



Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Centro de Tecnologia e Ciências

Faculdade de Engenharia

Karine Paiva Guimarães

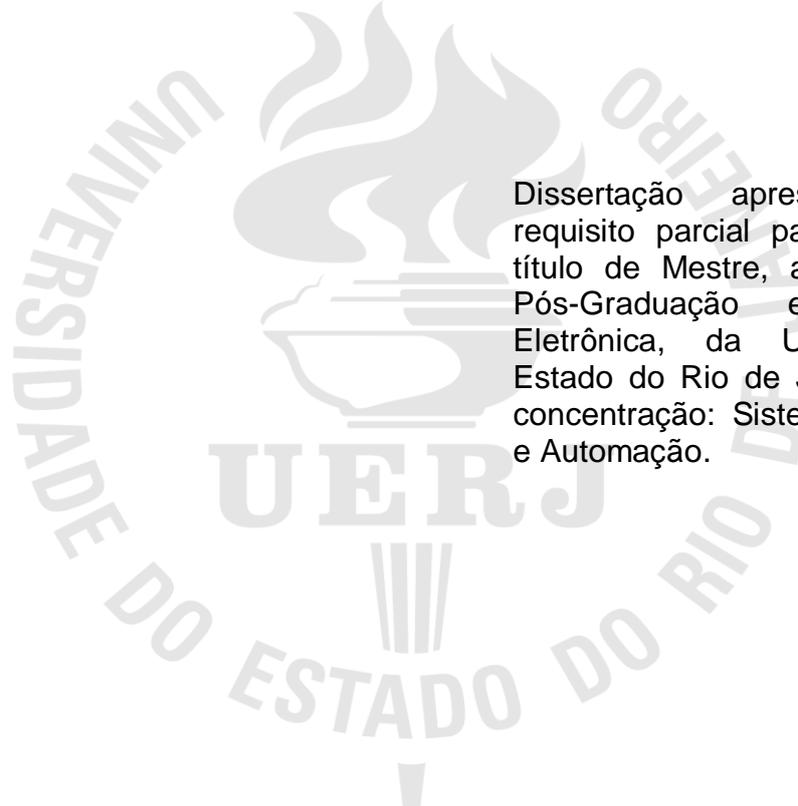
**Contribuições aos Sistemas de Comunicação Digital Utilizando
Técnicas de Inteligência Computacional**

Rio de Janeiro

2018

Karine Paiva Guimarães

**Contribuições aos Sistemas de Comunicação Digital Utilizando Técnicas de
Inteligência Computacional**



Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Eletrônica, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Sistemas Inteligentes e Automação.

Orientador: Prof.º Dr. José Franco Machado do Amaral

Orientador: Prof.º Dr. Pedro Henrique Gouvêa Coelho

Rio de Janeiro

2018

CATALOGAÇÃO NA FONTE
UERJ / REDE SIRIUS / BIBLIOTECA CTC/B

G963 Guimarães, Karine Paiva.
Contribuições aos sistemas de comunicação digital utilizando técnicas de inteligência computacional / Karine Paiva Guimarães. – 2018.
112f.

Orientadores: José Franco Machado do Amaral, Pedro Henrique Gouvêa Coelho.

Dissertação (Mestrado) – Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Faculdade de Engenharia.

1. Engenharia eletrônica - Teses. 2. Sistemas de controle inteligente - Teses. 3. Sistemas difusos - Teses. 4. Sistemas de transmissão de dados - Teses. I. Amaral, José Franco Machado do. II. Coelho, Pedro Henrique Gouvêa. III. Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Faculdade de Engenharia. IV. Título.

CDU 621.391:681.5

Bibliotecária: Júlia Vieira – CRB7/6022

Autorizo, apenas para fins acadêmicos e científicos, a reprodução total ou parcial desta tese, desde que citada a fonte.

Assinatura

Data

Karine Paiva Guimarães

Contribuições aos Sistemas de Comunicação Digital Utilizando Técnicas de Inteligência Computacional

Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Eletrônica, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Sistemas Inteligentes e Automação.

Aprovada em 9 de agosto de 2018

Banca Examinadora:

Profº Dr. José Franco Machado do Amaral (Orientador)
Faculdade de Engenharia – UERJ

Profº Dr. Pedro Henrique Gouvêa Coelho (Orientador)
Faculdade de Engenharia - UERJ

Profº Dr. Nival Nunes de Almeida
Faculdade de Engenharia – UERJ

Profº Dr. Paulo Roberto Rosa Lopes Nunes
Engenharia de Comunicações - IME

Profº Dr. Ricardo Tanscheit
Departamento de Engenharia Elétrica – PUC-Rio

Rio de Janeiro
2018

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho à minha família.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por ter me dado saúde e força para trilhar este caminho porque sem ajuda Dele não conseguiria. A Ele serei eternamente grata porque tudo é dEle e tudo pertence a Ele.

Agradeço aos meus pais pelo esforço, paciência, dedicação e incentivo em todos os momentos durante o curso como também à minha irmã Viviane Paiva Guimarães Marques, ao meu namorado Thiago Manhães Lima e a todos aqueles que me deram força fora da universidade, orando e nos ajudando (cada um a sua maneira).

Agradeço aos meus amigos do curso de graduação e pós-graduação, que em todos esses anos de UERJ estiveram estudando junto comigo, em especial Ana e Clayton.

Agradeço a todos os professores da Universidade do Estado do Rio de Janeiro, que com seu profissionalismo e incansável dedicação ao trabalho, possibilitam a formação de novos profissionais mesmo com diversas dificuldades, pela paixão nas disciplinas lecionadas, colaborando para um aprendizado consistente e por ajudarem a identificar os valores corretos que um profissional bem sucedido precisa ter. Agradeço especialmente aos orientadores desta dissertação, José Franco Machado do Amaral e Pedro Henrique Gouvêa Coelho, que me apoiaram, dedicaram seu tempo e me deram o suporte necessário para a realização deste trabalho de pesquisa.

RESUMO

GUIMARÃES, Karine Paiva. *Contribuições aos sistemas de comunicação digital utilizando técnicas de inteligência computacional*. 2018. 112f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Eletrônica) – Faculdade de Engenharia, Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ), Rio de Janeiro, 2018.

Este trabalho tem como principal objetivo investigar a aplicação de algumas técnicas de sistemas inteligentes na área da comunicação digital, de forma a avaliar o desempenho obtido em estudos de casos específicos. Essas técnicas foram aplicadas em três estudos de caso. No primeiro estudo de caso foi avaliada a utilização de um sistema híbrido neuro-fuzzy consagrado, o ANFIS (*Adaptive Network based Fuzzy Inference System*), na equalização supervisionada de canais de comunicação digital. Mais especificamente, um cenário de comunicação celular modelada com canais lineares e invariantes no tempo serve de ambiente para a avaliação do sistema híbrido como técnica de equalização. São apresentados resultados de simulações computacionais realizadas com várias configurações do sistema híbrido selecionado e com alguns tipos de canais de comunicação. No segundo estudo de caso foi utilizado um sistema de inferência fuzzy para determinar o caminho de transmissão de dados em uma rede de sensores sem fio. Redes de sensores sem fio são aplicadas em diversas áreas e necessitam ter um funcionamento eficiente com rápida transmissão de informações e prolongada vida útil. Para transmissão adequada da informação dos sensores, foi concebido um sistema fuzzy considerando que a distância percorrida para transmissão da informação deve ser a menor possível e que a vida útil das baterias dos roteadores da rede deve ser maximizada. Foram realizados alguns testes de simulação da rede, sendo que os resultados alcançados foram satisfatórios e mostraram comportamento adequado do sistema implementado. O terceiro estudo de caso busca otimizar o posicionamento de roteadores num cenário de campo com automação para aquisição de dados baseada numa rede mesh. Foi proposta e avaliada uma técnica evolutiva híbrida fuzzy-genética versátil que permite avaliar múltiplos objetivos. O estudo de caso é apresentado, a aplicabilidade das técnicas evolucionárias é discutida e os resultados indicam a viabilidade da técnica proposta para este tipo de automação.

Palavras-chave: Sistemas Inteligentes; Comunicação Digital; Sistemas Híbridos; Equalização; ANFIS; Roteamento; Sistema Fuzzy; Sistema Fuzzy-Genético.

ABSTRACT

GUIMARÃES, Karine Paiva. *Contributions to digital communication systems using computational intelligence techniques*. 2018. 112f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Eletrônica) – Faculdade de Engenharia, Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ), Rio de Janeiro, 2018.

The main purpose of this work is to investigate the application of some techniques of intelligent systems in the area of digital communication, in order to evaluate the performance obtained in specific case studies. These techniques were applied in three case studies. In the first case study the use of a hybrid neurofuzzy recognized system, the ANFIS (Adaptive Network based Fuzzy Inference System), was evaluated in the supervised equalization of digital communication channels. More specifically, a cellular communication scenario modeled with linear and time invariant channels serves as an environment for the evaluation of the hybrid system as an equalization technique. Results are presented of computational simulations performed with several configurations of the selected hybrid system and with some types of communication channels. In the second case study, a fuzzy inference system was used to select the data transmission path in a wireless sensor network. Wireless sensor networks are applied in several areas and need to have efficient operation with fast transmission of information and extended lifespan. For proper transmission of the sensor information, a fuzzy system was conceived considering that the distance traveled to transmit the information should be as small as possible and that the battery life of the routers in the network should be maximized. Some network simulation tests were performed, and the results achieved were satisfactory and showed adequate behavior of the implemented system. The third case study seeks to optimize the positioning of routers in a field scenario with automation for data acquisition based on a mesh network. A versatile fuzzy-genetic hybrid evolutionary technique has been proposed and tested to evaluate multiple objectives. The case study is presented, the applicability of evolutionary techniques is discussed and the results indicate the feasibility of the proposed method for this type of automation.

Keywords: Intelligent Systems; Digital communication; Hybrid systems; Equalization; ANFIS; Routing; Fuzzy system; Fuzzy-Genetic System.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Diagrama em blocos de um SCD	21
Figura 2 – Adição de um equalizador ao SCD	26
Figura 3 – Equalizador com treinamento supervisionado	28
Figura 4 – Equalizador com treinamento não supervisionado	28
Figura 5 – Modo DD (Adaptado de Ferrari, 2005)	29
Figura 6 - Esquema do equalizador ótimo segundo Forney	31
Figura 7 - Ilustração do conceito de reuso de frequências. Células com a mesma letra usam o mesmo conjunto de frequências	35
Figura 8 – Representação de um neurônio artificial	41
Figura 9 – Estrutura básica de uma RNA	41
Figura 10 – Convergência de erro para método gradiente descendente	43
Figura 11 - Conjuntos fuzzy associados aos termos da variável linguística temperatura	45
Figura 12 – Diagrama em blocos de um sistema fuzzy.....	47
Figura 13 – Características do Sistema Neuro-Fuzzy	51
Figura 14 – Arquitetura do ANFIS	52
Figura 15 - Canal com 6 canais co-canais	55
Figura 16 - Modelo de um Sistema de Comunicação Digital de Tempo Discreto com AWGN e CCI. (Adaptado de Raveendranathan, 2014)	56
Figura 17 - Estrutura do equalizador ANFIS-27 fornecido pelo toolbox ANFIS do MATLAB	58
Figura 18 – Dados de treinamento e a recuperação do sinal transmitido feita pelo ANFIS-23, ANFIS-25 e ANFIS-27 para o canal de fase não mínima $H_1(z) = 0.5 + 1.0 z^{-1}$	61
Figura 19 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase não mínima $H_1(z) = 0.5 + 1.0 z^{-1}$	62

Figura 20 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase não mínima $H_2(z) = 0.6 + 0.8 z^{-1}$	63
Figura 21 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase mínima $H_3(z) = 1.0 + 0.2 z^{-1}$	64
Figura 22 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase mista $H_4(z) = 0.2682 + 0.9296 z^{-1} + 0.2682 z^{-2}$	65
Figura 23 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase mista $H_5(z) = 0.5 + 0.81 z^{-1} + 0.31 z^{-2}$	66
Figura 24 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase mista $H_6(z) = 0.3482 + 0.8704 z^{-1} + 0.3482 z^{-2}$	67
Figura 25 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase mista $H_7(z) = 0.6963 + 0.6964 z^{-1} + 0.1741 z^{-2}$	68
Figura 26 - Elementos de uma rede de sensores	71
Figura 27 - Arquitetura de um nó sensor em uma RSSF.....	74
Figura 28 - Funções de pertinência da variável de entrada Bateria	78
Figura 29 - Funções de pertinência da variável de entrada Distância	78
Figura 30 - Funções de pertinência da variável de saída Avaliação.	79
Figura 31 - Caminho percorrido pela informação de uma grandeza medida	80
Figura 32 - Caminho percorrido pela informação de uma grandeza medida após variação da bateria	81
Figura 33 - Caminho percorrido pela informação de uma grandeza medida após segunda variação da bateria	82
Figura 34 - Rede Mesh	83
Figura 35 – Topologia de Rede wireless Mesh Metropolitana	86
Figura 36 – a)Raio de Cobertura de um Roteador; b) Exemplo de Área de cobertura	87

Figura 37 – a) Roteadores em distribuição regular; b) Roteadores em distribuição irregular	87
Figura 38 – Fluxograma de um algoritmo genético	89
Figura 39 - Modelo de avaliação da aptidão com agregador fuzzy	91
Figura 40 – Etapas de execução do algoritmo genético	91
Figura 41 – Posição dos pontos de monitoramento da área	93
Figura 42 - Gráfico do melhor e a média dos indivíduos para o primeiro estudo de caso	94
Figura 43 – Resultado do posicionamento dos roteadores no primeiro estudo de caso	95
Figura 44 – Parâmetros do Agregador Fuzzy	97
Figura 45 – Função de pertinência da entrada “Número de Pontos de monitoramento atendidos”	97
Figura 46 – Função de pertinência da entrada “Custo”	98
Figura 47 – Função de pertinência da saída do Agregador Fuzzy “Aptidão”	98
Figura 48 – Região de alto custo de instalação de roteadores	99
Figura 49 - Gráfico do melhor e a média dos indivíduos para o segundo estudo de caso	100
Figura 50 - Resultado do posicionamento dos roteadores no segundo estudo de caso	100
Figura 51 - Equalizador linear com esquema proposto pelo filtro pré-processador.	105

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Sumário do algoritmo LMS	48
Tabela 2 – Sumário do algoritmo NLMS	49
Tabela 3 – Parâmetros de simulação para vários equalizadores de canal baseados em ANFIS	57
Tabela 4 - Funções de transferência de canais lineares e invariantes no tempo	60
Tabela 5 - Erro no treinamento da primeira simulação	62
Tabela 6 – Regras para avaliação do roteamento	79
Tabela 7 – Potência de alguns roteadores mesh	84
Tabela 8 – Parâmetros no primeiro estudo de caso	94
Tabela 9 – Parâmetros no segundo estudo de caso	99

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANFIS	Adaptive Network based Fuzzy Inference System
AWGN	Additive White Gaussian Noise
BER	Bit Error Rate
CCI	Interferência Co-canal
DFE	Decision Feedback Equalizer
DSP	Digital Signal Processors
EDGE	<i>Enhanced Data rates for GSM Evolution</i>
FIR	Finite Impulse Response
FIS	Fuzzy Inference System
GPRS	General Packet Radio Service
GSM	Global System for Mobile Communications
ISI	Intersymbol Interference
LF	Lógica Fuzzy
LMS	Least Mean Squares
LTE	Linear Transversal Equalizer
MAP	Maximum A Posteriori
NLMS	Normalized LMS
RLS	Recursive Least Squares
RNA	Rede Neural Artificial
SCD	Sistema de Comunicação Digital
SIF	Sistema de Inferência Fuzzy
SINR	Signal to Interference and Noise Ratio
SNF	Sistema Neuro-Fuzzy
SNR	Signal to Noise Ratio (Razão sinal-ruído)
UERJ	Universidade do Estado Rio de Janeiro

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	14
1. MODELO INTELIGENTE HÍBRIDO APLICADO À EQUALIZAÇÃO DE CANAIS EM SISTEMAS DE COMUNICAÇÃO DIGITAL	21
1.1 Sistema De Comunicação Digital	21
1.1.1) <u>Efeitos do Canal sobre o Sinal</u>	22
1.2 Equalização	26
1.2.1) <u>Equalizadores Adaptativos</u>	27
1.2.1.1 <u>Treinamento Supervisionado de Equalizadores Adaptativos</u>	27
1.2.1.2 <u>Treinamento Não Supervisionado de Equalizadores Adaptativos</u>	28
1.2.2) <u>Crterios Ótimos de Equalização</u>	30
1.2.2.1 <u>Crterio da Maximo Verossimilhança</u>	31
1.3 Canal Celular	33
1.3.1) <u>Interferências</u>	36
1.3.1.1 <u>Interferência Co-canal (CCI)</u>	37
1.3.1.2 <u>Interferência de Canal Adjacente</u>	37
1.3.1.3 <u>GPRS</u>	38
1.4 Sistemas Neurais e Fuzzy Aplicados na Equalização De Canais	39
1.4.1) <u>Rede Neural Artificial</u>	40
1.4.2) <u>Sistema de Inferência Fuzzy</u>	44
1.4.3) <u>Sistema Neuro-Fuzzy</u>	50
1.4.3.1 <u>ANFIS (Adaptive Network based Fuzzy Inference System)</u>	51
1.4.3.2 <u>Equalizador Neuro-Fuzzy</u>	55
1.5 Resultados Obtidos	57
1.5.1) <u>Simulações</u>	58
1.5.1.1 <u>Primeira Simulação</u>	61
1.5.1.2 <u>Segunda Simulação</u>	62
1.5.1.3 <u>Terceira Simulação</u>	63
1.5.1.4 <u>Quarta Simulação</u>	64
1.5.1.5 <u>Quinta Simulação</u>	65

1.5.1.6 <u>Sexta Simulação</u>	66
1.5.1.7 <u>Sétima Simulação</u>	67
1.5.1.8 <u>Oitava Simulação</u>	67
1.5.2 <u>Conclusões</u>	68
2. UTILIZAÇÃO DE SISTEMAS DE INFERÊNCIA FUZZY NA DETERMINAÇÃO E NA TRANSMISSÃO DE UMA REDE DE SENSORES SEM FIO	69
2.1 Redes De Sensores Sem Fio	71
2.2 Gerenciamento De Energia	73
2.3 Metodologia	75
2.4 Resultados Obtidos	80
3. DISPOSIÇÃO ESPACIAL DE ROTEADORES EM REDES MESH COM TÉCNICAS EVOLUTIVAS	83
3.1 Redes Mesh	83
3.2 Algoritmo Genético	88
3.2.1 <u>Agregador Fuzzy</u>	90
3.3 Estudo de caso	92
3.3.1) <u>Primeiro Estudo de Caso</u>	93
3.3.2) <u>Segundo Estudo de Caso</u>	96
Produção Científica	102
CONCLUSÃO	103
REFERÊNCIAS	106

INTRODUÇÃO

A inteligência computacional é um conjunto de metodologias computacionais e abordagens que busca, através de técnicas inspiradas na natureza, o desenvolvimento de sistemas inteligentes que imitem aspectos humanos, tais como aprendizado, percepção, raciocínio, evolução e adaptação.

