

オートエンコーダを用いた OFDM 通信システムの一検討

唐真 孝生[†] 和田 知久^{††}

[†] 琉球大学理工学研究科 〒903-0213 沖縄県中頭郡西原町字千原 1 番地

^{††} 琉球大学工学部工学科知能情報コース 〒903-0213 沖縄県中頭郡西原町字千原 1 番地

E-mail: [†]{e085741,wada}@ie.u-ryukyu.ac.jp

あらまし ディープニューラルネットの内、オートエンコーダは入力と出力が一致する特性を持つ。近年、それを用いてデジタル通信システムを構築する研究がなされている。本論文では複数のオートエンコーダを並列に並べ、送信側で逆フーリエ変換、受信側でフーリエ変換を使用することで、OFDM 通信システムの構築を行った。

伝送路として加法性ランダムノイズ及びマルチパスを想定し、OFDM 通信ではサイクリックプレフィックスを利用、シンボル間干渉がないことを前提とし、種々の変調度に対してその性能をシミュレーションにより評価、その内容を報告する。

キーワード オートエンコーダ, OFDM, マルチパス, サイクリックプレフィックス

A study of OFDM communication system with autoencoder

Takao TOUMA[†] and Tomohisa WADA^{††}

[†] Graduate School of Engineering and Science, University of the Ryukyu, 1, Sembaru, Nakagami Gun Nishihara Cho, Okinawa Ken, 903-0213 Japan

^{††} The Department of Information Engineering, University of the Ryukyu, 1, Sembaru, Nakagami Gun Nishihara Cho, Okinawa Ken, 903-0213 Japan

E-mail: [†]{e085741,wada}@ie.u-ryukyu.ac.jp

Abstract Among deep neural networks, autoencoders have the property of matching input and output. Recently, research has been conducted to construct digital communication systems using them. In this paper, multiple autoencoders are arranged in parallel, and an OFDM communication system is constructed by using the inverse Fourier transform on the transmitter side and the Fourier transform on the receiver side. The performance of OFDM communication is evaluated by simulation for various modulation levels, assuming additive random noise and multipath as transmission paths, cyclic prefixes, and no inter-symbol interference.

Key words Autoencoder, OFDM, Multipath, Cyclic prefix

1. ま え が き

近年、オートエンコーダを用いてデジタル通信システムの構築を行う研究がなされている [1]。オートエンコーダはディープニューラルネットのアルゴリズムの一つで、入力した値と、出力の値が一致するという特性を持つ。またオートエンコーダ内部では情報の次元圧縮により、入力データに含まれるノイズを削減して出力に伝えられる。

ここで OFDM 方式の大まかな動作を考えてみる。まず、入力された情報はデジタル信号へと変調処理を行い、逆フーリエ変換で OFDM 信号へと変換、送信を行う。信号が受信側に到達後、フーリエ変換と復調処理、エラー訂正が行われ、元の情報に復元し、出力する。この「入力と出力の値が一致する」

という振る舞いはオートエンコーダと同様のものであり、オートエンコーダが通信システムとして利用できることを示唆している。

オートエンコーダによるデジタル通信システムの利点として、変調やエラー訂正など、個別ブロック毎に機能の設計をする必要がなく、end-to-end をニューラルネットで実現できる。また従来の通信方式と比べ、より効率的でノイズに対してロバストな通信を学習する可能性も考えられる。

本研究では複数のオートエンコーダを並列に並べ、逆フーリエ変換、フーリエ変換を使用することで、OFDM 通信システムの構築を行った。伝送路として加法性ランダムノイズ及びマルチパスを想定し、OFDM 通信ではサイクリックプレフィックスを利用、シンボル間干渉がないことを前提とし、種々の変調度

