

波長多重可視光無線通信におけるニューラルネットワークの適応の検討 Considering the Use of Neural Networks in Wavelength Division Multiplexed Visible Light Wireless Communications

梅澤 直輝[†] 大柴 小枝子[†]
Naoki Umezawa Saeko Osiba

1. はじめに

近年、無線局の急速な増加や無線システムの高速度の影響により、無線周波数帯の枯渇や通信トラフィックの混雑が問題になっている。この問題に対する解決策の1つとして電波無線とは異なる周波数帯を用いる光無線通信への注目が高まっている。

可視光域(波長: 380 nm ~ 780 nm)の電磁波を利用する通信を可視光通信と呼ぶ。可視光通信ではLED(Light Emitting Diode)を送信機として利用する。そのため、発光波長の異なる複数のLED光源を利用することにより容易に波長多重(WDM: Wavelength Division Multiplexing)と空間多重を行うことができ、伝送容量を増加させることが可能である。しかし、LEDの発光スペクトルは広いことから、光学フィルタのみでの他チャンネルの干渉雑音の除去が困難である。

LED及びPDの周波数特性を利用することでMIMO(Multi Input Multi Output)技術を用いて信号分離を行うことが可能である[1]~[4]。我々のグループは光学フィルタとMIMO技術を併用することで、各LEDの発光波長が近い場合でも信号分離が可能であることを示した[5][6]。

可視光通信においてニューラルネットワークを利用してMIMO通信を行う手法が提案されている[7]~[9]。信号の復調にニューラルネットワークを利用することで特定条件下において精度が向上することやブラインド推定が可能になることが期待される[9]。波長多重システムにおいてpilotシンボル長は多重する信号数に対応して増減する。そのためpilotシンボルを利用せずに信号分離を行うことで各送信信号でのデータ領域がpilotシンボルに圧迫されることなく多重数を増やすことが可能となる。しかし、これらの先行論文ではSISOシステムを前提としているためMIMOシステムへの適応は構成が複雑となり難しいという問題がある。

我々のグループでは信号点ではなく時間波形を直接分離することで、特定条件下において簡単な構造のニューラルネットワークでの信号分離が可能であることを提案している[10]。

本論文では波長多重可視光通信において、ニューラルネットワークを利用することによりMIMO信号分離が可能であることを実験的に示す。また、シミュレーションを用いて、送信信号の強度比が変化した場合でもpilotシンボルを利用する通常のMIMO信号分離と同程度のビット誤り特性が得られることを明らかにする。

2. 波長多重可視光通信システムの構成

本研究で使用した波長多重可視光通信システムを図1に示す。送信機として2つのLEDを使用する。まず、信号1、信号2をそれぞれLED1、LED2に印加させる。変調方式にはOFDMを利用する。1番目のサブキャリアをNull(値なし)とした基底帯域OFDM信号を利用することにより、LEDのバイアス電圧による影響を除去することが可能である。また、拡散板を利用することによって各LEDの送信信号が均一に受信機で受信されるものとする。

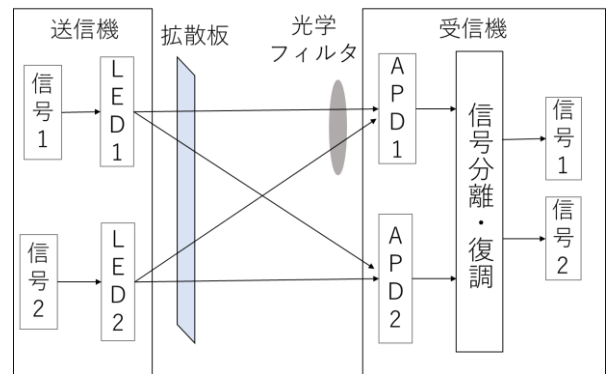


図1 波長多重可視光通信システム

受信器には2つのAPD(Avalanche Photo Diode)を利用する。APD1にのみ光学フィルタを適応し、APD2には光学フィルタを適応しない。システムの柔軟性を向上させるために、光学フィルタにはシャープカットフィルタを利用する。各APDの受信信号においてMIMO技術を利用し、信号分離、復調を行うことにより所望信号を得る。

本研究で利用したMIMO技術について説明する。本研究における伝送路のモデルを図2に示す。各LEDの送信強度を α, β とし、フィルタ通過後の各APDでの受信強度を a, b, c, d とする。