As técnicas de Sistemas Inteligentes vêm sendo aplicadas no aperfeiçoamento de tecnologias e resolução de problemas na área de comunicação. Devido aos bons resultados obtidos com a utilização das diversas técnicas envolvidas no campo de inteligência computacional, o número de pesquisas relacionadas vem crescendo ainda mais nas últimas décadas. Além disso, a área de sistemas inteligentes é bastante ampla e abrange diversas aplicações (SANTOS, 2016) (SANTOS et al., 2012) (LIMA, 2012).

Os sistemas fuzzy são baseados na lógica fuzzy e são amplamente utilizados, especialmente em modelos de apoio a decisão e em sistemas de controle. Além disso, existem diversas aplicações relacionadas na literatura, como, por exemplo, na área de saúde e estudo da locomoção humana, em processamento de sinais da fala, no reconhecimento de informações e emoções, na economia e em sistemas de roteamento (COELHO et al., 2017). Sua característica de exprimir o comportamento de inferência humano possibilita um alto nível de compreensão, sendo a interpretabilidade um ponto forte dos sistemas fuzzy.

Redes neurais são metodologias baseadas no funcionamento do cérebro e sistema nervoso. Tradicionalmente têm sido utilizadas para imitar tarefas cognitivas realizadas pelo cérebro humano.

Os sistemas híbridos são a sinergia obtida pela combinação de duas ou mais técnicas de modelagem. O foco destes sistemas está em obter um sistema mais poderoso e com menos deficiências. Pesquisas feitas tem mostrado que sistemas inteligentes híbridos fornecem métodos eficientes em determinadas aplicações, principalmente no ramo da Engenharia (Sanchez, 2009).

Os algoritmos genéticos (AG) são algoritmos matemáticos inspirados no princípio Darwiniano de evolução das espécies e da genética. O algoritmo utiliza um mecanismo de busca adaptativa baseado no processo de evolução natural e recombinação genética. Os algoritmos genéticos privilegiam as melhores soluções encontradas a cada ciclo, de forma a direcionar a busca para regiões onde é mais provável que estejam localizadas as soluções ótimas. Assim, o AG explora de forma inteligente as informações disponíveis para buscar melhores soluções para um determinado problema.

O funcionamento do algoritmo acontece através de um processo de evolução, em que cada iteração corresponde a uma geração. Uma população de indivíduos (possíveis soluções), identificados por cromossomos, são avaliados e associados a uma aptidão e submetidos a um processo de evolução, através de seleção e reprodução, durante várias gerações.

Nessa dissertação utilizam-se sistemas inteligentes como ferramentas fundamentais para avaliar o desempenho em alguns estudos de casos específicos. O objetivo é mostrar que as ferramentas de Inteligência computacional podem ser empregadas em diversos cenários, sistemas e métodos, se adaptando bem de acordo com cada finalidade.

Essa dissertação apresenta três principais aplicações, onde em cada uma delas foi abordado um ou mais estudos de caso.

Os problemas/aplicações abordados consideram:

1) a equalização de canais em sistemas de comunicação digital celular, na qual utilizou-se um sistema neuro-fuzzy ANFIS (Adaptive Network based Fuzzy Inference System);

2) roteamento em redes de sensores sem fio no qual foi utilizado um sistema de inferência fuzzy para a escolha do caminho de transmissão de dados de modo a considerar o menor caminho e o consumo de energia das baterias;

3) automação de aquisição de dados em redes mesh no qual o posicionamento de roteadores é otimizado por técnicas evolutivas. Implementou-se uma técnica evolutiva híbrida fuzzy-genética versátil que permite avaliar múltiplos objetivos.

Apresenta-se a seguir uma introdução sucinta das aplicações tratadas nesta dissertação.

Modelo Inteligente Híbrido Aplicado à Equalização de Canais em Sistemas de Comunicação Digital

O objetivo de um sistema de comunicação consiste em transferir informações entre dois pontos, através de um meio físico, na presença de distúrbios ou distorções, tais como ruído tipicamente aditivo e dispersão do sinal de informação transmitido. O meio usado para transmitir o sinal de informação é chamado de canal, e ele pode causar algumas alterações no sinal, acarretando em erros na decisão dos símbolos transmitidos.

Um dos problemas que atinge os sistemas de comunicações digitais é chamado de Interferência Intersimbólica (ISI - Intersymbol Interference) (Haykin, 2014). Esse problema acontece devido à sobreposição de símbolos de um mesmo transmissor em um receptor, fenômeno este devido a efeitos de limitação de banda e também devido aos efeitos de multipercurso.

A comunicação celular tem sido amplamente utilizada no mundo. Suas aplicações não ficam restritas somente a telefonia móvel, pois sua tecnologia pode ser empregada em transações bancárias, pagamentos em lojas que utilizam cartões de crédito ou débito, estações meteorológicas e etc.

Dando foco nestas aplicações, onde a comunicação é digital e requer altas taxas de transmissão para proporcionar uma comunicação confiável, esta aplicação aborda alguns métodos de compensação (equalização adaptativa) de interferências que alteram o sinal transmitido.

Tipicamente, os canais celulares são lineares e variantes no tempo, e sofrem com a interferência co-canal, causada pelo reuso de frequências, e com a interferência de canais adjacentes. Essas interferências causam erros de decisão no receptor do sistema de comunicação.

Para compensar os efeitos do canal de comunicação, seja ele um enlace de microondas, o ar (sistemas wireless) ou um par de fios telefônicos, e manter a taxa de transmissão de dados alta e confiável, usa-se um equalizador digital. Uma das funções do equalizador é, portanto, remover ou minimizar a

interferência e tornar o receptor mais resistente aos erros de decisão na detecção dos símbolos de informação. É interessante que o equalizador seja adaptativo, isto é, seus parâmetros devem ser ajustados de acordo com as características no canal.

Os sistemas Neuro-Fuzzy estão sendo cada vez mais utilizados para a solução de problemas. Tais sistemas são o resultado da fusão de duas técnicas consagradas: Redes Neurais Artificiais e Sistemas Fuzzy, no qual agregam-se as características de transparência de raciocínio da lógica nebulosa juntamente com a capacidade de aprendizado e generalização das Redes Neurais.

Nesta aplicação é estudada e avaliada a utilização de um sistema inteligente Neuro-Fuzzy, o consagrado ANFIS (Adaptive Network based Fuzzy Inference System), na equalização supervisionada de canais de comunicação digital. O objetivo é avaliar a aplicação do sistema ANFIS para equalização de canais de comunicação celular. O foco do estudo é a realização de diversos estudos de casos para os cenários previstos em canais lineares invariantes no tempo.

Utilização de Sistemas de Inferência Fuzzy na Determinação e na Transmissão de Uma Rede de Sensores Sem Fio

Redes de sensores sem fio são aplicadas em diversas áreas e necessitam ter um funcionamento eficiente com rápida transmissão de informações e prolongada vida útil. Para que a informação coletada pelos sensores seja transmitida ao gateway, é necessário, muitas vezes, que ela passe por outros sensores ou roteadores até chegar ao *gateway*. Caso um roteador não esteja em perfeito funcionamento, a informação deve encontrar outro caminho para percorrer até chegar ao *gateway*.

Além disso, estes sensores e roteadores geralmente são operados por baterias que têm um período de vida útil limitado e torna-se impraticável trocar frequentemente esta fonte de energia. Para prolongar o período de utilização dos sensores é interessante otimizar a transferência de dados de forma a

poupar o uso desnecessário de roteadores e evitar falhas na transmissão de dados devido à falta de energia.

Um dos principais objetivos na transmissão de informações é garantir que os dados cheguem ao *gateway* no menor tempo possível, pois a cada roteador utilizado se gasta um tempo adicional.

Esta aplicação envolve a decisão de roteamento em cada nó em redes de sensores sem fio. A proposta é utilizar um sistema de inferência fuzzy, especialmente projetado, a fim de avaliar e determinar o melhor caminho para transmissão de dados na rede isto é, analisar a melhor rota para transmitir uma informação entre o sensor e o gateway considerando-se duas variáveis: minimizar a distância percorrida pela informação entre o sensor e o gateway, que deve ser a menor possível e a vida útil das baterias dos sensores/roteadores da rede, que deve ser maximizada.

Este estudo gerou uma publicação na 19th *International Conference on Enterprise Information Systems (ICEIS)*, Porto, Portugal - Volume 1: ICEIS, 618-624, 2017, intitulado *Application of Fuzzy Inference Systems in the Transmission of Wireless Sensor Networks*.

Disposição Espacial de Roteadores em Redes Mesh com Técnicas Evolutivas

A inspiração para a realização deste estudo de caso surgiu de um estudo sobre o uso de algoritmo genético para disposição espacial de fontes luminosas em interiores, seguindo as normas da ABNT sobre o nível de iluminação para ambientes internos e as normas para disposição de fontes luminosas. Para isso levou-se em consideração o tipo de lâmpada, a potência e o fluxo luminoso de cada modelo selecionado. Este artigo foi intitulado *Use of Algorithm for Spatial Layout of Indoor Light Sources*, e publicado na 20th *International Conference on Enterprise Information Systems (ICEIS)*, Funchal, Madeira, Portugal - Volume 1: ICEIS, 456-460, 2018.

A rede mesh, também chamada de rede em malha, tem como característica a transmissão multissalto para estender a área de cobertura de uma rede sem fio para outras localidades, em que o sinal de um roteador não é capaz de alcançar, permitindo a transmissão de dados para vários outros roteadores até alcançar o cliente desejado.

Os nós do backbone deste tipo de rede têm localização fixa, portanto, podem facilmente ser alimentados, eliminando então a limitação de energia das redes de sensores sem fio.

Lee et al. (2006) afirmam que a tecnologia em malha sem fio permite que redes possam ser constituídas em áreas cuja cobertura seja grande, onde é difícil a instalação de cabos condutores e em locais que se encontram em situação de emergência.

Uma das principais aplicações de redes mesh é na construção de cidades digitais, oferecendo infraestrutura de comunicação sem fio em ambiente metropolitano a todos os cidadãos.

A proposta do capítulo 3 é apresentar dois estudos de caso envolvendo redes mesh. No primeiro estudo é utilizado um algoritmo genético para determinação da localização dos roteadores em um espaço sem obstáculos para transmissão de wifi em um modelo bidimensional.

No segundo estudo, um sistema híbrido fuzzy-genético é utilizado. Tal sistema é baseado em um agregador fuzzy que avalia a aptidão de um algoritmo genético. O sistema híbrido é capaz de evoluir a localização dos roteadores em um espaço no qual há restrições de posicionamento em áreas onde o custo de instalação destes roteadores é alto. Implementa-se deste modo um sistema para avaliação de dois objetivos.

Organização Geral da Dissertação

No Capítulo 1, é apresentada a aplicação e estudo de caso utilizando um sistema híbrido Neuro-Fuzzy, o ANFIS, em equalização de canais. São apresentados resultados de simulações computacionais realizadas com várias

configurações do sistema híbrido selecionado e com uma seleção de respostas típicas de canais de comunicação digital

No Capítulo 2, é concebido e utilizado um sistema fuzzy para avaliar e determinar o melhor caminho para transmissão de dados em uma rede de sensores sem fio, isto é, analisar a melhor rota para transmitir uma informação entre o sensor e o gateway considerando-se duas situações: minimizar a distância percorrida pela informação entre o sensor e o gateway e maximizar o tempo de vida útil das baterias dos sensores.

No Capítulo 3 é proposta e avaliada uma técnica evolutiva híbrida fuzzy-genética. Esta técnica permite avaliar múltiplos objetivos para otimizar o posicionamento de roteadores num cenário de campo com automação para aquisição de dados baseada numa rede mesh. O estudo de caso é apresentado e discutido, sendo que os resultados indicam a viabilidade para este tipo de automação.

Ao final encontra-se um capítulo relacionando as produções científicas geradas pelos estudos de caso e, finalmente, a conclusão, com as considerações finais e sugestões de trabalhos futuros.

1. MODELO INTELIGENTE HÍBRIDO APLICADO À EQUALIZAÇÃO DE CANAIS EM SISTEMAS DE COMUNICAÇÃO DIGITAL

O campo das comunicações digitais tem experimentado um enorme crescimento nas últimas décadas. As novas aplicações multimídia envolvendo dados, voz e imagens têm demandado taxas de transmissão cada vez maiores, tornando necessário o uso de técnicas de processamento digital de sinais de modo a aumentar a eficiência dos meios de comunicação. Um requisito importantíssimo para o uso destes sistemas é que a comunicação seja confiável e rápida.

1.1 Sistema De Comunicação Digital

A função básica de um sistema de comunicação digital (SCD) é transmitir corretamente informações entre um transmissor e um receptor. As informações a serem transmitidas são codificadas através dos elementos de um conjunto finito, denominado alfabeto. Por sua vez, os elementos do alfabeto recebem o nome de símbolos. A Figura 1 ilustra o diagrama em blocos simplificado de um SCD.

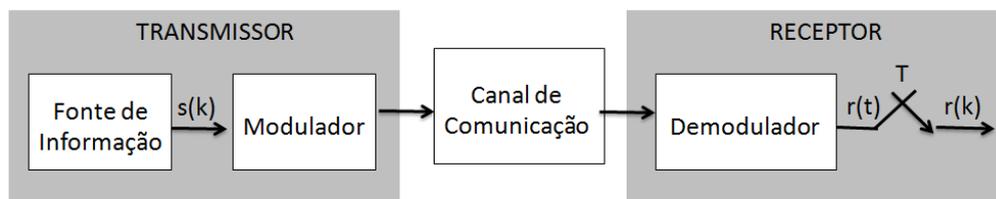


Figura 1 – Diagrama em blocos de um SCD.

Num sistema digital, as mensagens (analógicas ou digitais) devem ser convertidas em uma sequência de dígitos binários. Essas sequências binárias

contêm o menor número possível de dígitos. A fonte de informação contém um codificador de fonte, que realiza uma compressão dos dados, e um codificador de canal, responsável por introduzir no sinal convertido uma quantidade de informação redundante que será utilizada no receptor para detectar e corrigir erros causados pelo ruído e interferências que afetam o sinal.

O modulador escolhe um conjunto de parâmetros, como por exemplo, o formato e a duração das formas de onda, e a potência média mais adequada e os mapeia em um sinal para que possa ser transmitido pelo canal.

O canal é o meio físico que transporta a informação do transmissor ao receptor. Esse canal pode ser wireless (sem fio), fibra ótica, um cabo comum nas linhas telefônicas, etc.

A informação segue para o demodulador no receptor, que processa o sinal recebido, possivelmente corrompido pelo canal, tentando reduzir o sinal a uma sequência numérica que representa as estimativas de dados recebidos. Após a demodulação do sinal, este será reconstruído utilizando o código dado pelo codificador de canal e a redundância contida na informação do sinal, tentando assim, recuperar o sinal original baseado no código usado pelo codificador de fonte.

Ao passar pelo canal, o sinal transmitido pode ser corrompido por diversos mecanismos: adição de ruídos, atenuação, seletividade em frequência, deslocamento de fase, que são, em geral, dependentes do tempo. Na Figura 1 nota-se que no receptor não existe uma estrutura diretamente responsável por compensar os efeitos causados pelo canal de comunicação. Por este motivo, podem ocorrer erros no processo de decodificação.

1.1.1) Efeitos do Canal sobre o Sinal

O canal é um dos principais fatores que limitam o desempenho de um SCD, devido às distorções que ele causa no sinal transmitido. Os efeitos do canal sobre o sinal transmitido são:

- Interferência Intersimbólica (ISI): provocada pelo espalhamento temporal que ocorre no meio de transmissão (Wong & Lok, 2004) e que resulta na sobreposição dos sinais transmitidos.
- Ruído: corresponde às perturbações aleatórias no sinal, resultantes da agitação térmica e de interferências eletromagnéticas.
- Distorções Não Lineares: são causadas pelas não linearidades presentes nos componentes eletrônicos que fazem parte do sistema (por exemplo, nos amplificadores) e também por não linearidades existentes no meio de transmissão, como no caso das fibras ópticas (Agrawal, 2010) e em comunicações via satélite.

Nos sistemas de comunicações digitais modernos são requeridas altas taxas de dados. Quanto maior a taxa de dados, mais o canal de comunicação se torna dispersivo no tempo (ou seletivo em frequência), isto é, o canal de comunicação espalha o sinal devido aos múltiplos percursos, resultando em interferência intersimbólica. Os mutipercursos são os vários caminhos que o sinal percorre antes de chegar ao receptor. A ISI pode acarretar um aumento significativo da taxa de erro de bit (BER - bit error rate) na comunicação, sendo um fator mais importante que o ruído (Proakis & Manolakis, 2007). Deve ser lembrado que um aumento na potência do sinal transmitido não reduzirá a ISI, mas irá melhorar a razão sinal-ruído (SNR - Signal-to-noise ratio).

Normalmente, apenas os efeitos da ISI e do ruído aditivo são levados em conta no estudo dos SCDs e considera-se que o sistema está operando em uma faixa onde as não linearidades podem ser desprezíveis. Porém, a crescente demanda por taxas de transmissão cada vez mais elevadas faz com que os SCDs operem no seu limite de máximo desempenho, o que acaba por acentuar os efeitos das não linearidades presentes no sistema. Com isso, as não linearidades deixam de ser desprezíveis e se tornam um aspecto relevante nos SCDs (Ferrari, 2005). Para representar os efeitos descritos, existem dois modelos matemáticos do canal: o modelo linear e o modelo não linear.

O modelo linear de canal é o modelo que classicamente é utilizado no estudo dos SCDs. Este modelo não considera os efeitos não lineares, sendo

modelados apenas a ISI e o ruído. A ISI é modelada por uma combinação linear dos símbolos transmitidos, segundo a equação a diferenças

$$\begin{aligned}
 x(k) &= h_0^*s(k) + h_1^*s(k-1) + \dots + h_{n_c-1}^*s(k-n_c+1) \\
 &= [h_0^*h_1^* \dots h_{n_c-1}^*] \cdot \begin{bmatrix} s(k) \\ s(k-1) \\ \vdots \\ s(k-n_c+1) \end{bmatrix} = h^H s(k)
 \end{aligned} \tag{1}$$

onde $x(k)$ é o sinal sem ruído recebido e $s(k)$, o sinal transmitido. Os parâmetros h_j são denominados de coeficientes do canal, n_c é conhecido como o comprimento do canal e o operador hermitiano é representado por H .

A equação (1) mostra que a ISI é representada por meio de um filtro linear com resposta impulsiva finita (FIR - Finite Impulse Response), cuja função de transferência no domínio transformado pode ser escrita na forma:

$$H(z) = \sum_{j=0}^{n_c-1} h_j z^{-j} \tag{2}$$

Por sua vez, o ruído é matematicamente modelado como um processo estocástico estacionário, branco e com distribuição Gaussiana de média nula e variância $\sigma^2\eta$, adicionado ao sinal resultante da ISI. Desta forma, o sinal que chega ao receptor é dado por:

$$r(k) = x(k) + \eta(k) \tag{3}$$

onde $\eta(k)$ é o valor do ruído no instante k .

O modelo não linear de canal está fortemente relacionado com o tipo específico de sistema de comunicação em estudo, não existindo um modelo único e geral. O modelo mais empregado na literatura, no qual as distorções

são representadas por uma não linearidade polinomial e sem memória (Ferrari, 2005) que atua sobre o sinal resultante da ISI, é apresentado na equação (4).

$$\begin{aligned} x_p(k) &= g(x(k)) = a_0x(k) + a_1x(k)^2 + \dots + a_{n_p-1}x(k)^{n_p} = \\ &= \sum_{j=0}^{n_p-1} a_jx(k)^{j+1} \end{aligned} \quad (4)$$

onde $x(k)$ é dado pela equação (1), os parâmetros a_j são os coeficientes do polinômio e n_p é a sua ordem.