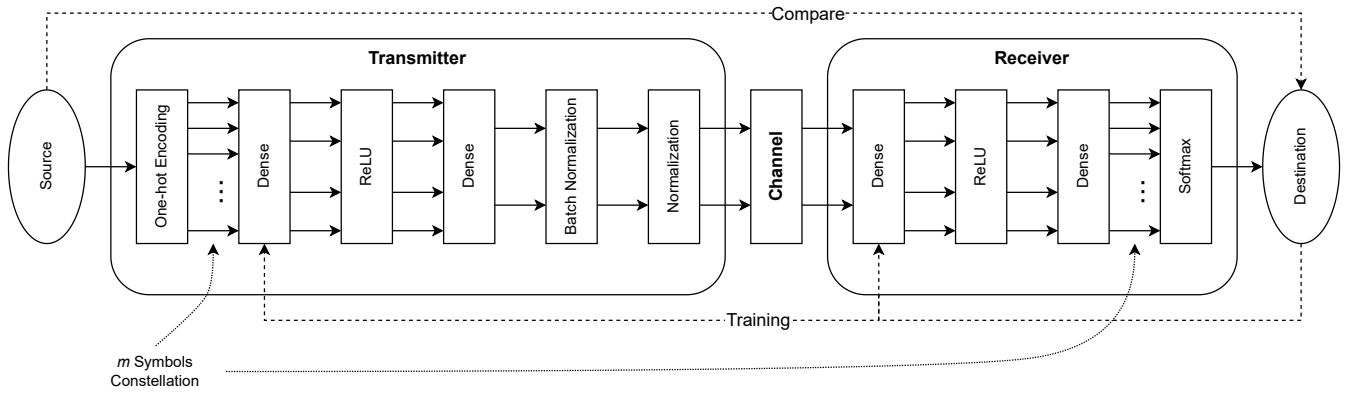


図1 オートエンコーダ通信システム

に対してその性能をシミュレーションにより評価、その内容を報告する。

本稿の流れとして、初めに単一のオートエンコーダで構成された通信システムの概要について説明し、その性能評価を行う。次にそれらを複数個並列に並べ OFDM 通信に対応させた、並列オートエンコーダ OFDM 通信システムの構成を示し、その性能を確認する。そして、マルチパスによる信号の歪みに対応するためにオートエンコーダの再学習を行い、その効果をマルチパス振幅の違う複数の環境で確認、最後にまとめとする。

2. オートエンコーダを用いた通信システム

2.1 通信システムの構成

デジタル通信システム全体 (end-to-end) を一つのオートエンコーダとして捉えてみる。図1はオートエンコーダ通信システムのイメージである。システムは送信部、チャンネル部、受信部の3つに大きく分けられる。送信部、受信部はそれぞれ通信処理を行うための NN(ニューラルネットワーク) で構成されている。チャンネル部は実際の伝送路を想定しており、デジタル信号にノイズの付加や歪みなどの処理が行われる。

このシステムで n ビットのデータを送る場合を考える。送信部に入力された n ビットのデータは、表現可能な長さ $m=2^n$ の one-hot ベクトルに変換される。この m が、この通信システムで使用するコンスタレーションのシンボル数となる。one-hot ベクトルは送信部のニューラルネットワークを通過し複素信号に変換、出力の平均パワーを1に正規化した上で送信される。信号が伝搬する過程で、伝送路上のノイズが混じったり信号が歪んだりすることで、送信された信号とは波形が変動した状態で受信部に到達する。受信された信号は、受信部のニューラルネットワークを通過し、元のデータへと復元される。ただし、ニューラルネットワークが出力する値は、全ての取りうる値に対する確率的なものであるため、その中で最も確率の高い値を元のデータとして推測する、という形を取る。

2.2 学習の流れ

本研究の目標は複数のオートエンコーダを用いた通信システムであるが、初期の学習はまず単一のオートエンコーダモデルで行う。次に学習済みの単一モデルを並列に複数並べ、複数のサブキャリアを持つ OFDM オートエンコーダモデルを構築す

る。並列 OFDM オートエンコーダについては後述する。

学習が行われるのは図1の送信部、受信部にある 'Dense' (全結合層) に当たる部分であり、ニューラルネットワークは内部のパラメータであるウェイトやバイアスを自動で調整していく。その過程で送信部ではコンスタレーションを、受信部ではデータの復調を学習していくことで、ノイズや歪みに対しロバストな通信システムを構築する。

