



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO



Equalização Neural Aplicada a Sistemas com Modulação Bidimensional em Fibra Óptica

Tiago Fernando Barbosa de Sousa

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Augusto Costa Fernandes

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação da UFRN (área de concentração: Engenharia de Computação) como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Natal, RN, Dezembro de 2013

Dados Internacionais da Catalogação na Publicação
(Biblioteca da Facisa)

S725e

Sousa, Tiago Fernando Barbosa de.

Equalização Neural Aplicada a Sistemas com Modulação Bidimensional em Fibra Óptica / Tiago Fernando Barbosa de Sousa. – Natal - RN, 2014.

Originalmente apresentada como Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação da UFRN do autor (Mestre – Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2013).

Referências.

1. Redes Neurais. 2. Equalização Adaptativa. 3. Sistemas Ópticos. 4. Equalizador Neural. I. Título.

CDU-621.3:004.032.26(043.3)(813.2)

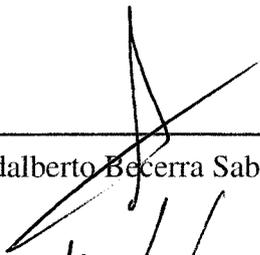
Equalização Neural Aplicada a Sistemas com Modulação em Fibra Óptica

Tiago Fernando Barbosa de Sousa

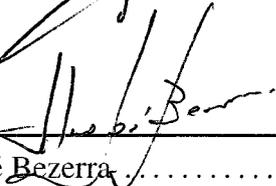
Dissertação de Mestrado aprovada em 28 de fevereiro de 2014 pela banca examinadora composta pelos seguintes membros:



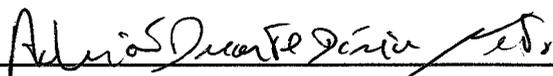
Prof. DSc. Marcelo Augusto da Costa Fernandes (orientador) DCA/UFRN



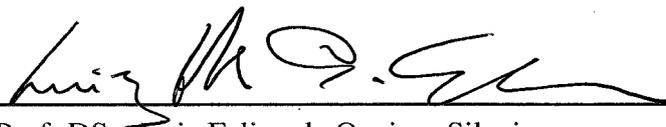
Prof. DSc. Vicente Idalberto Becerra Sablon UNIMEP



Prof. DSc. Sílvio José Bezerra Matemática/UFRN



Prof. DSc. Adrião Duarte Dória Neto DCA/UFRN



Prof. DSc. Luiz Felipe de Queiroz Silveira DCA/UFRN

*Àqueles que insistem em realizar o
impossível*

Agradecimentos

Agradeço à minha família e amigos pelo apoio e incentivo, em especial à minha mãe, Maria de Lourdes, ao meu pai, José Rinaldo e ao meu irmão, Tácio Francisco pela força e os conselhos oferecidos durante essa jornada.

À minha namorada, Camilla Milena, pelos momentos de incentivo e força que foram essenciais para a conclusão deste trabalho.

Ao meu orientador, Marcelo Fernandes, ao qual sou extremamente grato pela orientação e pelas oportunidades oferecidas.

Aos meus amigos de curso, por terem tornado os anos de mestrado mais divertidos.

Aos meus colegas da Flowkore pelo apoio nos tempos difíceis.

Resumo

A fibra óptica é um dos meios de comunicação mais utilizados atualmente, principalmente devido ao fato da taxa de transmissão de dados desses sistemas excederem as de todos os outros meios de comunicação digital. Apesar desta grande vantagem, existem problemas que impedem o total aproveitamento do canal óptico: com o aumento da velocidade de transmissão e das distâncias envolvidas, os dados ficam sujeitos a interferência intersimbólica não linear, causada pelos fenômenos de dispersão na fibra óptica. Para solucionar esse problema podem ser utilizados equalizadores adaptativos, que compensam respostas não ideais do canal, com o intuito de restaurar o sinal que foi transmitido. Neste trabalho apresentamos uma proposta de equalizador baseado em redes neurais artificiais e avaliamos seu desempenho em sistemas de comunicação óptica. A proposta é validada em um canal óptico simulado e comparada a outras técnicas de equalização adaptativa.

Palavras-chave: Equalização Adaptativa, Redes Neurais, Sistemas Ópticos, Equalizador Neural.

Abstract

Nowadays, optic fiber is one of the most used communication methods, mainly due to the fact that the data transmission rates of those systems exceed all of the other means of digital communication. Despite the great advantage, there are problems that prevent full utilization of the optical channel: by increasing the transmission speed and the distances involved, the data is subjected to non-linear inter symbolic interference caused by the dispersion phenomena in the fiber. Adaptive equalizers can be used to solve this problem, they compensate non-ideal responses of the channel in order to restore the signal that was transmitted. This work proposes an equalizer based on artificial neural networks and evaluates its performance in optical communication systems. The proposal is validated through a simulated optic channel and the comparison with other adaptive equalization techniques.

Keywords: Adaptive Equalization, Neural Networks, Optic Systems, Neural Equalizer.

Sumário

Sumário	i
Lista de Figuras	iv
Lista de Tabelas	vii
Lista de Símbolos e Abreviaturas	viii
1 Introdução	1
1.1 Objetivos	4
1.2 Contribuições	4
1.3 Artigos Publicados e Submetidos	5
1.4 Estrutura do Trabalho	5
2 Sistemas Ópticos	7
2.1 Introdução	7
2.2 Sistema de Comunicação Óptico	8
2.3 Dispersão Cromática	10
2.4 Dispersão de Polarização-Modal	11
2.5 Ruído Óptico	12
2.6 Modelo do Canal de Comunicação Óptico	13
2.7 Conclusões	16
3 Equalizadores Neurais	17
3.1 Introdução	17

3.2	Equalização Adaptativa	18
3.3	Equalizador LTE	20
3.4	Equalizador DFE	21
3.5	Equalizador Neural	21
3.5.1	Rede Neural Artificial	22
3.5.2	Perceptron de Múltiplas Camadas - MLP	22
3.5.3	Equalizador Neural MLP	24
3.5.4	Equalizador Neural com Função de Ativação Complexa	25
3.5.5	Equalizador Neural com Função de Ativação Dividida	26
3.6	Conclusões	26
4	Equalizador Neural Bidimensional	28
4.1	Introdução	28
4.2	Arquitetura	29
4.3	Conclusões	32
5	Resultados das Simulações	33
5.1	Introdução	33
5.2	Simulação em Canal Não Linear Controlado	34
5.2.1	Parâmetros	34
5.2.2	Resultados	35
5.3	Simulação em Canal Não Linear Óptico	36
5.3.1	Parâmetros	39
5.3.2	Resultados para Simulação em 50 km	45
5.3.3	Resultados para Simulação em 100 km	48
5.3.4	Resultados para Simulação em 500 km	50
5.4	Conclusões	55

6 Conclusões e Perspectivas	60
6.1 Perspectivas	61
Referências bibliográficas	62

Lista de Figuras

2.1	Esquema de um sistema de comunicação óptico.	9
2.2	Efeito do DGD em uma fibra monomodo, a PMD cria um atraso diferencial τ entre os dois eixos de polarização.	12
2.3	Modelo do canal de fibra óptica.	13
3.1	Esquema de um equalizador adaptativo	19
3.2	Esquema de um DFE	21
3.3	Esquema de uma rede neural MLP com uma camada de entrada, uma camada escondida e uma camada de saída.	24
3.4	Estrutura detalhada de um equalizador neural MLP.	25
4.1	Esquematização do ENB-MLP.	29
4.2	Estrutura do ENB-MLP.	30
4.3	Estrutura do ENB-MLP EC.	31
5.1	Valores de ρ_k para o canal não linear controlado.	35
5.2	Curva de desempenho de BER em função de E_b/N_0 para o canal da Tabela 5.1.	37
5.3	Curva de erro médio quadrático em função dos frames recebidos para o canal da Tabela 5.1.	38
5.4	Resposta em frequência para o canal de 50 km e 100 km complexo.	40
5.5	Resposta em frequência para a representação real do canal de 50 km e 100 km complexo.	41
5.6	Resposta em frequência para o canal de 500 km complexo.	42

5.7	Resposta em frequência para a representação real do canal de 500 km complexo.	42
5.8	Valores de ρ_k para o canal óptico com tamanho de 50 km.	43
5.9	Valores de ρ_k para o canal óptico com tamanho de 100 km.	43
5.10	Valores de ρ_k para o canal óptico com tamanho de 500 km.	44
5.11	Curva de desempenho de BER em função de E_b/N_0 para 50 km.	46
5.12	Curva de erro médio quadrático em função dos frames recebidos para 50 km.	46
5.13	Diagrama de constelação do MLP-AC para 50 km com E_b/N_0 de 30 dB. .	47
5.14	Diagrama de constelação do MLP-AD para 50 km com E_b/N_0 de 30 dB. .	47
5.15	Diagrama de constelação do ENB-MLP para 50 km com E_b/N_0 de 30 dB. .	48
5.16	Diagrama de constelação do ENB-MLP-EC para 50 km com E_b/N_0 de 30 dB.	49
5.17	Curva de desempenho de BER em função de E_b/N_0 para 100 km.	50
5.18	Curva de erro médio quadrático em função dos frames recebidos para 100 km.	51
5.19	Diagrama de constelação do MLP-AC para 100 km com E_b/N_0 de 30 dB. .	52
5.20	Diagrama de constelação do MLP-AD para 100 km com E_b/N_0 de 30 dB. .	52
5.21	Diagrama de constelação do ENB-MLP para 100 km com E_b/N_0 de 30 dB. .	53
5.22	Diagrama de constelação do ENB-MLP-EC para 100 km com E_b/N_0 de 30 dB.	54
5.23	Curva de desempenho de BER em função de E_b/N_0 para 500 km.	55
5.24	Curva de erro médio quadrático em função dos frames recebidos para 500 km.	56
5.25	Diagrama de constelação do MLP-AC para 500 km com E_b/N_0 de 30 dB. .	57
5.26	Diagrama de constelação do MLP-AD para 500 km com E_b/N_0 de 30 dB. .	57
5.27	Diagrama de constelação do ENB-MLP para 500 km com E_b/N_0 de 30 dB. .	58

5.28 Diagrama de constelação do ENB-MLP-EC para 500 km com E_b/N_0 de 30 dB.	59
---	----

Lista de Tabelas

5.1	Valores de ρ_k para o canal controlado.	35
5.2	Parâmetros utilizados nas estruturas dos equalizadores neurais simulados.	36
5.3	Parâmetros utilizados para o canal simulado em canal óptico.	39
5.4	Valores de ρ_k para o canal óptico com tamanho de 50 km.	40
5.5	Valores de ρ_k para o canal óptico com tamanho de 100 km.	44
5.6	Valores de ρ_k para o canal óptico com tamanho de 500 km.	44
5.7	Parâmetros utilizados nos equalizadores neurais simulados para 50 km.	45
5.8	Parâmetros utilizados nos equalizadores neurais simulados para 100 km.	45
5.9	Parâmetros utilizados nos equalizadores neurais simulados para 500 km.	48

Lista de Símbolos e Abreviaturas

<i>OOK</i>	<i>On-Off Keying</i>
<i>TDM</i>	<i>Time Division Multiplexing</i>
<i>WDM</i>	<i>Wavelength Division Multiplexing</i>
<i>ISI</i>	<i>Inter Symbol Interference</i>
<i>CD</i>	<i>Chromatic Dispersion</i>
<i>PMD</i>	<i>Polarization Mode Dispersion</i>
<i>FFE</i>	<i>Feed-Forward Equalizer</i>
<i>DFE</i>	<i>Decision Feedback Equalizer</i>
<i>FIR</i>	<i>Finite Impulse Response</i>
<i>BER</i>	<i>Bit Error Rate</i>
<i>ENB</i>	<i>Equalizador Neural Bidimensional</i>
<i>DGD</i>	<i>Differential Group Delay</i>
<i>LTE</i>	<i>Linear Transversal Equalizer</i>
<i>RNA</i>	<i>Rede Neural Artificial</i>
<i>MLP</i>	<i>Multi Layer Perceptron</i>
<i>DD</i>	<i>Decision Directed</i>
<i>SNR</i>	<i>Signal Noise Ratio</i>

Capítulo 1

Introdução

A fibra óptica é um meio utilizado para a transmissão de dados em redes com vazão de dados em velocidades de alguns Gb/s até alguns Tb/s, estando cada vez mais próxima do consumidor final. Devido ao fato de utilizar luz para transmitir os dados, acreditava-se que possuía banda infinita, porém, com o aumento das taxas de comunicação, foi-se percebendo que não era bem assim e que problemas antes não considerados afetavam a qualidade da recepção do sinal enviado.

Apesar da taxa de dados para conexões ópticas exceder de 10 a 1000 vezes as de todos os outros meios de comunicação digital, em alguns aspectos, os sistemas ópticos estão entre os menos sofisticados, usando de simples chaveamento on-off (*On-Off Keying* - OOK) e comparadores de banda base para recuperação de dados símbolo a símbolo [Singer et al. 2008]. Isso começa a mudar a medida que a necessidade de se obter maior banda na fibra aumenta.

Utilizando-se da multiplexação, é possível juntar vários canais de dados de baixa velocidade em um canal de alta velocidade e para isso existem duas técnicas: a multiplexação por divisão no tempo (*Time Division Multiplexing* - TDM) e a multiplexação por divisão de comprimento de onda (*Wavelength Division Multiplexing* - WDM). Com o TDM é possível obter taxas de até 40 Gb/s e ao ser utilizado em conjunto com o WDM, as taxas de transferência podem chegar a 1 Tb/s em uma única fibra [Ramaswami et al. 2009].

O problema ao se utilizar taxas tão altas em comunicação por fibra óptica é o fato

de que os sinais ópticos estão sujeitos a interferência intersímbolica (*Inter Symbol Interference* - ISI) e quanto maior a distância, mais agravante será o problema. A ISI na fibra é causada principalmente devido a dois tipos de dispersão, uma delas é a dispersão cromática (*Chromatic Dispersion* - CD), que está relacionada ao fato de que a luz dentro da fibra se propaga com uma velocidade dependente do seu comprimento de onda. A CD aumenta com o quadrado da taxa de transmissão de dados. A outra é a dispersão de polarização-modal (*Polarization Mode Dispersion* - PMD), que está relacionada a defeitos de fabricação, vibração ou estresse mecânico na fibra [Singer et al. 2008].

Em baixas velocidades - poucos Gb/s - compensadores de dispersão ópticos podem ser práticos e viáveis, porém, a medida em que a velocidade aumenta, o custo passa a ser comercialmente inviável e é necessária a utilização de compensadores de dispersão elétricos para amenizar o problema de CD e PMD [Singh n.d.]. Esses compensadores de dispersão elétricos são geralmente equalizadores adaptativos dos tipos *feed-forward equalizers* (FFE), ou *decision-feedback equalizers* (DFE). Em ambos geralmente desconsidera-se o fato de que as dispersões de CD e PMD, e até mesmo o próprio fotodiodo, que converte a luz em eletricidade, provocam distorções não lineares no sinal obtido no receptor. Isso funciona a baixas velocidades ou curtas distâncias, mas em certas ocasiões, essas não-linearidades podem distorcer o sinal a um nível que um equalizador linear não é capaz de compensar. Uma maneira de contornar esse problema é utilizando equalizadores adaptativos capazes de filtrar sinais não lineares. Entre os diferentes tipos está o equalizador neural, que utiliza uma rede neural para fazer o papel de equalizador adaptativo.

O uso da equalização elétrica em sistemas de comunicação por fibra óptica não é novidade. Na literatura existem diversas implementações e estudos, como em [Kuschnerov et al. 2008], que utiliza um equalizador do tipo *finite impulse response* (FIR). Em [Katz & Sadot 2006] é realizado um estudo utilizando equalizadores DFE fazendo uma análise sobre o critério de otimização para obter a mínima taxa de erro por bit (*minimum Bit Error Rate* - mBER). Outras abordagens utilizando equalizadores DFE podem ser obser-

vadas em [Chandramouli et al. 2007] [Yu 2007] [Dai 2007] [Papagiannakis et al. 2008] [Papagiannakis et al. 2009a] [Papagiannakis et al. 2009b] [Fickers et al. 2013] [Zeolla et al. 2011] [Proesel et al. 2013].

As redes neurais começaram a ser utilizadas como equalizadores adaptativos quando se observou que o processo de equalização poderia ser compreendido como um problema de classificação de padrões [Gibson et al. 1991] [Chen et al. 1990] [Cowan 1991]. Diversas abordagens ao problema de se criar um equalizador neural foram feitas, como consta em [Haykin 2001] [Proakis 2000] [Peng et al. 1991] [Peng et al. 1992] [H.Leung & Haykin 1991] [Benvenuto & Piazza 1992] [Georgiou & Koutsougeras 1992] [Kim & Adali 2001] [Burse et al. 2010] [Kechriotis et al. 1994], porém foram abordagens, ou tratando de problemas mais simples, como modulações unidimensionais, ou utilizando de soluções complexas para tratar da função de ativação, como a modificação da mesma para se adequar ao domínio complexo para conseguir equalizar sinais com modulação bidimensional, o que traz diversos problemas que devem ser tratados. Uma das abordagens que mais se destacam é a do equalizador neural bidimensional de rede perceptron de múltiplas camadas (ENB-MLP), proposta por [Fernandes et al. 2011]. Ao invés de modificar a função de ativação para se adequar ao domínio dos complexos, são implementadas duas redes neurais, uma para analisar o sinal em quadratura e a outra em fase, o que, além de não trazer a necessidade de modificar a função de ativação, trouxe melhores resultados na convergência do algoritmo de treinamento *backpropagation* do que as outras implementações avaliadas.

A ENB-MLP trouxe um novo conceito em relação a implementação de equalizadores neurais, mas ainda necessita de um maior estudo e aplicação em diferentes casos. Este trabalho se dedica a contribuir com o estudo da ENB-MLP aplicada à fibras ópticas, assim como implementar e estudar a aplicação de outros tipos de ENB, possibilitando a criação de novos meios para tratar o problema de filtrar a CD, PMD e outras distorções.

1.1 Objetivos

O objetivo deste trabalho é contribuir tanto para a área de equalizadores neurais, quanto para a área de fotônica, trazendo novas soluções através de ENBs para solucionar os problemas de CD, PMD e outras distorções inerentes a transmissão e recepção de dados em fibra óptica.

1.2 Contribuições

- *Analisar o desempenho do ENB-MLP proposto em [Fernandes et al. 2011] em sistemas de comunicação óptica.* Trata-se de uma estrutura moderna e diferente do que existe na nomenclatura clássica, é uma nova forma de implementar um equalizador adaptativo através do uso de redes neurais artificiais e este trabalho mostra a sua viabilidade no uso em sistemas ópticos.
- *Comparar o desempenho do ENB-MLP frente a outras propostas de equalizadores neurais em sistemas de comunicação óptica.* Não apenas foi realizada a análise de desempenho do ENB-MLP, mas também de outros equalizadores adaptativos bastante utilizados nos sistemas ópticos, que serviram como base de comparação para validar o desempenho do ENB-MLP nas simulações.
- *Viabilizar a utilização do ENB-MLP para sistemas de comunicação óptica bidimensionais.* Através das simulações realizadas com modulação bidimensional no meio óptico, os equalizadores foram avaliados e analisados,. É de suma importância que o ENB-MLP tenha um bom desempenho para assim poder ser usado em casos reais, que necessitam de modulações bidimensionais para alcançar altas velocidades na transmissão de dados.