A expressão para o sinal recebido é dada por:

$$r(k) = x_p(k) + \eta(k) \quad (5)$$

O ruído $\eta(k)$ é modelado por um processo estocástico exatamente como feito no modelo linear. Analisando as equações (4) e (5), observamos que quando $a_0 = 1$ e os demais coeficientes a_j são nulos, o modelo não linear passa a ser idêntico ao linear, ou seja, o modelo linear de canal corresponde a um caso particular do modelo não linear.

A equalização de canais de comunicação pode ser considerada como um problema de desconvolução, e o equalizador é projetado para que a combinação da sua resposta ao pulso unitário com a do canal esteja o mais próximo possível de um simples atraso. No entanto, essa aproximação se torna bastante complicada quando há não-linearidades significativas no canal. Por outro lado, a equalização pode ser encarada como um problema de classificação, e o equalizador é projetado como um dispositivo de decisão a fim de reconstruir a sequência de símbolos transmitida de forma mais precisa possível.

1.2 Equalização

Para compensar os efeitos introduzidos pelo canal de comunicação e estimar o sinal transmitido, faz-se uso de um filtro denominado equalizador. Normalmente, o equalizador é inserido no receptor, mas existe também a possibilidade do seu uso no transmissor, num esquema de pré-distorção do sinal transmitido. A primeira abordagem é a mais simples e usual. A Figura 2 ilustra a utilização do equalizador em um SCD.

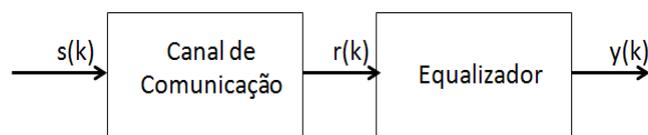


Figura 2 – Adição de um equalizador ao SCD.

De um modo geral, o meio físico através do qual é feita a transmissão, denominado canal, seja ele o ar, pares trançados, guias de onda, fibras ópticas, etc, introduz distorções nas informações. Os equalizadores são dispositivos cuja função é combater tais distorções de modo a permitir a correta recuperação das informações transmitidas (Vaseghi, 2000).

Os filtros lineares têm sido muito usados para este fim, principalmente devido ao sólido arcabouço matemático existente para sua análise e à sua simplicidade e baixo custo computacional. Entretanto, quando as distorções são muito severas, o desempenho deste tipo de equalizador fica bastante comprometido, sendo necessária a utilização de estruturas mais elaboradas. Por este motivo, o uso de equalizadores não lineares tem sido bastante investigado, resultando em técnicas bem-sucedidas baseadas em filtros polinomiais e redes neurais artificiais. A implementação prática de tais técnicas tem sido viabilizada pelo acelerado desenvolvimento e aumento da capacidade de processamento dos DSPs (Digital Signal Processors) (Ferrari, 2005).

1.2.1) Equalizadores Adaptativos

A recuperação do sinal transmitido pelo equalizador pode ser feita segundo duas abordagens: estimação de sequência ou símbolo a símbolo.

Na estimação de sequência, um bloco de amostras recebidas é usado para se obter, através do critério de máxima verossimilhança, os símbolos transmitidos (Peng W. et al., 2016). Este tipo de equalizador pode ser implementado por meio do algoritmo de Viterbi (Forney, 1972).

Por outro lado, os equalizadores símbolo a símbolo usam um número fixo de amostras recebidas para estimar um único símbolo a cada período de amostragem. Tais equalizadores permitem que seus parâmetros sejam ajustados ao longo do tempo para se adequarem a variações no canal, ou seja, podem ser adaptativos (Haykin, 2014). O equalizador de memória finita símbolo a símbolo ótimo é dado pelo critério de Máxima Probabilidade A Posteriori (MAP - Maximum A Posteriori) e é chamado de equalizador Bayesiano.

Os parâmetros dos equalizadores adaptativos são determinados por meio de algoritmos de treinamento de modo a atender certo critério de desempenho. Neste contexto, o treinamento pode ser supervisionado ou não supervisionado.

1.2.1.1 Treinamento Supervisionado de Equalizadores Adaptativos

No treinamento supervisionado, um sinal de treinamento ou piloto é enviado periodicamente durante a transmissão das informações. O receptor possui uma cópia deste sinal piloto que é utilizada para adaptar os parâmetros do equalizador durante o período de treinamento. Deste modo, durante o treinamento supervisionado não existe transmissão efetiva de informação, uma vez que os dados já são conhecidos pelo receptor, como mostra a Figura 3, onde o bloco decisor corresponde ao dispositivo responsável por fazer o mapeamento entre a saída do equalizador e os símbolos do alfabeto transmitido.

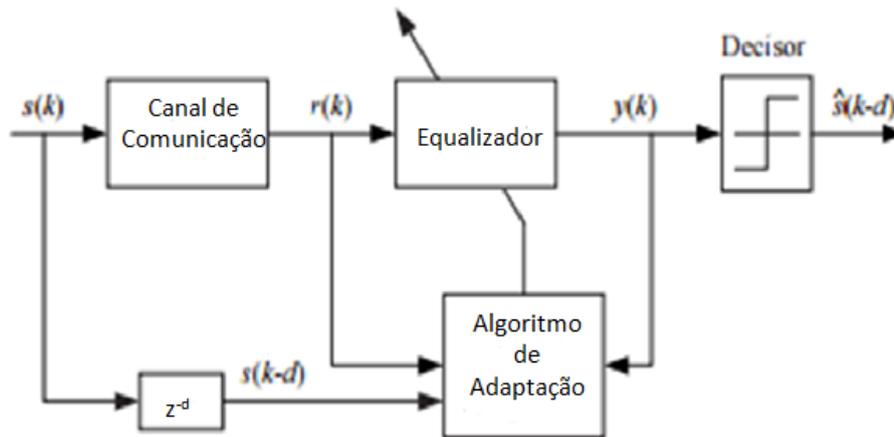


Figura 3 – Equalizador com treinamento supervisionado (Adaptado de Ferrari, 2005).

1.2.1.2 Treinamento Não Supervisionado de Equalizadores Adaptativos

O treinamento não supervisionado, também conhecido como autodidata ou cego, é caracterizado pela não existência de um sinal piloto, sendo a adaptação do equalizador feita com base exclusivamente no sinal recebido e em estatísticas do sinal transmitido (Haykin, 2014). O esquema de treinamento não supervisionado é mostrado na Figura 4.

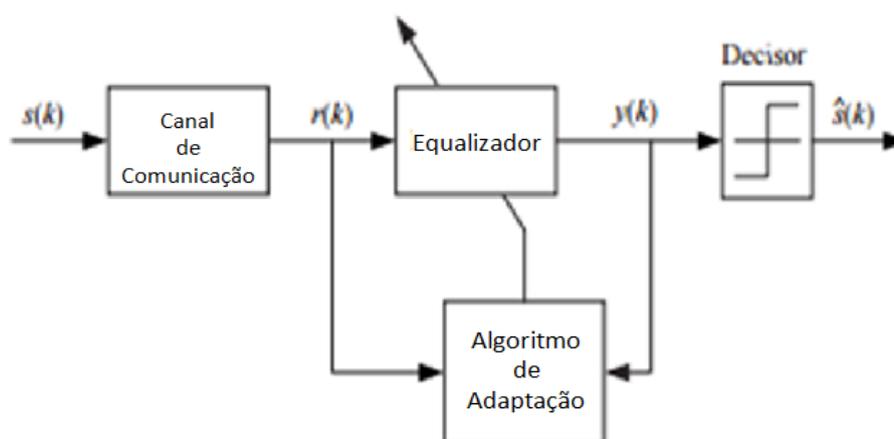


Figura 4 – Equalizador com treinamento não supervisionado (Adaptado de Ferrari, 2005).

Após o término do período de treinamento supervisionado ou não supervisionado, a atualização dos parâmetros do equalizador passa a ser realizada no chamado modo de Decisão Direta (DD), onde os próprios símbolos decididos no receptor são utilizados como sinal piloto para o algoritmo de treinamento. O modo DD de treinamento é mostrado na Figura 5.

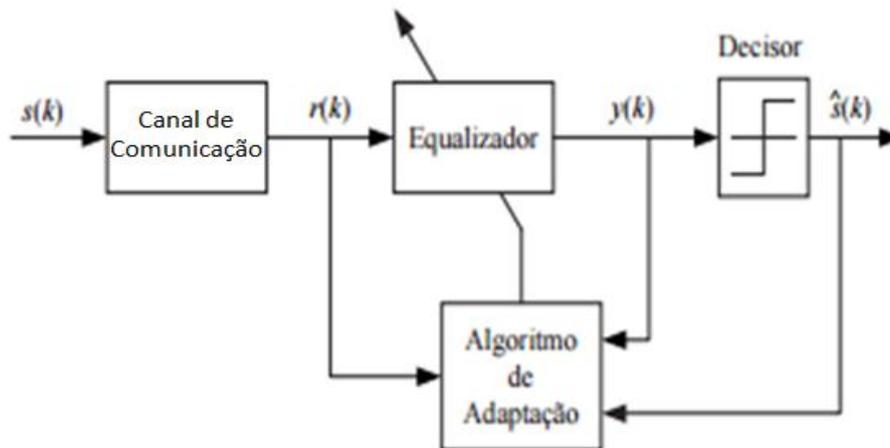


Figura 5 – Modo DD (Adaptado de Ferrari, 2005).

Recentes avanços tecnológicos têm viabilizado a utilização e incentivado o estudo de estruturas computacionalmente mais complexas como as não lineares, especialmente os filtros polinomiais (Mathews & Sicuranza, 2000), as redes neurais artificiais (Haykin, 2014), os sistemas fuzzy (Patra, 1998) e os sistemas híbridos neuro-fuzzy (Raveendranathan, 2014). Comparativamente, os equalizadores não lineares apresentam um desempenho superior em relação aos lineares, o que desperta um grande interesse no seu estudo.

Em outras palavras, equalizadores estão sendo estudados e desenvolvidos com a finalidade de se alcançar soluções ótimas na equalização dos canais de comunicação.

1.2.2) Critérios Ótimos de Equalização

Um equalizador ótimo pode ser obtido com o intuito de satisfazer três critérios, são eles:

- i) Critérios baseados na solução de Wiener;
- ii) Critério de Bayes para minimização da probabilidade de erro dos símbolos recebidos;
- iii) Critérios da máxima verossimilhança e da máxima entropia.

Os critérios do tipo (i) levam a soluções para o equalizador que consiste de um filtro transversal linear (LTE – Linear Transversal Equalizer) seguido de um elemento não linear de decisão. Considerando o problema de equalização como um problema de classificação das diferentes saídas do canal, isto é, de diferentes estados, este tipo de solução é linear, pois consiste na divisão do espaço de estados por um hiperplano (Haykin, 2014).

O critério (ii), conhecido como critério MAP (Maximum a Posteriori Probability), é não linear no sentido de que divide o espaço de estados do canal de forma ótima por uma hipersuperfície que não é um simples hiperplano como no caso do LTE (Proakis, 2007).

Em relação ao critério da máxima verossimilhança que pertence ao conjunto de critérios (iii), Forney (1972) demonstrou que o equalizador ótimo é formado por um filtro casado com o canal de transmissão seguido do algoritmo de Viterbi. Este equalizador é não linear e busca a sequência de máxima verossimilhança.

A solução ótima de Wiener depende da correlação dos dados da entrada e de uma resposta desejada, logo sua implementação é muitas vezes inviável na prática. O que se usa são algoritmos de busca do gradiente como, por exemplo, o LMS (Least Mean Squares) e o RLS (Recursive Least Squares). Estes algoritmos convergem para próximo da solução de Wiener de forma iterativa e permitem implementação em tempo real em um equalizador linear transversal (Haykin, 2014).

O equalizador símbolo a símbolo de memória finita que recupera a sequência transmitida com o menor número possível de erros é obtido pelo

critério MAP (Maximum a Posteriori Probability), e é denominado equalizador Bayesiano.

1.2.2.1 Critério da Máximo Verossimilhança

Forney demonstrou que o equalizador ótimo é formado por um filtro casado branqueador, seguido do algoritmo de Viterbi (FORNEY, 1975). Este equalizador é não linear e busca a sequência de máxima verossimilhança. Na Figura 6 é mostrado um esquema de tal equalizador. O fato de se usar o filtro casado e de se estimar a sequência (de símbolos) de máxima verossimilhança, faz com que este equalizador ótimo difira do critério de Bayes (MAP), mesmo quando os símbolos são equiprováveis.

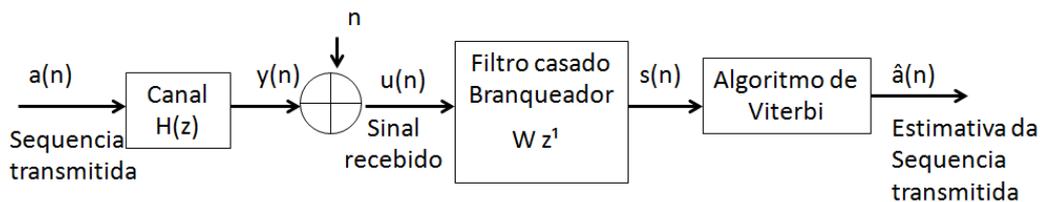


Figura 6 - Esquema do equalizador ótimo segundo Forney.

Segundo Forney, esta solução é ótima no sentido de garantir a menor taxa de erros. O uso do filtro branqueador está ligado ao funcionamento do algoritmo de Viterbi, pois o ruído da sequência de entrada deste algoritmo deve ser não-correlacionado.

Supondo que a função de transferência do canal seja conhecida, pode-se projetar o filtro casado branqueador (FORNEY, 1972). Uma vez projetado este filtro, deve-se partir para a implementação do algoritmo de Viterbi.

O algoritmo de Viterbi (AV) foi inicialmente proposto como uma solução para decodificação de códigos convolucionais por A. J. Viterbi (1967).

Posteriormente, Omura (1969) e Forney (1974) mostraram que este algoritmo pode ser considerado como um decodificador de máxima verossimilhança. O AV é frequentemente visto como um algoritmo que minimiza a probabilidade de erro através da comparação de um conjunto de verossimilhanças de possíveis estados de transição que podem ocorrer e decide qual deles possui a maior probabilidade de ocorrência.

A realimentação existente na implementação deste algoritmo leva em conta as probabilidades dos estados de amostras anteriores para buscar a sequência de máxima verossimilhança.

Uma implementação mais eficiente do AV pode ser encontrada em (FORNEY Jr.,1973).

Uma limitação no uso deste equalizador ótimo na prática é a complexidade computacional do algoritmo de Viterbi, que cresce exponencialmente com o número de coeficientes do canal.

Comparando os critérios ótimos para equalização, percebe-se uma limitação fundamental do equalizador linear transversal (LTE). Dependendo do canal, este equalizador poderá estar muito longe do ótimo segundo o critério de Bayes ou do ótimo segundo o critério da máxima verossimilhança. Por este motivo, surgiram variações do mesmo, como o Decision Feedback Equalizer (DFE). O DFE nada mais é do que um LTE em que são também utilizadas decisões passadas. Isso faz com este tipo de sistema tenha uma estrutura onde a não linearidade do decisor está posicionada em uma malha de realimentação, constituindo-se em um sistema não linear.

Diante disso, surgiram vários estudos na direção de se obter um equalizador intermediário entre o ótimo e o LTE. Várias estruturas não lineares têm sido estudadas, como exemplo, as que utilizam redes neurais. As redes neurais, apesar de serem computacionalmente complexas, apresentam vantagens sobre outras estruturas não lineares devido ao seu alto grau de paralelismo, o que as torna atraentes para implementação em circuitos integrados. Em geral, estas estruturas são sintonizadas de forma supervisionada.

Por outro lado, a grande vantagem do LTE / DFE é a sua simplicidade, que permite o desenvolvimento de algoritmos de baixa complexidade para a adaptação em tempo real dos coeficientes. A variação dos parâmetros do canal com o tempo ou a utilização de um mesmo dispositivo equalizador com diferentes canais leva a necessidade de se ajustar os coeficientes do equalizador de forma automática. Neste contexto, o desenvolvimento de equalizadores ótimos segundo os critérios de Bayes ou de máxima verossimilhança que sejam menos complexos é um problema de interesse. Da mesma forma, também o desenvolvimento de algoritmos eficientes de ajuste ou treinamento para estes equalizadores é um problema que tem a sua importância.

De modo geral, em situações em que uma estrutura não linear simples como o DFE não funciona bem, faz-se necessário utilizar uma estrutura não linear mais complexa.

Nessas situações, uma rede neural, por exemplo, pode apresentar um desempenho mais interessante. Neste contexto, um equalizador híbrido composto de uma estrutura linear e uma não linear torna-se uma solução de grande interesse.

1.3 Canal Celular

O conceito de telefonia celular basicamente consiste da substituição do transmissor único de elevada potência (equivalente a uma grande célula) por muitos transmissores de baixa potência (equivalentes a pequenas células), cada um deles permitindo a cobertura de uma pequena porção da área de cobertura que se deseja atender.

A cada estação base é alocada uma porção do número total de canais disponíveis ao sistema inteiro. Às estações-base vizinhas são atribuídos diferentes grupos de canais, para que a interferência entre as estações-base (e os usuários móveis a ela associados) seja minimizada.

Desta forma, os canais disponíveis são distribuídos através da região geográfica e podem ser reusados tantas vezes quanto necessário, desde que a interferência entre canais seja mantida em níveis aceitáveis.

À medida que a demanda por serviços aumenta (ou seja, mais canais se tornam necessários dentro de um particular mercado), o número de estações-base pode ser aumentado, juntamente com um correspondente decréscimo na potência dos transmissores, para que se evite interferência.

A cada estação base celular é alocado um grupo de canais de rádio para serem usados dentro de uma pequena região geográfica chamada célula. Às estações-base em células adjacentes são atribuídos grupos de canais que contêm canais completamente diferentes daqueles de células vizinhas. As antenas das estações-base são projetadas para permitir a cobertura desejada dentro de uma particular célula.

Limitando o limite de cobertura à área abrangida pela célula, o mesmo número de canais pode ser usado para cobrir diferentes células que são separadas umas das outras por distâncias grandes o suficiente para manter níveis toleráveis de interferência.

O processo de selecionar e alocar grupos de canais para as estações-base celulares dentro de um sistema é chamado reuso de frequências. A Figura 7 ilustra o conceito de reuso de frequências em telefonia celular, onde células marcadas com a mesma letra usam o mesmo grupo de canais.

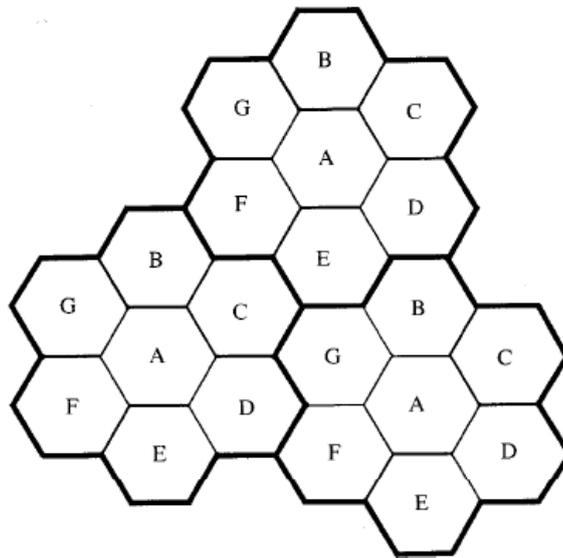


Figura 7 - Ilustração do conceito de reuso de frequências. Células com a mesma letra usam o mesmo conjunto de frequências.