システムの性能評価の際は、出力された値と入力した値を比較し、SER(シンボルエラー率)で評価を行う。

2.3 モデルのパラメータ

表1 オートエンコーダ学習のパラメータ

サブキャリア数	1(学習時), 8
コンスタレーション数	$m=4, 16$
伝送路ノイズ	$SNR = 0 \sim 50dB$
遅延波振幅	$r=0.0 \sim 1.0$
学習データ数	128000
エポック数	2
ミニバッチ数	128
学習率	$2e-2$
最適化アルゴリズム	RMSprop

オートエンコーダモデルの各種パラメータを表1に示す。初期の学習は単一のサブキャリアで行い、複数サブキャリアのオートエンコーダを作成後、必要に応じて受信側の再学習を行う。コンスタレーションは4, 16に対応しているが、それ以外の数にも対応することが可能である。伝送路ノイズは $SNR = 0 \sim 50dB$ の間を想定している。単一オートエンコーダではシングルパスとノイズだけを想定した。後述する並列オートエンコーダ通信システムでは、主波と1つの遅延波の2波マルチパス環境を想定し、対処を行うこととする。以下、学習時のパラメータに関しては表1の通りである。

3. 単一オートエンコーダの学習

3.1 学習のための最適な SNR

作成したオートエンコーダを最適化するために、通信システムの学習に最適な SNR を探る必要がある。最適な SNR とはオートエンコーダの学習時において、通信システムが SER を最

も低下させられる、学習データの SNR のことを指す。

まず、SNR = 0 ~ 50dB の間を 1dB 刻みで変えた学習データを 51 セット用意し、それぞれのデータ毎にオートエンコーダを用意して学習させる。これにより学習データの SNR が少しずつ違う、51 のオートエンコーダが作成される。それらのオートエンコーダで evaluate を行い、それぞれどの程度 SER を低下させられるか比較を行う。この中で最も SER を低下させた学習 SNR を、通信システムの学習に最適な SNR として、以降の検証に用いることとする。ただし evaluate の値は一定ではなく実行の度にばらつきがあるため、何度か繰り返し実行した物の（ここでは 4 回実行）SER の平均を取ることとする。

3.2 シミュレーション結果

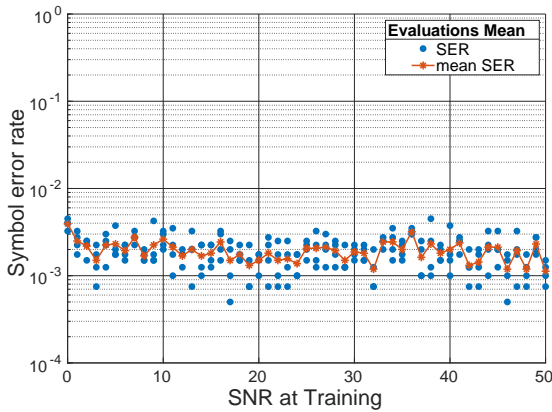


図2 通信システムの学習に最適な SNR(シンボル数 4)

まず、シンボル数 $m=4$ の平均 SER のグラフを図 2 に示す。evaluate SNR は 10dB に固定して行った。SER は $10^{-2} \sim 10^{-3}$ の間を推移しており、学習 SNR による差はほとんど見られない。この中で平均 SER が最も低かった 50dB を採用することとする。

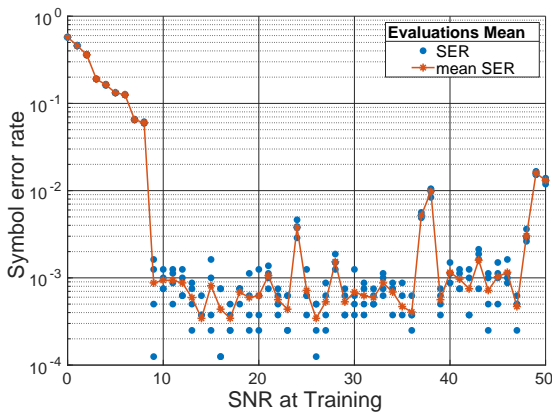


図3 通信システムの学習に最適な SNR(シンボル数 16)

次にコンスタレーション 16 の平均 SER を図 3 に示す。ここでは evaluate SNR を 18dB としている。10dB 以下の SNR では学習が進まず、SER を下げることができていない。しかし

10dB あたりから急激に SER の低下が起こっている。その後 SNR が高くなるに連れ、徐々にではあるが再び SER が上昇している。この中で平均 SNR が最も低かった 14dB を採用することとする。