1.3 Artigos Publicados e Submetidos

- DE SOUSA, TIAGO F. B. ; Fernandes, Marcelo A. C. . Multilayer perceptron equalizer for optical communication systems. In: 2013 SBMO/IEEE MTT-S International Microwave and Optoelectronics Conference (IMOC), 2013, Rio de Janeiro. 2013 SBMO/IEEE MTT-S International Microwave & Optoelectronics Conference (IMOC). p. 1.
- SOUSA, T. F. B. ; FERNANDES, MARCELO A.C. . Bi-dimensional Neural Equalizer applied to Optical Receiver. In: 1st BRICS Countries & 11th CBIC Brazilian Congress on Computational Intelligence, 2013, Porto de Galinhas - Recife. 1st BRICS Countries & 11th CBIC Brazilian Congress on Computational Intelligence, 2013.
- SOUSA, T. F. B. ; FERNANDES, MARCELO A. C. . Multilayer Perceptron Equalizer for Optical Communication Systems. Artigo submetido a revista Applied Optics.

1.4 Estrutura do Trabalho

Este trabalho encontra-se estruturado de acordo com os itens a seguir:

- No capítulo 2 são apresentados alguns fundamentos teóricos necessários para uma melhor contextualização da problemática envolvida nos sistemas ópticos.
- No capítulo 3 é apresentado o conceito de equalização adaptativa, assim como também é detalhado o funcionamento de uma rede neural artificial e de equalizadores neurais.
- No capítulo 4 é detalhada a proposta do trabalho para a resolução do problema de equalização neural na fibra óptica.
- No capítulo 5 são mostrados os resultados obtidos, que são comparados entre as

implementações de ENBs e com equalizadores adaptativos lineares e neurais.

- No capítulo 6 são expostas as conclusões do trabalho e também são apresentadas considerações para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Sistemas Ópticos

2.1 Introdução

Os sistemas ópticos, mais especificamente os sistemas de comunicação óptica, diferem dos sistemas de micro-ondas basicamente na região de frequências utilizadas pela portadora para transportar informação, pois, enquanto as micro-ondas estão na faixa dos 1 GHz, os sistemas ópticos situam-se na região dos 200 THz [Agrawal 2012]. Isso é um aumento significativo, visto que a banda do sinal modulante deve ser uma percentagem pequena da frequência da portadora, ou seja, mesmo se o sinal modulante tiver apenas 1% de banda utilizável, esse valor ainda é mil vezes maior que o comum em micro-ondas, tendo a capacidade de alcançar taxas de 1 Tb/s. Com isso fica fácil perceber a razão dos sistemas ópticos serem adotados na maior parte dos sistemas de comunicação atualmente e serem a força por trás do desenvolvimento mundial [Agrawal 2012].

Um sistema de comunicação óptica, como todo outro sistema de comunicação, é composto por três elementos, um transmissor, um canal e um receptor. Eles são classificados em duas categorias, existem os sistemas guiados, que são aqueles onde o canal de comunicação é um espaço confinado, geralmente uma fibra óptica, tornando esse tipo de comunicação conhecido como sistema de comunicação por fibra óptica. Também existem os sistemas não guiados, onde o feixe de luz é transmitido em espaço aberto, o que faz com que seja necessário uma calibração milimétrica do receptor e transmissor, já

que, apesar de haver espalhamento, diferente dos sistemas de comunicação por micro-ondas, o feixe é transmitido em linha reta devido ao pequeno comprimento de onda da luz [Agrawal 2012].

O objetivo deste capítulo é apresentar a teoria e os problemas envolvidos com a transmissão no sistema de comunicação óptico, assim como criar um modelo matemático para sua representação. O capítulo é organizado da seguinte forma: a Seção 2.2 apresenta a organização básica de um sistema óptico; a Seção 2.3 apresenta e formula o problema da dispersão cromática; a Seção 2.4 define e mostra o efeito da dispersão por polarização modal; a Seção 2.5 mostra e quantifica o ruído óptico que atinge o canal; a Seção 2.6 descreve com maior detalhe o canal de comunicação óptico com as dispersões anteriormente citadas e, por fim, a Seção 2.7 apresenta as conclusões obtidas nesse capítulo.

2.2 Sistema de Comunicação Óptico

Nos sistemas de comunicação terrestre as fibras ópticas são o tipo de canal mais utilizado para sistemas ópticos. Seu uso prático teve início em meados de 1950, quando o uso de uma camada de revestimento levou a consideráveis aumentos nas características de orientação do canal, o que é realizado através do fenômeno da reflexão interna total da luz. No início era usada primariamente na medicina, para transmissão de imagens em curtas distâncias, pois ainda havia muita perda no canal, da ordem de 1000 dB/km. Com o avanço da tecnologia, em 1979 as perdas na fibra estavam na casa dos 0,2 dB/km na faixa espectral dos 1,55 μm e a fibra-óptica deu início a uma revolução surpreendente na comunicação óptica [Agrawal 2012].

Apesar de tudo, mesmo com essa propriedade da baixa perda de sinal, a própria fibra impõe certas limitações que devem ser levadas em conta ao se estruturar uma rede. Os principais efeitos que afetam e determinam o limite de velocidade de transmissão na fibra são, além da perda, os efeitos de dispersão e outros efeitos não lineares. Os efei-

tos de dispersão são causados devido ao fato de que diferentes componentes do sinal transmitido viajam a diferentes velocidades na fibra, chegando em tempos diferentes no receptor [Ramaswami et al. 2009]. Eles são bem mais agravantes nas fibras multimodo, pois as diferentes velocidades em seus diferentes modos de transmissão fazem os pulsos de luz espalharem-se rapidamente, esse fenômeno é conhecido como a dispersão intermodal [Agrawal 2012]. Devido a este problema, as fibras multimodo são utilizadas somente em comunicações de curta distância, sendo a fibra monomodo, que conta apenas com um modo de transmissão, geralmente em comprimento de onda de $1,55 \mu\text{m}$, a mais utilizada em sistemas de comunicação por fibra óptica de longa distância. Os efeitos de dispersão que mais afetam a comunicação na fibra monomodo são a dispersão cromática e a dispersão de polarização-modal [Ramaswami et al. 2009].

Na Figura 2.1 é representado um sistema de comunicação utilizando fibra óptica, onde o sinal $a(n)$ é convertido através de um formador de pulsos no sinal multinível $x(t)$, que é então usado para modular a intensidade do laser, gerando o sinal modulado $g(t)$. Na fibra o sinal fica sujeito aos efeitos da dispersão cromática e de polarização-modal, com saída $u(t)$, além disso, incide no sinal o ruído $n(t)$ gerado pelos amplificadores ópticos. Enfim, o sinal $z(t)$ passa por um foto detector, que utiliza o módulo ao quadrado do sinal recebido para gerar o sinal elétrico, gerando o sinal $r(t)$, que em seguida é convertido em um sinal digital $r(n)$ através do conversor A/D e é então equalizado, onde enfim o sinal $\tilde{a}(n)$ é encaminhado ao seu destino.

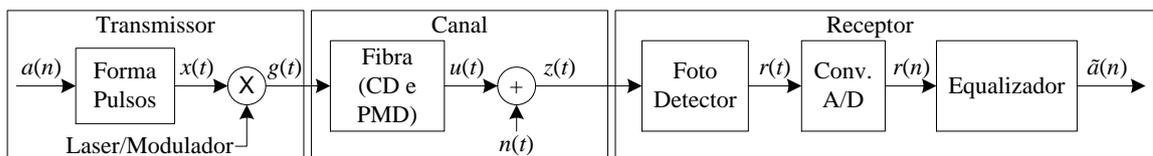


Figura 2.1: Esquema de um sistema de comunicação óptico.

2.3 Dispersão Cromática

Dispersão cromática é o termo dado ao fenômeno pelo qual diferentes componentes espectrais viajam a diferentes velocidades [Ramaswami et al. 2009]. Ela surge por dois motivos, o primeiro é devido ao coeficiente de refração da sílica, material utilizado para fazer a fibra óptica, ser dependente da frequência óptica. Esse componente da dispersão cromática é chamado de dispersão material.

O segundo motivo é a dispersão de orientação de onda. Numa transmissão utilizando uma fibra óptica monomodo, parte da energia da luz se propaga no núcleo e parte se propaga no revestimento, como o índice efetivo do modo se encontra entre os índices de refração entre o revestimento e o núcleo, ele depende da proporção de potência que está contida no revestimento e no núcleo [Ramaswami et al. 2009]. Se a maior parte da potência está contida no núcleo, o índice efetivo é próximo ao índice de refração do núcleo, por outro lado, se a maior parte da potência está contida no revestimento, o índice efetivo é próximo ao índice de refração do revestimento. Como a distribuição de potência de um modo entre núcleo e revestimento é uma função do comprimento de onda, mais especificamente, quanto mais longa a onda, maior a potência no revestimento, logo, se o comprimento de onda muda, a distribuição da potência muda e isso causa uma mudança no índice efetivo do modo [Ramaswami et al. 2009].

A resposta em frequência do canal com dispersão cromática pode ser expressa pela seguinte equação

$$H_{CD}(f) = e^{\left(\frac{-j\pi DLf^2\lambda^2}{c}\right)}, \quad (2.1)$$

onde f é a frequência em banda base do sinal, D é a constante de dispersão cromática da fibra, também chamada de dispersão material, L é o comprimento da fibra, λ é o comprimento de onda do sinal e c é a velocidade da luz no vácuo.

2.4 Dispersão de Polarização-Modal

A fibra monomodo suporta dois eixos de propagação, cada um com sua polarização. Na prática, as fibras ópticas não têm simetria perfeitamente circular, o que faz com que os eixos ortogonais tenham uma constante de propagação levemente diferentes. A dispersão de polarização-modal (*Polarization Mode Dispersion* - PMD) é causada devido ao espalhamento de pulso que ocorre devido a birrefringência na fibra [Singer et al. 2008]. A PMD é similar, em princípio, ao que ocorre na fibra multimodo (dispersão intermodal), porém em uma escala bem menor [Ramaswami et al. 2009].

A resposta ao impulso de um canal com PMD pode ser expressa por

$$H_{PMD}(f, \tau, \alpha) = \sqrt{\alpha} e^{-j\pi f \tau}, \quad (2.2)$$

onde f é a frequência em banda base do sinal, τ representa o atraso de grupo diferencial (*Differential Group Delay* - DGD) e

$$\alpha = \rho^2, \quad (2.3)$$

onde ρ é a amplitude do sinal no modo principal de transmissão (Polarização Y) e

$$(1 - \rho^2)^{1/2} \quad (2.4)$$

é a amplitude do sinal que foi induzido no outro modo de polarização (Polarização X), como pode ser observado na Figura 2.2, que ilustra o que ocorre com os pulsos ópticos dentro da fibra devido a PMD.

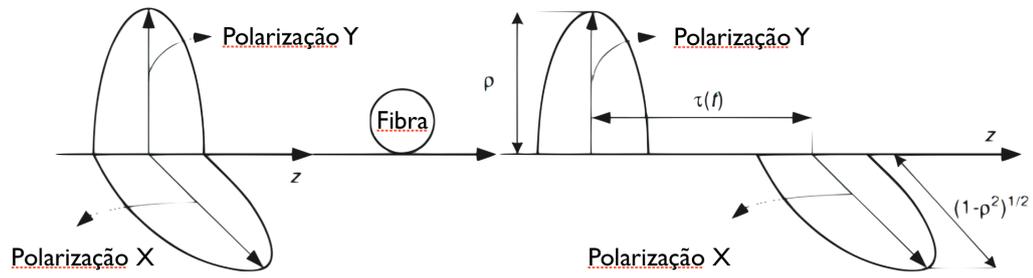


Figura 2.2: Efeito do DGD em uma fibra monomodo, a PMD cria um atraso diferencial τ entre os dois eixos de polarização.

2.5 Ruído Óptico

O ruído óptico acontece devido aos amplificadores ópticos e é conhecido como ruído de Emissão Espontânea Amplificada (*Amplified Spontaneous Emission* - ASE). De acordo com [Singer et al. 2008], o ruído ASE pode ser modelado como uma gaussiana branca complexa aditiva de simetria circular sobre a banda espectral do sinal óptico transmitido.

A OSNR é calculada como sendo a taxa de potência do sinal óptico transmitido pela potência do ruído ASE em uma banda de referência a uma frequência de referência adjacente ao sinal transmitido. A banda de referência do ruído usada tipicamente é de 0,1 nm, o que é aproximadamente 12,5 GHz para uma transmissão em 1550 nm.

Para simular um dado nível de OSNR, a variância do ruído usado em uma simulação discreta no tempo, amostrada em um tempo T_s , deve ser

$$\sigma_{ase}^2 = E\{|r(t)|^2\} 10^{-OSNR/10} \frac{W_{samp}}{W_{ref}}, \quad (2.5)$$

onde σ_{ase}^2 é a variância do ruído, E é o operador esperança, $W_{samp} = 1/T_s$ é a taxa de amostragem da simulação numérica, $W_{ref} = 12,5$ GHz para uma banda de resolução de ruído de 0,1 nm e OSNR é a OSNR desejada em dB. Como o sinal irá se propagar ao longo dos dois eixos ortogonais de polarização, para modelar o ruído ASE de maneira adequada, deve-se simular o ruído separadamente para cada polarização.

2.6 Modelo do Canal de Comunicação Óptico

Através das definições obtidas em [Wang & Kahn 2004], [Singer et al. 2008], [Kim et al. 2008], [Park & Chung 2011], [Portela et al. 2011], [Khafaji et al. 2010] e [Savory 2008], o modelo do canal de comunicação óptico pode ser ilustrado pelo esquema da Figura 2.3 onde $h_x(t)$ e $h_y(t)$ representam a resposta ao impulso do CD e PMD (em cada polarização), $n_x(t)$ e $n_y(t)$ representam o ruído óptico, por fim, $|(\cdot)|^2$ representa o efeito não linear do fotodetector.

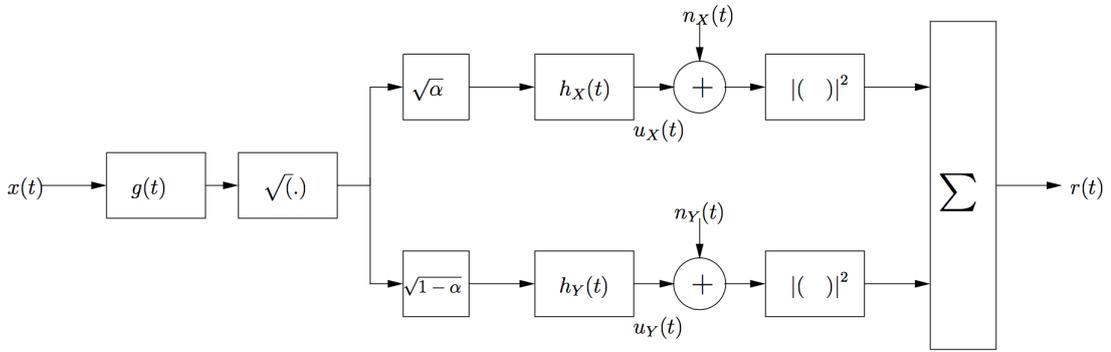


Figura 2.3: Modelo do canal de fibra óptica.

Primeiro é necessário ter a resposta da dispersão cromática no domínio do tempo, assim, com base em [Wang & Kahn 2004], utiliza-se a transformada de Fourier inversa para obter a resposta ao impulso da Equação 2.1 como

$$h_c(L, t) = \sqrt{\frac{c}{jD\lambda^2 L}} e^{\left(\frac{-j\pi c t^2}{D\lambda^2 L}\right)}, \quad (2.6)$$

simplificando, obtemos a função impulso do filtro compensador da dispersão cromática $h_c(L, t)$, dado por

$$h_c(L, t) = \sqrt{\frac{c}{jD\lambda^2 L}} e^{(-j\phi(t))}, \quad (2.7)$$

onde

$$e^{(-j\phi(t))} = e^{\left(\frac{-j\pi c t^2}{D\lambda^2 L}\right)}. \quad (2.8)$$

No entanto, essa resposta ao impulso trás muitos problemas para a implementação digital, como a não causalidade e *aliasing*. Para minimizar esse problema é necessário truncar a resposta ao impulso à uma duração finita. Com uma amostragem de T segundos, o *aliasing* irá ocorrer para frequências que excedam a frequência de Nyquist, dada por $\omega_n = \pi/T$ e a resposta ao impulso pode ser considerada como um vetor em rotação cuja frequência angular é dada por

$$\omega = \frac{\delta\phi(t)}{\delta t} = \left(\frac{2\pi ct}{D\lambda^2 L} \right) \quad (2.9)$$

e quando a magnitude dessa frequência exceder a de Nyquist, o *aliasing* irá ocorrer, dado que

$$-\frac{|D|\lambda^2 L}{2cT} \leq t \leq \frac{|D|\lambda^2 L}{2cT}. \quad (2.10)$$

Agora é possível implementar digitalmente utilizando um filtro FIR (*Finite Impulse Response*). Se considerarmos um número de *taps* ímpar de tal modo que o total seja N , então os pesos em cada *tap* serão dados por

$$\rho_k = \sqrt{\frac{jcT^2}{D\lambda^2 L}} e^{\left(\frac{-j\pi cT^2 k^2}{D\lambda^2 L} \right)}, \quad (2.11)$$

onde

$$-\left\lfloor \frac{N}{2} \right\rfloor \leq k \leq \left\lfloor \frac{N}{2} \right\rfloor \quad (2.12)$$

e

$$N = 2 \left\lfloor \frac{|D|\lambda^2 L}{2cT^2} \right\rfloor + 1. \quad (2.13)$$

Como relatado em [Kim et al. 2008] e [Park & Chung 2011], as funções de resposta

ao impulso $h_x(t)$ e $h_y(t)$ podem ser representadas pelas expressões

$$\begin{aligned} h_x(t) &= F^{-1}(H_{CD}(f)H_{PMD}(f, \tau_x, \beta_x)) \\ &= \sqrt{\alpha} \sum_{k=0}^{N-1} \rho_k \delta(t - \tau_k - \tau_x) \end{aligned} \quad (2.14)$$

e

$$\begin{aligned} h_y(t) &= F^{-1}(H_{CD}(f)H_{PMD}(f, \tau_y, \beta_y)) \\ &= \sqrt{1 - \alpha} \sum_{k=0}^{N-1} \rho_k \delta(t - \tau_k - \tau_y), \end{aligned} \quad (2.15)$$

onde τ_x e τ_y representam o DGD de cada polarização, β_x e β_y representam a fração da potência total projetada em cada polarização, ρ_k é o k -ésimo coeficiente (*tap*) do canal devido a CD e N é o tamanho do canal. Os coeficientes ρ_k podem ser calculados usando a Equação 2.11, presente em [Kim et al. 2008] e [Park & Chung 2011], com os parâmetros D , λ , c e L (apresentados na Seção 2.3).