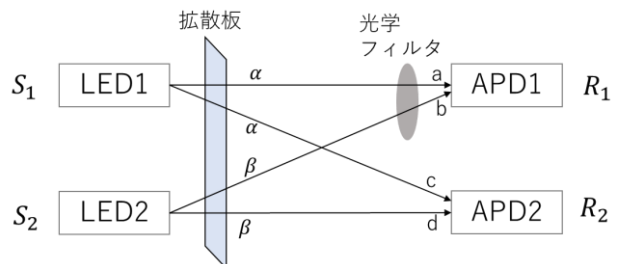


図2 伝送路のモデル

[†] 京都工芸繊維大学大学院工学科学研究科
Graduate School of Science and Technology, Kyoto Institute of Technology

各受信信号 R_1, R_2 は各送信信号 S_1, S_2 を用いて以下の式で表される。

$$\begin{aligned} R_1 &= a * S_1 + b * S_2 + n_1 \\ R_2 &= c * S_1 + d * S_2 + n_2 \end{aligned}$$

n_1, n_2 はそれぞれ受信信号 R_1, R_2 に含まれる雑音成分である。また、チャンネル行列 $H = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$ とすると行列式を用いて以下のように表される。

$$R = HS + n$$

これより、チャンネル行列 H の逆行列 H^{-1} を利用することで、以下のように送信信号の推定値 S' を得られる。

$$S' = H^{-1}R = S + H^{-1}n$$

n が小さいとき $S' \approx S$ となる。この手法を ZF(Zero-Forcing)といいこれを利用することで信号分離を可能とする。

また、ZFを2段階で行う逐次干渉除去(SIC)を適応することにより信号品質の改善を行う。

本研究で用いたシステムのパラメータを表 1 に示す。

表 1 システムのパラメータ

変調方式	16QAM, OFDM
サブキャリア数	32
ガードインターバル	1/4OFDM シンボル

1 番目のサブキャリアは LED のバイアス電圧による影響を除去するために Null としている。

通常、ZF 及び SIC では信号 1, 信号 2 にはそれぞれ pilot と呼ばれる受信側で既知である信号が含まれており、この信号を利用してチャンネル行列を推定するのが一般的である。本研究では ZF 及び SIC のチャンネル行列を順伝播型ニューラルネットワークを用いた学習により推定する。

3. ニューラルネットワークによるチャンネル行列推定法

ZF 及び SIC のチャンネル行列を順伝播型ニューラルネットワークを用いた学習により推定する方式について説明する。本研究で用いたニューラルネットワークの構成を図 3 に、ニューラルネットワークのパラメータを表 2 に示す。

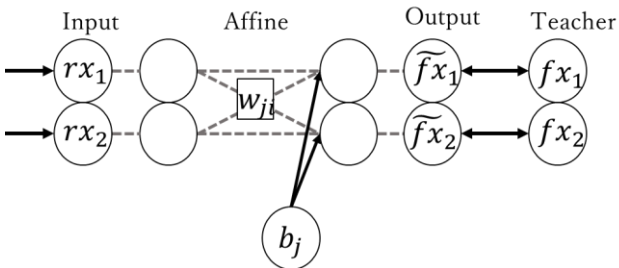


図 3 ニューラルネットワーク構成

表 2 ニューラルネットワークのパラメータ

活性化関数	恒等関数
損失関数	2 乗和誤差
最適化手法	確率的勾配降下法

図 3 に示したように、入力 2, 出力 2 の順伝播型ニューラルネットワークを利用する。活性化関数には恒等関数、損失関数は 2 乗和誤差としている。最適化手法に確率的勾配降下法を用いた回帰型のニューラルネットワークである。

ニューラルネットワークの入力を rx , 出力を \tilde{fx} とする。

fx は教師データであり、 $w = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{21} \\ w_{12} & w_{22} \end{bmatrix}$ はウェイト行列、

$b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix}$ はバイアスとする。ニューラルネットワークの出力 \tilde{fx} は、

$$\tilde{fx} = wrx + b$$

となる。

図 3 に示すニューラルネットワークにおいて、入力 rx を受信信号 R , 教師データ fx を送信信号 S として学習を行うことにより、受信信号をもとに送信信号を推定するニューラルネットワークを作成することができる。このニューラルネットワークを利用することで信号分離が可能となる。この処理を NET-ZF とする。