4. 学習により生成されたコンスタレーション

4.1 シミュレーションによる生成

オートエンコーダは通信システムの学習の過程で、コンスタレーションが生成される。それは一般的な通信システムで使用されている QPSK や 16QAM とは異なる、オートエンコーダ自身が生成した独自のコンスタレーションであり、従来の変調方式よりも高いエラー耐性を持つ可能性がある。

学習済みのオートエンコーダが生成したコンスタレーションをプロットし、その様子を確認する。またそれらがどの程度 SER を低下させられるかをグラフに示す。シンボル数は $m=4, 16$ で、ノイズのないシンボルとノイズを含んだシンボルをそれぞれプロットした。

4.2 シミュレーション結果

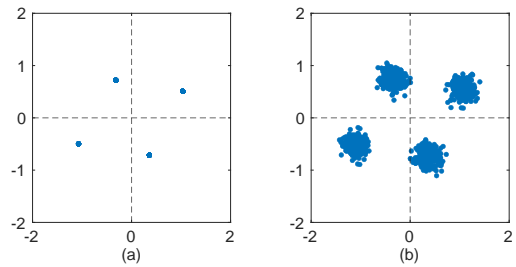


図4 オートエンコーダが学習した 4 点コンスタレーション

学習済みのオートエンコーダが生成したコンスタレーションを示す。初めに、図 4 はシンボル数 $m=4$ のコンスタレーションである。(a) がノイズのないシンボルとなっている。シンボル数 $m=4$ の変調方式には QPSK があるが、それと似た配置のシンボルで構成されている。(b) は evaluate SNR=10dB でのシンボルとなっている。ノイズを含んだコンスタレーションであっても、シンボル同士の干渉が抑えられている。