A saída $r(t)$ é dada por

$$r(t) = |u_x(t) + n_x(t)|^2 + |u_y(t) + n_y(t)|^2, \quad (2.16)$$

onde

$$u_x(t) = \sqrt{\alpha} \sum_{k=0}^{N-1} \rho_k \sqrt{x(t - \tau_k - \tau_x)} \quad (2.17)$$

e

$$u_y(t) = \sqrt{1 - \alpha} \sum_{k=0}^{N-1} \rho_k \sqrt{x(t - \tau_k - \tau_y)}. \quad (2.18)$$

Substituindo as Equações 2.17 e 2.18 na equação 2.16, temos

$$r(t) = \left| \sqrt{\alpha} \sum_{k=0}^{N-1} \rho_k \sqrt{x(t - \tau_k - \tau_x)} + n_x(t) \right|^2 + \left| \sqrt{1 - \alpha} \sum_{k=0}^{N-1} \rho_k \sqrt{x(t - \tau_k - \tau_y)} + n_y(t) \right|^2, \quad (2.19)$$

onde é observado que o sinal recebido $r(t)$ tem uma resposta não linear do sinal transmitido $x(t)$.

2.7 Conclusões

Neste capítulo foram apresentados as principais características dos sistemas ópticos, os problemas que precisam ser resolvidos como as dispersões cromática, de polarização-modal e o ruído óptico, assim como foi feita uma caracterização do canal através de um modelo matemático, deixando claro quais os principais efeitos que afetam o sinal transmitido.

Capítulo 3

Equalizadores Neurais

3.1 Introdução

Um dos problemas que atinge os sistemas de comunicações digitais é chamado de Interferência Intersimbólica (*Inter Symbol Interference* - ISI) [Haykin 2001]. Esse problema acontece devido a sobreposição de símbolos de um mesmo transmissor em um receptor, fenômeno este que é causado devido a efeitos de limitação de banda e também devido aos efeitos de multi-percurso.

Os fenômenos de multi-percurso são causados devido as reflexões do sinal que ocorrem durante a transmissão do mesmo, fazendo com que ocorra um espalhamento do sinal no tempo, o que dá origem a ISI [Haykin 2001] [Proakis 2000]. De modo a diminuir a influência desse efeito nos sistemas de comunicação atuais, são utilizados os equalizadores.

O objetivo deste capítulo é apresentar os conceitos teóricos da equalização adaptativa, assim como descrever os equalizadores usados como referência de desempenho para validar a proposta desse trabalho. O capítulo é organizado da seguinte forma: a Seção 3.2 define o que é a equalização adaptativa; a Seção 3.3 descreve o funcionamento do equalizador LTE; a Seção 3.4 mostra como se comporta o equalizador DFE; a Seção 3.5 define o que é um equalizador neural, apresenta seus problemas e algumas implementações presentes na literatura; por fim, a Seção 3.6 mostra as conclusões obtidas.

3.2 Equalização Adaptativa

O principal objetivo da equalização é o de compensar resposta não ideal do canal com o intuito de restaurar o sinal que foi transmitido, principalmente quando codificadores de canais não conseguem fazer essa restauração eficientemente.

Existem canais onde a ISI pode ser dinâmica, para esse tipo de canal, é necessária a utilização de uma estratégia de equalização com algoritmos adaptativos, Esses algoritmos manipulam convenientemente a amplitude e fase dos coeficientes dos filtros dos equalizadores, objetivando a atenuação da ISI [Haykin 2001] [Proakis 2000]. O esquema básico da equalização está representado na Figura 3.1, onde M é o número de entradas do equalizador, τ_d é o seu atraso, $H(z)$ é a transformada Z da resposta ao impulso finita (*Finite Impulse Response* - FIR) do canal, η é o ruído branco gaussiano adicionado a sequência $r(n)$ para obter a sequência de observação $u(n)$. O equalizador deve usar a informação das amostras $u(n), u(n-1), \dots, u(n-M+1)$ para estimar o símbolo transmitido $a(n-\tau_d)$ no instante n . Utilizando esse símbolo como sinal de referência, ocorre a comparação com a saída do equalizador $a(n)$ na fase de treinamento, sendo obtido o sinal de erro $e(n)$, que é responsável pela atualização dos parâmetros do algoritmo de treinamento na busca do erro mínimo global da função de custo e por fim $\hat{a}(n-\tau_d)$ é o símbolo $a(n)$ após o processo de decisão do equalizador.

Um equalizador ótimo pode ser obtido com o intuito de satisfazer três critérios, de acordo com [da Silva 2001] esses critérios são:

- Minimizar momentos de 2^a ordem: minimização do erro quadrático médio ou mínimos quadrados.
- Máxima verossimilhança ou máxima entropia.
- Bayes: a maximização da probabilidade *a posteriori* de símbolo transmitido dado o sinal recebido

Levando em conta o primeiro critério, um equalizador que solucionaria o problema

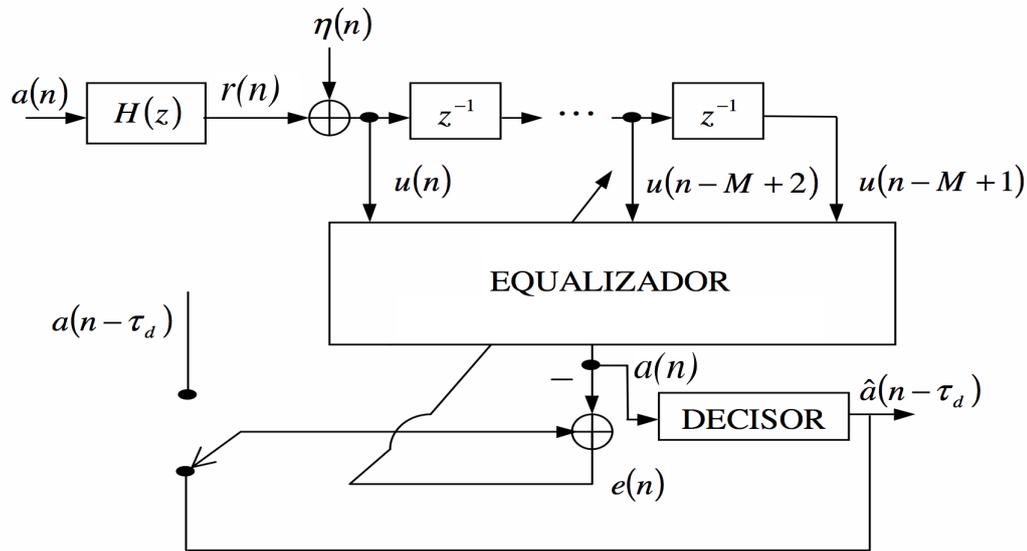


Figura 3.1: Esquema de um equalizador adaptativo

consiste de um filtro transversal linear (*Linear Transversal Equalizer* - LTE) seguido de um elemento não linear de decisão. Já levando em conta o segundo critério, o equalizador ótimo é formado por um filtro casado com o canal de transmissão seguido do algoritmo de Viterbi. Ambos possuem determinados problemas que fazem com que seu uso não seja adequado a todos os casos, o LTE é um filtro linear, portanto tem problemas com não linearidades, ficando muito longe do ótimo segundo o critério de Bayes ou segundo o critério da máxima verossimilhança, já o algoritmo de Viterbi apresenta uma complexidade computacional que cresce exponencialmente com a ordem do modelo do canal, podendo ser problemático na prática [da Silva 2001].

Para resolver o problema e obter um equalizador que seja melhor que o LTE, mas não tão custoso como um ótimo, foram realizados vários estudos, um deles obteve como resultado uma variação do LTE, o *Decision Feedback Equalizer* (DFE), onde são levadas em conta as decisões passadas, fazendo deste um sistema não linear com realimentação. Como citado no Capítulo 1, o uso de equalizadores adaptativos na fibra óptica não é novo, existem muitas técnicas na literatura que fazem seu uso, seja com o LTE como pode ser observado em [Kuschnerov et al. 2008], ou com o DFE, estudado em [Park &

Chung 2011] [Katz & Sadot 2007] [Wang & Kahn 2004] [Fickers et al. 2013] [Zeolla et al. 2011] [Proesel et al. 2013]. Outras estruturas não lineares vêm sendo estudadas e dentre elas estão as que utilizam redes neurais, como pode ser visto em [Haykin 2001] [Proakis 2000] [Peng et al. 1991] [Peng et al. 1992] [H.Leung & Haykin 1991] [Benvenuto & Piazza 1992] [Georgiou & Koutsougeras 1992] [Kim & Adali 2001] [Burse et al. 2010] [Kechriotis et al. 1994].

3.3 Equalizador LTE

O Equalizador Linear Transversal tem como objetivo reduzir a componente da ISI no sinal recebido $r(t)$. O LTE trata o problema de equalização da seguinte maneira: utilizando um algoritmo adaptativo do tipo gradiente estocástico, como o *Least Mean Square* (LMS), ele obtém uma estimativa do símbolo transmitido $a(n - \tau_d)$ [Haykin 1996]. Isso se resume a encontrar os pesos w_k e estimar $a(n - \tau_d)$ como

$$\hat{a}(n - \tau_d) = f_d\left(\sum_{k=0}^{M-1} w_k^* u(n - k)\right) = f_d(\mathbf{w}^H(n)\mathbf{u}(n)), \quad (3.1)$$

onde $\mathbf{w}(n) = [w_0(n)w_1(n) \cdots w_{M-1}(n)]^T$, $\mathbf{u}(n) = [u(n)u(n-1) \cdots u(n-M+1)]^T$ e $f_d(\cdot)$ é a função de decisão.

Admitindo que o canal $h(n)$ possua uma função de transferência $C(z)$ e que o equalizador possua uma função de transferência $F(z)$, a equalização acontece quando $F(z)$ é a função inversa de $C(z)$, logo

$$H(z) = C(z)F(z) = z^{-d}, \quad (3.2)$$

onde $H(z)$ é a função de transferência conjunta do equalizador e canal no domínio da frequência e d é o atraso de equalização.

3.4 Equalizador DFE

O DFE é formado por dois filtros adaptativos: um progressivo, $H_f(z)$, e um regressivo, $H_b(z)$ (ver Figura 3.2). A sua meta é eliminar os pós-ecos através de um filtro de realimentação $H_b(z)$ e os pré-ecos a partir de um filtro FIR $H_f(z)$.

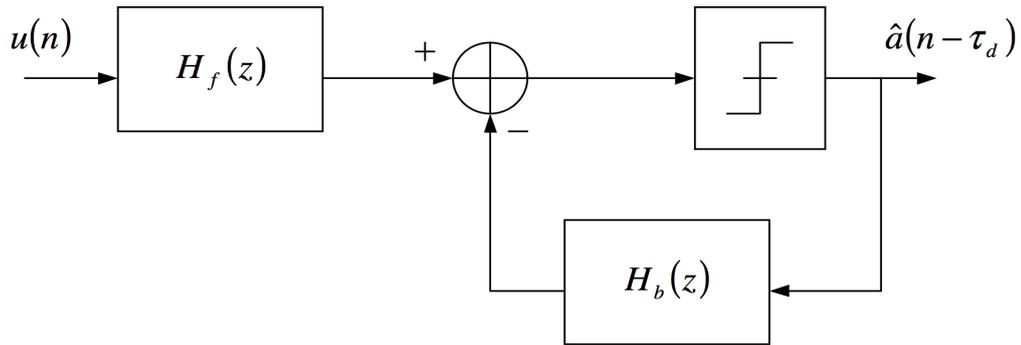


Figura 3.2: Esquema de um DFE

A saída do DFE pode ser descrita por

$$\tilde{a}(n) = \sum_{i=0}^{L_f-1} f_i u(n-i) - \sum_{k=1}^{L_b} b_k \hat{a}(n-k), \quad (3.3)$$

onde f_i são os coeficientes complexos do filtro $H_f(z)$ de comprimento L_f e b_i são os coeficientes complexos do filtro $H_b(z)$ de comprimento L_b .

3.5 Equalizador Neural

O equalizador neural utiliza a capacidade de aprendizado e classificação de padrões das redes neurais com o objetivo de realizar a equalização de canais. Uma das vantagens dos equalizadores neurais é o fato de serem estruturas não lineares, preferidas com relação as lineares, que não têm bom desempenho em canais com profundos vazios espectrais em sua banda [Guha 2010] e não linearidades, como o que acontece no canal óptico devido aos conversores fotoelétricos. Enquanto os equalizadores lineares enxergam um

problema de equalização como o cálculo de uma inversa para o canal, os equalizadores não lineares baseados em redes neurais visualizam esse problema como uma classificação de padrões, onde o equalizador classifica o sinal de entrada em classes baseadas nos dados transmitidos.

O objetivo desta seção é mostrar um tipo específico de classe de equalizador neural, os baseados em redes neurais MLP, que compõem a base do que é utilizado na implementação proposta desse trabalho.

3.5.1 Rede Neural Artificial

Uma rede neural artificial, ou simplesmente rede neural, é um processador paralelamente distribuído composto por unidades simples de processamento, as quais possuem uma propensão natural para armazenar conhecimento experimental e o tornar disponível para uso [Haykin 1999]. De acordo com [Haykin 1999], a rede neural assemelha-se ao cérebro em dois aspectos:

- A rede neural adquire conhecimento através de um processo de aprendizado.
- Conexões entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar conhecimento.

As redes neurais oferecem propriedades bem distintas, como a não-linearidade e a adaptatividade através dos ajustes de seus pesos sinápticos.

3.5.2 Perceptron de Múltiplas Camadas - MLP

Uma das formas de implementação de uma rede neural é através do perceptron de múltiplas camadas (*Multi Layer Perceptron* - MLP), que é uma técnica amplamente utilizada na literatura, composta por perceptrons distribuídos em várias camadas interligadas. Essa rede tem a habilidade de trabalhar com problemas não-linearmente separáveis.

Uma rede MLP é definida pela quantidade de neurônios na camada de entrada, número de camadas escondidas, número de neurônios em cada uma das camadas escondidas e número de neurônios na camada de saída. Os neurônios são conectados entre si através de pesos sinápticos, por onde o neurônio de uma camada é conectado a todos os outros das camadas adjacentes. Além disso, cada neurônio possui uma função de ativação, sendo as mais comuns a sigmóide, que possui saída limitada entre 0 e 1, a tangente hiperbólica, com saída limitada entre -1 e 1 e a linear, com saída sem limite, sendo geralmente utilizada na camada de saída da rede MLP.

Na Figura 3.3 é apresentado o esquema de uma rede MLP com três camadas e que possui M neurônios na camada de entrada, P neurônios na camada escondida e H neurônios na camada de saída. O i -ésimo neurônio da camada escondida processa o sinal de acordo com a equação

$$y_i(n) = \varphi \left(\sum_{j=0}^{M-1} w_{ij}^0(n) u_j(n) \right), \quad (3.4)$$

onde $y_i(n)$ ($i = 0, 1, \dots, P-1$) é o sinal de saída do i -ésimo neurônio, $u_j(n)$ ($j = 0, 1, \dots, M-1$) é o j -ésimo sinal de entrada, w_{ij}^0 são os pesos associados com as conexões entre a entrada $u_j(n)$ e a saída $y_i(n)$ e, finalmente, $\varphi(\cdot)$ é a função de ativação da camada escondida. A saída do h -ésimo neurônio da camada de saída é dada por

$$\tilde{a}_h(n) = \phi \left(\sum_{i=0}^{P-1} w_{hi}^1(n) y_i(n) \right), \quad (3.5)$$

onde $\tilde{a}_h(n)$ ($h = 0, 1, \dots, H-1$) é o sinal de saída do h -ésimo neurônio, w_{hi}^1 são os pesos associadas com as conexões entre a saída da camada escondida $y_i(n)$ e a saída da camada de saída $\tilde{a}_h(n)$ e $\phi(\cdot)$ é a função de ativação da camada de saída.

Para o treinamento pode ser utilizado o algoritmo *Backpropagation*, treinado de forma iterativa a cada amostra do sinal de referência.

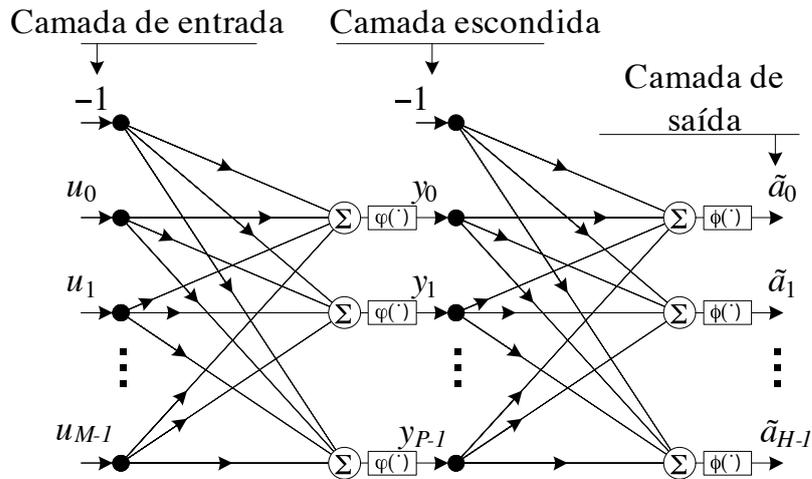


Figura 3.3: Esquema de uma rede neural MLP com uma camada de entrada, uma camada escondida e uma camada de saída.

3.5.3 Equalizador Neural MLP

O equalizador neural MLP utiliza o algoritmo *Backpropagation* para realizar o ajuste dos pesos da rede, necessário para fazer com que ela aprenda como funciona o canal e seja capaz de classificar os padrões existentes, o que na prática é equivalente a equalizá-lo. Esse algoritmo realiza uma aproximação da minimização global alcançada através do método do gradiente, logo ele pode ser visto como uma generalização do algoritmo adaptativo LMS, porém aplicado a uma estrutura mais robusta do que um equalizador linear.

A estrutura de um equalizador neural MLP é apresentada na Figura 3.4, onde M é o número de entradas da rede, $u(n), u(n-1), \dots, u(n-M-1)$ são as amostras para estimar o símbolo transmitido em $\tilde{a}(n)$, $v_0(n), v_1(n), \dots, v_{P-1}(n)$ são os pesos sinápticos da camada oculta, $y_0(n), y_1(n), \dots, y_{P-1}(n)$ são as saídas das funções de ativação de cada neurônio da camada oculta e P é o número de neurônios da camada oculta, mostrando uma semelhança perceptível se comparado à um equalizador linear.

Apesar de todas as vantagens, existe um grande problema quando se utiliza redes neurais MLP com o algoritmo *Backpropagation* para a equalização de canais que utili-

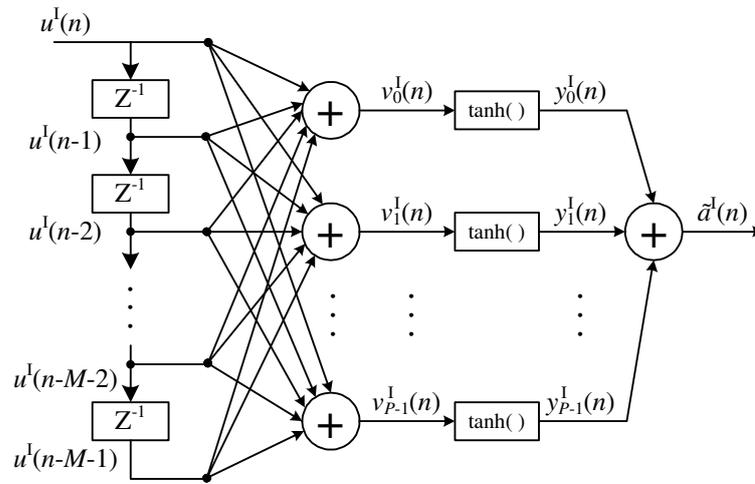


Figura 3.4: Estrutura detalhada de um equalizador neural MLP.

zam uma modulação bidimensional: elas não funcionam com números complexos. Esse problema acontece devido a função de ativação utilizada em redes desse tipo, ela não é definida para números complexos, o que faz com que o seu uso sem modificações seja impraticável para modulações bidimensionais.