Na figura 7, um cluster (agrupamento) de células é salientado na figura e é replicado sobre a área de cobertura. Neste exemplo o tamanho do cluster (N) é igual a sete e o fator de reuso de frequências é $1/7$, desde que cada célula contém um sétimo do número total de canais disponíveis.

O padrão hexagonal utilizado para as células, mostrado na Figura 7 é conceitual, sendo um modelo simplificado da cobertura de rádio para cada estação base. O padrão hexagonal tem sido universalmente adotado porque facilita a análise do sistema celular e permite o uso do menor número possível de células para cobrir uma determinada região geográfica em que se deseja prestar o serviço móvel. Além disso, o hexágono aproxima de forma mais adequada o padrão de irradiação circular que ocorreria para uma antena omnidirecional de uma estação rádio base em condição de propagação em espaço livre.

Ao se utilizar hexágonos para modelar áreas de cobertura, os transmissores das estações-base podem estar colocados no centro da célula (center-excited cells) ou em três dos seis vértices da célula (edge-excited cells). Normalmente, antenas omnidirecionais são usadas em center-excited cells e antenas direcionais setorizadas são usadas em corner-excited cells.

Cluster é um conjunto de células hexagonais vizinhas que utilizam todo o espectro de frequências (ou canais) disponível. O conceito de reuso de frequências é baseado na possibilidade da reutilização destas mesmas frequências em clusters vizinhos, adequadamente espaçados, dentro da área de cobertura de um sistema celular.

1.3.1) Interferências

A interferência é o principal fator limitante do desempenho de sistemas de comunicações rádio celulares, constituindo-se o maior gargalo para o aumento da capacidade de um sistema e sendo o fator prioritariamente responsável por chamadas perdidas.

Fontes de interferência incluem: outros telefones móveis na mesma célula, uma chamada em progresso em uma célula vizinha, outras estações-base operando na mesma banda de frequência, ou mesmo qualquer sistema não celular no qual frequências próximas à frequência celular se espalhem para a banda de frequência celular.

A interferência em canais de voz ocasiona "linhas cruzadas", onde o assinante escuta a interferência no fundo devido a transmissões indesejáveis. Nos canais de controle, a interferência conduz a chamadas perdidas ou bloqueadas devido a erros no fluxo de sinais digitais de controle (sinalização digital).

A interferência é mais severa em áreas urbanas, devido à maior presença de ruído e ao grande número de estações-base e estações móveis existentes.

Os dois maiores tipos de interferência geradas pelo próprio sistema celular são: a interferência co-canal e a interferência por canal adjacente.

Embora sinais interferentes sejam frequentemente gerados dentro do próprio sistema celular, são difíceis de serem controlados (devido aos efeitos aleatórios de propagação). Na prática, os transmissores de portadoras do sistema celular que competem entre si são uma fonte significativa de interferência de fora da banda, pois os competidores frequentemente alocam

suas estações-base em locais próximos às estações-base de outras provedoras de serviço celular, para que possam prover cobertura comparável para os usuários do sistema.

1.3.1.1 Interferência Co-canal (CCI)

Quando se utiliza uma configuração celular com simetria hexagonal, a interferência causada pelo reuso de frequências em grupos adjacentes pode ser calculada considerando 6 células interferentes a uma distância D , 12 células interferentes a uma distância $2D$ e assim sucessivamente.

A relação entre o sinal desejado e a interferência co-canal é dada por:

$$SIR = \frac{S}{\sum_{i=1}^{i_0} I_i} \quad (6)$$

Na Equação (6), i_0 expressa o número de células que ocasionam interferência co-canal; por exemplo, em um receptor móvel que esteja monitorando o canal de comunicação entre rádio base e telefone móvel, S é a potência do sinal desejado e I_i a potência de interferência causada pela i -ésima fonte de interferência. As medidas de propagação de um canal de rádio mostram que a intensidade média do sinal recebido decai de acordo com a distância de separação entre o transmissor e receptor.

1.3.1.2 Interferência de Canal Adjacente

Interferências que resultam de sinais que estão numa faixa de frequências adjacente à faixa do sinal desejado são chamadas interferências de canal adjacente. Essa forma de interferência resulta de imperfeições no filtro do receptor, que permite que frequências em faixas próximas da faixa desejada sejam recebidas. O problema pode ser particularmente sério se um usuário em um canal adjacente estiver transmitindo muito próximo ao receptor de um outro usuário, enquanto o receptor deste último tenta receber sinal de uma estação base no canal desejado. Esse problema é conhecido como efeito perto-distante

(near-far effect), onde um transmissor próximo (podendo inclusive não fazer parte do sistema celular) causa forte interferência de canal adjacente em outro receptor. A estação base pode ter dificuldade em discriminar o usuário cujo sinal está mais fraco. A interferência de canal adjacente pode ser minimizada através de filtragem adequada e uma correta alocação de canais entre células. Normalmente consideram-se algoritmos de otimização para solução desse tipo de problema. (Pirotti, R. P. & Zuccolotto, M., 2009)

Pensando em solucionar estes problemas, nesta dissertação são estudados métodos de equalização adaptativa para compensação do ruído, interferência de co-canal e interferência de canal adjacente nos sinais transmitidos por canais celulares.

1.3.1.3 GPRS

O GPRS (General Packet Radio Service) é uma tecnologia capaz de aumentar as taxas de transferência de dados nas redes de celular já existentes. Nesta tecnologia os dados são transmitidos por comutação de pacotes, oferecendo uma taxa de transferência muito superior as tecnologias anteriores. Dentro da tecnologia GPRS atua o EDGE (Enhanced Data rates for GSM Evolution) ou EGPRS (Enhanced GPRS), cujo objetivo é melhorar e dar confiabilidade às transmissões de dados. O EDGE pode ser utilizado em qualquer tipo de troca de pacotes, como numa conexão em rede interna ou em uma conexão com a Internet. Sua velocidade chega à 560kbps e sua implementação em redes de telefonia celular já existentes é de baixo custo, já que a atualização ocorre apenas via software.

Estas tecnologias possuem aplicação em estação meteorológica, através de um modem GPRS permitindo o uso da Internet e conseqüentemente o envio de dados da estação para o servidor remoto. Também são aplicadas em bancos, casas lotéricas, lojas e etc.

Pode-se afirmar que em todas estas aplicações citadas, o mau funcionamento do sistema de comunicação acarreta em prejuízos financeiros, ou até mesmo desastres na vida do ser humano.

Considerando esses tipos de canais, onde o sinal é linear e invariante no tempo, realiza-se o estudo de equalização do tipo adaptativo, para compensar as interferências que ocorrem neste tipo de comunicação.

1.4 Sistemas Neurais e Fuzzy Aplicados na Equalização De Canais

Para usarmos sistemas Neuro-Fuzzy precisamos conhecer alguns conceitos de Redes Neurais Artificiais e Sistemas de Inferência Fuzzy, a razão de utilizar sistemas híbridos e entender o que é uma rede adaptativa. Neste item serão abordados esses conceitos e o sistema Neuro-Fuzzy ANFIS, escolhido para estudo.

Rede adaptativa é uma rede multicamadas, com arquitetura não recorrente (feedforward) disposta por nós interligados por conexões unidirecionais e aprendizado supervisionado. Cada nó corresponde a uma unidade de processamento, que recebe dados, processa esses dados através de uma função particular e emite uma saída (JANG, 1993).

Através do conjunto de dados, que corresponde ao vetor de entrada, a rede adaptativa tem como objetivo ajustar os pesos dos nós de forma a minimizar a diferença entre a saída da rede e a saída desejada.

O nome dado a este ajuste de pesos, realizado pela rede adaptativa, é treinamento. Cada treinamento utiliza um algoritmo de otimização para ajustar os pesos e minimizar o erro de saída da rede. O treinamento comum nestas redes é baseado no gradiente descendente proposto por Werbos (1974) ou treinamento híbrido proposto por Jang (1993).

A rede adaptativa estudada nesta dissertação é uma rede neural artificial. 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, 2014). 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.

Os sistemas híbridos são compostos por duas ou mais técnicas de modelagem, visando a obtenção de um sistema com maior capacidade de interpretação, aprendizado, estimativa e generalização (Silva, 2014).

Um dos primeiros sistemas híbridos neuro-fuzzy foi o ANFIS (*Adaptive Network based Fuzzy Inference System*) que, a partir dos vetores de entradas, do tipo e número das funções de pertinência das entradas e do vetor de saída consegue, por intermédio dos algoritmos backpropagation e híbrido, ajustar as funções de pertinência das entradas e os coeficientes da saída (TSK), otimizando a fidelidade da inferência sobre a planta representada (Silva, 2014).

1.4.1) Rede Neural Artificial

As redes neurais artificiais (Haykin, 2001) (Braga et al., 2007) são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso de seres vivos. Redes neurais artificiais (RNA) possuem capacidade de aquisição do conhecimento (baseado em informações fornecidas pelo ser humano) e podem ser definidas como um conjunto de unidades de processamento, caracterizadas por neurônios artificiais interligados por um grande número de interconexões (sinapses artificiais), sendo representadas por vetores/matrizes de pesos sinápticos (Silva, 2014).

A Figura 8 retrata a exemplificação de um neurônio artificial, que tem também a função de transmitir o resultado de todos os estímulos recebidos, aplicando sua ponderação aos sinais antes de colocá-los a disposição na saída de sua estrutura.

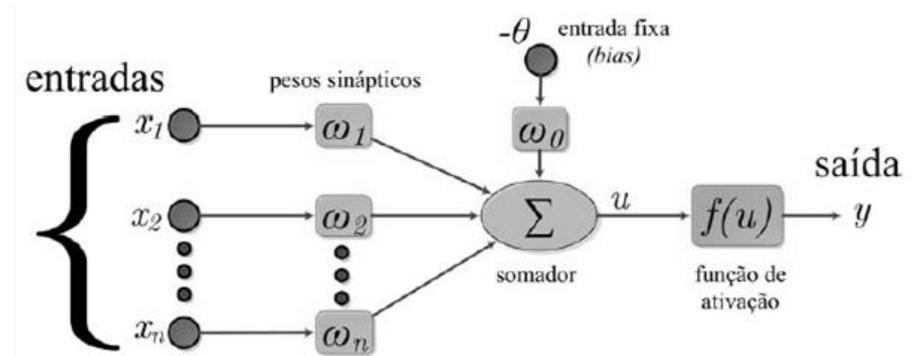


Figura 8 – Representação de um neurônio artificial.

Os sinais advindos de estruturas externas são apresentados como entradas (x_1, x_2, \dots, x_n). Uma vez mensuradas, estas são ponderadas pelos chamados pesos sinápticos atribuídos a cada entrada (w_1, w_2, \dots, w_n).

Estas informações, acrescidas de uma entrada fixa chamada de bias b compõe o somador que é então aplicado a função de ativação $f(u)$.

A função de ativação $f(u)$ serve para limitar a amplitude da saída sendo responsável pelo mapeamento linear e não linear de dados (Gongora, 2013).

Segundo Haykin (2001), o tipo de ligação entre os neurônios é capaz de estabelecer o chamado algoritmo de aprendizagem que por sua vez determina a arquitetura empregada na rede. Assim, assume-se que as redes apresentam configurações estruturais de acordo com a sua aplicação. No entanto, sua estrutura pode ser baseada em um mesmo layout visto na Figura 9.

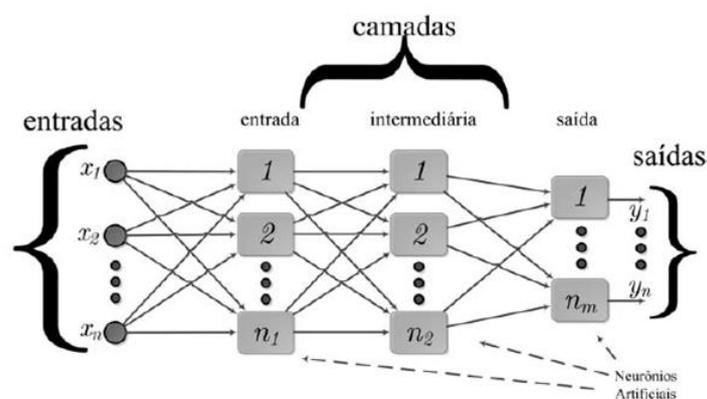


Figura 9– Estrutura básica de uma RNA.

De acordo com Silva, Spatti e Flauzino (2010), e como pode ser observado na Figura 9, as redes neurais apresentam três camadas distintas: camada de entrada, responsável por receber os sinais externos a rede; camadas escondidas ou intermediárias, utilizadas para extrair as informações inerentes do sistema; camada de saída que apresenta os sinais processados pela rede.

O treinamento de uma RNA consiste no ajuste dos seus pesos sinápticos até que um conjunto de dados de entrada produza uma saída desejada. Este procedimento pode ser subdividido em supervisionado ou não supervisionado (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

O treinamento supervisionado backpropagation funciona em duas etapas distintas: o passo Forward e o passo Backward.

1. O passo Forward consiste na apresentação de um vetor de entrada considerado um exemplo. Esta informação é propagada e ponderada por todas as camadas até atingir a saída da rede. A partir da diferença entre saída obtida e saída desejada é calculado o erro da rede.

2. O passo Backward é a fase em que este erro é retropropagado pela estrutura neural para ajustar os pesos sinápticos de acordo com o coeficiente de aprendizagem h .

Este procedimento é então repetido para cada amostra de exemplo que é apresentada a RNA, até que a saída produza uma resposta próxima a desejada. Este universo de amostras de exemplos é considerado o conjunto de treinamento.

Uma proposta para otimização dos resultados das RNA é a inclusão do algoritmo de Levenberg-Marquardt (LM) ao treinamento backpropagation. Esta abordagem utiliza um gradiente descendente de segunda ordem, visando a potencialização do treinamento e permitindo a convergência ao resultado em menor número de interações, além de uma melhor aproximação ao valor desejado do erro (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010; HAYKIN, 2001).

O método backpropagation utiliza a aproximação conhecida como gradiente descendente que propõe uma curva de redução do erro a um passo constante de variação até o mínimo valor de convergência. Esta abordagem é

exemplificada da Figura 10. No entanto, esta convergência muitas vezes não atinge um mínimo (valor) global da função, pois está limitada pelo passo constante e fica estacionada em uma vale conhecido como mínimo local.

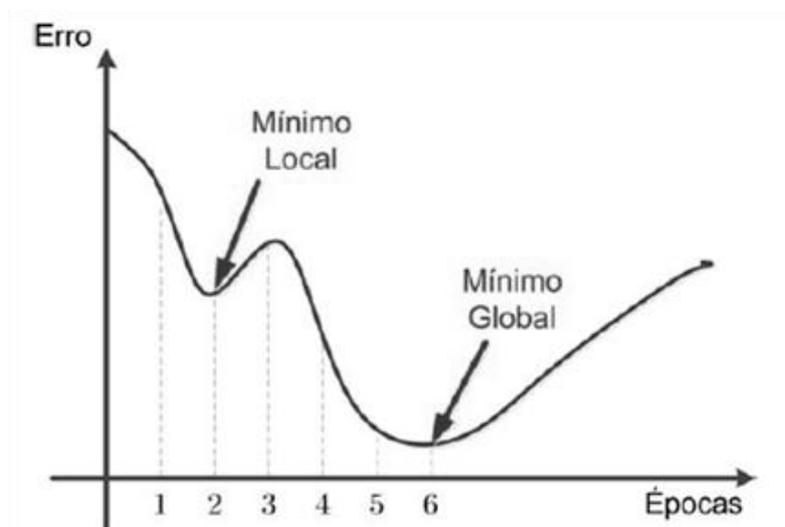


Figura 10 – Convergência de erro para método gradiente descendente

O algoritmo LM faz essa aproximação baseada na modificação do método de Gauss-Newton (HAGAN; MENHAJ, 1994), onde, dado um ponto inicial x_0 são produzidos uma série de vetores x_1, \dots, x_n , que se espera que converjam para um mínimo valor local próximo de x_0 .

O termo de ajuste da função de correção dos pesos sinápticos w fica variável e funciona como um fator de estabilização de treinamento, ajustando a aproximação de forma a utilizar a rápida convergência do método de Newton. Ao mesmo tempo o método evita os passos muito grandes que possam levar a um erro de convergência. Pode-se dizer que quando o erro se aproxima do valor estabelecido como ideal, o passo da correção diminui e garante a chegada ao mínimo valor global (Gongora, 2013). Quando não há uma convergência, o método assume as características da descida de gradiente.

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 às lineares, que não têm bom desempenho em canais com nulos espectrais acentuados em sua banda

(Guha, 2010) e não linearidades. 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.

1.4.2) Sistema de Inferência Fuzzy

A lógica fuzzy (ou lógica nebulosa) é uma área de pesquisa intimamente relacionada à linguística e à ciência da cognição (ZADEH, 1965) (MAMDANI e ASSILIAN, 1975). Foi introduzida por Lotfi A. Zadeh na década de 1960 e é caracterizada por apresentar uma boa relação de compromisso entre significância e precisão, fornecendo um ferramental matemático para o tratamento de informações de caráter impreciso ou vago e auxiliar no controle e tomada de decisão, algo que os pesquisadores vêm buscando há um longo tempo. A lógica fuzzy permite lidar com informações imprecisas para tomada de decisão de problemas complexos e, assim, possui grande aplicabilidade em problemas de classificação, regressão, modelagem e controle inseridos em diversas áreas de conhecimento.

Os Sistemas Fuzzy (SF) são compostos por um conjunto de fundamentos que vão desde a teoria de conjuntos fuzzy, funções de pertinência, lógica fuzzy, passando pelas regras do tipo “se-então” e terminando nos Sistemas de Inferência Fuzzy (SIF) (Simões, M. G. & Shaw, I. S, 2007) (Ribeiro, D.& Melo, 2013).

Um conceito importante na lógica fuzzy é o de variável linguística, que é aquela cujos valores aparecem em sentenças na forma de linguagem "natural" (representando as variáveis de um problema). Temperatura, velocidade, distância e altura são exemplos de variáveis linguísticas comuns em problemas de engenharia.

Variáveis linguísticas representam um conceito fundamental dentro da teoria de conjuntos fuzzy. Elas são variáveis cujo valor não são números, mas

sim palavras ou sentenças (Zadeh, 1965). Podem ser consideradas como uma forma de compressão da informação e servem como meio de caracterização aproximada de fenômenos que são pouco definidos ou muito complexos para permitir uma descrição exata. Além disso, proveem meios de traduzir descrições linguísticas em descrições numéricas computáveis (Pedrycz & Gomide, 1998).

A Figura 11 apresenta um exemplo onde é avaliada a temperatura ambiente. Nele, funções de pertinência trapezoidais e triangulares representam os conjuntos correspondentes aos termos linguísticos Frio, Ameno e Quente da variável linguística Temperatura em um universo de discurso de -10 a 60° C.