また、この時ウェイト行列 w がチャンネルの逆行列 H^{-1} に対応する値となる。これより、チャンネル行列 H が算出できる。これを利用することで信号品質の改善が可能である。この処理を NET-SIC とする。以下 NET-SIC について説明する。図 4 に NET-SIC のフローを示す。

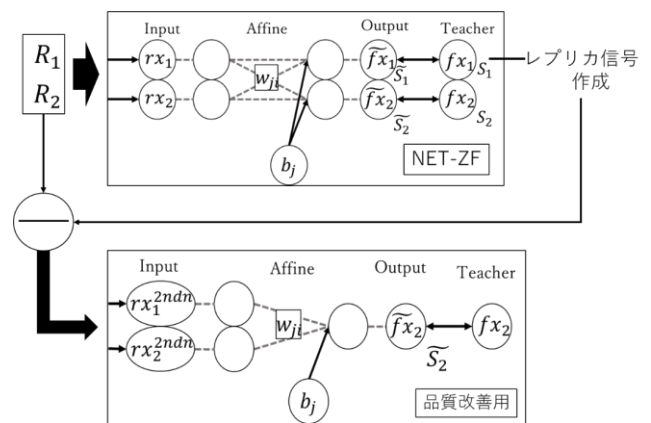


図 4 NET-SIC のフロー

NET-ZF で得た推定信号を $S' = [S'_1 \ S'_2]^T$ とする。ここで A^T は A の転置行列を示すとする。この時チャンネル行列 $H = [h_1 \ h_2]$ であるとする。最も品質の良い信号(今回は S'_1 であったとする)について硬判定を行い、硬判定信号 \hat{S}_1 を得る。

これを用いて信号レプリカ $h_1 \hat{S}_1$ を作成し受信信号 R から減算することで、受信信号 R から S_1 に対応する成分を除去した受信信号 R^{2nd} を得る。

$$R^{2nd} = R - h_1 \hat{S}_1$$

この R^{2nd} を利用することで品質改善用のニューラルネットワークを作成する。品質改善用のニューラルネットワークにおいて、入力 $rx^{2ndn} = [rx_1^{2ndn} \quad rx_2^{2ndn}]^T$ にレプリカ信号を減算した受信信号 R^{2ndn} を用い、教師データ fx_2 を LED2 の送信信号 S_2 として学習を行う。このネットワークを利用して送信信号 S_2 の推定信号 S_2' を得ることで、NET-ZF よりも S_2' の精度を向上させることが可能である。

4. 実験

4.1 実験系の構成

図 1 に示した波長多重可視光通信システムの実験系を構築し波長分離特性を評価する。実験に用いた送信 LED の仕様を表 3 に、受信機の光学フィルタの仕様を表 4 に示す。また、受信機に用いる光学フィルタは分光透過特性が特定の波長を境にして極めて急峻に変化するシャープカットフィルタを用いる。APD1 にカットオン波長 660 nm のシャープカットフィルタを使用し、APD2 には光学フィルタの使用はなしとする。実験で用いた光学フィルタの分光特性 [11] を図 5 (右目盛) に示す。また、実験に用いた LED の発光スペクトルを図 5 (左目盛) に示す。各 LED の発光スペクトルはミニ分光器(浜松フォトニクス社製)を用いて測定した

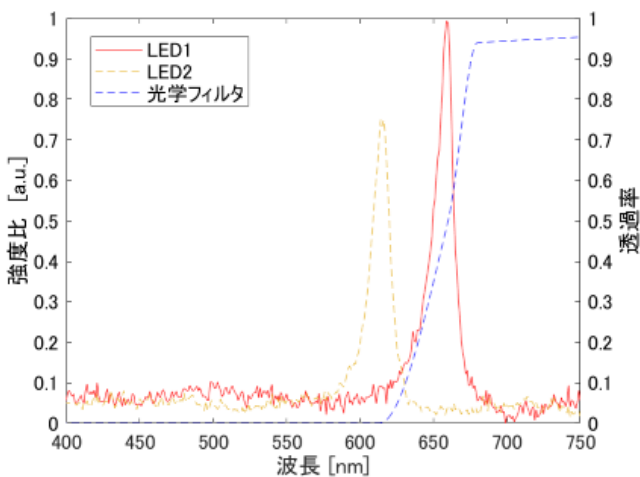


図 5 光学フィルタの分光特性と LED の発光スペクトル

また、各送信信号はシグナルジェネレータ (AFG3102, Tektronix) を用いて電圧に変換し各 LED に印加して送信する。この時、シグナルジェネレータの出力電圧はバイアス電圧 2.2 V、振幅 (peak-to-peak) 0.4 V である。