Atualmente existem várias implementações na literatura feitas com o objetivo de resolver esse problema. Para este trabalho foram escolhidas duas em particular com o objetivo de servirem como comparação para o método proposto. A primeira é a implementação presente em [Kim & Adali 2001] e a segunda é o proposto por [Benvenuto & Piazza 1992].

3.5.4 Equalizador Neural com Função de Ativação Complexa

O Equalizador Neural com Função de Ativação Complexa (MLP-AC), que pode ser conferido em [Kim & Adali 2001], tem como objetivo resolver o problema através da criação de uma função de ativação definida para números complexos. A proposta consiste em utilizar um conjunto de funções de ativação transcendentes elementares, definidas para quase todo o domínio complexo e demonstrar que essa é uma condição suficiente para a maior parte dos problemas práticos para processamento de sinais.

Um dos maiores problemas com essa implementação é o fato de que pode acontecer um caso onde os sinais analisados pelo equalizador neural estejam nos pontos não definidos das funções de ativação, o que precisa ser tratado com um pré-processamento antes de enviá-los a rede, além disso é necessária a adaptação do algoritmo *Backpropagation* para funcionar adequadamente com as novas funções de ativação.

3.5.5 Equalizador Neural com Função de Ativação Dividida

No Equalizador Neural com Função de Ativação Dividida (MLP-AD), apresentada em [Benvenuto & Piazza 1992], o problema é resolvido através de uma modificação no funcionamento da função de ativação da rede neural. De modo a garantir que a função de ativação seja definida para todo o domínio complexo, a seguinte função de ativação foi proposta:

$$\tanh(Z) = \tanh(z_R) + j * \tanh(z_I), \quad (3.6)$$

onde Z é a variável complexa, com z_R sendo a parte real e z_I a parte imaginária, e \tanh é a função de ativação tangente hiperbólica convencional para números reais, ou seja, o método consiste em aplicar a função de ativação já conhecida separadamente na parte real e imaginária do sinal. Essa abordagem tem como vantagem o fato de utilizar as funções de ativação já conhecidas, porém ainda é necessária uma modificação no algoritmo do *Backpropagation* para se adequar a alteração proposta.

3.6 Conclusões

Neste capítulo foi apresentada a base teórica para a compreensão do conceito de equalização adaptativa, também foram mostradas algumas implementações de equalizadores, o LTE, um equalizador linear, o DFE, um equalizador não linear que usa o algoritmo dos

mínimos quadrados para seu ajuste de pesos e também foi definido o que são equalizadores neurais, especificamente os que usam redes neurais MLP, com duas implementações distintas.

Capítulo 4

Equalizador Neural Bidimensional

4.1 Introdução

A fibra óptica está sujeita a efeitos de dispersão, como a cromática e a de polarização-modal, o efeito causado por esses fenômenos se traduzem em atrasos no sinal enviado, causando interferências intersimbólicas no receptor. Existem também outros problemas que influenciam o canal, como o fato de existirem duas polarizações, o que faz com que o sinal transmitido em uma polarização tenha uma parcela transmitida na outra e, mesmo utilizando-se apenas uma polarização para se transmitir os dados, devemos levar em conta a interferência que essa parcela irá ocasionar no receptor. O outro grande problema na transmissão por fibra óptica acontece nos conversores fotoelétricos, onde existem conversões não-lineares quando o sinal sai do meio elétrico para o meio óptico e vice-versa.

O modelo de canal proposto para a simulação da fibra óptica implementa os principais problemas citados, sendo implementado seguindo o que foi apresentado na Seção 2.6, também sendo utilizado em implementações similares por [Singh n.d.] e [Wang & Kahn 2004].

Os dados serão transmitidos utilizando-se uma modulação 4-QAM, que requer alguns ajustes quando utilizada com sistemas ópticos, onde é necessário um deslocamento da constelação para o eixo positivo do plano real-complexo antes da transmissão do sinal no canal em conjunto com a correção desse deslocamento quando o sinal alcançar o receptor.

Com o objetivo de validar o desempenho da proposta desse trabalho, são utilizados quatro equalizadores adaptativos diferentes, dois deles são implementações de equalizadores lineares LMS, o LTE e o DFE, enquanto que os outros dois são baseados em redes neurais como visto na Seção 3.5. Na literatura, a abordagem ao problema da equalização utilizando equalizador neural é feita já a algum tempo, como em [Katz & Sadot 2007] e [Kim & Adali 2002].

O objetivo desse capítulo é definir o Equalizador Neural Bidimensional através de equações e diagramas, explicando o seu funcionamento. O capítulo é organizado da seguinte forma: a Seção 4.2 define o Equalizador Neural Bidimensional e a Seção 4.3 apresenta as conclusões obtidas.

4.2 Arquitetura

O Equalizador Neural Bidimensional utiliza duas redes MLP operando em conjunto para realizar o processo de classificação de padrões, recebendo portanto o nome de Equalizador Neural Bidimensional MLP (ENB-MLP) [Fernandes et al. 2011]. As duas redes, chamadas de MLP-I e MLP-Q operam independentemente e paralelamente entre si, cada uma responsável em analisar uma dimensão do sinal modulado, ou seja, uma rede é encarregada da parte real, ou fase, e a outra da parte imaginária, ou quadratura (ver Figura 4.1).3.4.

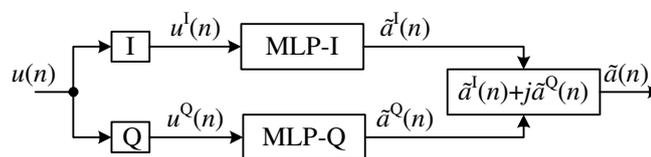


Figura 4.1: Esquematização do ENB-MLP.

A arquitetura da ENB-MLP utiliza a função tangente hiperbólica como função de ativação nas camadas ocultas e a função linear na camada de saída, além disso é feita uma normalização nos sinais de saída das redes, necessária para que o limite da função de

ativação da tangente hiperbólica seja respeitado. A partir daí, na saída da MLP-I o sinal é dado por

$$\tilde{a}^I(n) = \sum_{i=0}^{K-1} (w_i^1(n))^I \tanh \left(\sum_{j=0}^{P-1} (w_{ij}^0(n))^I u^I(n-j) \right) \quad (4.1)$$

e na saída da MLP-Q, o sinal é

$$\tilde{a}^Q(n) = \sum_{i=0}^{K-1} (w_i^1(n))^Q \tanh \left(\sum_{j=0}^{P-1} (w_{ij}^0(n))^Q u^Q(n-j) \right), \quad (4.2)$$

onde $\tilde{a}^I(n)$ e $\tilde{a}^Q(n)$ são as estimativas dos sinais, $a^I(n)$ e $a^Q(n)$, respectivamente.

Existem dois esquemas de treinamento para o ENB-MLP, no primeiro, cada rede MLP tem seu erro realimentado a ela mesma (ver Figura 4.2), já no segundo, existe uma heurística de integração para realizar o cálculo de um erro conjunto das duas redes MLP, por esse motivo o equalizador do segundo esquema é chamado de ENB-MLP com Erro Conjunto (ENB-MLP-EC) (ver Figura 4.3). Ambos os esquemas possuem métodos de aprendizado supervisionado e não supervisionado.

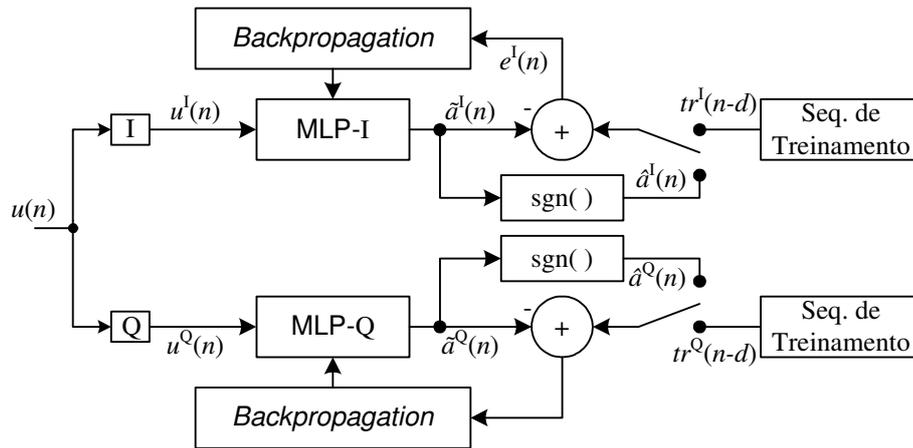


Figura 4.2: Estrutura do ENB-MLP.

Para o ENB-MLP, no modo supervisionado, os sinais de erro em fase e quadratura são respectivamente

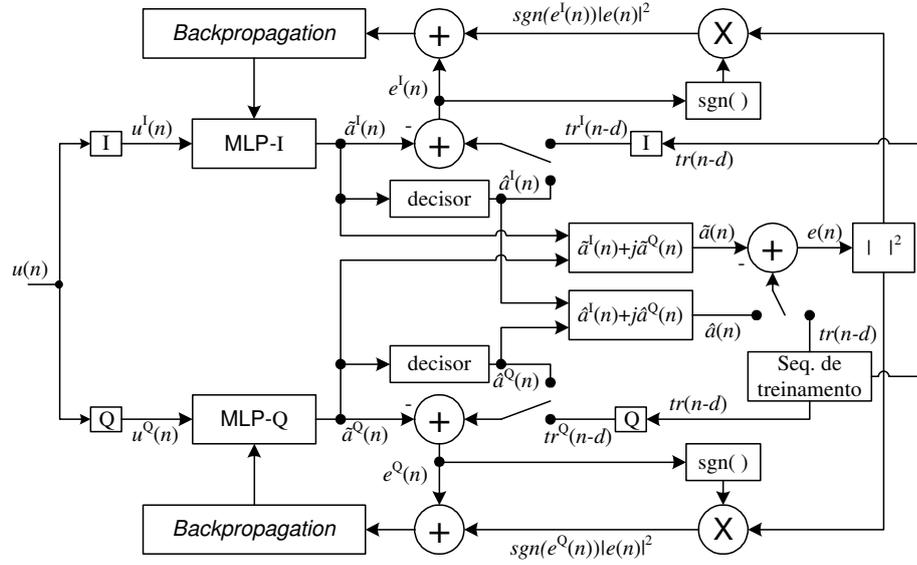


Figura 4.3: Estrutura do ENB-MLP EC.

$$e^I(n) = tr^I(n-d) - \hat{a}^I(n) \quad (4.3)$$

e

$$e^Q(n) = tr^Q(n-d) - \hat{a}^Q(n), \quad (4.4)$$

onde tr é a sequência de treinamento conhecida e d é o atraso de equalização. No modo não-supervisionado, o algoritmo de decisão direta é empregado (*Decision Directed - DD*), com sinais de erro em fase e quadratura sendo respectivamente

$$e^I(n) = \hat{a}^I(n) - \tilde{a}^I(n) \quad (4.5)$$

e

$$e^Q(n) = \hat{a}^Q(n) - \tilde{a}^Q(n). \quad (4.6)$$

Já para o ENB-MLP EC, os erros conjuntos são descritos como

$$e_{EC}^I(n) = e^I(n) + \text{sgn}(e^I(n)) \cdot |e(n)|^2 \quad (4.7)$$

e

$$e_{EC}^Q(n) = e^Q(n) + \text{sgn}(e^Q(n)) \cdot |e(n)|^2. \quad (4.8)$$

No modo supervisionado, $e(n)$ é dado por

$$e(n) = tr(n - d) - \tilde{a}(n). \quad (4.9)$$

No modo DD, $e(n)$ é dado por

$$e(n) = \hat{a}(n) - \tilde{a}(n). \quad (4.10)$$

4.3 Conclusões

Neste capítulo foi apresentado o Equalizador Neural Bidimensional, que consiste em um equalizador que utiliza duas redes neurais, a MLP-I e MLP-Q para realizar a equalização de canais com modulação bidimensional. Além disso existem dois modos de implementação, o modo normal, com as duas redes trabalhando independentemente uma da outra e o modo EC, com a adição da heurística do erro conjugado as redes passam a compartilhar informações para refinar a descida do gradiente durante o treinamento da rede objetivando uma convergência em menos épocas que a do outro modo.

Capítulo 5

Resultados das Simulações

5.1 Introdução

O objetivo dessa seção é avaliar o funcionamento da proposta, a comparação de desempenho entre o ENB-MLP, os equalizadores adaptativos LMS (DFE e LTE) e os outros equalizadores neurais (MLP-AC e MLP-AD), em um ambiente simulado. Todas as simulações foram realizadas utilizando o canal óptico, com modelo descrito no Capítulo 2, sobre o qual foi utilizado um sistema 4-QAM.

As simulações foram realizadas em duas etapas, ambas para um sinal 4-QAM utilizando o modelo de canal apresentado na Figura 2.3. A partir das simulações foram traçadas curvas de taxa de erro por bit (BER) em função de E_b/N_0 , que representa a relação entre a energia de bit e densidade espectral de potência do ruído, e a curva de erro quadrático médio (MSE) do treinamento dos equalizadores em função do número de frames recebidos. Também foram adquiridas as constelações da modulação 4-QAM na saída dos equalizadores para um E_b/N_0 de 30 dB, de forma a facilitar a visualização do resultado da equalização e desempenho das propostas.

O objetivo desse capítulo é apresentar as simulações realizadas para a validação da proposta, os dados dos canais simulados e o desempenho dos equalizadores. O capítulo é organizado da seguinte maneira: a Seção 5.2 mostra os parâmetros utilizados para a simulação realizada com um canal controlado e os seus resultados; a Seção 5.3 mostra os

parâmetros utilizados para as simulações realizadas em canal óptico e os seus resultados; e por fim, a Seção 5.4 apresenta as conclusões obtidas.

5.2 Simulação em Canal Não Linear Controlado

A primeira simulação realizada foi em um canal denominado controlado, que recebeu esse nome devido forma como o canal foi gerado: nesse primeiro momento, ao invés das simulações serem feitas diretamente em um canal óptico real, foi criado um canal utilizando os *taps* presentes nas simulações feitas em [Fernandes et al. 2011], de modo a permitir que existam reflexões do sinal com o objetivo de causar a ISI e ter uma base de comparação com os resultados anteriores para auxiliar na validação do desempenho.

5.2.1 Parâmetros

Nesta etapa foram utilizados *taps* controlados, com $h_x(t)$ e com $h_y(t)$ expresso por

$$h_x(t) = \delta(t) + 0.5\delta(t - 3t_s) + 0.3\delta(t - 6t_s) \quad (5.1)$$

e

$$h_y(t) = \delta(t) + 0.5\delta(t - 3t_s) + 0.3\delta(t - 6t_s), \quad (5.2)$$

onde t_s é o período de símbolo do sinal transmitido $x(t)$. Temos então os parâmetros para substituir nas Equações 2.17 e 2.18, onde o valor de α é

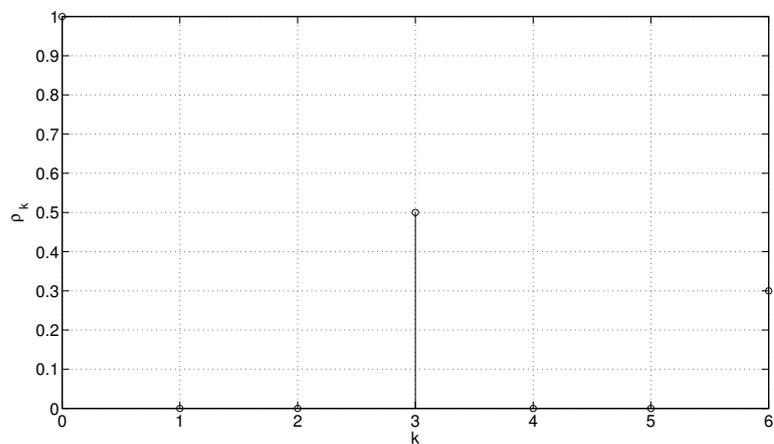
$$\alpha = 0.8; \quad (5.3)$$

e os valores de ρ_k estão na Tabela 5.1, com uma representação visual na Figura 5.1.

O objetivo é comparar o desempenho do ENB-MLP e ENB-MLP-EC com os outros

Tabela 5.1: Valores de ρ_k para o canal controlado.

Valores de k	Valores de ρ_k
0	1
1	0
2	0
3	0.5
4	0
5	0
6	0.3

Figura 5.1: Valores de ρ_k para o canal não linear controlado.

equalizadores em um ambiente conhecido.

A Tabela 5.2 apresenta os parâmetros utilizados nas estruturas dos equalizadores simulados, que foram obtidos através de cerca de 100 experimentos para cada equalizador com o canal controlado, focados na sintonia fina dos seus diversos parâmetros.

5.2.2 Resultados

Com os resultados apresentados na Figura 5.2, verifica-se que os equalizadores adaptativos LMS só conseguem chegar a valores razoáveis de BER para valores de E_b/N_0 acima de 14 dB. O LTE-LMS especificamente, mesmo com relação sinal ruído (SNR) de 18 dB tem dificuldade para realizar a equalização, pois as não linearidades do canal

Tabela 5.2: Parâmetros utilizados nas estruturas dos equalizadores neurais simulados.

Estrutura	Número de entradas (P)	Número de neurônios na camada escondida (K)	Atraso de equalização (d)	Passo de adaptação (μ)
FIR-LMS	64	–	16	0.001
DFE-LMS	32	–	16	0.01
ENB-MLP	32	16	16	0.005
ENB-MLP-EC	32	16	16	0.005
MLP-AC	32	16	16	0.005
MLP-AD	32	16	16	0.005

presentes nos conversores fotoelétricos fazem com que essa tarefa esteja além da sua capacidade. Por outro lado, todos os equalizadores neurais, o ENB-MLP, o ENB-MLP-EC, o MLP-AC e o MLP-AD tiveram um desempenho satisfatório, conseguindo atingir níveis de BER relativamente baixos a partir de valores de E_b/N_0 de 10 dB. É possível observar um ganho de 9 dB a 10 dB dos equalizadores neurais se comparados com o LTE-LMS a partir de um E_b/N_0 de 8 dB e a partir de 16 dB a vantagem em desempenho dos equalizadores neurais comparados ao DFE-LMS é de aproximadamente 3 dB.