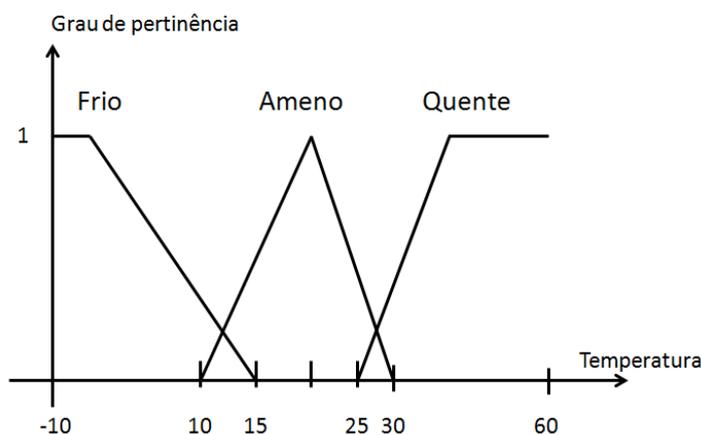


Figura 11 – Conjuntos fuzzy associados aos termos da variável linguística temperatura.

Observa-se, pela Figura 11, que um determinado elemento pode vir a pertencer a mais de um conjunto fuzzy com diferentes graus de pertinência.

Existem vários tipos de Sistema de Inferência Fuzzy (FIS) na literatura. Dependendo do raciocínio e das regras aplicadas, muitos FIS podem ser classificados em três tipos, Jang (1993). Exemplo:

1. Tipo 1- FIS Tsukamoto: O resultado final é a média ponderada de saída crisp (real) de cada regra induzida por pesos (o produto ou mínimo dos graus de correspondência com a parte antecedente) e funções de pertinência de saída. As funções de pertinência de saída utilizadas neste esquema devem

ser funções monótonas (monotônica). As regras são do tipo “Se x é A e y é B então $z = C$ ”;

2. Tipo 2 - FIS Mamdani: As regras são do tipo “Se x é A e y é B então $z = C$ ” (A , B , C são conjuntos fuzzy). O resultado é obtido pela aplicação da operação “max” às saídas fuzzy. Vários esquemas têm sido propostos para escolher a saída real (crisp) final com base na saída fuzzy, alguns deles são centróide da área, bissetriz de área, com média de máxima, critério máximo, etc;

3. Tipo 3 - FIS Takagi-Sugeno: As regras são do tipo “Se x é A e y é B então $z = f(x,y)$ ”. O consequente da regra é uma combinação linear (função não fuzzy) das variáveis de entrada somadas ao termo constante. A saída final é a média ponderada de cada regra de saída.

O modelo de inferência fuzzy Takagi e Sugeno (1985) representa um sistema que associa um conjunto de regras linguísticas no antecedente (parte “se”) com proposições fuzzy, e no consequente (parte “então”) são apresentadas expressões funcionais, do tipo $y=f(x)$, das variáveis linguísticas do antecedente. Cada regra deste modelo representa um sistema linear local somando a uma constante, enquanto o modelo por si só descreve um sistema não linear.

Um sistema de inferência fuzzy é um sistema que usa uma coleção de funções de pertinência e regras para inferir algo a partir de dados. Um SIF é formado pelo fuzzificador, um bloco de inferência, o defuzzificador e por regras conforme ilustrado no diagrama da Figura 12.

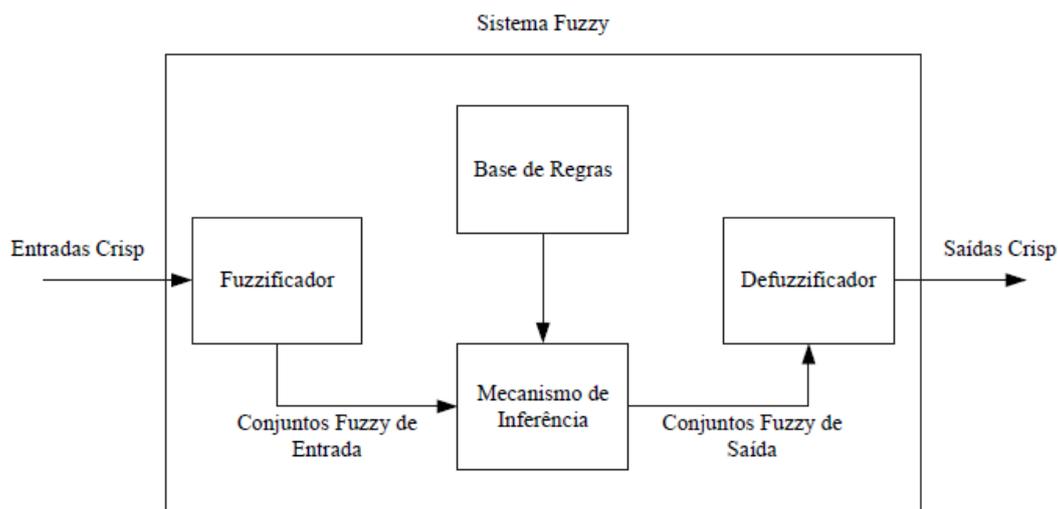


Figura 12 – Diagrama em blocos de um sistema fuzzy (Adaptado de Mendel, 1995).

A Figura 12 mostra um esquema de sistema fuzzy amplamente empregado em aplicações de controle e de processamento digital de sinais, composto por quatro componentes básicos: base de regras, fuzzificador, mecanismo de inferência e defuzzificador. Uma vez que a base de regras é definida, o sistema fuzzy pode ser visto como um filtro que realiza um mapeamento não linear entre suas entradas e saídas (Mendel, 1995).

Independentemente do modelo do canal, se linear ou não, a fronteira de decisão ótima, dada pelo equalizador Bayesiano, é não linear. Este é um fato extremamente relevante que serve de motivação para a utilização de estruturas não lineares, como os filtros fuzzy, na equalização de canais de comunicação.

Na literatura encontramos ótimos exemplos da utilização de sistemas fuzzy para equalização de canais de comunicação, como o algoritmo LMS (Least Mean Square) e o algoritmo RLS (Recursive Least Squares).

O LMS é o algoritmo mais usado na adaptação de equalizadores lineares, principalmente devido à sua baixa complexidade computacional e por convergir, em média, para a solução de Wiener. A utilização do algoritmo LMS no treinamento de equalizadores fuzzy foi inicialmente abordada em (Wang & Mendel, 1993). Posteriormente, em (Lee, 1996) foi proposta uma versão do algoritmo para ser usada no domínio complexo. Por se tratar de uma técnica

baseada em gradiente, o LMS pode convergir para ótimos locais de critérios multimodais, o que significa que o filtro obtido depende muito das inicializações do algoritmo.

O LMS proposto por Widrow e Hoff em 1959, é uma versão estocástica do algoritmo do Gradiente Determinístico (Steepest Descent). Ele usa um procedimento iterativo que executa sucessivas correções aos coeficientes no sentido negativo do vetor gradiente a fim de minimizar o erro quadrático. Comparado com outros algoritmos, o algoritmo LMS é relativamente simples e não requer inversão de matrizes.

O vetor de coeficientes pode ser iniciado com valores arbitrários, mas normalmente considera-se $w(0)=0$, sendo 0 um vetor coluna nulo. O algoritmo LMS está resumido no procedimento mostrado na Tabela 1.

Tabela 1 – Sumário do algoritmo LMS.

Inicialização do algoritmo: $w(0) = 0, u(0) = 0$
Para cada instante de tempo, $n = 1, 2, \dots$, calcule: $y(n) = w^T(n-1)u(n)$ $e(n) = d(n) - y(n)$ $w(n) = w(n-1) + \mu e(n)u(n)$

No algoritmo LMS o intervalo do passo de adaptação depende explicitamente da potência do sinal de entrada, o que pode ser um problema no caso deste sinal não ser estacionário. Por este motivo, foi proposto o algoritmo LMS normalizado (Normalized LMS), que normaliza o passo de adaptação de acordo com a potência do sinal de entrada do filtro. Desta maneira, o algoritmo NLMS pode ser resumido no procedimento mostrado na Tabela 2.

Tabela 2 – Sumário do algoritmo NLMS.

Inicialização do algoritmo: $\mathbf{w}(0) = \mathbf{0}, \mathbf{u}(0) = \mathbf{0}$
Para cada instante de tempo, $n = 1, 2, \dots$, calcule: $y(n) = \mathbf{w}^T(n-1)\mathbf{u}(n)$ $e(n) = d(n) - y(n)$ $\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\tilde{\mu}}{\ \mathbf{u}(n)\ ^2 + \delta} e(n)\mathbf{u}(n)$

O RLS (*Recursive Least Squares*) é um algoritmo de segunda ordem muito utilizado em filtragem adaptativa que minimiza a função custo (Haykin, 2014)

$$J_{LS} = \sum_{j=0}^k \lambda^{k-j} [e(k)e^*(k)] \quad (7)$$

onde $\lambda \in (0, 1]$ é um fator de esquecimento.

O treinamento de equalizadores fuzzy empregando o algoritmo RLS foi abordado pela primeira vez em (Wang & Mendel, 1993). Posteriormente, os resultados foram estendidos para o domínio complexo em (Lee, 1994).

Assim como foi feito no LMS, um filtro inicial é fornecido ao RLS. Deste modo, o que nós chamamos de algoritmo RLS, é, na verdade, a estratégia de treinamento que envolve a geração do filtro inicial combinada ao RLS propriamente dito.

Como o algoritmo RLS adapta apenas \mathbf{w} , somente os valores modais dos conjuntos fuzzy dos consequentes das regras serão otimizados no processo de treinamento, diferentemente do que ocorre no algoritmo LMS, que adapta todos os parâmetros do equalizador. Por isso, os conjuntos fuzzy do espaço da entrada e a base de regras que definem o filtro inicial do equalizador precisam ser cuidadosamente projetados, a fim de que apenas o ajuste do vetor \mathbf{w} seja suficiente para se recuperar a sequência transmitida. Por este

motivo, o uso de um algoritmo para obtenção do filtro inicial é fundamental no RLS.

1.4.3 Sistema Neuro-Fuzzy

Nas últimas décadas, como uma alternativa aos métodos convencionais de modelagem do controle, surgiram os projetos de controle baseado em Lógica Fuzzy (FL) e Redes Neurais Artificiais (RNA). Estas duas técnicas são aplicadas com sucesso em diversas áreas nas quais o controle convencional tem falhado na modelagem do controlador.

Os sistemas fuzzy são apropriados para a modelagem de controladores a partir do conhecimento explícito fornecido pelo especialista, nos quais o desempenho do controlador depende da experiência do especialista. E as RNA são adequadas na criação do controle baseado no conhecimento implícito embutido em um conjunto de dados, entretanto o desempenho das redes neurais é afetado pelo ajuste de seus parâmetros (número de neurônios em cada camada, número de camadas escondidas, etc.). Portanto, muitos pesquisadores têm tentando integrar estas duas técnicas para gerar um modelo híbrido que possa aproveitar as vantagens de cada uma delas e minimizar suas deficiências.

Um Sistema Neuro-Fuzzy (SNF) (Fuller, R., 2000) (Rutkowski, L., 2004) é um tipo de sistema híbrido incorporado constituído pela combinação de duas técnicas de modelagem muito conhecidas como as RNA (ou ANN, em inglês) e a FL. Na atualidade, os sistemas Neuro-Fuzzy estão se tornando de grande interesse, pois trazem os benefícios tanto de RNA quanto de sistemas de FL, removendo assim as desvantagens individuais ao combinar as características comuns. Além disso, diferentes arquiteturas de sistemas Neuro-Fuzzy vêm sendo pesquisadas em diversas áreas de aplicação, especialmente no controle de processos (Sanches. E. C. M, 2009).

A ideia básica de um sistema Neuro-Fuzzy é a construção de um Sistema de Inferência Fuzzy (FIS) numa estrutura paralela distribuída de tal

forma que os algoritmos de aprendizado das redes neurais possam ser aproveitados nestes sistemas híbridos para ajustar os parâmetros do FIS.

Devido à sua natureza dual, estes sistemas herdam as características de seus “genitores”. Neste sentido, dividiram-se as características em duas categorias principais, como se apresenta na Figura 13.

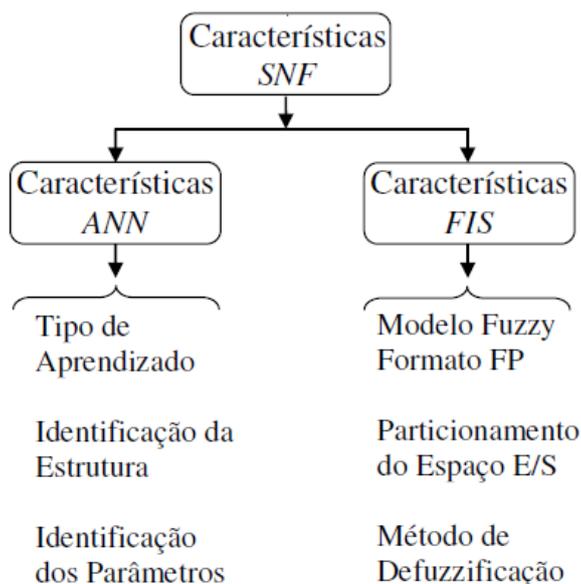


Figura 13 – Características do Sistema Neuro-Fuzzy.

O sistema Neuro-Fuzzy estudado nesta dissertação é o *Adaptive Network based Fuzzy Inference System* (ANFIS).

1.4.3.1 ANFIS (Adaptive Network based Fuzzy Inference System)

O ANFIS, desenvolvido por Jang (1993), é considerado um sistema de inferência fuzzy organizado na forma de uma rede adaptativa, capaz de fazer o mapeamento dos dados de entrada e saída com base no conhecimento de um especialista.

As principais motivações de Jang (1993) para este desenvolvimento foram:

1. Inexistência de técnicas para transformar o conhecimento humano em regras ou base de dados fuzzy com funções de pertinência apropriadas;
2. Ausência de métodos que permitissem otimizar funções de pertinência para minimizar o erro ou melhorar o desempenho.

No ANFIS o conhecimento do especialista é utilizado para definição das variáveis de entrada e saída, na definição do número de termos linguísticos, e nos parâmetros iniciais das funções de pertinência. O número de regras é definido em função do número de funções de pertinência de cada variável quando a arquitetura deste sistema é rígida.

Um dos sistemas neuro fuzzy mais utilizados é o ANFIS, empregado em aplicações de previsão e aproximação de funções nas quais, a partir de um conjunto de dados para treinamento (pares de entrada e saída), e por intermédio do sistema de inferência Takagi- Sugeno, geram regras fuzzy (JANG, 1993), conforme ilustrado na Figura 14.

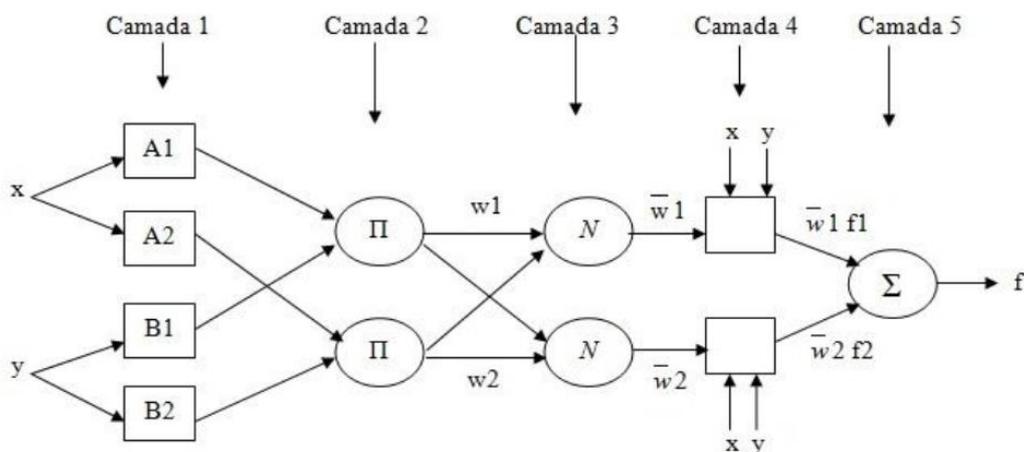


Figura 14 – Arquitetura do ANFIS

Para fins didáticos imagina-se uma estrutura da rede ANFIS para a situação de duas entradas $\{x,y\}$, e uma saída f . A arquitetura ANFIS (tipo 3-Takagi-Sugeno) é composta por cinco camadas, cada uma com uma finalidade específica (JANG, 1993).

Camada 1: Calcula-se o grau de pertinência das entradas x e y , de acordo com o tipo de função de pertinência escolhida nestes nós (A_1, A_2, B_1, B_2). Normalmente, a função de pertinência dos antecedentes é gaussiana:

$$\mu_{A_i}(x), \mu_{B_i}(x), i=1,2 \quad (8)$$

Camada 2: Nesta camada, os neurônios executam a operação de T-norma (norma triangular, representada pelo produtório ou operação mínimo dos conjuntos fuzzy), efetuando o produto (multiplicação) dos sinais de entrada e enviando-os para saída:

$$W_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(x), i=1,2 \quad (9)$$

Camada 3: Esta camada normaliza as funções de pertinência. As saídas dos nós desta camada são dadas por:

$$\bar{W}_i = \frac{W_i}{W_1 + W_2}, i = 1,2 \quad (10)$$

Camada 4: Nesta camada estão os parâmetros consequentes da regra. Os valores de saída de cada nó desta camada são dados por:

$$f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (11)$$

$$f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad (12)$$

$$\bar{W}_i f_i, i = 1,2. \quad (13)$$

sendo que os valores de f_1 e f_2 correspondem aos consequentes Takagi-Sugeno de primeira ordem (combinações lineares das entradas somadas a constantes).

Camada 5: O nó desta última camada da arquitetura calcula a saída precisa do sistema e, juntamente com os nós das camadas 3 e 4, promove a defuzzificação ou soma total de todos os sinais de entrada. Sua saída é dada por:

$$\sum_i \overline{W}_i f_i = \frac{\sum_i \overline{W}_i f_i}{\sum_i \overline{W}_i}, i = 1, 2. \quad (14)$$

sendo que f_i é a combinação afim dos parâmetros consequentes p_i , q_i e r_i .

Para representar as diferentes capacidades adaptativas, usa-se tanto círculo e nós quadrados em uma rede adaptativa, como na figura 14. Um nó adaptativo (com formato quadrado) tem parâmetros enquanto um nó adaptativo com formato de círculo (nó fixo) não tem nenhum. O conjunto de parâmetros de uma rede adaptativa é a união dos conjuntos de parâmetros de cada nó adaptativo. A fim de alcançar um mapeamento de entrada-saída desejado, estes parâmetros são atualizados de acordo com dados de treinamento e de um procedimento de aprendizagem. Pode-se aplicar o método do gradiente descendente para identificar os parâmetros em uma rede adaptativa, porém o método é geralmente lento e propenso a mínimos locais. Assim foi proposta uma regra de aprendizagem híbrida que combina o método de gradiente descendente nos parâmetros antecedentes e os mínimos quadrados (LSE) para estimar ou identificar parâmetros consequentes, (JANG, 1993).