受信側では、2 つの LED からの光 OFDM 信号を APD1 と APD2 で受信する。電気信号に変換された受信信号は、オシロスコープ (DLM2022, YOKOGAWA) で AD 変換しデジ

タルデータとしている。この受信信号データを MATLAB 上に構築したニューラルネットワークを用いて学習させ分離した。

また、信号分離処理に、図 3、図 4 に示した NET-ZF、NET-SIC のフローを用いた場合と、ニューラルネットワークを利用しないで pilot 信号を利用してチャンネル行列推定を行う ZF、SIC での信号分離特性とを比較した。それぞれの場合についてビット誤り率 (BER) を算出した。BER の算出は LED ごとのパラレル信号をシリアル信号に変換後の全信号で算出した

表 3 実験での LED の仕様

LED 番号	メーカー	LED 型番	主波長 [nm]
LED1	OptoSupply	OSR7CA5111A	660
LED2	OptoSupply	OSO5CA5111A	615

表 4 実験での光学フィルタの仕様

APD 番号	フィルタ型番 (メーカー:Hoya)	カットオン波長 [nm]
APD1	R-66	660
APD2		

実験データの解析に用いたニューラルネットワークの学習パラメータを表 5 に示す。また、学習曲線を図 6 に示す。

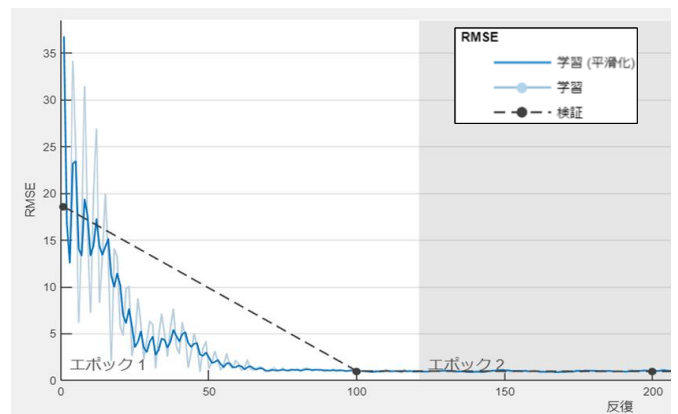


図 6 学習曲線

学習曲線は平方根平均二乗誤差 (RMSE) を利用して表す。図 6 より、学習曲線が収束していることから学習は正しく完了していると考えられる。

表 5 実験時の学習パラメータ

学習データ数	7,680
検証データ数	2,560
ミニバッチサイズ	64
エポック数	3
学習率	0.001

4.2 実験結果

5. 1 で説明した実験系を用いて受信した信号 1 と信号 2 の NET-SIC の処理を行う前後のコンスタレーションを図 7 に示す。

図 7 より, NET-SIC を行うことによって信号 1 と信号 2 の両方で干渉除去できていることが確認できる。

NET-ZF と NET-SIC を用いて信号分離を行った時の復調信号の BER を表 6 に示す. 比較として, ニューラルネットワークを利用しないで pilot 信号を利用してチャンネル行列推定を行う ZF, SIC での信号分離を行った時の復調信号の BER も示す.