A Figura 5.3 mostra o gráfico de MSE por frame que foi gerado da simulação, onde se observa uma vantagem que os equalizadores neurais têm sobre os equalizadores que utilizam o LMS, também é possível verificar que o equalizador que começa com a descida mais íngreme é o ENB-MLP-EC, o que de certa forma valida sua existência. A partir de 5 frames o desempenho dos equalizadores neurais chega a ser 1000 vezes melhor que os dos equalizadores adaptativos lineares.

5.3 Simulação em Canal Não Linear Óptico

A segunda etapa das simulações foi realizada utilizando um canal simulado a partir de um modelo de canal óptico, conforme apresentado na Seção 2.6. Nessa simulação os equalizadores LMS não conseguiram atingir um desempenho mínimo para que fosse

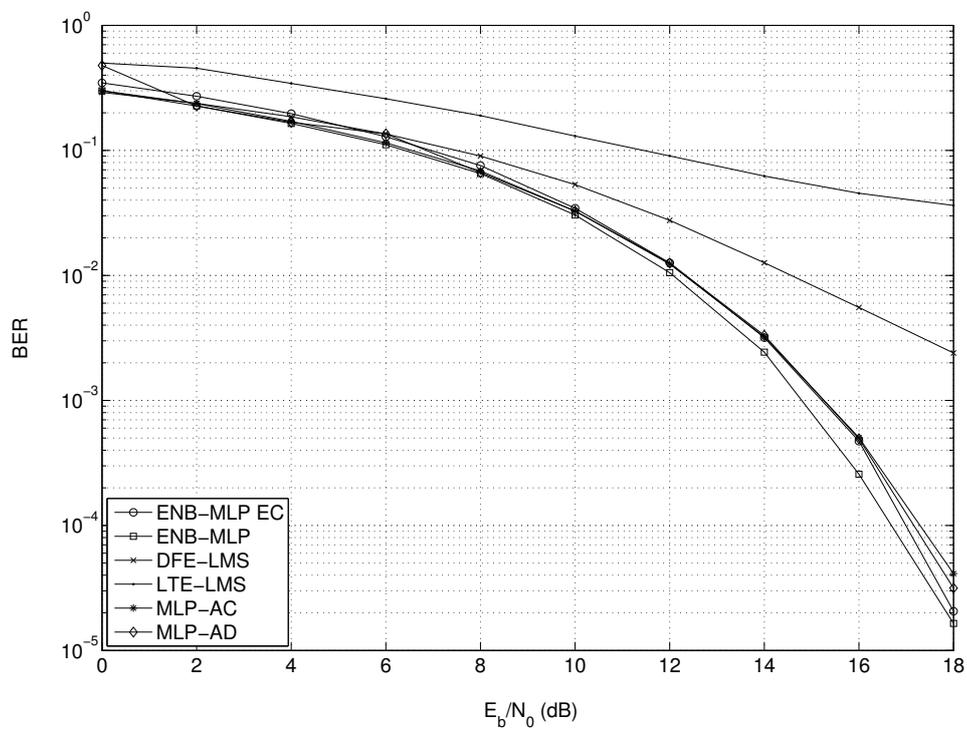


Figura 5.2: Curva de desempenho de BER em função de E_b/N_0 para o canal da Tabela 5.1.

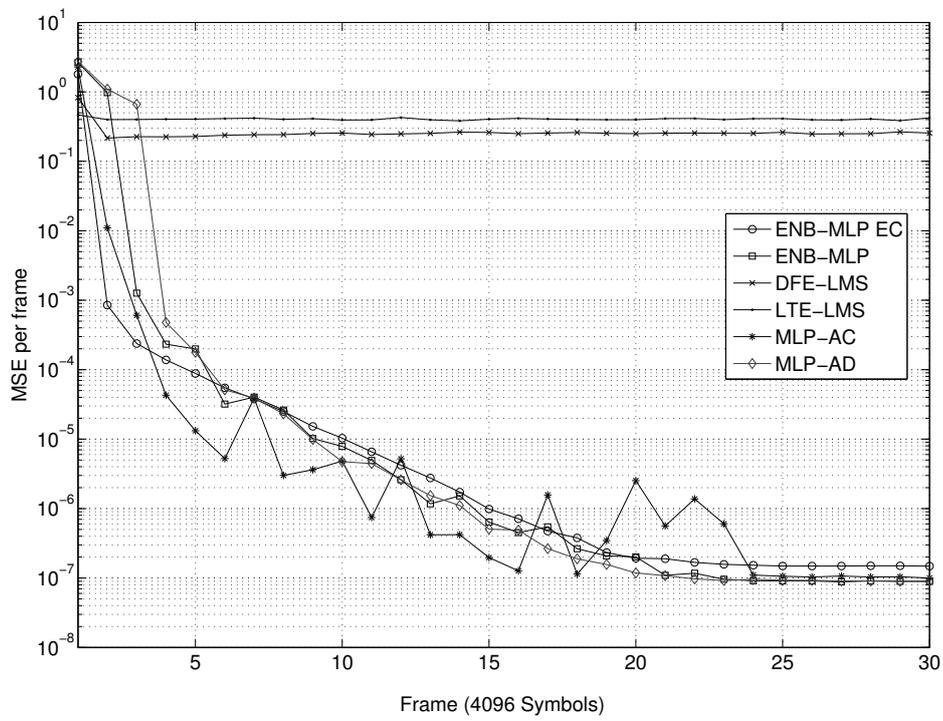


Figura 5.3: Curva de erro médio quadrático em função dos frames recebidos para o canal da Tabela 5.1.

detectada qualquer mudança na equalização do sinal, por isso não foram acrescentados aos resultados, tornando essa segunda etapa em uma comparação mais direta entre os equalizadores neurais propostos ENB-MLP e ENB-MLP-EC com os da literatura, o MLP-AC e MLP-AD.

5.3.1 Parâmetros

Foram feitas simulações para um comprimento (L) da fibra de 50 km, 100 km e 500 km, a Tabela 5.3 apresenta os parâmetros utilizados nestas simulações.

Tabela 5.3: Parâmetros utilizados para o canal simulado em canal óptico.

Comprimento da fibra (L)	Comprimento de onda (λ)	Velocidade da luz no vácuo (c)	Coefficiente de dispersão (D)
50km	1550nm	300000km/s	17ps/nm – km
100km	1550nm	300000km/s	17ps/nm – km
500km	1550nm	300000km/s	17ps/nm – km

Com os parâmetros definidos foi feito o cálculo dos *taps* do canal através das devidas aplicações descritas na Seção 2.6, mais especificamente nas Equações 2.11, 2.12 e 2.13. Uma vez que os *taps* foram calculados o canal foi criado, porém nas primeiras simulações foi observado que, devido a ocorrência de *taps* complexos, os equalizadores neurais se comportaram de maneira instável.

Para obter respostas mais controladas foi necessário calcular a resposta em frequência dos *taps* do canal e criar uma representação real deste canal a partir da transformada inversa. A comparação entre a resposta em frequência do canal complexo original e de sua representação real para um comprimento de fibra de 50 km e 100 km pode ser feita ao se observar as Figuras 5.4 e 5.5.

Para o canal com comprimento da fibra de 500 km, essa comparação pode ser feita através das Figuras 5.6 e 5.7.

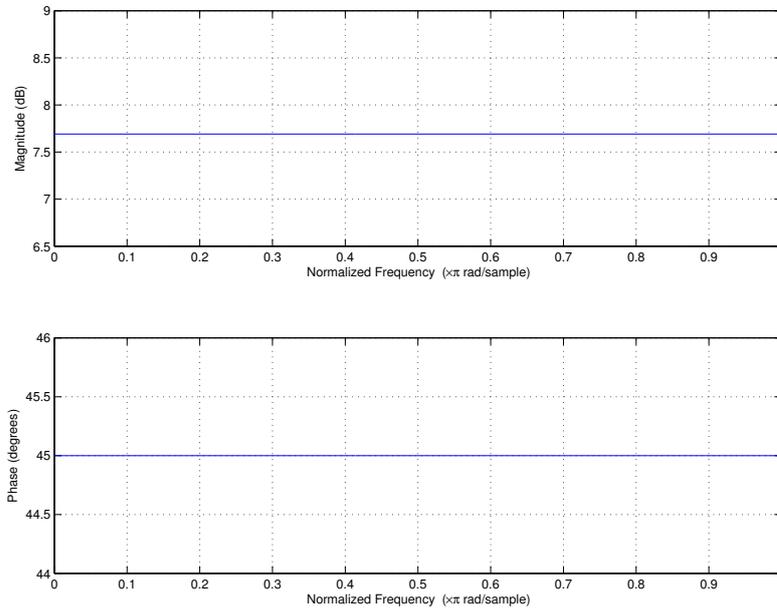


Figura 5.4: Resposta em frequência para o canal de 50 km e 100 km complexo.

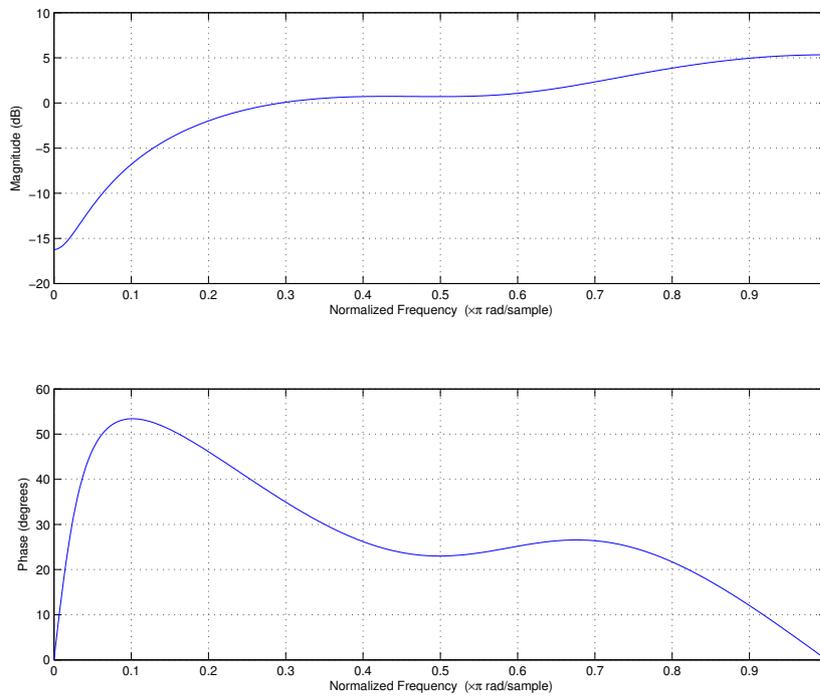


Figura 5.5: Resposta em frequência para a representação real do canal de 50 km e 100 km complexo.

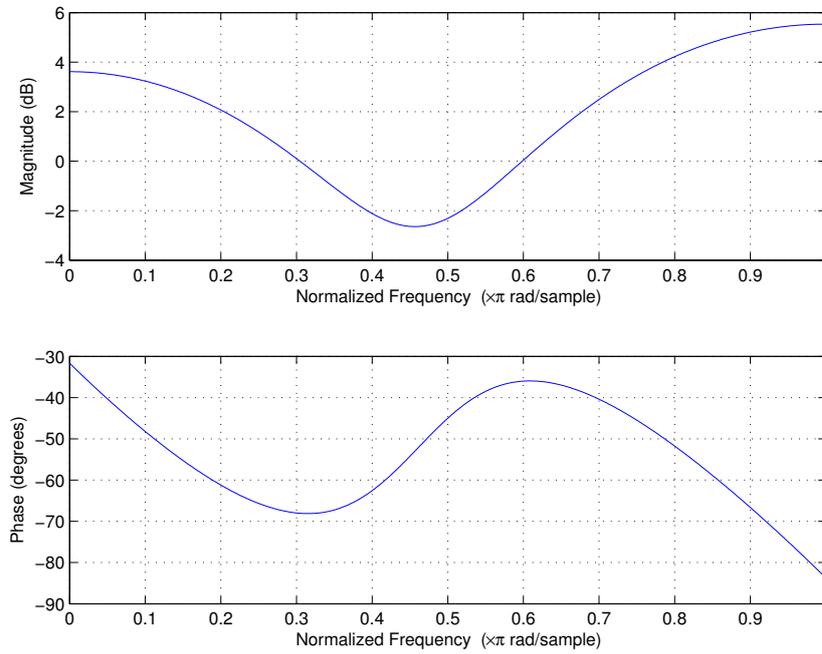


Figura 5.6: Resposta em frequência para o canal de 500 km complexo.

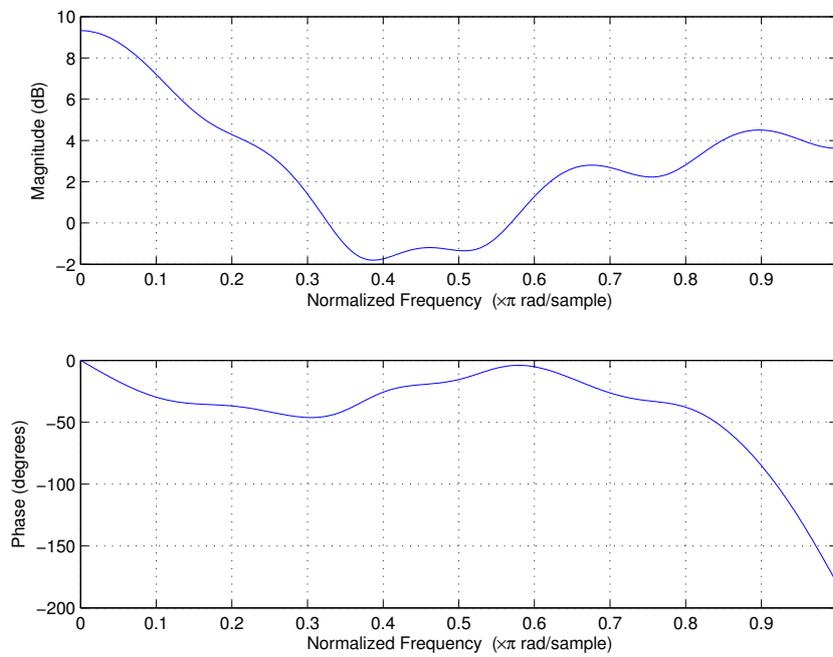


Figura 5.7: Resposta em frequência para a representação real do canal de 500 km complexo.

Os *taps* da representação real do canal complexo são mostrados respectivamente nas Tabelas 5.4, 5.5, 5.6 e Figuras 5.8, 5.9 e 5.10. O valor utilizado de α é:

$$\alpha = 0.9. \quad (5.4)$$

Tabela 5.4: Valores de ρ_k para o canal óptico com tamanho de 50 km.

Valores de k	Valores de ρ_k
0	1
1	-0.6356
2	0.0017
3	-0.2119

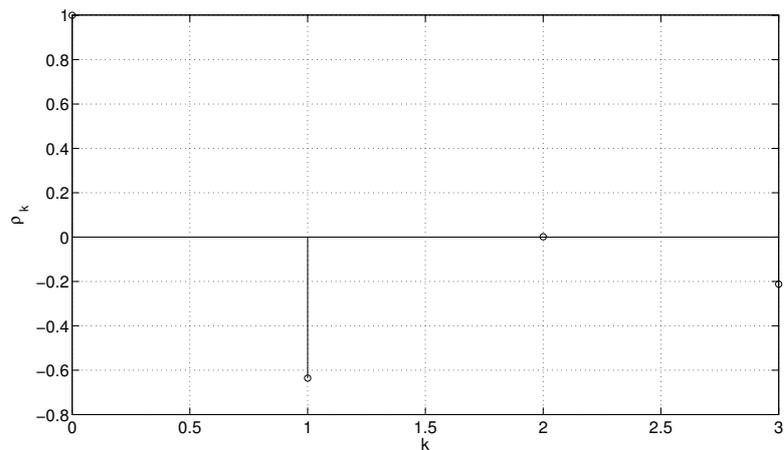


Figura 5.8: Valores de ρ_k para o canal óptico com tamanho de 50 km.

As Tabelas 5.7, 5.8 e 5.9 apresentam os parâmetros utilizados nas estruturas dos equalizadores simulados respectivamente para as simulações de 50 km, 100 km e 500 km. Esses parâmetros foram obtidos através de extensas experiências e simulações com o objetivo de sintonizar os equalizadores neurais para cada uma das situações.

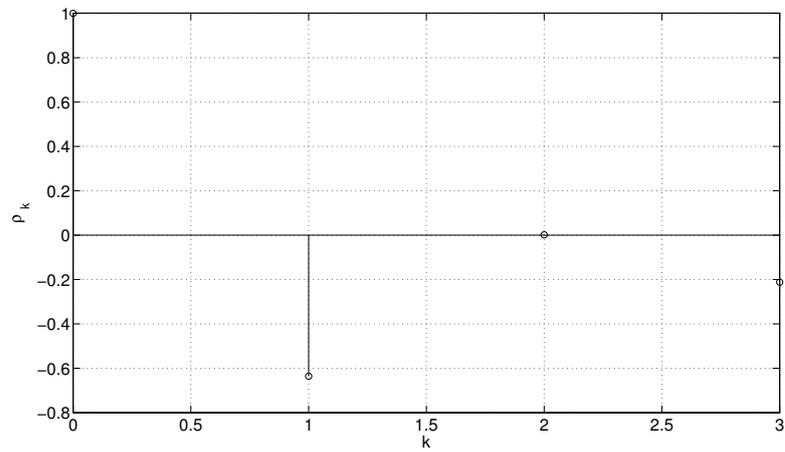
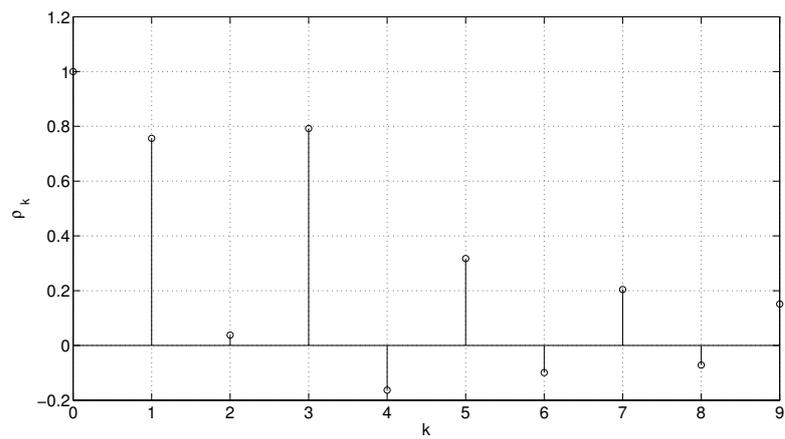
Figura 5.9: Valores de ρ_k para o canal óptico com tamanho de 100 km.Figura 5.10: Valores de ρ_k para o canal óptico com tamanho de 500 km.

Tabela 5.5: Valores de ρ_k para o canal óptico com tamanho de 100 km.

Valores de k	Valores de ρ_k
0	1
1	-0.6356
2	0.0017
3	-0.2119

Tabela 5.6: Valores de ρ_k para o canal óptico com tamanho de 500 km.