O algoritmo do modelo neuro fuzzy é implementado no ANFIS do MATLAB da seguinte forma:

- Elaboração do arquivo de treinamento;
- Elaboração do arquivo de validação;
- Carregamento dos arquivos de treinamento e validação;
- Determinação do número e dos tipos de funções de pertinências da entrada e saída no caso de escolher grid partition (partição do espaço de entradas). Para a função subtractive cluster especificar o raio de influência da base da função gaussiana, fator multiplicador, raio de aceitação no agrupamento e raio de rejeição;
- Escolha do treinamento da rede neural (backpropagation ou híbrido). Neste caso utilizou-se o híbrido;
- Escolha do erro (valor zero) e época desejada;
- Início do treinamento da rede neural;

- Teste do modelo neuro fuzzy gerado com os dados de treinamento e validação.

O sistema de inferência adaptativo neuro fuzzy pode ser implementado através da função `anfisedit` da toolbox fuzzy logic do MATLAB ou executado através da linha de comando do aplicativo criando-se os arquivos no editor do programa.

1.4.3.2 Equalizador Neuro-Fuzzy

A figura 15 mostra um canal com 6 fontes de interferências co-canal desprezando as mais distantes além do primeiro anel. Para este canal podemos considerar o equalizador ANFIS como tendo 7 componentes na sua entrada mais o ruído aditivo branco e Gaussiano (AWGN - Additive White Gaussian Noise) e uma saída, que está conectada ao equalizador e detector ANFIS, como ilustrado na Figura 16.

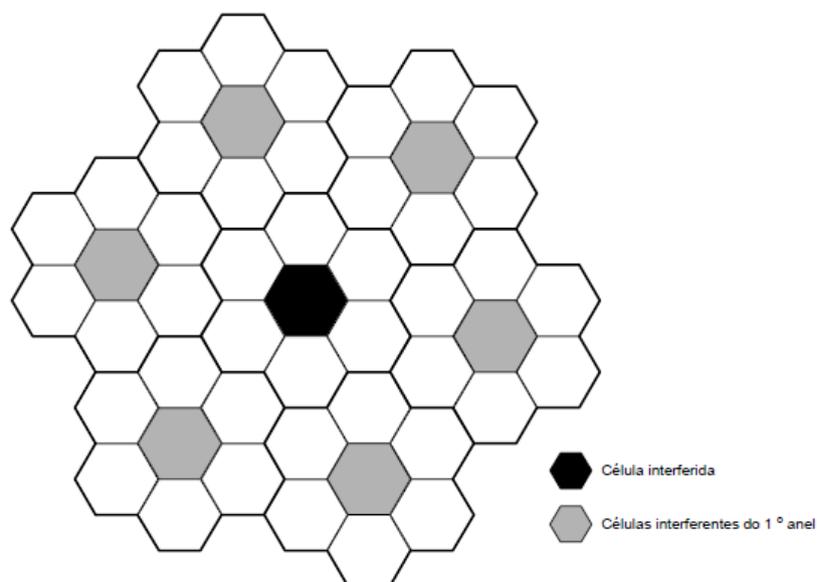


Figura 15 - Canal com 6 canais co-canais (Vinhoza, 2004)

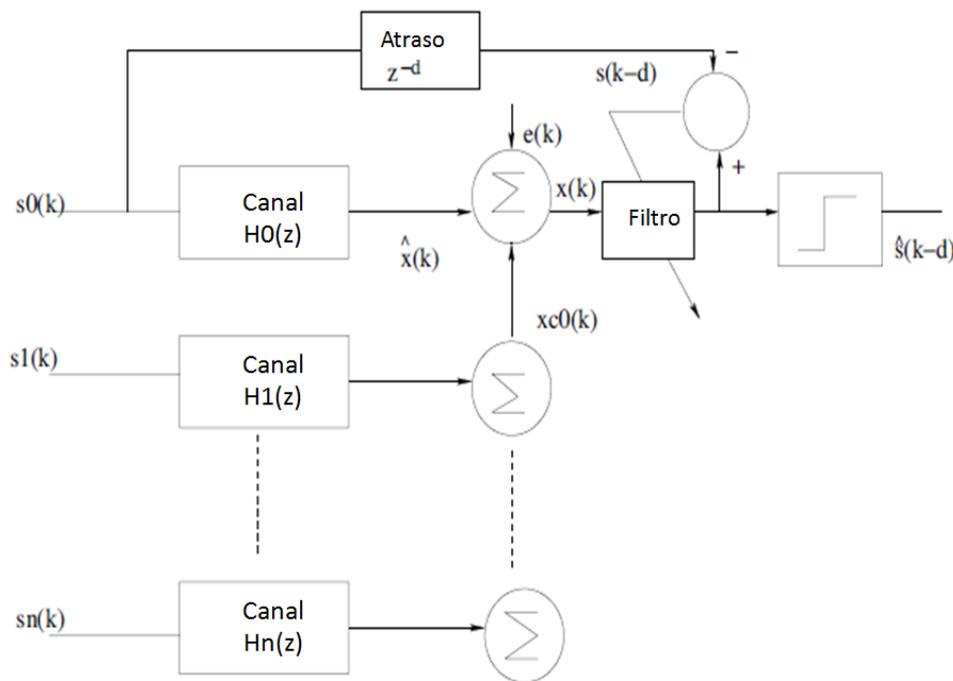


Figura 16 - Modelo de um Sistema de Comunicação Digital de Tempo Discreto com AWGN e CCI. (Adaptado de Raveendranathan, 2014)

As regras fuzzy se-então são geradas pelo sistema inverso baseado em ANFIS (para o canal), que efetivamente atua como um equalizador adaptativo ao lado do receptor. O ANFIS gera automaticamente a base de regras de um conjunto de vetores de dados de entrada-saída. Isto é conseguido minimizando o erro entre o sinal de entrada real (no transmissor do sistema sem fio) e a estimativa de a entrada (no receptor).

Assume-se que a entrada externa ao equalizador ANFIS é a saída do canal, que é a soma da saída do canal desejado mais a soma ponderada da interferência co-canal e o ruído Gaussiano, que é assumido como AWGN (Additive White Gaussian Noise), com média zero e desvio padrão até 0,8.

Na Tabela 3, em parâmetros de simulação para vários ANFIS, o primeiro dígito no tipo ANFIS (coluna 1) indica o número de entradas para a estrutura do ANFIS (como o 1 no ANFIS-115), e os seguintes dígitos indicam o número de regras fuzzy para cada entrada (s). A última coluna indica o número total de regras fuzzy para todo o ANFIS. O número de saídas é um em todos os casos.

Observe que o equalizador baseado em ANFIS-27 tem dois componentes de entradas, sete regras fuzzy para cada entrada e uma saída que alimenta o subsistema receptor.

Tabela 3 - Parâmetros de simulação para vários equalizadores de canal baseados em ANFIS

TIPO	NÓ	Parâmetros Lineares / Não lineares	Regras Fuzzy
ANFIS-15	24	10/10	5
ANFIS-17	32	14/14	7
ANFIS-115	64	30/30	15
ANFIS-125	104	50/50	25
ANFIS-25	75	75/20	25
ANFIS-27	131	147/28	49
ANFIS-35	286	500/30	125
ANFIS-37	734	1373/42	343

1.5 Resultados Obtidos

Neste item é estudada e avaliada a utilização do sistema inteligente híbrido do tipo Neuro-Fuzzy, ANFIS, na equalização adaptativa supervisionada de canais de comunicação digital. O foco é a realização de diversos estudos de casos para os cenários previstos com diferentes modelos em canais lineares invariantes no tempo.

Antes de apresentar os resultados das simulações realizadas, como exemplo, a figura 17 ilustra o modelo de estrutura do equalizador ANFIS-27 gerado pelo toolbox ANFIS do MATLAB. Para todos os ANFIS é possível gerar arquitetura similar a esta.

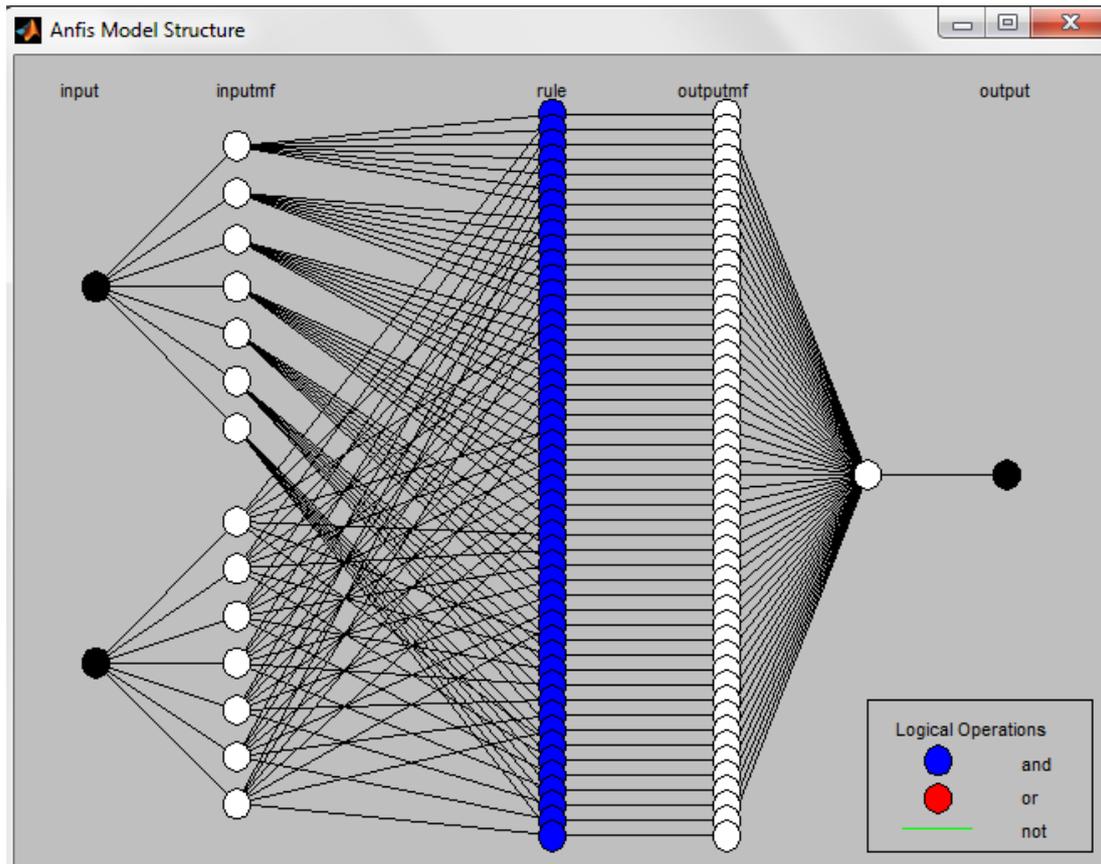


Figura 17 - Estrutura do equalizador ANFIS-27 fornecido pelo toolbox ANFIS do MATLAB

1.5.1) Simulações

Nesta seção são apresentados oito estudos de casos para alguns canais e equalizadores baseados em ANFIS com diferentes configurações. Os estudos de caso estudados são listados a seguir:

A primeira simulação consiste em demonstrar a capacidade de aprendizado e ajuste do sistema neuro-fuzzy ANFIS. Para isso são exibidos gráficos que mostram os dados de treinamento e a recuperação dos símbolos binários transmitidos, realizadas pelo ANFIS-23, ANFIS-25 e ANFIS-27, considerando que os canais utilizados no modelo da Figura 16 são iguais ao canal de fase não mínima com resposta $H_1(z) = 0.5 + 1.0 z^{-1}$.

Na segunda simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER

versus SINR utilizando o modelo de canal de fase não mínima $H_1(z) = 0.5 + 1.0 z^{-1}$. O número de épocas foi fixado igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN. Em cada uma das simulações foi utilizado o mesmo modelo de canal para a célula de interesse e para as 6 células co-canal. Em todas as simulações realizadas incluiu-se um equalizador DFE para efeitos de comparação, com 10 pesos no filtro direto e 5 no filtro realimentado com ajustes baseados em um algoritmo LMS com passo 0,01. A expressão 15 apresenta a definição da razão sinal interferência ruído.

$$SINR = 10 \log_{10} \frac{\sigma_s^2}{\sigma_i^2 + \sigma_n^2} \quad (15)$$

onde σ_s^2 , σ_i^2 e σ_n^2 são as variâncias do sinal, da interferência co-canal, e do ruído AWG, respectivamente.

Na terceira simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER versus SINR utilizando o modelo de canal de fase não mínima $H_2(z) = 0.6 + 0.8 z^{-1}$. O número de épocas foi fixado igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN.

Na quarta simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER versus SINR utilizando o modelo de canal de fase mínima $H_3(z) = 1.0 + 0.2 z^{-1}$. O número de épocas foi fixado igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN.

Na quinta simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER versus SINR utilizando o modelo de canal de fase mista $H_4(z) = 0.2682 + 0.9296 z^{-1} + 0.2682 z^{-2}$. O número de épocas foi fixado igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN.

Na sexta simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER

versus SINR utilizando o modelo de canal de fase mista $H_5(z) = 0.5 + 0.81 z^{-1} + 0.31 z^{-2}$. O número de épocas foi fixado igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN.

Na sétima simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER versus SINR utilizando o modelo de canal de fase mista $H_6(z) = 0.3482 + 0.8704 z^{-1} + 0.3482 z^{-2}$. O número de épocas foi fixado igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN.

Na oitava simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER versus SINR utilizando o modelo de canal de fase mista $H_7(z) = 0.6963 + 0.6964 z^{-1} + 0.1741 z^{-2}$. O número de épocas foi fixado igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN.

A tabela 4 mostra as funções de transferências de canais lineares e invariantes no tempo utilizadas para estudo.

Tabela 4 - Funções de transferência de canais lineares e invariantes no tempo

Canal	Função de transferência	Tipo de canal
$H_1(z)$	$0.5 + 1.0 z^{-1}$	fase não mínima
$H_2(z)$	$0.6 + 0.8 z^{-1}$	fase não mínima
$H_3(z)$	$1.0 + 0.2 z^{-1}$	fase mínima
$H_4(z)$	$0.2682 + 0.9296 z^{-1} + 0.2682 z^{-2}$	fase mista
$H_5(z)$	$0.5 + 0.81 z^{-1} + 0.31 z^{-2}$	fase mista
$H_6(z)$	$0.3482 + 0.8704 z^{-1} + 0.3482 z^{-2}$	fase mista
$H_7(z)$	$0.6963 + 0.6964 z^{-1} + 0.1741 z^{-2}$	fase mista

Apresenta-se a seguir um resumo dos resultados as simulações realizadas.

1.5.1.1 Primeira Simulação

Nesta simulação é demonstrada a capacidade de aprendizado e ajuste do sistema neuro-fuzzy ANFIS. A figura 18 ilustra os resultados dos equalizadores ANFIS-23, ANFIS-25 e ANFIS-27, considerando os 4096 símbolos binários utilizados no treinamento. Nesta simulação foi usado o canal de fase não mínima $H_1(z) = 0.5 + 1.0 z^{-1}$. As saídas dos canais discretos utilizados em conjunto com os símbolos para o treinamento não estão mostradas na figura. O número de épocas igual a 20 em todas as simulações.

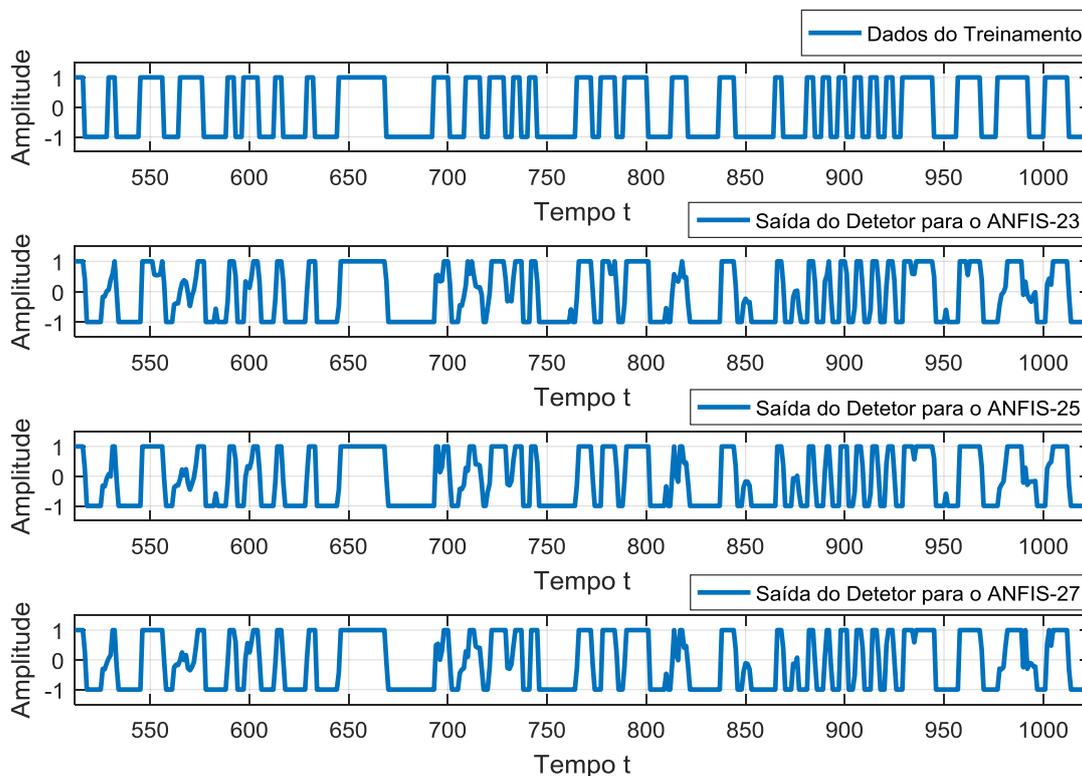


Figura 18 – Dados de treinamento e a recuperação do sinal transmitido feita pelo ANFIS-23, ANFIS-25 e ANFIS-27 para o canal de fase não mínima

$$H_1(z) = 0.5 + 1.0 z^{-1}.$$

A Tabela 5 mostra o erro encontrado no treinamento para os equalizadores utilizados nesta simulação com número de épocas igual a 20 e

40, respectivamente. Onde mostra que o erro diminui à medida que o número de épocas aumenta.

Tabela 5 - Erro no treinamento da primeira simulação.

	Erro após 20 épocas	Erro após 40 épocas
ANFIS-23	0.583106	0.583028
ANFIS-25	0.581041	0.57701
ANFIS-27	0.573041	0.571791

1.5.1.2 Segunda Simulação

Nesta simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER versus SINR do canal de fase não mínima $H_1(z) = 0.5 + 1.0 z^{-1}$ e número de épocas igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN. Em todas as simulações, doravante, o desvio padrão do ruído e da interferência co-canal foram variados de 0,02 a 0,8, inspirados em cenários típicos. A figura 19 apresenta o resultado desta simulação.