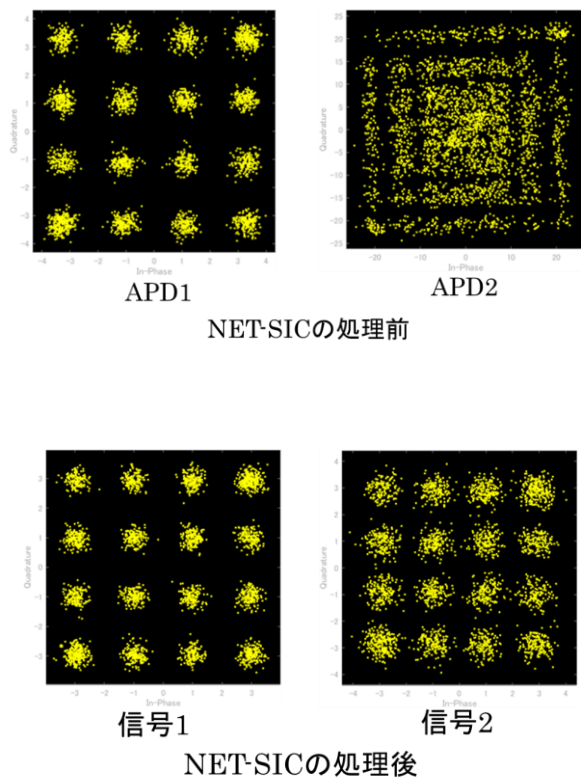


図 7 NET-SIC の処理を行う前後でのコンスタレーションの変化

表 6 復調信号の BER

信号分離法	実験結果(BER)
ZF	2.2×10^{-3}
NET-ZF	2.7×10^{-3}
SIC	2.8×10^{-4}
NET-SIC	4.8×10^{-4}

表 6 より, NET-ZF, では通常の pilot 信号を利用してチャンネル行列推定を行う ZF と近い値が得られた. 一方で, NET-SIC では, 通常の SIC と比較してやや BER が劣化した, ほぼ同等の値の 4.8×10^{-4} の BER が得られた.

また, ニューラルネットワークによる信号分離でも BER の値が 3.8×10^{-3} (FEC limit) 以下を達成している.

5. シミュレーション

波長多重可視光通信システムにおいて多重する二つの LED の強度比が変化した場合についてシミュレーションで解析を行った. シミュレーションで用いた LED の仕様を表 7 に, 光学フィルタの仕様を表 8 に示す. また, LED 1 と LED 2 の波長スペクトル (左目盛り) と光学フィルタの分光透過特性 (右目盛り) を図 8 に示す.

表 7 LED の仕様

LED 番号	主波長 [nm]	半値幅 [nm]
LED1	660	15
LED2	615	15

表 8 光学フィルタの仕様

APD 番号	カットオン波長 [nm]
APD1	660
APD2	

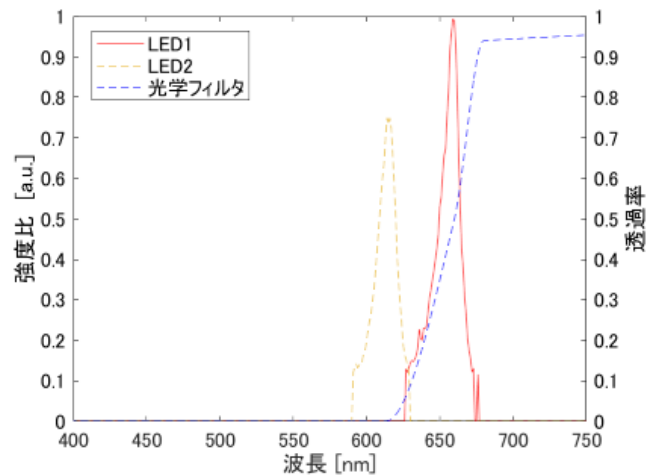


図 8 LED と光学フィルタの特性

LED1 は主波長 660 nm, LED2 は主波長 615 nm であるとする. また, 光学フィルタにはカットオン波長より長波長側の波長を通過させるロングパスフィルタを使用し, そのカットオン波長は 660nm である. これらは, 実証実験に使用する LED 及び光学フィルタ[11]をもとにモデル化している.

表 9 にシミュレーションにおけるニューラルネットワークの事前学習のパラメータを示す.

表 9 事前学習のパラメータ

学習データ数	76,800
検証データ数	25,600
ミニバッチサイズ	64
エポック数	3
学習率	0.001

以上の条件下で LED1 と LED2 の出力強度比を変化させシミュレーションを行う。各 LED の強度比が(LED1 : LED2) = {(0.5 : 1), (0.815 : 1), (1 : 1), (1 : 0.815), (1 : 0.5)} の 5 通りについてシミュレーションを行った。実験と同様に信号分離処理に、図 3, 図 4 に示した NET-ZF, NET-SIC のフローを用いた場合と、ニューラルネットワークを利用しないで pilot 信号を利用してチャンネル行列推定を行う ZF, SIC の信号分離特性とを比較した。それぞれの場についてビット誤り率 (BER) を算出した。BER の算出は LED ごとのパラレル信号をシリアル信号に変換後の全信号で算出した。