Valores de k	Valores de ρ_k
0	1
1	0.7563
2	0.0379
3	0.7923
4	-0.1632
5	0.3172
6	-0.0991
7	0.2042
8	-0.0716
9	0.1514

5.3.2 Resultados para Simulação em 50 km

A Figura 5.11 mostra que ambos os equalizadores neurais propostos (ENB-MLP e ENB-MLP-EC) tiveram desempenho superior aos outros equalizadores aos quais foram comparados (MLP-AC e MLP-AD), sendo o ENB-MLP-EC o que obteve o melhor desempenho, com um ganho de cerca de 7,5 dB com relação ao MLP-AD, 11 dB com relação ao MLP-AC e 2,5 dB com relação ao ENB-MLP para um valor de E_b/N_0 de 30 dB. Observando a Figura 5.12 é verificado que o ENB-MLP-EC também é o mais rápido a convergir no treinamento, provando novamente que a heurística do erro conjunto foi eficaz em seu propósito, com um desempenho aproximadamente 10 vezes melhor que o MLP-AD e MLP-AC para 10 frames.

Nas Figuras 5.13, 5.14, 5.15 e 5.16 as constelações da modulação 4-QAM são apre-

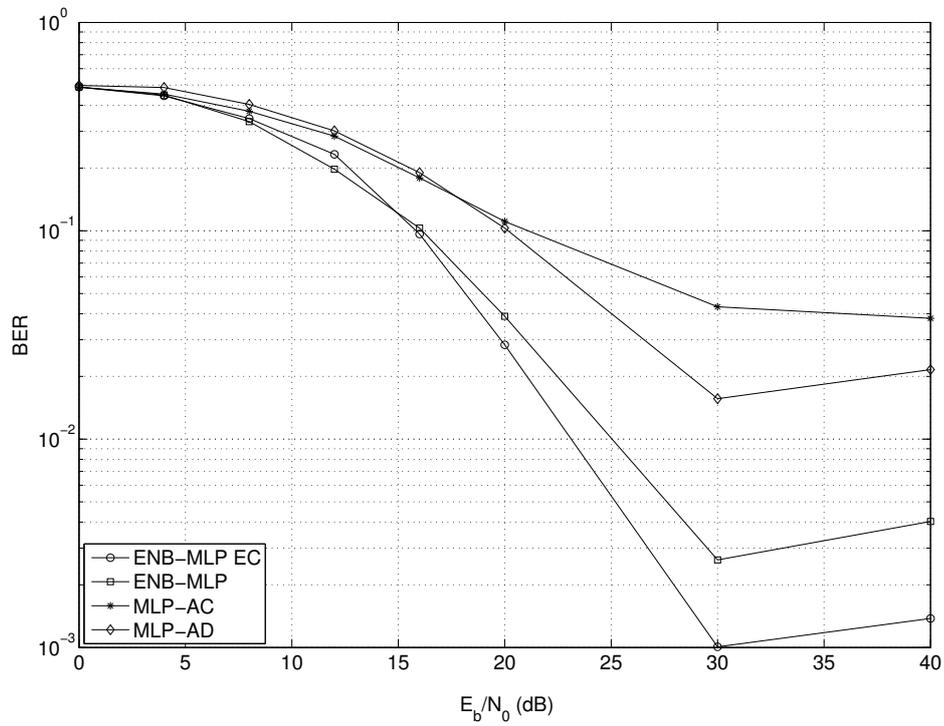


Figura 5.11: Curva de desempenho de BER em função de E_b/N_0 para 50 km.

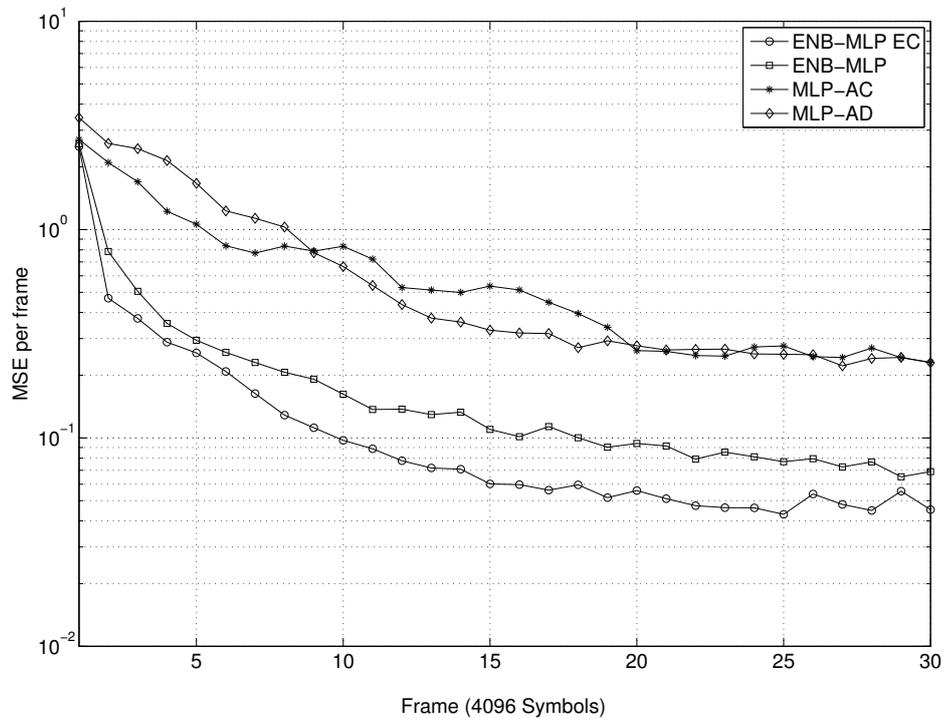


Figura 5.12: Curva de erro médio quadrático em função dos frames recebidos para 50 km.

Tabela 5.7: Parâmetros utilizados nos equalizadores neurais simulados para 50 km.

Estrutura	Número de entradas (P)	Número de neurônios na camada escondida (K)	Atraso de equalização (d)	Passo de adaptação (μ)
ENB-MLP	8	32	8	0.005
ENB-MLP-EC	8	32	8	0.005
MLP-AC	16	32	8	0.004
MLP-AD	32	64	16	0.01

Tabela 5.8: Parâmetros utilizados nos equalizadores neurais simulados para 100 km.

Estrutura	Número de entradas (P)	Número de neurônios na camada escondida (K)	Atraso de equalização (d)	Passo de adaptação (μ)
ENB-MLP	8	32	8	0.005
ENB-MLP-EC	8	32	8	0.005
MLP-AC	16	32	8	0.004
MLP-AD	32	64	16	0.01

sentadas, onde é possível observar visualmente a diferença entre o desempenho dos equalizadores neurais, confirmando a vantagem do ENB-MLP-EC.

5.3.3 Resultados para Simulação em 100 km

A Figura 5.17 mostra que os equalizadores neurais em geral tiveram um desempenho semelhante à simulação para 50 km, com o ENB-MLP e o ENB-MLP-EC mantendo uma performance superior ao MLP-AC e o MLP-AD, com um ganho de cerca de 13 dB com relação ao MLP-AD, 14 dB com relação ao MLP-AC e 5 dB com relação ao ENB-MLP para um valor de E_b/N_0 de 30 dB. Na Figura 5.18 é confirmado o desempenho similar ao da simulação anterior, onde também existe uma vantagem do ENB-MLP-EC quando comparado aos demais com relação a convergência no treinamento, com desempenho cerca de 10 vezes melhor com relação ao MLP-AC e MLP-AD para 10 frames.

Nas Figuras 5.19, 5.20, 5.21 e 5.22 as constelações da modulação 4-QAM são apresentadas, comprovando o que foi analisado através da curva de BER e do erro médio

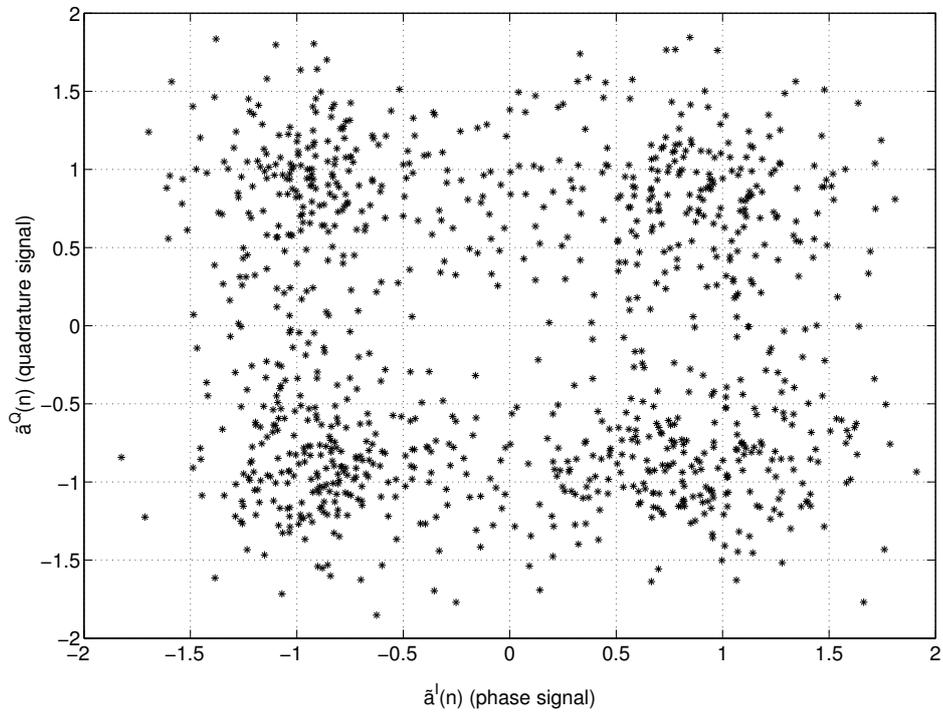


Figura 5.13: Diagrama de constelação do MLP-AC para 50 km com E_b/N_0 de 30 dB.

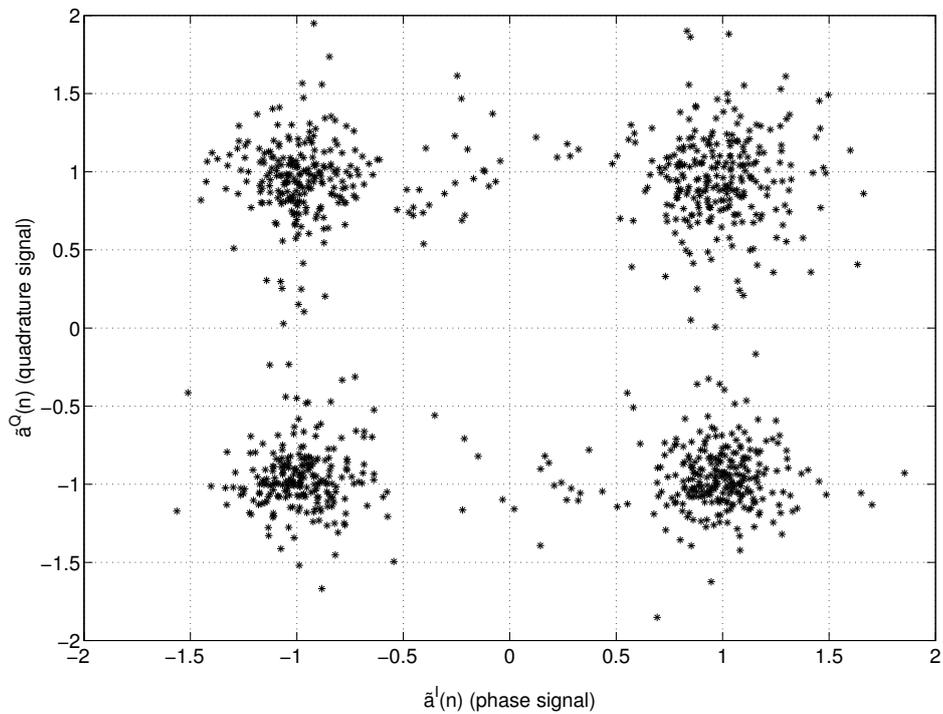
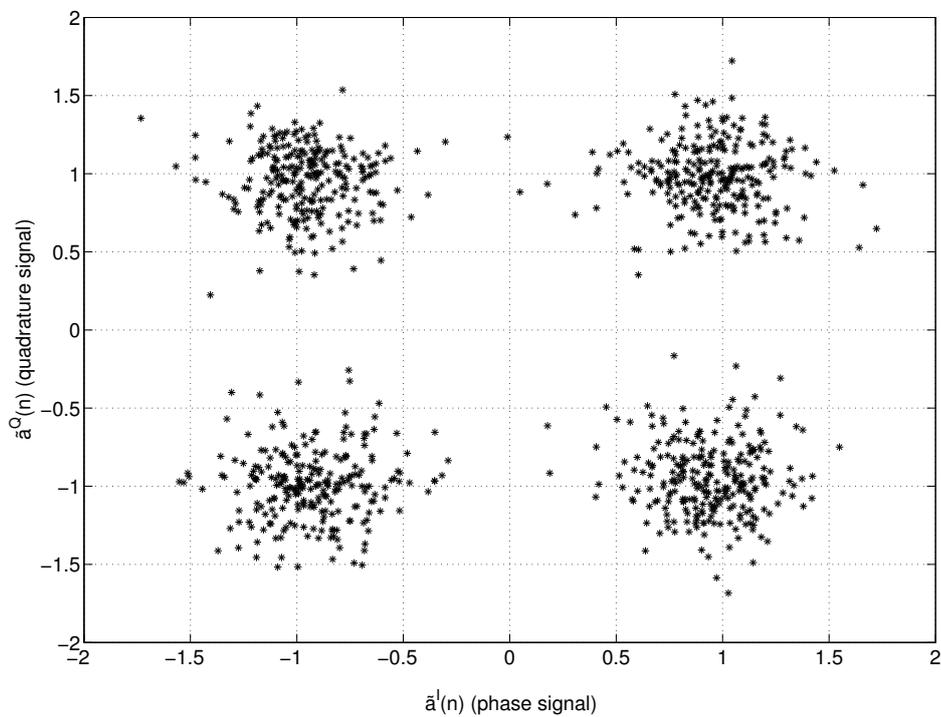


Figura 5.14: Diagrama de constelação do MLP-AD para 50 km com E_b/N_0 de 30 dB.

Tabela 5.9: Parâmetros utilizados nos equalizadores neurais simulados para 500 km.

Estrutura	Número de entradas (P)	Número de neurônios na camada escondida (K)	Atraso de equalização (d)	Passo de adaptação (μ)
ENB-MLP	18	80	12	0.00045
ENB-MLP-EC	18	80	12	0.00045
MLP-AC	22	40	14	0.00045
MLP-AD	22	40	14	0.00045

Figura 5.15: Diagrama de constelação do ENB-MLP para 50 km com E_b/N_0 de 30 dB.

quadrático.

5.3.4 Resultados para Simulação em 500 km

Esta simulação obteve os resultados mais relevantes gerados por este trabalho, tanto pela distância, que se aproxima do que é usado em *backbones* de sistemas de comunicações por fibra óptica em vários lugares no mundo, como pelo fato do canal real ser mais

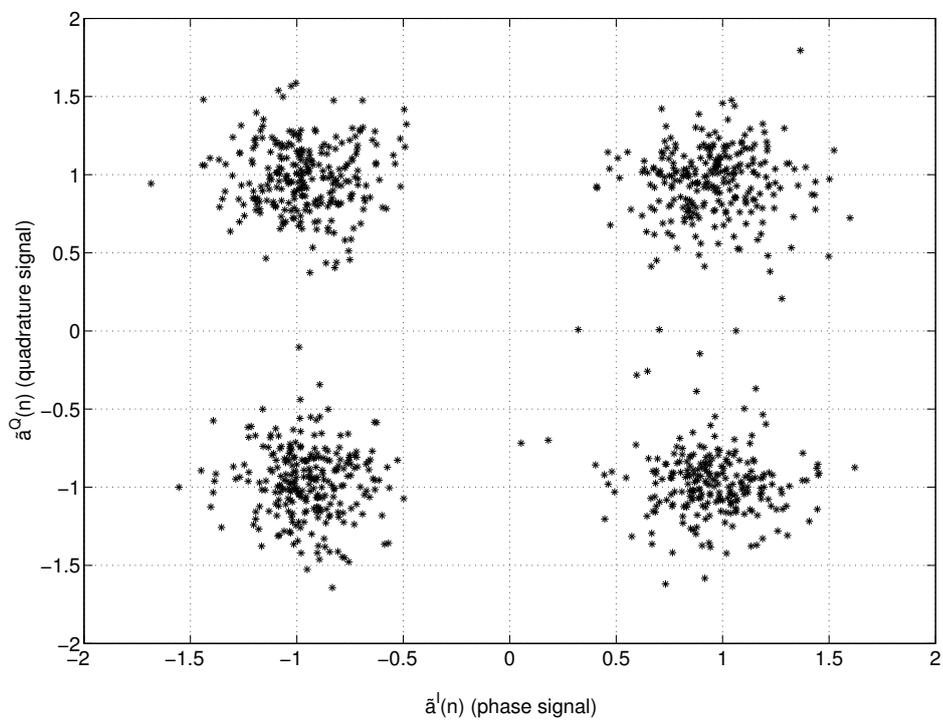


Figura 5.16: Diagrama de constelação do ENB-MLP-EC para 50 km com E_b/N_0 de 30 dB.

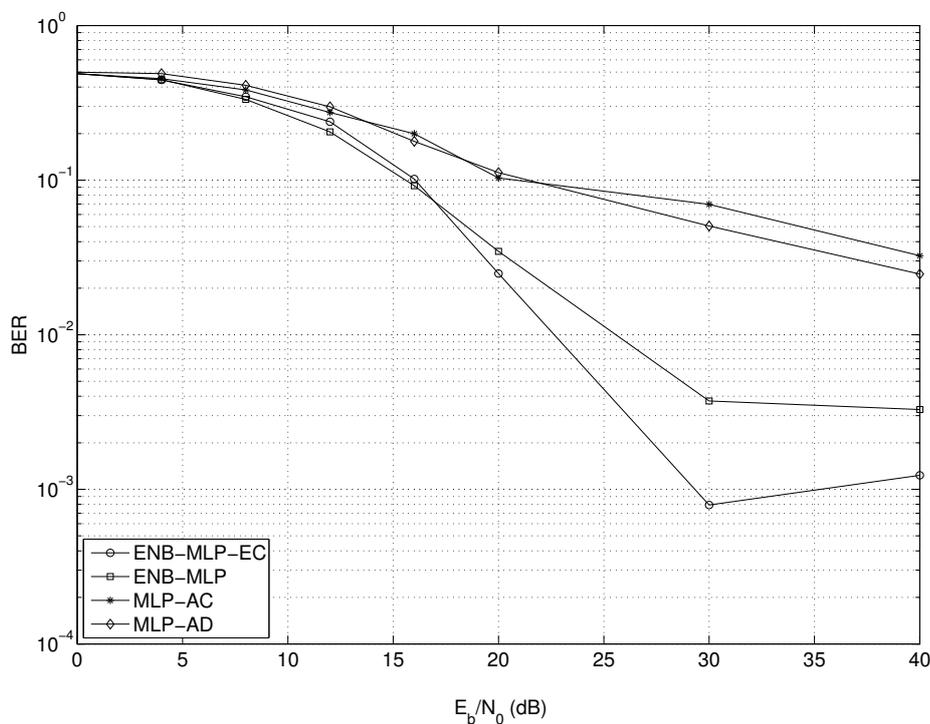


Figura 5.17: Curva de desempenho de BER em função de E_b/N_0 para 100 km.

semelhante ao canal complexo do qual foi gerado do que as simulações anteriores. A Figura 5.23 mostra a curva do erro BER para os equalizadores, onde é observada uma queda de desempenho em todos os equalizadores, mas bastante notável no MLP-AD, por outro lado, o ENB-MLP-EC continuou demonstrando o melhor desempenho entre todos os equalizadores que foram comparados, com um ganho de cerca de 23 dB com relação ao MLP-AD, 17 dB com relação ao MLP-AC e 14 dB com relação ao ENB-MLP para um valor de E_b/N_0 de 30 db. Na Figura 5.24 fica evidente que a convergência e o desempenho do ENB-MLP-EC são superiores aos demais, ou seja, em todos os casos analisados, o ENB-MLP-EC obteve os melhores resultados para a equalização do canal óptico simulado, continuando com um desempenho de mais de 10 vezes melhor que o MLP-AC e MLP-AD.