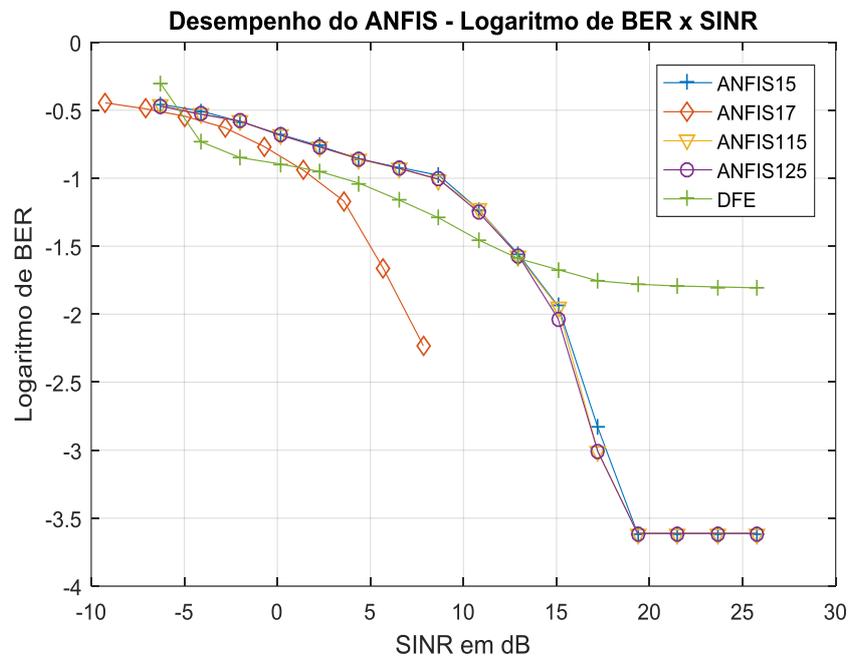


Figura 19 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase não mínima $H_1(z) = 0.5 + 1.0 z^{-1}$

1.5.1.3 Terceira Simulação

Nesta simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER versus SINR do canal de fase não mínima $H_2(z) = 0.6 + 0.8 z^{-1}$ e número de épocas igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN. A figura 20 apresenta o resultado desta simulação.

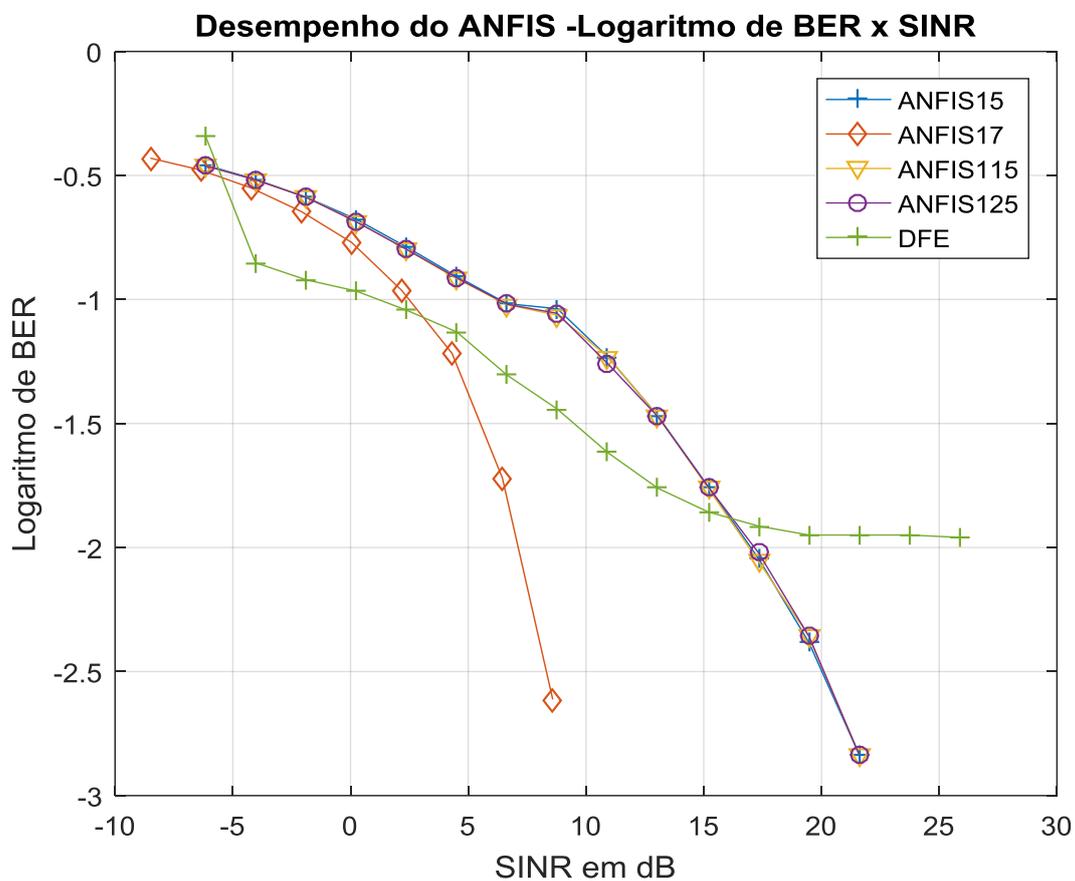


Figura 20 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase não mínima $H_2(z) = 0.6 + 0.8 z^{-1}$

1.5.1.4 Quarta Simulação

Nesta simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER versus SINR do canal de fase mínima $H_3(z) = 1.0 + 0.2 z^{-1}$ e número de épocas igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN. A figura 21 apresenta o resultado desta simulação.

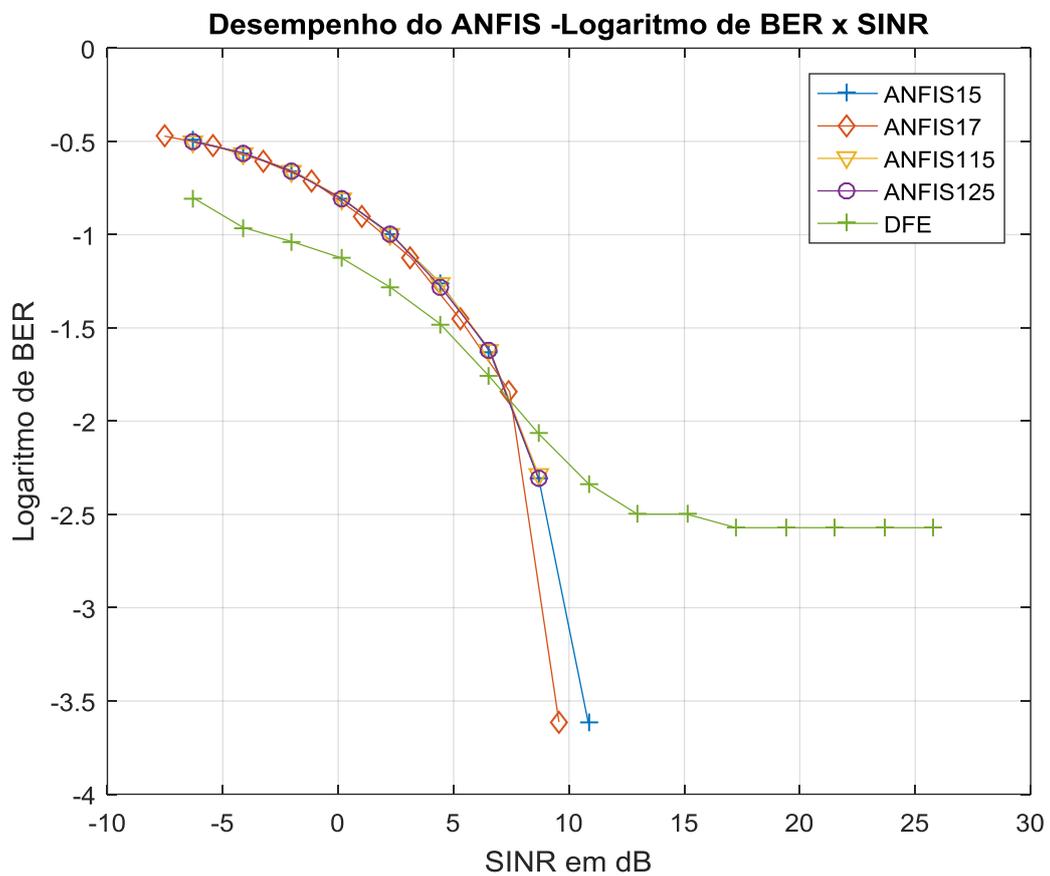


Figura 21 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase mínima $H_3(z) = 1.0 + 0.2 z^{-1}$

1.5.1.5 Quinta Simulação

Nesta simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER versus SINR do canal de fase mista $H_4(z) = 0.2682 + 0.9296 z^{-1} + 0.2682 z^{-2}$ e número de épocas igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN. A figura 22 apresenta o resultado desta simulação.

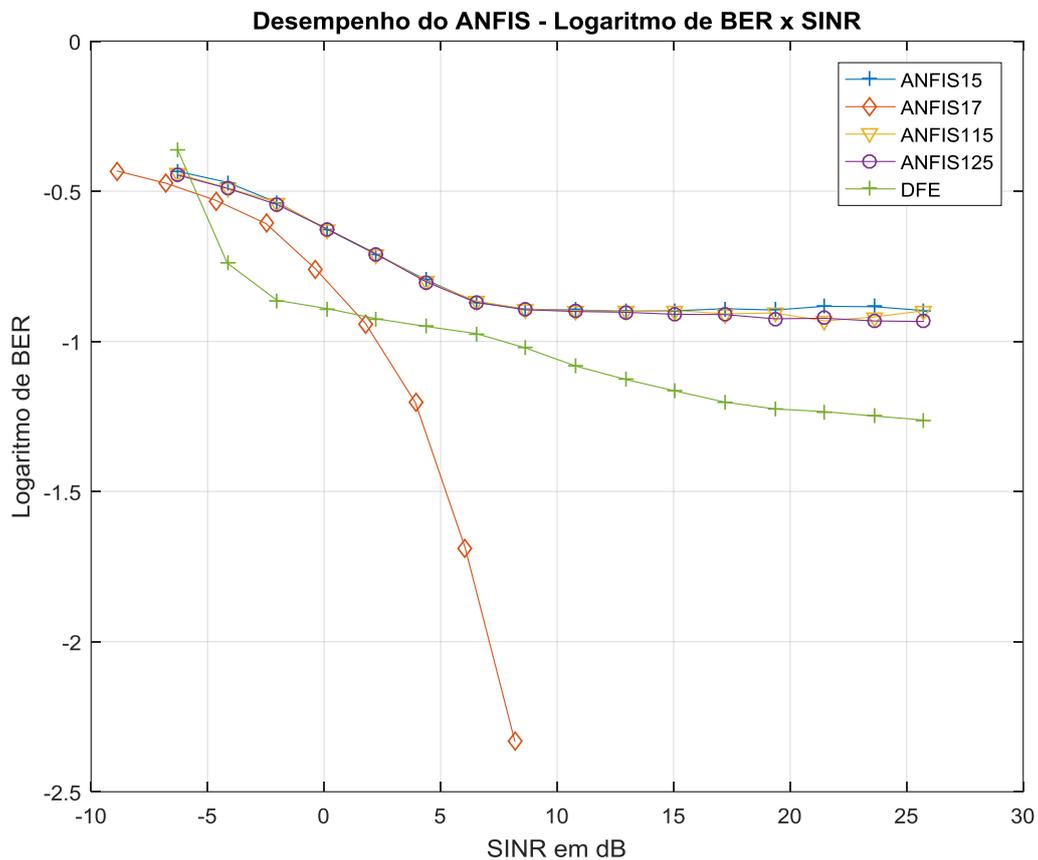


Figura 22 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase mista

$$H_4(z) = 0.2682 + 0.9296 z^{-1} + 0.2682 z^{-2}$$

1.5.1.6 Sexta Simulação

Nesta simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER versus SINR do canal de fase mista $H_5(z) = 0.5 + 0.81 z^{-1} + 0.31 z^{-2}$ e número de épocas igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN. A figura 23 apresenta o resultado desta simulação.

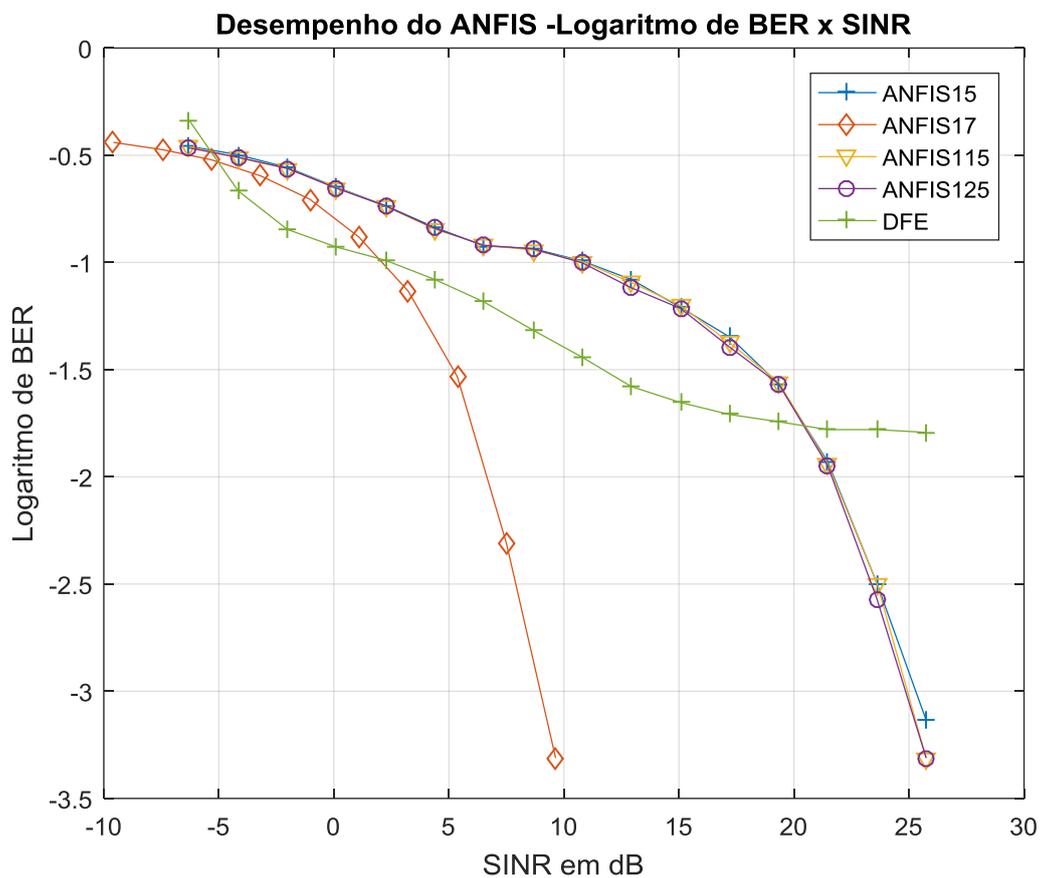


Figura 23 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase mista $H_5(z) = 0.5 + 0.81 z^{-1} + 0.31 z^{-2}$

1.5.1.7 Sétima Simulação

Nesta simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER versus SINR do canal de fase mista $H_6(z) = 0.3482 + 0.8704 z^{-1} + 0.3482 z^{-2}$ e número de épocas igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN. A figura 24 apresenta o resultado desta simulação.

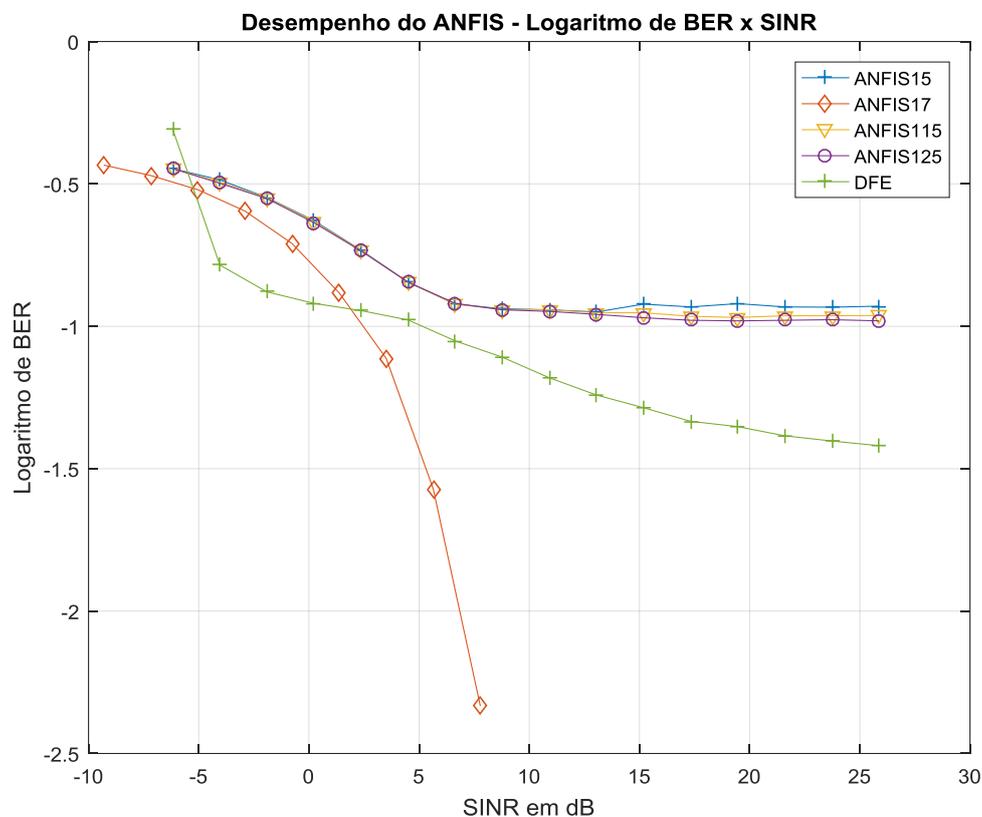


Figura 24 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase mista $H_6(z) = 0.3482 + 0.8704 z^{-1} + 0.3482 z^{-2}$

1.5.1.8 Oitava Simulação

Nesta simulação é mostrado o desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 através de um gráfico BER versus

SINR do canal de fase mista $H_7(z) = 0.6963 + 0.6964 z^{-1} + 0.1741 z^{-2}$ e número de épocas igual a 20 em todos os casos. Esta simulação possui interferência co-canal e ruído AWGN. A figura 25 apresenta o resultado desta simulação.

