の定数をパラメータ化したもので、式(6)のレプリカ信号の生成式を次のように書き替える。

$$\tilde{x}_{ji}^{(l)} = \tanh\left(\frac{\beta_{ji}^{(l)}}{g}\right) \tag{18}$$

スケーリングパラメータを導入することで、LLR を足し合わせたものの大きさを調整することができる。 これを適切に設定することにより LLR の大きさを適切な大きさに調整することができ、推定精度を向上させ ることが可能であると報告されている。

# 3 数値実験による評価

提案手法の性能を評価するため、スケーリングパラメータを変化させた場合の誤り率,DNN によって決定 されたスケーリングパラメータを用いた場合の誤り率について数値実験を行った。それらに共通する諸元は Table 1 の通りとした。

	提案手法	従来手法
Modulation	BPSK	
Num. of antennas	$N_{\rm t} = N_{\rm r} = 4,8,12,16$	
Channel	i.i.d. Rayleigh fading	
Receive channel state information	Perfect	
Decoding method	BP decoding	
Num. of BP iteration	$N_{\rm iter} = 20$	

Table 1 Simulation condition

送信データの要素は等確率で0または1をとるとし、無作為に生成し、チャネル行列の要素は平均0、分散1の複素ガウス分布CN(0,1)に従う乱数とした。受信信号に含まれる雑音は白色雑音と仮定し、複素ガウス分布CN(0, $\sigma_n^2$ )に従う乱数とした。雑音の分散は1ビットあたりの信号電力と雑音電力の比である Eb/Noを用いて、 $\sigma_n^2 = 10^{-Eb/No}$ とした。全ての乱数は互いに独立に生成した。これらの数値実験は MATLAB<sup>®</sup>で行った。

#### 3-1 スケーリングパラメータと誤り率

提案手法と従来手法にスケーリングパラメータを導入し、スケーリングパラメータを変化させた場合の誤 り率(Bit Error Ratio, BER)を描いた結果が図1である。縦軸をBER、横軸をgとし、ノイズレベルを20[dB] とした。g = 0.5はスケーリングパラメータを導入しない場合と等価である。全てのアンテナ数で、提案手法 と従来手法のどちらにおいてもg = 0.5の場合より、BER が低くなることがわかった。また、スケーリングパ ラメータを調整することで、提案手法が従来手法と同等のBERを示すことがわかった。



図 1 スケーリングパラメータを変化させた際の BER (a)  $N_t = 6$ 、(b)  $N_t = 8$ 、(c)  $N_t = 12$ 、(d)  $N_t = 16$ 

## 3-2 スケーリングパラメータを調整した場合の SNR に対する BER

スケーリングパラメータの最適値を DNN の学習を用いて探索し、その値を用いた場合の提案手法と従来手法 の BER を SNR を変化させて表示させたものが図 2 である。SNR が高い範囲では、全てのアンテナ数でスケー リングパラメータを導入すると BER が低下することがわかった。提案手法は、スケーリングパラメータを導入前後でも従来手法と同等以上の BER を示すことがわかった。



図 2 スケーリングパラメータを調整し SNR を変化させた際の BER (a)  $N_t = 6$ 、(b)  $N_t = 8$ 、(c)  $N_t = 12$ 、(d)  $N_t = 16$ 

#### 4 考察

スケーリングパラメータを導入前の提案手法は、従来法に比べわずかながら BER が高くなる傾向があった が、スケーリングパラメータを導入後は、BER が同等かそれよりも小さくなる傾向がみられた。本研究内で は、従来手法と同様の改善を行うことで、提案手法が従来手法と同等以上の性能を示す可能性が示唆された。

提案手法のスケーリングパラメータの最適値が従来手法のものと比べて、小さくなることから、提案手法の LLR が従来手法に比べ大きいことが推察される。LLR の大きさは、疑似残留干渉成分の分散の大きさによ って変化する。式(9),(12)より提案手法の疑似残留干渉成分の分散が、従来手法に比べ小さいことが考えら れる。

#### 5 まとめと展望

本研究では、これまで改善の行われなかった BP 信号検出の1手法に対し改善を行い、その性能を調べた。 その結果、スケーリングパラメータを導入することで、提案手法は従来手法と同等の BER 性能を有すること が確認された。

今後の展望として、提案手法にダンピングファクターを導入することを検討している。ダンピングファク ターは従来手法の改善の一つで、BP 信号検出の推定値が振動する際にその振動を抑制することで正しい推定 値に導くことができるものである。提案手法の推定値が誤る場合、振動する割合が従来手法よりも高いこと がわかっている[16]。そのため、従来手法よりも提案手法にダンピングファクターを導入することで、より BER が低くなることが期待される。