Nas Figuras 5.25, 5.26, 5.27 e 5.28 as constelações da modulação 4-QAM são apresentadas, onde pode ser observado visualmente um desempenho superior dos equalizado-

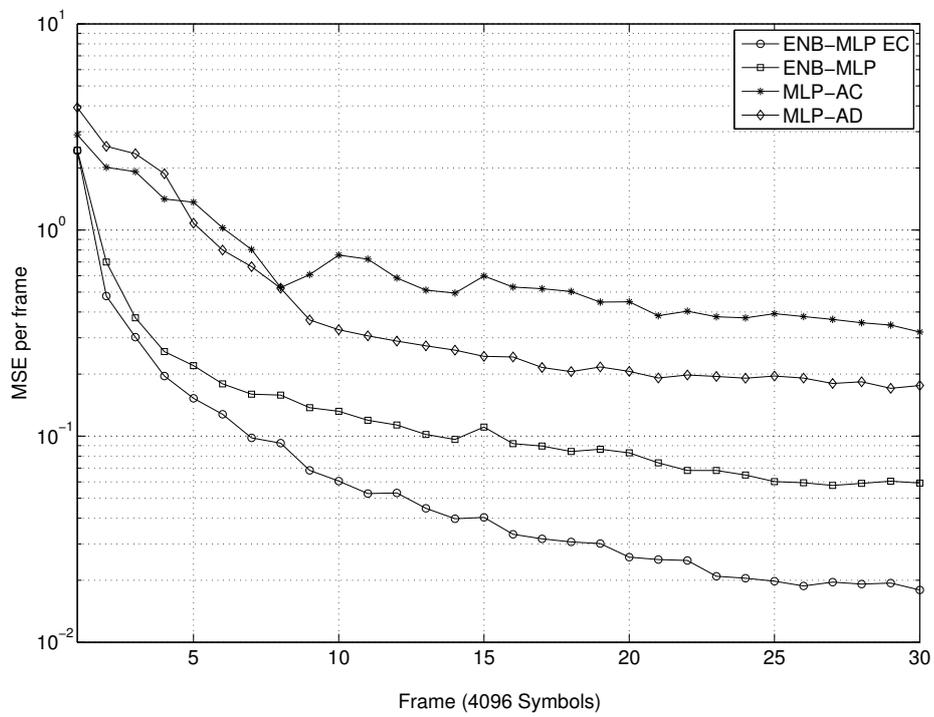


Figura 5.18: Curva de erro médio quadrático em função dos frames recebidos para 100 km.

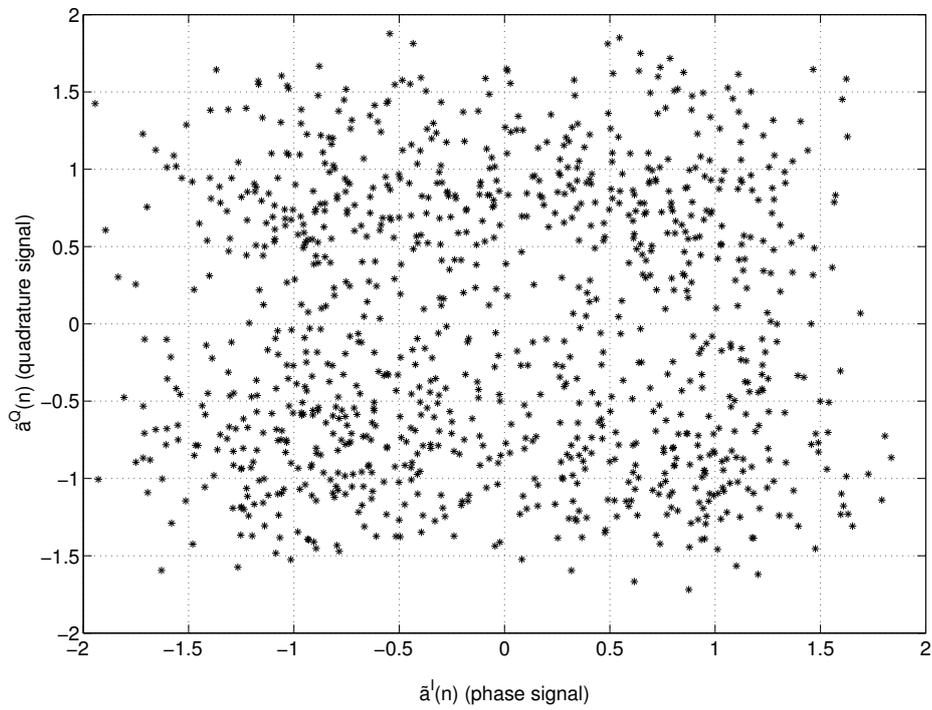


Figura 5.19: Diagrama de constelação do MLP-AC para 100 km com E_b/N_0 de 30 dB.

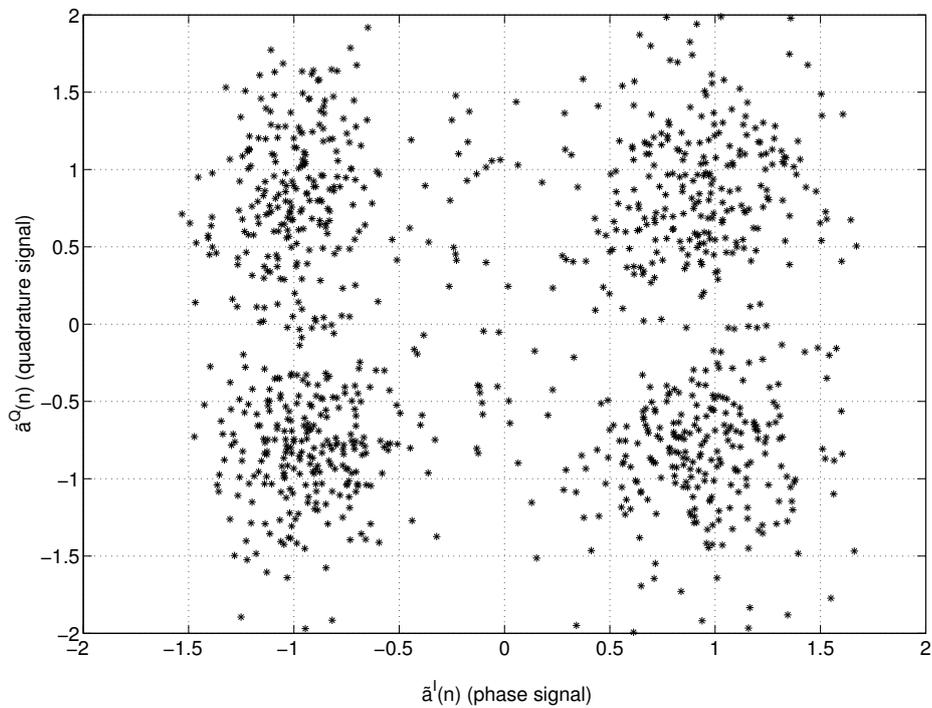


Figura 5.20: Diagrama de constelação do MLP-AD para 100 km com E_b/N_0 de 30 dB.

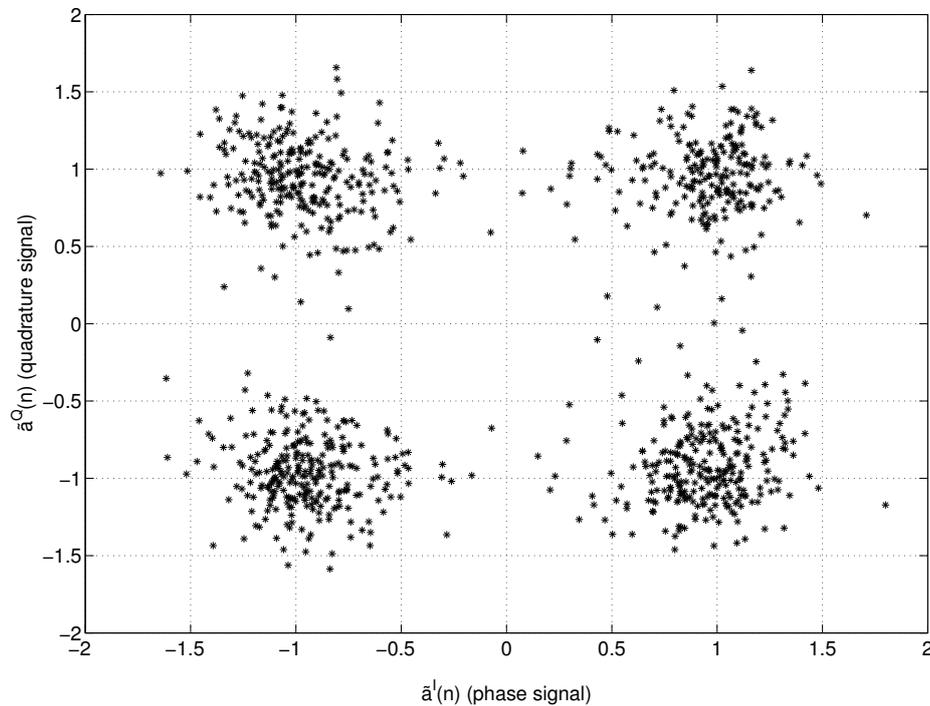


Figura 5.21: Diagrama de constelação do ENB-MLP para 100 km com E_b/N_0 de 30 dB.

res neurais bidimensionais propostos nesse trabalho, se comparados aos outros equalizadores neurais.

5.4 Conclusões

Nesse capítulo foram apresentados dados de simulações feitas com os equalizadores neurais bidimensionais propostos, o ENB-MLP e o ENB-MLP-EC, assim como dos equalizadores utilizados para realizar a validação de desempenho, que foram os equalizadores adaptativos LTE-LMS e DFE-LMS, e os equalizadores neurais MLP-AC e MLP-AD. As simulações foram feitas em duas etapas, a primeira foi com um canal controlado, onde o LTE-LMS e o DFE-LMS não obtiveram um desempenho tão significativo quanto o dos equalizadores neurais, os quais tiveram um desempenho semelhante entre si.

Na segunda etapa, foram comparados apenas os equalizadores neurais, onde foi uti-

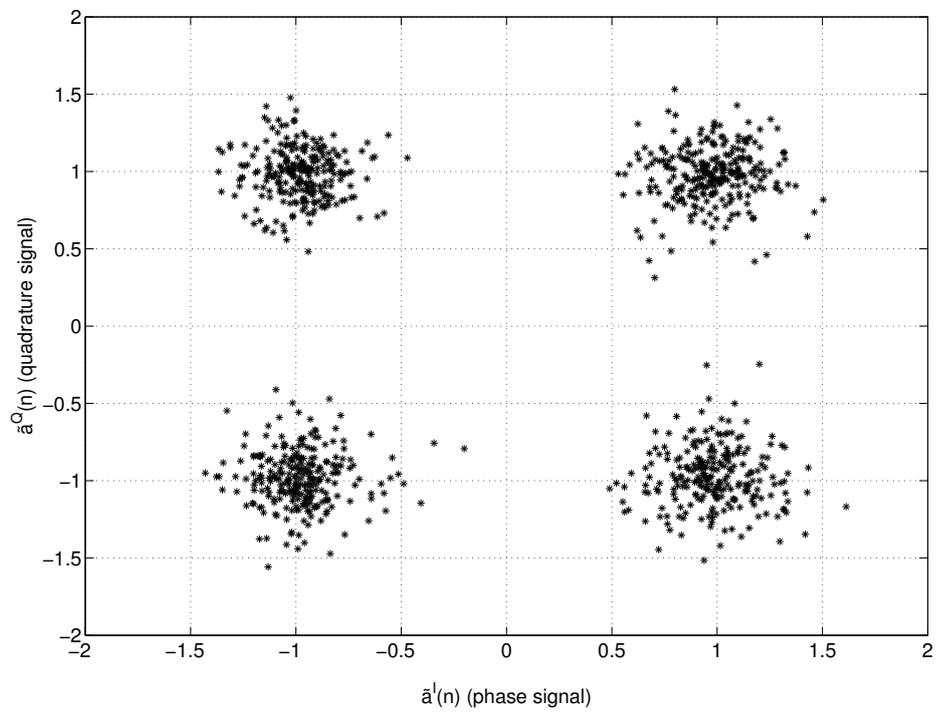


Figura 5.22: Diagrama de constelação do ENB-MLP-EC para 100 km com E_b/N_0 de 30 dB.

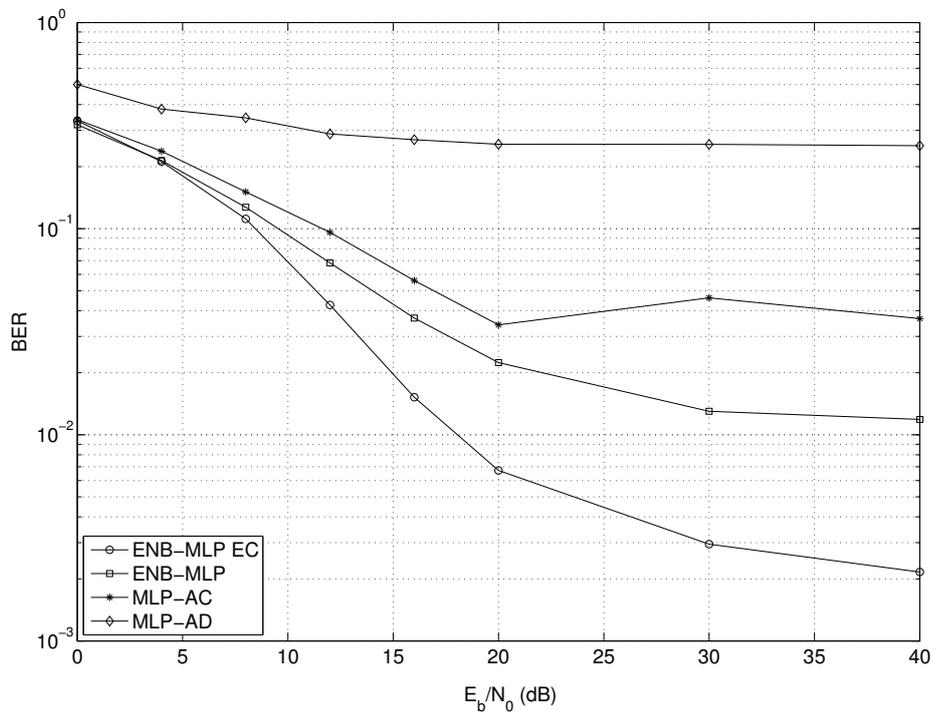


Figura 5.23: Curva de desempenho de BER em função de E_b/N_0 para 500 km.

lizado um canal óptico simulado e foi observada uma diferença de desempenho entre os equalizadores neurais propostos e os que foram implementados a partir da literatura, de modo que especificamente o ENB-MLP-EC foi o equalizador com o melhor desempenho em todas as simulações.

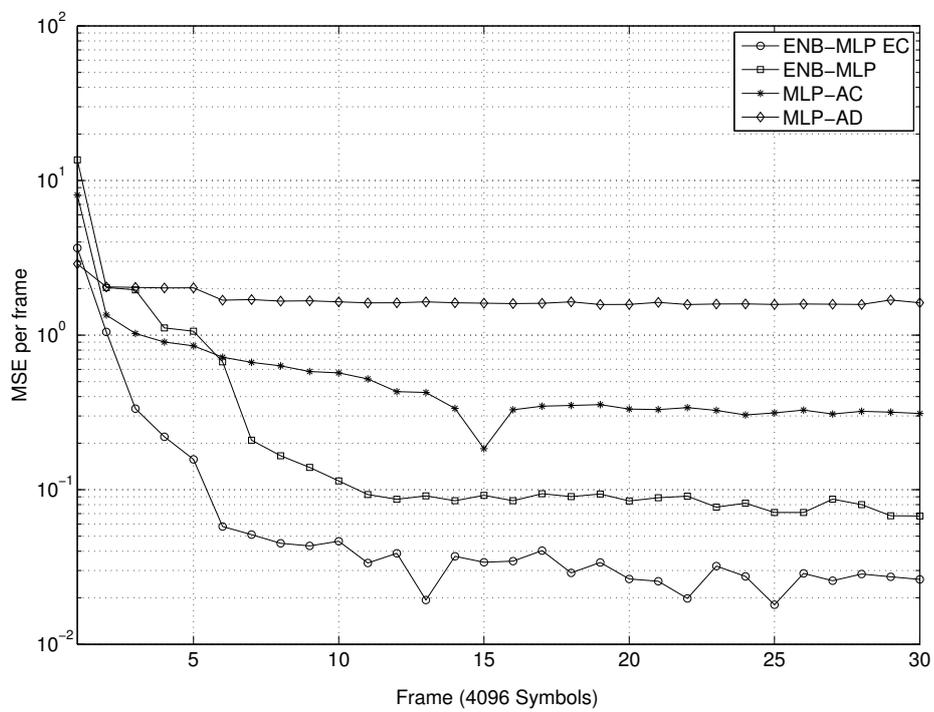


Figura 5.24: Curva de erro médio quadrático em função dos frames recebidos para 500 km.

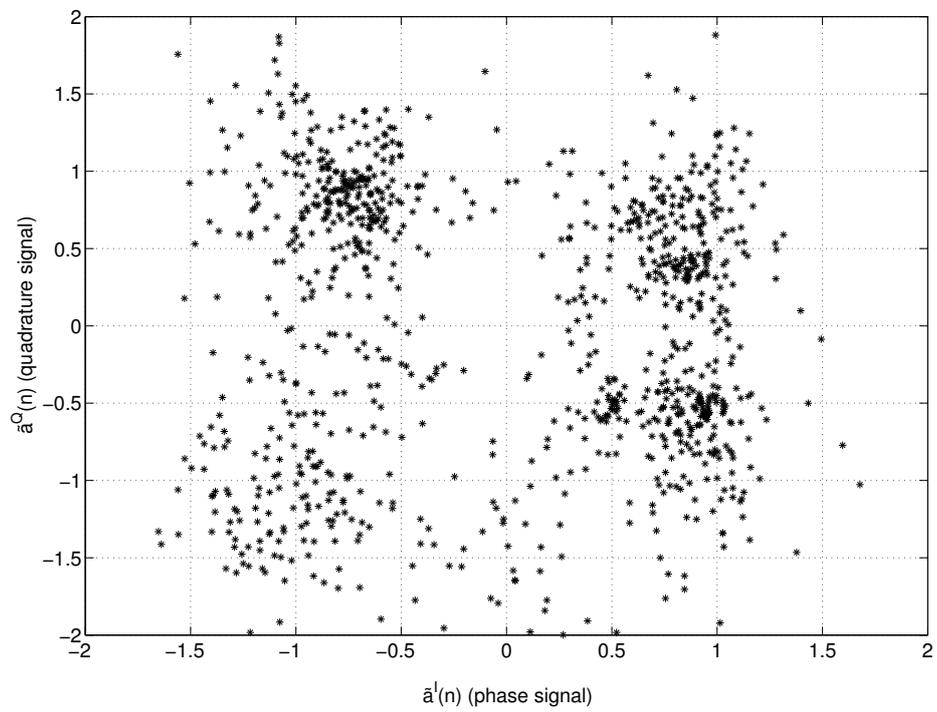


Figura 5.25: Diagrama de constelação do MLP-AC para 500 km com E_b/N_0 de 30 dB.