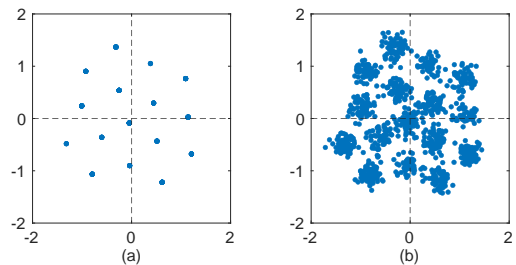


図5 オートエンコーダが学習した 16 点コンスタレーション

次に、図 5 はシンボル数 $m=16$ のコンスタレーションである。図 4 と同様、(a) がノイズなし、(b) は evaluate SNR=15dB

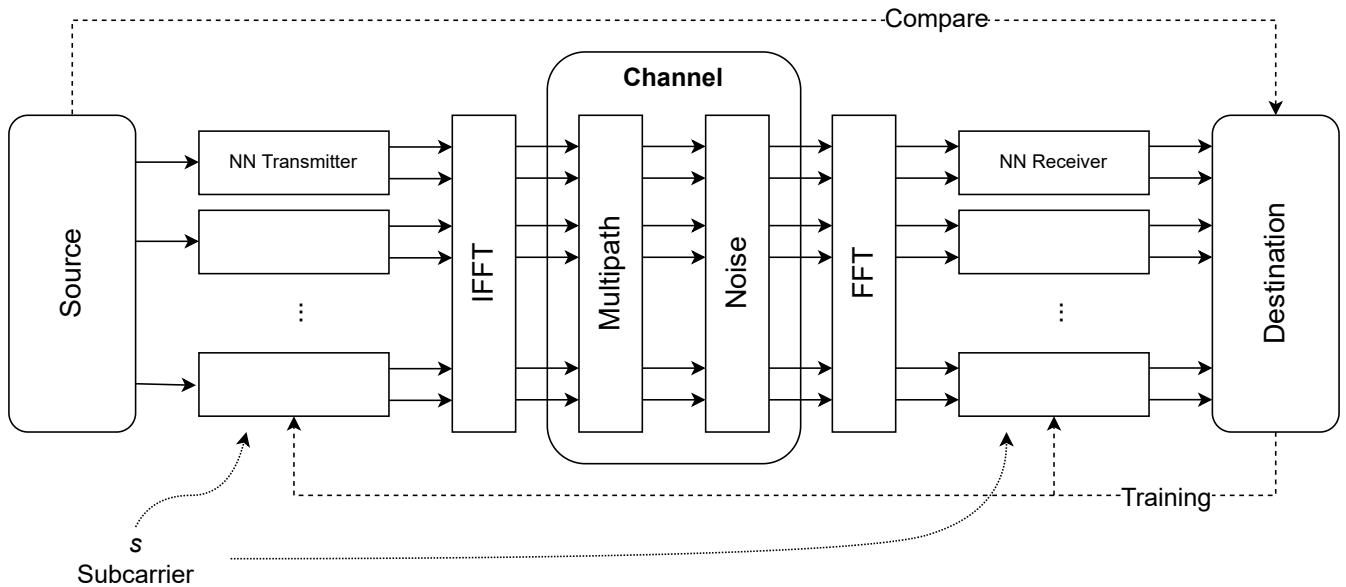


図6 複数のオートエンコーダを並列化した OFDM 通信システム

でプロットしたものである。シンボル数 $m=16$ の変調方式である 16QAM とは違う配置となっている。また右のノイズを含んだプロットも、ある程度シンボル同士の干渉が抑えられている。

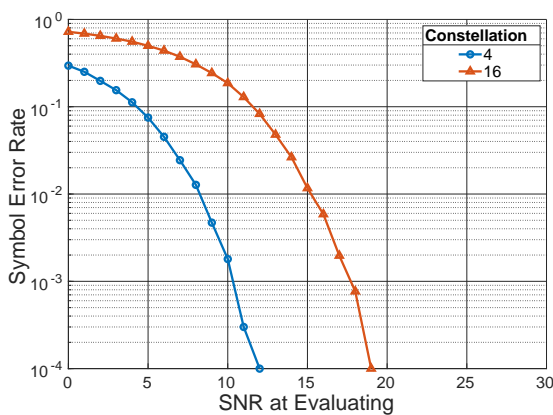


図7 通信システムの SNR vs SER

各コンスタレーションの SER を図7に示す。シンボル数 $m=4$ は $\text{SNR}=15\text{dB}$ 以降、SER を 0 にすることができている。シンボル数 $m=16$ のものは、4 と比べ SER が高いものの、 $\text{SNR}=20\text{dB}$ 以降、SER を 0 にできている。シンボル数 $m=4,16$ 共に SER を改善することができていると言える。

5. オートエンコーダの並列化による OFDM 通信システムの構築

5.1 並列オートエンコーダ OFDM 通信システムの構成

複数のオートエンコーダによる OFDM 通信システムを図6に示す。学習済みの単一オートエンコーダモデルを送信部と受信部で分離し、サブキャリアの分だけ複製する。それらを送信部と受信部毎に並列に並べ、その全ての出力を連結し、一つの大きなベクトルにする。送信部では連結されたベクトルを

IFFT(逆フーリエ変換)により OFDM 信号に変換する。OFDM 信号がチャンネル部を通過する際、マルチパスにより位相が変動、更に伝送路上のノイズが付加される。受信部に到達した信号に FFT(フーリエ変換)を行いベクトルに戻した後、それを受信部毎の1つの信号に分解する。以降は単一の場合と同様に元のデータへと復元を行う。

5.2 シングルパスでのシミュレーション

並列オートエンコーダ通信システムが SER をどの程度低下させられるかを確認する。ここではマルチパスは考慮しないものとする。前述したように、並列オートエンコーダは単一オートエンコーダで学習したものをそのまま並べたものであるため、その特性は単一オートエンコーダのものとは一致するはずである。

5.3 シミュレーション結果

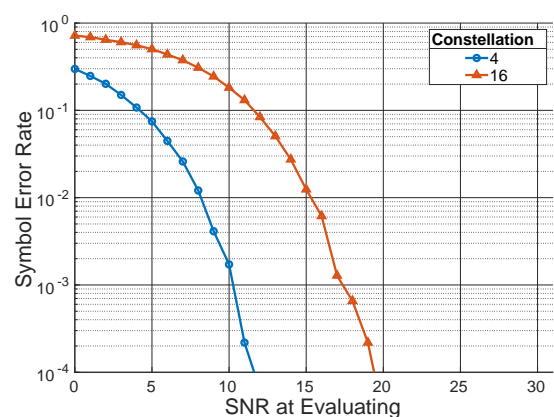


図8 シングルパス環境の並列オートエンコーダでの SNR vs SER

並列オートエンコーダの SER を図8に示す。単一オートエンコーダで学習したものをそのまま並べたものであるため、シンボル数 $m=4,16$ 共に、図7の単一オートエンコーダの場合とほぼ同じ SER の特性を示している。