# 【参考文献】

- T. L. Marzetta : Noncooperative Cellular Wireless with Unlimited Numbers of Base Station Antennas, IEEE Trans. Wireless Commun., Vol.9, pp.3590-3600, 2010
- [2] F. Rusek, D. Persson, B. K. Lau, et al. : Scaling Up MIMO Opportunities and Challenges with Very Large Arrays, IEEE Signal Process. Mag., Vol.30, pp.40-60, 2013
- [3] E. Telatar : Capacity of Multi-antenna Gaussian Channels, European Transactions on Telecommunications, Vol.10, pp.585-595, 1999
- [4] L. Lu, G. Y. Li, A. L. Swindlehurst, et al. : An Overview of Massive MIMO: Benefits and Challenges, IEEE J. Sel. Topics Signal Process., 8, pp.742-758, 2014
- [5] S. Yang, L. Hanzo : Fifty Years of MIMO Detection the Road to Large-scale MIMOs, IEEE Commun. Surveys Tuts., 17, pp.1941-1988, 2015
- [6] D. Araújo, T. Maksymyuk, A. L. F. Almeida, et al. : Massive MIMO: Survey and Future Research Topics, IET Commun., 10, pp.1938-1946, 2016
- [7] T. H. Im, J. Kim and Y. S. Cho : A Low Complexity QRM-MLD for MIMO Systems, Proc. IEEE Vehicular Technology Conf., pp.2243-2247, 2007
- [8] H. Kawai, K. Higuchi, N. Maeda, et al. : Likelihood Function for QRM-MLD Suitable for Soft-decision Turbo Decoding and its Performance for OFDM MIMO Multiplexing in Multipath Fading Channel, IEICE Trans. Commun., E88-B, pp.47-57, 2005
- [9] J. Yang, C. Zhang, X. Liang, et al. : Improved Symbol-based Belief Propagation Detection for Largescale MIMO, Proc. IEEE Workshop on Signal Processing Systems, pp.1-6, 2015
- [10] W. Fukuda, T. Abiko, T. Nishimura, et al. : Low-complexity Detection Based on Belief Propagation in a Massive MIMO System, Proc. IEEE Vehicular Technology Conf., pp.1-5, 2013
- [11] T. Takahashi, S. Ibi, S. Sanpei, et al. : On Normalization of Matched Filter Belief in GaBP for Large MIMO detection, Proc. IEEE Vehicular Technology Conf., pp.1-6, 2016

- [12] P. Som, T. Datta, A. Chockalingam, B. S. Rajan, et al. : Improved large-MIMO Detection Based on Damped Belief Propagation, Proc. IEEE Trans. inf. Theory, pp.1-5, 2010
- [13] J. Yang, W. Song, S. Zhang, et al. : Low-Complexity Belief Propagation Detection for Correlated Large-Scale MIMO Systems, J Sign. Process. Syst., 90, pp.585-599, 2018
- [14] T. Watabe, T. Nishimura, T. Ohgane, et al. Superposed 16-QAM Signal Detection Using GaBP in a Massive MIMO System, Proc. APSIPA Annual Summit and Conf., pp.1416-1420, 2018
- [15] K. Sakoda, H. Hata and S. Hata : Residue Effect of Parallel Interference Canceller in Belief Propagation Decoding in Massive MIMO Systems, International Journal of Electrical and Electronic Engineering & Telecommunications, Vol.9, pp.13-17, No.1, 2020
- [16] K. Sakoda, H. Hata and S. Hata : Dynamical behavior of Belief Propagation detection models in massive MIMO systems, Proc. of 2023 6th International Conference on Information Communication and Signal Processing, pp.680-684,2023

題名	掲載誌・学会名等	発表年月
大規模 MIMO における BP 復号の誤り推定 値の挙動-分類とその比率-	電気情報関係学会九州支部連合大 会	2022 年 9 月
BP 信号検出における残留干渉成分の分散の 見積り手法とスケーリングパラメータ	電子情報通信学会総合大会	2023年3月
Multilevel Modulated Chaotic Encryption and Belief Propagation Decoding	Journal of Communications Technology and Electronics	2023 年 4 月
Dynamical behavior of Belief Propagation detection models in massive MIMO systems	Proc. of ICICSP	2023 年 9 月

〈発表資料〉