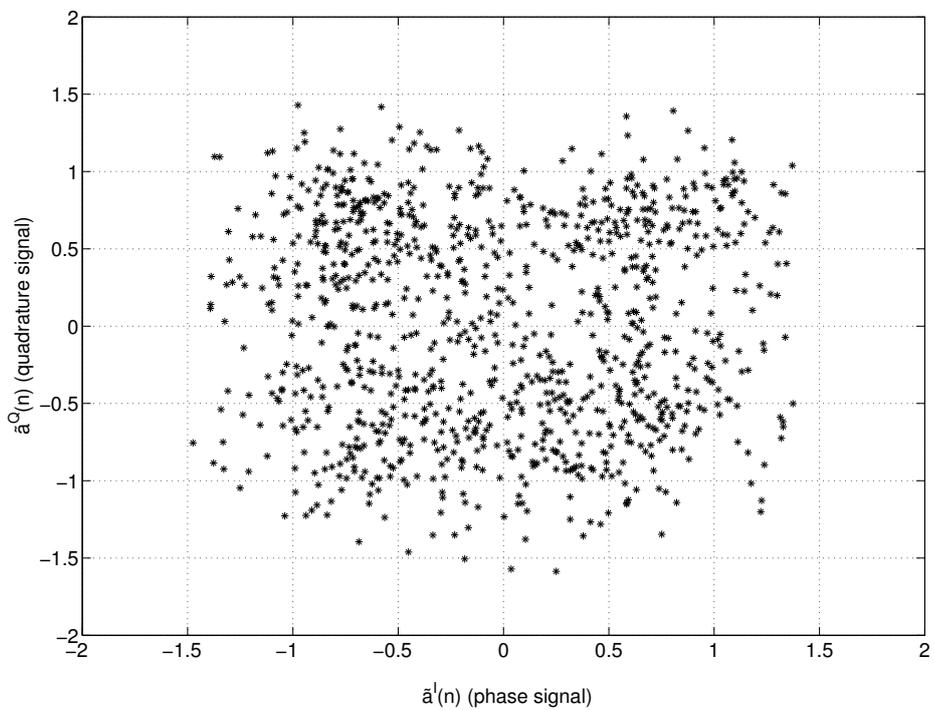


Figura 5.26: Diagrama de constelação do MLP-AD para 500 km com E_b/N_0 de 30 dB.

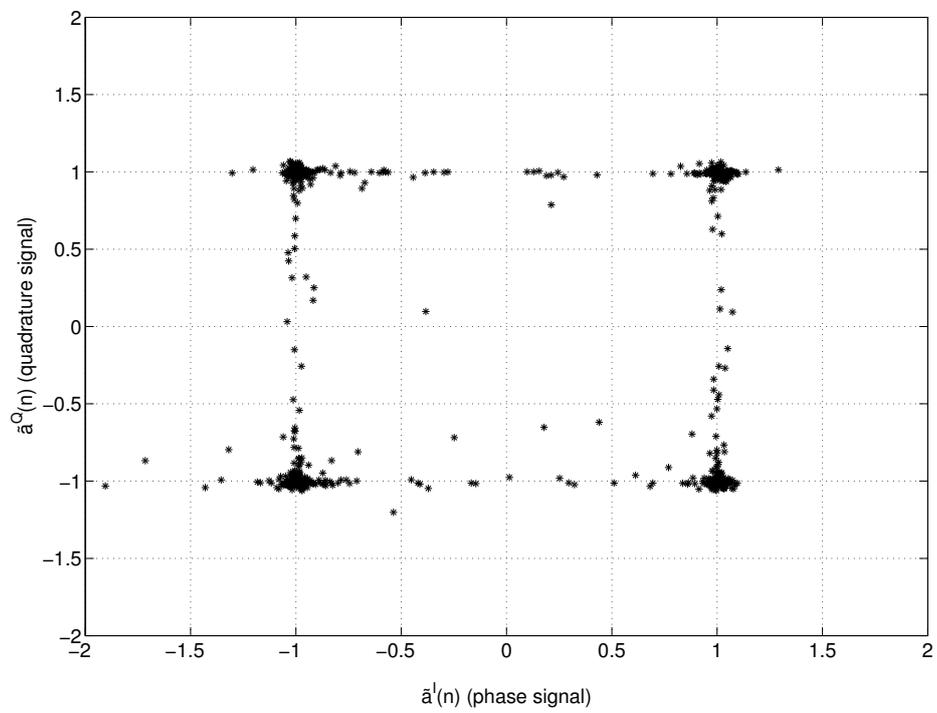


Figura 5.27: Diagrama de constelação do ENB-MLP para 500 km com E_b/N_0 de 30 dB.

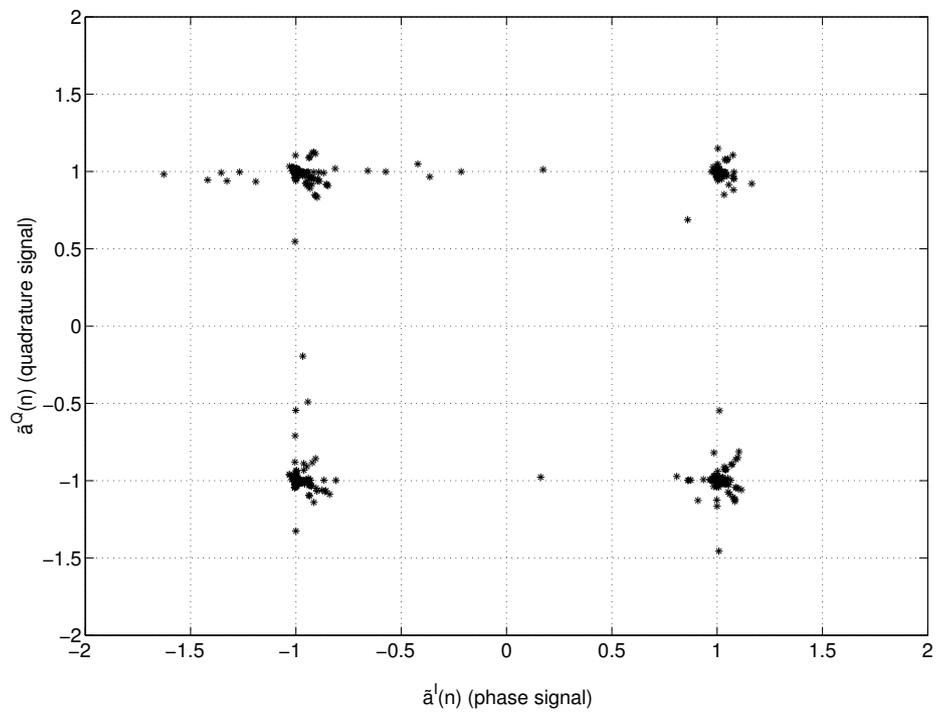


Figura 5.28: Diagrama de constelação do ENB-MLP-EC para 500 km com E_b/N_0 de 30 dB.

Capítulo 6

Conclusões e Perspectivas

Esse trabalho avaliou uma estratégia recente baseada em RNA para a implementação da equalização adaptativa, chamado de ENB-MLP. Como o próprio nome diz, são utilizadas duas redes MLP, MLP-I e MLP-Q, para realizar a equalização em fase e em quadratura do sinal modulado, contando com dois esquemas de treinamento. No primeiro é utilizado o cálculo do erro de forma independente para cada uma das redes, no segundo é utilizado uma heurística para calcular o erro de forma conjunta. O ENB-MLP foi utilizado em um canal óptico simulado que conta com os principais problemas encontrados no meio de transmissão através da fibra óptica, que são as dispersões cromática e de polarização-modal, as não-linearidades nos conversores foto-elétricos e a influência nas polarizações que ocorrem na própria fibra, onde existem dois modos de polarização do sinal com interferência entre eles. Através das simulações foi possível testar os equalizadores utilizando diversos valores de E_b/N_0 e compará-los com equalizadores mais clássicos na literatura, como o LTE-LMS e o DFE-LMS e equalizadores neurais, como o MLP-AC e o MLP-AD. O ENB-MLP e o ENB-MLP-EC se mostraram eficientes em equalizar o canal e obter um desempenho significativamente melhor do que os outros, principalmente em regiões de SNRs baixos, tornando-o uma proposta válida para se usar na equalização de canais ópticos.

6.1 Perspectivas

Apesar de mostrar que a ENB-MLP é uma estratégia viável para a equalização de canais ópticos, ainda existem melhorias e implementações que podem ser feitas tanto para validar ainda mais a proposta, quanto para tornar a proposta mais otimizada. Uma delas é a implementação de estruturas mais robustas ainda que se utilizam da idéia por trás da ENB-MLP, mas que diferente dela, sejam capazes de equalizar até mesmo canais complexos diretamente, sem a necessidade de se obter um canal real, que pode ser complementada com uma arquitetura *butterfly*, com o objetivo de corrigir problemas de PMD na transmissão de dados nas duas polaridades da fibra óptica, chamada de diversidade de polarização [Remmersmann et al. 2010] [Fludger et al. 2008] [Fatadin et al. 2009]. Existe também a possibilidade de uma implementação utilizando outros tipos de redes, como as de função de base radial (RBF), e outros tipos de função de treinamento, como o *Levenberg-Marquardt*.

Referências Bibliográficas

- Agrawal, Govind P. (2012), *Fiber-Optic Communication Systems*, Vol. 222 de *Wiley Series in Microwave and Optical Engineering*, 4^a edição, John Wiley and Sons.
- Benvenuto, N. & F. Piazza (1992), ‘On the complex backpropagation algorithm’, *Signal Processing* **40**(4), 967–969.
- Burse, K., R. Yadav & S. Shrivastava (2010), ‘Channel equalization using neural networks: A review’, *Systems, Man and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews* **40**(3), 352–357.
- Chandramouli, Soumya, Franklin Bien, Hyoungsoo Kim, Chris Scholz, Edward Gebara & Joy Laskar (2007), ‘10-gb/s optical fiber transmission using a fully analog electronic dispersion compensator (edc) with unclocked decision-feedback equalization’, *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques* **55**(12), 2740–2746.
- Chen, S., G. J. Gibson, C. F. N. Cowan & P. M. Grant (1990), ‘Adaptive equalisation of finite non-linear channels using multilayer perceptrons’, *EURASIP Signal Processing Journal* **20**(2), 107–119.
- Cowan, C. (1991), ‘Nonlinear adaptive equalization [multilayer perceptron]’, *Digital Processing of Signals in Communications* pp. 1–5.
- da Silva, Magno Teófilo Madeira (2001), *Equalização não-linear de canais de comunicação*, Dissertação de mestrado, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.
- Dai, Foster F. (2007), ‘Electronic equalizations for optical fiber dispersion compensation’, *Optical Engineering* **46**(3).

- Fatadin, I., D. Ives & S. J. Savory (2009), 'Blind equalization and carrier phase recovery in a 16-qam optical coherent system', *Journal of Lightwave Technology* **27**(15), 3042–3049.
- Fernandes, Marcelo Augusto Costa, Adrião Duarte Dória Neto, Fábio Lumertz Garcia & Dalton Soares Arantes (2011), 'Equalização neural aplicada a sistemas com modulação digital bidimensional', *X Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional*.
- Fickers, J., A. Ghazisaeidi, M. Salsi, G. Charlet, P. Emplit & F. Horlin (2013), 'Decision-feedback equalization of bandwidth-constrained n-wdm coherent optical communication systems', *Lightwave Technology, Journal of* **31**(10), 1529–1537.
- Fludger, C. R. S., T. Duthel, D. V. D. Borne, S. Member, C. Schulien, E. D. Schmidt, T. Wuth, J. Geyer, E. D. Man, G. D. Khoe, S. Member & H. D. Waardt (2008), 'Coherent equalization and polmux-rz-dqpsk for robust 100-gb transmission', *Journal of Lightwave Technology* **26**(1), 64–72.
- Georgiou, G. & C. Koutsougeras (1992), 'Complex domain backpropagation', *Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing* **39**(5), 330–334.
- Gibson, G., S. Siu & C. Cowan (1991), 'The application of nonlinear structures to the reconstruction of binary signals', *Signal Processing* **39**(8), 1877–1884.
- Guha, Devi Rain (2010), Artificial neural network based channel equalization, Dissertação de mestrado, National Institute of Technology, Rourkela, India.
- Haykin, Simon S. (1996), *Adaptive Filter Theory*, 3ª edição, Prentice Hall.
- Haykin, Simon S. (1999), *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall International Editions Series, 2ª edição, Prentice Hall.
- Haykin, Simon S. (2001), *Communication Systems*, 4ª edição, Wiley.

- H.Leung & S. Haykin (1991), 'The complex backpropagation algorithm', *Signal Processing* **39**(9), 2101–2104.
- Katz, G. & D. Sadot (2006), 'Minimum ber criteria for dfe in optical communication system', *2006 IEEE 24th Convention of Electrical and Electronics Engineers in Israel* pp. 170–174.
- Katz, Gilad & Dan Sadot (2007), 'Radial basis function network equalizer for optical communication ook system', *Journal of Lightwave Technology* **25**(9), 2631–2637.
- Kechriotis, G., E. Zervas & E. Manolakos (1994), 'Using recurrent neural networks for adaptive communication channel equalization', *Neural Networks, IEEE Transactions on* **5**(2), 267–278.
- Khafaji, Mahdi, Hans Gustat, Frank Ellinger & Christoph Scheytt (2010), 'General time-domain representation of chromatic dispersion in single-mode fibers', *IEEE Photonics Tech. Letters* **22**(5), 314–316.
- Kim, Kyoung-Soo, Jae-Hoon Lee, Won-Zoo Chung & Sung-Chul Kim (2008), 'An electronic domain chromatic dispersion monitoring scheme insensitive to osnr using kurtosis', *J. Opt. Soc. Korea* **12**(4), 249–254.
- Kim, Taehwan & Tulay Adali (2001), 'Complex backpropagation neural network using elementary transcendental activation functions', *Proc. of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing* pp. 1281–1284.
- Kim, Taehwan & Tulay Adali (2002), 'Fully complex multi-layer perceptron network for nonlinear signal processing', *Journal of VLSI Signal Processing* **32**, 29–43.
- Kuschnerov, M., F. N. Hauske, L. Piyawanno, B. Spinnler, E. D. Schmidt & B. Lankl (2008), 'Joint equalization and timing recovery for coherent fiber optic receivers', *ECOC 2008* .

- Papagiannakis, Ioannis, Mireia Omella, Dimitrios Klonidis, Alexios N. Birbas, John Kikidis, Ioannis Tomkos & Josep Prat (2008), 'Investigation of 10-gb/s rsoa-based upstream transmission in wdm-pons utilizing optical filtering and electronic equalization', *IEEE Photonics Tech. Letters* **20**(24), 2168–2170.
- Papagiannakis, Ioannis, Mireia Omella, Dimitrios Klonidis, Alexios N. Birbas, John Kikidis, Ioannis Tomkos, Josep Prat & B. Schrenk (2009a), '10 gb/s full-duplex bidirectional transmission with rsoa-based onu using detuned optical filtering and decision feedback equalization', em *Optics Express* [Papagiannakis et al. 2008], pp. 5008–5013.
- Papagiannakis, Ioannis, Mireia Omella, Dimitrios Klonidis, Alexios N. Birbas, John Kikidis, Ioannis Tomkos, Josep Prat & B. Schrenk (2009b), 'Full-duplex bidirectional transmission at 10 gbps in wdm-pons with rsoa-based onu using offset optical filtering and electronic equalization', *OSA/OFC/NFOEC*.
- Park, Jang-Woo & Won-Zoo Chung (2011), 'Performance analysis of electrical mmse linear equalizers in optically amplified ook systems', *J. Opt. Soc. Korea* **15**(3), 232–236.
- Peng, M., C. Nikias & J. Proakis (1991), 'Adaptive equalization for pam and wam signals with neural networks', *Signals Systems and Computers* **1**, 496–500.
- Peng, M., C. Nikias & J. Proakis (1992), 'Adaptive equalization with neural networks: new multi-layer perceptron structures and their evaluation', *Acoustics, Speech and Signal Processing* **2**, 301–304.
- Portela, Thiago F., Diego V. Souto, Valery N. Rozental, Hugo B. Ferreira & Darli A. A. Mello (2011), 'Analysis of signal processing techniques for optical 112gb/s dp-qpsk receivers with experimental data', *Journal of Microwaves, Optoelectronics and Electromagnetic Applications* **10**(1), 155–164.

- Proakis, John (2000), *Digital Communications*, McGraw-Hill Science/Engineering/Math.
- Proesel, J., A. Rylyakov & C. Schow (2013), Optical receivers using dfe-ir equalization, *em 'Solid-State Circuits Conference Digest of Technical Papers (ISSCC), 2013 IEEE International'*, pp. 130–131.
- Ramaswami, Rajiv, Kumar N. Sivarajan & Galen Hajime Sasaki (2009), *Optical Networks: A Practical Perspective*, 3ª edição, Morgan Kaufmann.
- Remmersmann, C., M. Westhauser & S. Pachnicke (2010), 'Equalization of first and second order pmd in 100 gbit / s polmux transmission using optical butterfly fir filters', *Conference on Optic Engineers* pp. 7–9.
- Savory, Seb J. (2008), 'Digital filters for coherent optical receivers', *Optics Express* **16**(2), 804–817.
- Singer, Andre C., Naresh R. Shanbhag & Hyeon-Min Bae (2008), 'Electronic dispersion compensation: An overview of optical communications systems', *IEEE Signal Processing Magazine* .
- Singh, Vaibhav (n.d.), 'On iterative equalization in optical channels'.
- Wang, J. & J. M. Kahn (2004), 'Performance of electrical equalizers in optically amplified ook and dpsk systems', *IEEE Photonics Tech. Letters* **16**(5), 1397–1399.
- Yu, Qian (2007), 'On the decision-feedback equalizer in optically amplified direct-detection systems', *Journal of Lightwave Technology* **25**(8), 2090–2097.
- Zeolla, D., A. Antonino, G. Bosco & R. Gaudino (2011), 'Dfe versus mlse electronic equalization for gigabit/s si-pof transmission systems', *Photonics Technology Letters, IEEE* **23**(8), 510–512.