6. マルチパス環境における通信性能

6.1 CP 付き OFDM シンボル

マルチパスとは伝送路中の障害物に信号が反射して受信側に伝わり、本来の信号と混ざることによって波形のズレや位相回転等が起こり、信号に歪みが生じることである。サイクリックプレフィックスによるシンボル間干渉の除去を図9に示す。サイクリックプレフィックスとは OFDM シンボルの終わりの一部分を先頭に付加することで、マルチパスによる信号への影響を大幅に軽減することができる仕組みである。

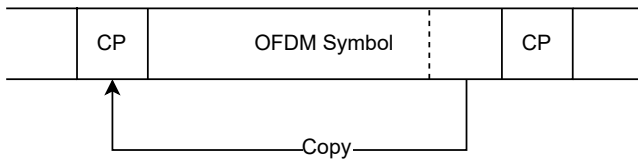


図9 サイクリックプレフィックス付き OFDM シンボル

6.2 シミュレーション環境

前述の並列オートエンコーダ通信システムはマルチパスへの対策、すなわちチャンネル歪みの等化処理を行っておらず、マルチパスが発生する環境での通信性能の低下が懸念される。これを受信部の NN をマルチパス環境で再学習を行うことにより、マルチパスへの対処、つまり等化機能を学習させる。再学習の方法は、まず送信部は単一オートエンコーダで学習済みのものを並べ学習係数を 0 にする。受信部では未学習の NN を、こちらは学習係数を表 1 に示したものと同じ値にして並列に並べ、作成したオートエンコーダ自身に対して学習を行う。ここでは 2 波マルチパス環境、1Tap の遅延波を想定し、マルチパス振幅を $r=0.5$ とする。こうして学習したオートエンコーダは、送信部は既にコンスタレーションを獲得しており、かつ受信部はマルチパス環境に対応しているため、通信性能の低下を軽減できると予測される。