LED1 と LED2 の強度比を変化させたときの ZF と NET-ZF の CNR-BER 特性の比較を図 9 に、SIC と NET-SIC の CNR-BER 特性の比較を図 10 に示す。

シミュレーション結果より、強度比がどのパターンであっても BER が、ZF と NET-ZF, SIC と NET-SIC でそれぞれほぼ同じ値であることがわかる。このことより、LED の強度比に関係なくチャンネル行列推定にニューラルネットワークを用いた場合と、pilot 信号を利用してチャンネル行列推定を行う通常の ZF 及び SIC とで同等の精度で信号分離が可能である。

また、実験値を図 9, 図 10 にそれぞれプロットしている。実験における LED の強度比は LED1 : LED2 = 1 : 0.815 であった。

実験結果とシミュレーション値と比較すると ZF 及び NET-ZF ではシミュレーションとほぼ同等の値が得られたが、SIC 及び NET-SIC においては差がみられた。実験では、送信機の性能上一度に送信できるデータ数に制限があるため、送信データ数がシミュレーションより少なくなっている。そのため実験において、SIC 及び NET-SIC の BER は BER の測定限界に近いため誤差が大きく見えてしまった。また、図 5 と図 8 から実験のほうがシミュレーション時よりも LED 間の干渉が大きいことがわかる。そのため実験では BER が劣化していると考えられる。

図 9, 図 10 に示したシミュレーション結果より LED1 に対して LED2 の強度が小さくなるほど BER の特性が劣化することがわかる。これについて考察する。今回のシミュレーションでは、図 8 に示したように APD1 での受信信号の波長範囲には LED2 の発光波長がほとんど含まれていない。つまり、APD1 は光学フィルタを用いているので受信信号はほとんどが LED1 から送信される信号成分である。そのため、LED2 の強度を大きくしても、信号 1 は影響をほとんど受けない。一方、APD2 には光学フィルタを用いていないため LED1 と LED2 の両方が入力する。そのため、LED2 の強度が小さいと、APD1, APD2 両方の受信信号が LED1 の信号が支配的になり信号 2 の BER が大きく劣化する。このため、光学フィルタでカットしない LED1 からの