6.3 シミュレーション結果

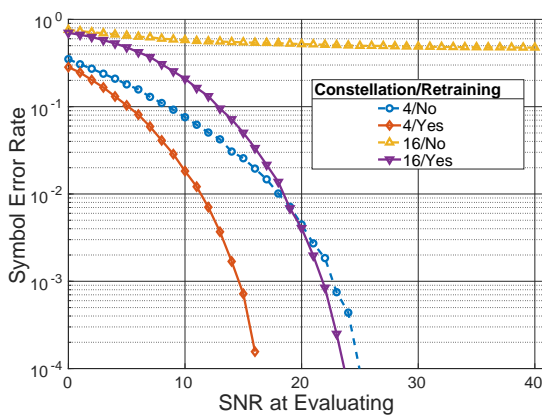


図10 マルチパス環境下の並列オートエンコーダの SER

マルチパス環境での SER を図10に示す。シンボル数 $m=4,16$

共に再学習を行うことで、SER の改善が見られる。マルチパス環境における位相の変動にも、受信側の再学習により対応が可能である。

6.4 マルチパス環境下のコンスタレーション

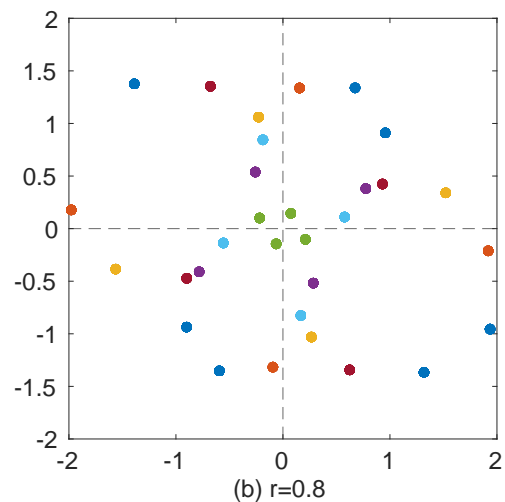
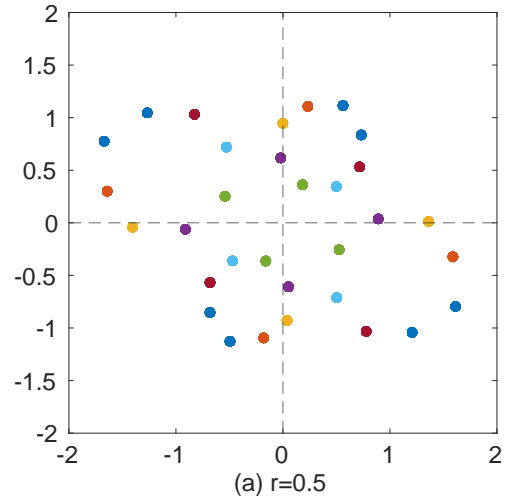


図11 マルチパス環境下のコンスタレーション (シンボル数 4)

マルチパス環境でのコンスタレーションの様子を示す。図11はシンボル数 $m=4$ 、図13はシンボル数 $m=16$ のものである。図11の(a)はマルチパス振幅を $r=0.5$ 、(b)は $r=0.8$ でプロットしている。また図13の(a)はマルチパス振幅を $r=0.2$ 、(b)は $r=0.5$ でプロットしている。

サブキャリア数は 8 であり、同色のシンボルはそれぞれ同一のコンスタレーションであることを表している。シンボル数 $m=4$ の場合は、各シンボルに対応しているコンスタレーションの形状を目視で把握することが可能である。

また、図 12 に示す SER において、マルチパス振幅が $r = 0.5 \sim 0.9$ まで SER の低下が見られる。しかし振幅が $r=1.0$ の場合、SER を 0 にすることができなくなっている。これはマルチパス振幅の増大で位相の変動が大きくなり、他のシンボルにオーバーラップしたことで、コンスタレーションの把握ができなくなったことによるものではないかと考えられる。

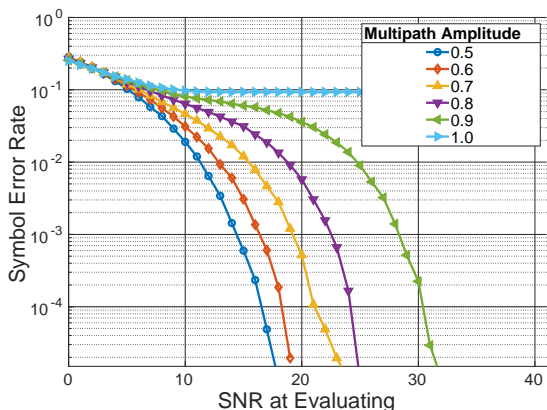


図 12 マルチパス 2 波目の振幅の違いによる SER の変化 (シンボル数 4)

このシンボル間のオーバーラップは図 13 に示すシンボル数 $m=16$ の場合がより顕著である。振幅が $r=0.5$ の段階で既にオーバーラップが発生しており、目視では本来のコンスタレーションを予測することが困難になっている。しかし図 14 に示す SER は、マルチパス振幅が $0.2 \sim 0.8$ まで SER の低下が見られる。これは受信部が、図 11 の形状のような「こういった形のコンスタレーション」として学習し、想定していたチャネル歪みに対する等化機能を実現したと思われる。

7. まとめ

本研究ではオートエンコーダによる OFDM 対応のデジタル通信システムの構築を行った。まず単一のオートエンコーダで学習を行い、それらを並列に繋げ、送信側で逆フーリエ変換、受信側をフーリエ変換を利用することで、OFDM 通信に対応させることができた。そして作成したモデルが SER を改善することをシミュレーションによって確認した。また受信側をマルチパス環境で再学習することでマルチパスに対する等化性能の向上を見込めることが確認できた。

今後の課題として、サブキャリア数やシンボル数を更に増やし通信効率を向上させるといったことや、更に厳しいマルチパス環境におけるコンスタレーションのオーバーラップに対応し、等化性能のさらなる向上を図る予定である。

文 献

- [1] T. O' Shea and J. Hoydis, "An Introduction to Deep Learning for the Physical Layer," in IEEE Trans. Cognitive Communications and Networking, vol. 3, no. 4, pp. 563-575, Dec. 2017, doi: 10.1109/TCCN.2017.2758370.
- [2] A. Felix, S. Cammerer, S. Dörner, J. Hoydis and S. Ten Brink, "OFDM-Autoencoder for End-to-End Learning of Communications

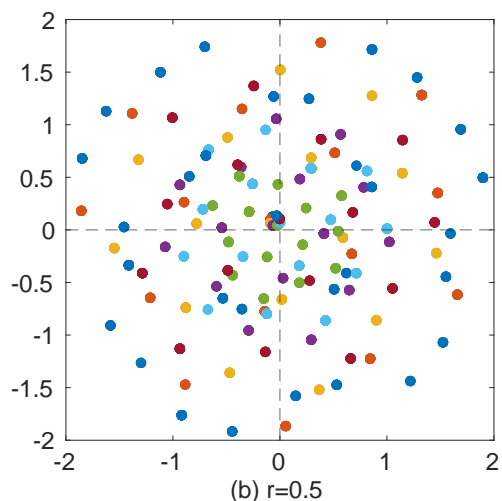
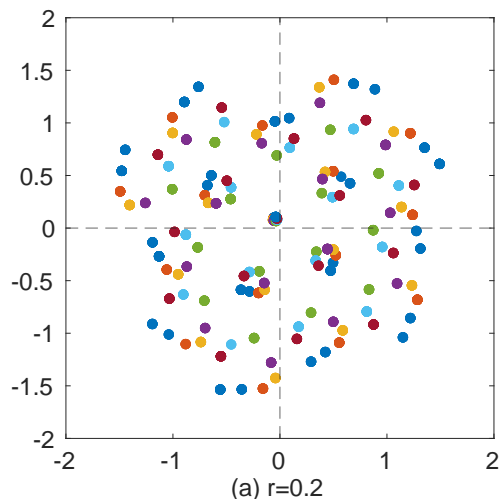


図 13 マルチパス環境下のコンスタレーション (シンボル数 16)

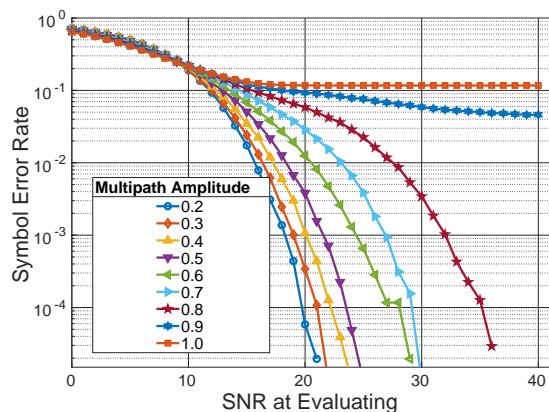


図 14 マルチパス 2 波目の振幅の違いによる SER の変化 (シンボル数 16)

- Systems," 2018 IEEE 19th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC), 2018, pp. 1-5, doi: 10.1109/SPAWC.2018.8445920.
- [3] F. A. Aoudia and J. Hoydis, "End-to-End Learning of Communications Systems Without a Channel Model," 2018 52nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, 2018, pp. 298-303, doi: 10.1109/ACSSC.2018.8645416.
 - [4] トリケップス企画部, デジタル放送/移動通信のための OFDM 変調技術, トリケップス, 東京, 2000.3.
 - [5] 島村徹也 and トリケップス企画部, デジタル通信システムのための MATLAB プログラム事例解説, トリケップス, 東京, 2000.7.
 - [6] Chollet François and クイープ and 巢籠悠輔, Python と Keras によるディープラーニング, マイナビ出版, 東京, 2018.5.
 - [7] 斎藤康毅, Python で学ぶディープラーニングの理論と実装, オライリー・ジャパン, オーム社 (発売), 東京, 2016.9.
 - [8] Géron Aurélien and 長尾高弘 and 下田倫大, Scikit - learn と TensorFlow による実践機械学習, オライリー・ジャパン, オーム社 (発売), 東京, 2018.4.