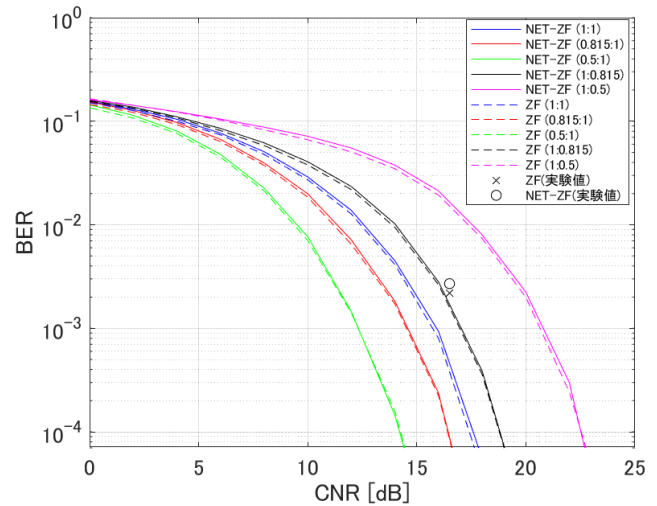


図 9 ZF と NET-ZF の CNR-BER 特性

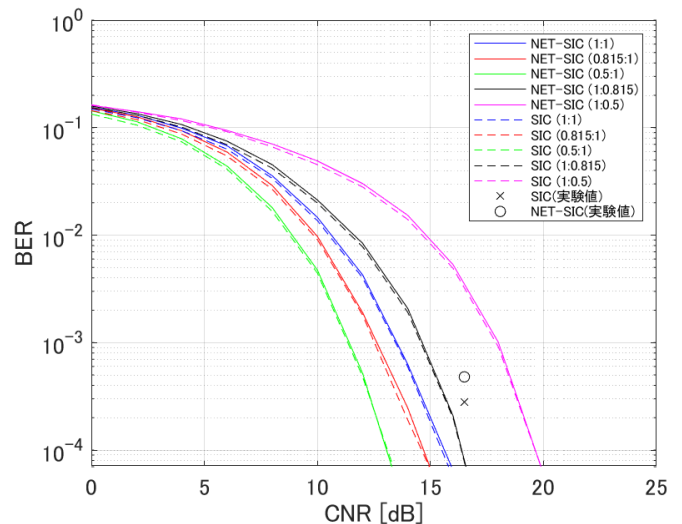


図 10 SIC と NET-SIC の CNR-BER 特性

信号強度が LED2 の信号強度に対して大きくなるとシステム全体の特性が劣化すると考えられる。

6. まとめ

本研究では波長多重可視光無線通信においてニューラルネットワークによる信号分離の検討を行った。ニューラルネットワークによる信号分離でも BER の値が 3.8×10^{-3} (FEC limit) 以下となることを実験的に明らかにした。さらに、波長多重する LED の強度比を変化させた場合でも通常の ZF 及び SIC とニューラルネットワークを用いた場合では同等の精度が得られることをシミュレーションにより明らかにした。

謝辞

本研究を行うにあたり、有意義な助言を頂いたライフラボラトリ株式会社の岩松隆則氏、星和電機株式会社の青木茜氏に深く感謝申し上げます。また、本研究はJSPS科研費JP 19K04375 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Yiguang Wang, Yingjun Zhou, Tao Gui, Kangping Zhong, Xian Zhou, Liang Zhong, Alan Pak Tao Lau, Chao Lu, Nan Chi, “Efficient MMSE-SQRD-Based MIMO Decoder for SEFDM-Based 2.4-Gb/s-Spectrum-Compressed WDM VLC System , ” IEEE Photonics Journal, vol.8, no.4, (2016).
- [2] Cheng Chen, Iman Tavakkolnia, Mohammad Dehghani Soltani, Majid Safari, Harald Haas, “Hybrid multiplexing in OFDM-based VLC systems , ” 2020 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), (2020).
- [3] Paul Anthony Haigh, Andrew Burton, Petr Chvojka, Stanislav Zvanovec, Zabih Ghassemlooy, Izzat Darwazeh, “Visible Light Communications: Filter-less Wavelength Division Multiplexing, ” 2020 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), (2020).
- [4] Andrew Burton, Petr Chvojka, Paul Anthony Haigh, Zabih Ghassemlooy, Stanislav Zvanovec, “Optical Filter-Less WDM for Visible Light Communications Using Defocused MIMO , ” Electronics, vol.10, Issue.9, (2021).
- [5] 大村成勲, 藪内潤, 大柴小枝子, 岩松隆則, “MIMO-WDM-OFDM 可視光通信の逐次干渉キャンセラを用いた通信品質の改善, ” 2018 信学総大, AS-1-10, (2018).
- [6] Nariisa Omura, Akinori Higashi, Jun Yabuuchi, Takanori Iwamatsu, Saeko Oshiba, ” Experimental Demonstration of OFDM Based WDM-MIMO Visible Light Communication System, ” 2018 Asia-Pacific Microwave Conference (APMC), (2018).
- [7] Umair F. Siddiqi, Sadiq M. Sait, Murat Uysal, “Deep Q-Learning Based Optimization of VLC Systems With Dynamic Time-Division Multiplexing, ” IEEE Access, vol.8, pp.120375–120387, (2020).
- [8] Wesley S. Costa, Jorge L.A. Samatelo, Helder R.O. Rocha, Marcelo E.V. Segatto, Jair A.L. Silva, “Direct Equalization with Convolutional Neural Networks in OFDM based VLC Systems, ” 2019 IEEE Latin-American Conference on Communications (LATINCOM), (2019).
- [9] Junyu Chen, Ming Jiang, “Joint Blind Channel Estimation, Channel Equalization, and Data Detection for Underwater Visible Light Communication Systems, ” IEEE Wireless Communications Letters, vol.10, Issue.12, (2021).
- [10] 猪俣政貴, 柴田咲葵, 岩松隆則, 大柴小枝子, “ニューラルネットワークを用いた波長多重光無線におけるMIMO伝搬チャネル行列推定の提案, ” 信学技報, vol.121, no.14, (2021).
- [11] SHIBUYA OPTICAL CO, “R60, R62, R64, R66 分光透過率データ, ” 株式会社渋谷光学, https://www.shibuya-opt.co.jp/ColorGlassFilter/r60_66.html, 参照 Oct.2021.