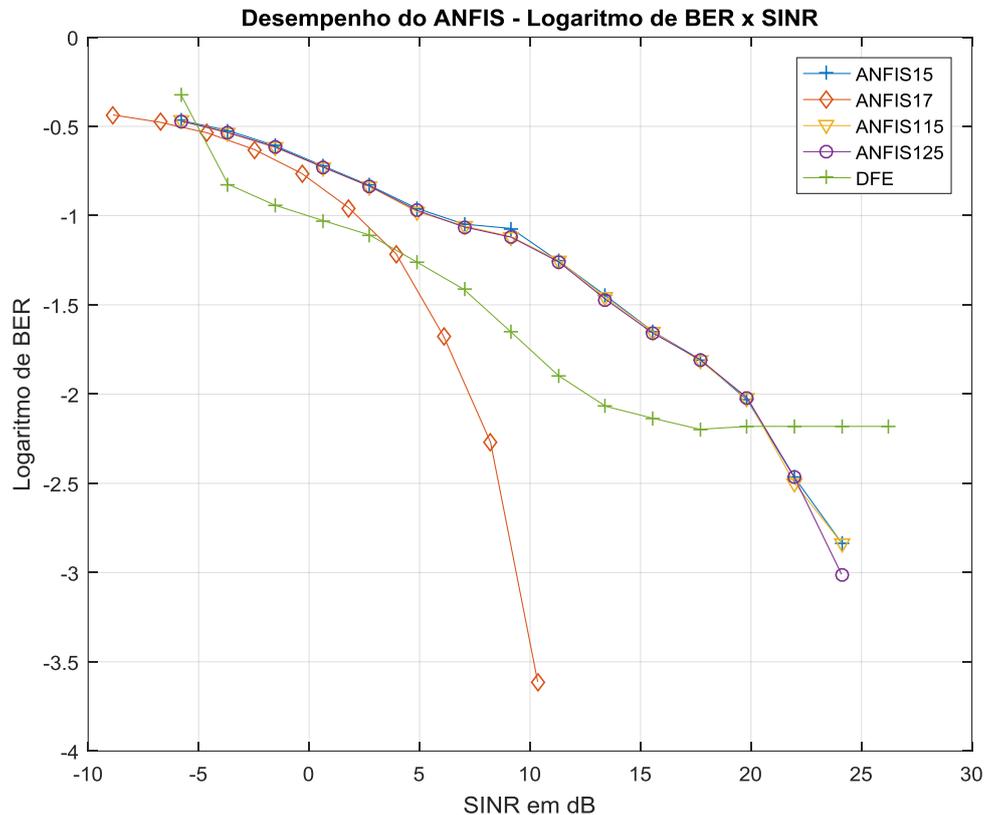


Figura 25 - Desempenho dos equalizadores ANFIS-15, ANFIS-17, ANFIS-115 e ANFIS-125 para o canal de fase mista $H_7(z) = 0.6963 + 0.6964 z^{-1} + 0.1741 z^{-2}$

1.5.2 Conclusões

Os resultados das simulações indicam que os equalizadores ANFIS apresentam desempenho melhor que o equalizador DFE. Em particular, o equalizador ANFIS-17 apresentou o melhor desempenho entre todos, exceto para valores baixos de SINR. Nessa região, os desempenhos de todos os equalizadores não são aceitáveis e, portanto o melhor resultado relativo do DFE não lhe confere uma vantagem significativa.

2. UTILIZAÇÃO DE SISTEMAS DE INFERÊNCIA FUZZY NA DETERMINAÇÃO E NA TRANSMISSÃO DE UMA REDE DE SENSORES SEM FIO

As redes de sensores sem fio industriais são uma classe emergente de redes de sensores sem fio que enfrentam restrições específicas ligadas às peculiaridades da produção industrial. (Akyildiz et al., 2002).

As principais vantagens das redes sem fio são a redução do tempo de instalação dos equipamentos, a falta de estrutura de cabeamento, economia no custo de projetos e infraestrutura, flexibilidade na configuração dos dispositivos, economia nos custos de montagem, flexibilidade na mudança de arquiteturas e possibilidade de instalação de sensores em locais que são difíceis de alcançar.

No entanto, as redes de sensores sem fio industriais enfrentam vários desafios, como a confiabilidade e a robustez em ambientes adversos, bem como a capacidade de executar e atingir adequadamente a meta em paralelo com todos os outros processos industriais. Além disso, as soluções de redes de sensores sem fio industriais devem ser versáteis, simples de usar e instalar, longa vida útil e dispositivos de baixo custo - na verdade, a combinação de requisitos difíceis de cumprir (Matin, 2012).

A implantação e a configuração do sensor sem fio são tarefas desafiadoras que se tornam ainda mais desafiadoras em aplicações industriais. O ambiente onde as redes de sensores sem fio industriais são implantadas é extremamente dinâmico, pode depender do produto específico, da fase de vida do produto e do tipo de prestação de serviço considerado. De fato, cada tipo de produto ou fase da vida tem requisitos diferentes e impõe ao sistema de monitoramento diferentes restrições. Um dos desafios a enfrentar é o impacto do ambiente de propagação. Quando a rede de sensores sem fio industrial é implantada dentro de uma fábrica para avaliar a qualidade do processo de produção, é preciso combater a interferência de rádio produzidos no ambiente pelas máquinas de produção. Aliás, tal rede deve ser implantada e calibrada não apenas para garantir a correta avaliação do processo produtivo, mas

sobretudo para não interferir no processo produtivo. A mesma lógica se aplica às redes usadas para monitorar o consumo de eletricidade, água e gás (Kumari e Prachi, 2015).

O ambiente no qual os sensores serão implantados precisa ser considerado para encontrar os locais ideais para os sensores. A vida útil da operação, devido à política de gerenciamento de energia, é um dos principais problemas em todos os aplicativos de rede de sensores sem fio, incluindo aplicações industriais. Muitas aplicações de redes de sensores sem fio industriais, particularmente no campo do monitoramento ambiental, requerem o fornecimento de energia autônoma de fontes de energia alternativas, como a energia eólica ou solar. Embora seja possível ter uma fonte de alimentação constante em alguns ambientes industriais, os sensores tendem a ser alimentados por bateria para manter o monitoramento não intrusivo. Mas, na maioria dos casos, não se espera que as baterias sejam recarregadas ou alteradas. Então, poupar a energia é uma forma de manter a rede em funcionamento. Há muitas maneiras de fazer isso, tanto em software quanto em hardware.

A solução de hardware requer a escolha cuidadosa dos componentes. Estes últimos devem ter baixo consumo de energia enquanto fornecem a capacidade necessária. Em algumas aplicações particulares, módulos de captação de energia podem ser visualizados, como as células solares.

A solução de software concentra a preservação de energia controlando o número de mensagens a serem enviadas e o alcance. O envio e recebimento de dados, via rádio, é a atividade que consome mais energia em redes de sensores sem fio, em comparação com atividades de processamento e detecção. Portanto, é de suma importância monitorar cuidadosamente a quantidade de dados a serem enviados e a frequência com que são enviados, ou seja, o número e o tamanho das mensagens, preservando a qualidade do serviço esperado pelo aplicativo. Da mesma forma, quanto mais as mensagens são enviadas, mais energia é necessária e mais as interferências são geradas. Assim, é importante monitorar a faixa de transmissão com base na meta a ser alcançada (Lonare e Wahane, 2013).

A importância da transmissão de dados em redes sem fio motiva pesquisas para melhorar os algoritmos de roteamento. Alguns estudos já foram realizados, como em (Alshawi et al., 2012), no qual se propõe a inclusão de técnicas de lógica fuzzy no algoritmo *gossiping* com o objetivo de reduzir o desperdício de energia na transmissão de dados. Outros pesquisadores (Shah et al., 2015) propõem um algoritmo de lógica fuzzy no qual o objetivo principal é conseguir uma comunicação rápida em tempo real. Um algoritmo que realiza o roteamento por meio de clusters e busca pelo melhor *cluster-head* para maximizar o número de informações transmitidas é apresentado em (Amri et al., 2014). O presente trabalho utiliza um sistema fuzzy para encontrar uma rota eficiente de transmissão entre um sensor e o gateway, a fim de obter o menor tempo possível, evitar falhas de transmissão caso haja um roteador inativo e economizar o consumo de bateria dos roteadores (aumentar sua vida útil).

2.1 Redes De Sensores Sem Fio

Uma rede de sensores sem fio (RSSF) é uma rede autônoma de sensores inteligentes com alto grau de cooperação entre eles. É responsável por monitorar o processo ou um ambiente, processar as informações coletadas, classificar o grau de importância das informações e distribuí-las aos outros sensores ou roteadores mais próximos ao gateway. A rede de sensores consiste dos elementos: sensor, observador, fenômeno, roteador e gateway, conforme mostrado na figura 26.

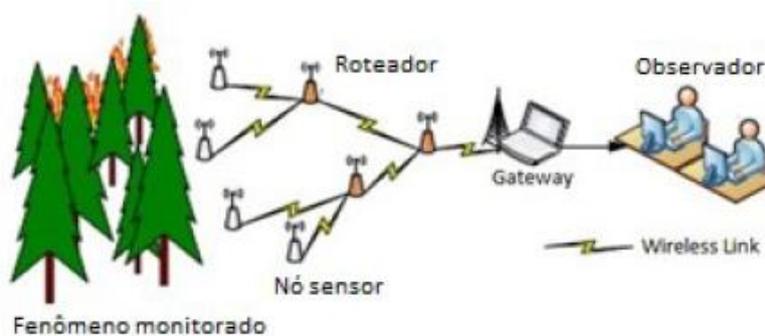


Figura 26 - Elementos de uma rede de sensores (adaptado de Coelho et al., 2017).

Os sensores medem as grandezas físicas e geram relatórios de medição por meio de difusão de sinal. Para cada tipo de fenômeno, existe um tipo diferente de sensor, que possui uma característica física específica do processo. O observador é um usuário, ou múltiplos usuários, que recebem e/ou solicitam, quando necessário, as informações dos fenômenos coletados pelos sensores e transmitidos pela rede de sensores sem fio. O fenômeno é o processo que será monitorado pelo elemento sensor e difundido pela rede de sensores sem fio para a avaliação final do observador. O roteador direciona a informação gerada pelos sensores a outro elemento da rede dentro do seu raio de transmissão, de forma que a informação possa chegar ao nó central (*gateway*). O elemento *gateway*, ou nó central, é responsável por receber todas as informações eletromagnéticas enviadas pelos nós sensores, decodificá-las em grandezas físicas do fenômeno monitorado de forma que o observador seja capaz de entendê-los e acionar, por exemplo, um alarme, caso a grandeza física esteja fora do parâmetro aceitável.

As RSSF são exemplos clássicos das ditas Redes de Baixo Consumo e Baixa Potência (*Low-Power and Lossy Networks – LLNs*). As redes LLN são definidas como redes nas quais os roteadores tipicamente operam com severas restrições em termos de capacidade de processamento, armazenamento e fonte de energia (Antunes, 2014). Assim, as RSSF são classificadas como um tipo de rede LLN com finalidade específica de monitoramento remoto de grandezas físicas (por exemplo, temperatura, nível de poluição, pressão, interferências, acústica) e atuação sobre determinados elementos de controle. Há também outra questão importante relativa à natureza dos dados utilizados no processo de tomada de decisão de roteamento: muitos deles são dinâmicos, isto é, mudam seu valor com o tempo.

Existem alguns algoritmos de roteamento tradicionalmente utilizados. O algoritmo *flooding* possui a estratégia de enviar cada pacote de dados de um nó a todos os nós que estão em seu alcance e assim prossegue até chegar ao *gateway*. Esse algoritmo possui a desvantagem de transmitir dados desnecessários, aumentando o consumo de energia. O algoritmo *gossiping* é

baseado em uma escolha aleatória entre os nós que estão no alcance, causando assim um atraso na propagação dos dados.

2.2 Gerenciamento De Energia

Nos últimos anos, o número de implantações de RSSF para aplicações da vida real tem aumentado rapidamente. Contudo, o problema da energia continua a ser uma das principais barreiras que limita a exploração completa desta tecnologia. Nós sensores são normalmente alimentados por uma bateria com energia limitada e, mesmo quando há possibilidade de se obter energia adicional do ambiente externo (por exemplo, energia solar ou piezo elétrico), continua a ser um recurso limitado para ser consumido de forma criteriosa.

Dentre as características das RSSF, independentemente de sua aplicação, a questão energética é a que mais impõe restrição no tempo de vida da rede. Isso faz com que diversas soluções sejam apresentadas como forma de estender ao máximo a durabilidade da rede sem sacrificar a confiabilidade do sistema. A maioria dos nós sensores possui a característica de serem descartáveis, em virtude de que em determinadas aplicações da rede sua manutenção é inviável.

Os recursos físicos dos nós sensores podem ser representados através de um modelo de energia, no consumo e na interação com um modelo de funções. O modelo de energia pode ser visto como um provedor de energia para elementos consumidores, através de uma bateria com capacidade finita de energia armazenada. Cada sensor informa o seu provedor (chamado de observador ou sink) o nível de energia disponível. O modelo de energia é composto pelos seguintes elementos: bateria, rádio (interface de comunicação), processamento e unidade de sensoriamento. A partir do modelo de energia, é possível obter informações individuais de cada nó sensor da rede e realizar um levantamento do mapa de energia da rede, que por sua vez poderá ser utilizado para tomar decisões do que pode ser feito ou não para melhorar o desempenho energético da rede.

Importante destacar que neste modelo de energia, o elemento que mais consome energia é a comunicação, principalmente na função de transmissão e encaminhamento dos dados coletados pelas unidades de sensoriamento.

Um nó sensor é dividido internamente em quatro unidades principais:

- i) unidade de processamento, que consiste um microprocessador ou microcontrolador;
- ii) unidade de transmissão (comunicação), que consiste em um rádio de curto alcance para comunicação sem fio;
- iii) unidade de sensoriamento, que liga o nó para o mundo físico, e consiste de um grupo de sensores e atuadores;
- iv) unidade de força (energia).

A figura 27 mostra os principais componentes de uma estrutura de sensores.

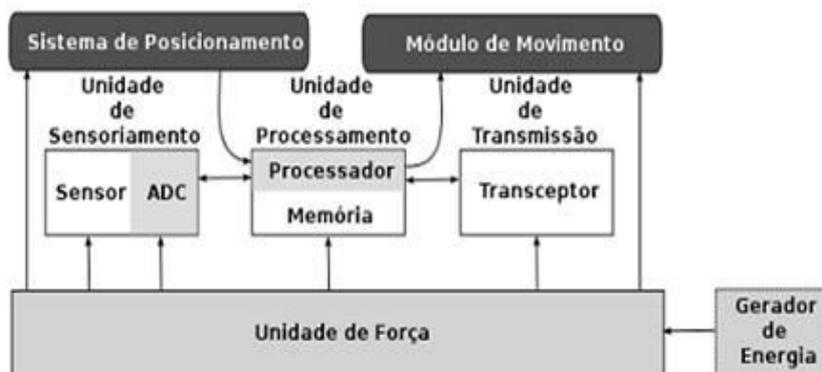


Figura 27 - Arquitetura de um nó sensor em uma RSSF.

Devido à dificuldade de se ter acesso a uma RSSF densa em pleno funcionamento para realizar simulações com relação ao consumo de energia entre os sensores, na literatura são encontradas algumas propostas de alguns modelos de dissipação de energia para os nós sensores. O principal objetivo desses modelos é caracterizar o consumo de energia em cada nó sensor em uma RSSF. Os modelos comuns (utilizados) são: modelo de dissipação uniforme, modelo de dissipação baseados em hotspot e modelo baseado em

quatro modos de operação. Dentre outros autores, (Kashani e Ziafat, 2011), além de se preocuparem com o Gerenciamento de Energia Dinâmico (DPM), apresentam uma nova abordagem de gerenciamento de energia baseado em protocolo de clusterização adaptativa centralizada, para auto-organização do mapa de sensores através de redes neurais, que podem agrupar os nós sensores com base em vários parâmetros (nível de energia disponível e coordenadas de nós sensores) com o objetivo de distribuir o consumo de energia entre os nós sensores e estender a vida útil da rede.

2.3 Metodologia

Redes de sensores sem fio são aplicadas em diversas áreas e necessitam apresentar funcionamento eficiente com rápida transmissão de informações e prolongada vida útil. Para que a informação coletada pelos sensores seja transmitida ao *gateway*, é necessário, muitas vezes, que ela passe por outros sensores ou roteadores até chegar ao observador, que tomará uma ação dependente da informação coletada pelos sensores (Figura 26). Caso um roteador não esteja em perfeito funcionamento, a informação deve encontrar outro caminho para percorrer até chegar ao *gateway*.

Além disso, estes sensores e roteadores geralmente são operados por baterias que têm um período de vida útil limitado e torna-se impraticável trocar frequentemente esta fonte de energia. Para prolongar o período de utilização dos sensores é interessante otimizar a transferência de dados de forma a poupar o uso desnecessário de roteadores e evitar falhas na transmissão de dados devido à falta de energia.

Um dos principais objetivos na transmissão de informações é garantir que os dados cheguem ao gateway no menor tempo possível, pois a cada roteador utilizado se gasta um tempo adicional. Uma forma de minimizar o tempo de atraso é utilizar um caminho mais curto, mais eficiente, no qual um número mínimo de roteadores seja utilizado para transmissão das informações. Desta forma, um sistema de inferência fuzzy é projetado para determinar para

cada sensor ou roteador qual deve ser o próximo salto da informação na rede. Para isso, o sistema utiliza um agregador fuzzy que leva em consideração a distância que a informação percorrerá até chegar ao gateway e o estado de conservação do roteador, ou seja, se ele está em funcionamento e se possui um bom nível de bateria.

Este estudo de caso implica na aplicação de um sistema de inferência fuzzy em redes de sensores sem fio. O objetivo do problema é avaliar e determinar o melhor caminho para transmissão de dados em uma rede de sensores sem fio, ou seja, analisar a melhor rota para transmitir uma informação entre o sensor e o gateway.

Este caso é um problema multiobjetivo, que considera dois objetivos:

- Minimizar a distância percorrida pela informação entre o sensor e o gateway;
- Maximizar o tempo de vida útil das baterias dos sensores.

Inicialmente foi desenvolvido um algoritmo capaz de gerar uma configuração de rede simulando a localização dos sensores/roteadores em uma área industrial.

Os nós sensores podem monitorar diversas grandezas físicas como temperatura, pressão e vazão e todos são considerados também roteadores, assim todos os pontos podem ser utilizados para o roteamento. Cem nós foram distribuídos em uma área quadrada com 1 km²; como boa prática, o gateway foi colocado no centro do ambiente a fim de evitar grandes distâncias entre ele e alguns roteadores. O alcance de transmissão de cada roteador foi definido como sendo de 200 metros.

A princípio são calculados quais os nós que podem ser alcançados por cada um dos sensores e roteadores da malha. Esta informação será utilizada para definir quais nós serão avaliados pelo sistema fuzzy. A escolha dos nós a serem utilizados na transmissão da informação coletada pelos sensores será realizada de acordo com as avaliações obtidas pelo sistema fuzzy e é feita com base no nível de bateria e na distância entre os nós que se encontram dentro do seu espaço de alcance e o gateway. O nó mais próximo do gateway e com

maior nível de bateria recebe uma avaliação maior e é definido como prioritário. Assim, evita-se que haja alguma falha na transmissão por conta da falta de energia, ao mesmo tempo em que, na transmissão da informação estaria sendo utilizado um número mínimo de componentes no processo.

Cada sensor ou roteador que possuir uma informação para ser transmitida executa um sistema fuzzy utilizando os parâmetros dos roteadores que podem receber a informação, ou seja, que estão dentro do alcance do sensor transmissor.

O sistema fuzzy possui como entradas o nível de bateria dos roteadores que estão no alcance e a distância entre estes roteadores e o gateway.

A saída do sistema é uma avaliação da qualidade de cada nó para receber a informação. Após execução do sistema fuzzy, é realizada uma classificação entre todos os nós disponíveis e aquele com maior nota é o escolhido para dar continuidade na transmissão.

Na implementação do sistema fuzzy, foram utilizadas funções de pertinência com formato triangular e trapezoidal. As funções de pertinência foram definidas dentro dos limites de cada variável de entrada e saída. Por exemplo, o nível da bateria pode variar entre 0 e 100%; assim, foi definido que um nível de bateria abaixo de 35% começa a ser considerado baixo e abaixo de 20% é totalmente baixo. Nível da bateria acima de 65% começa a ser um nível alto e acima de 90% é totalmente alta. Valores em torno de 50 % são considerados médios conforme ilustrado na Figura 28.

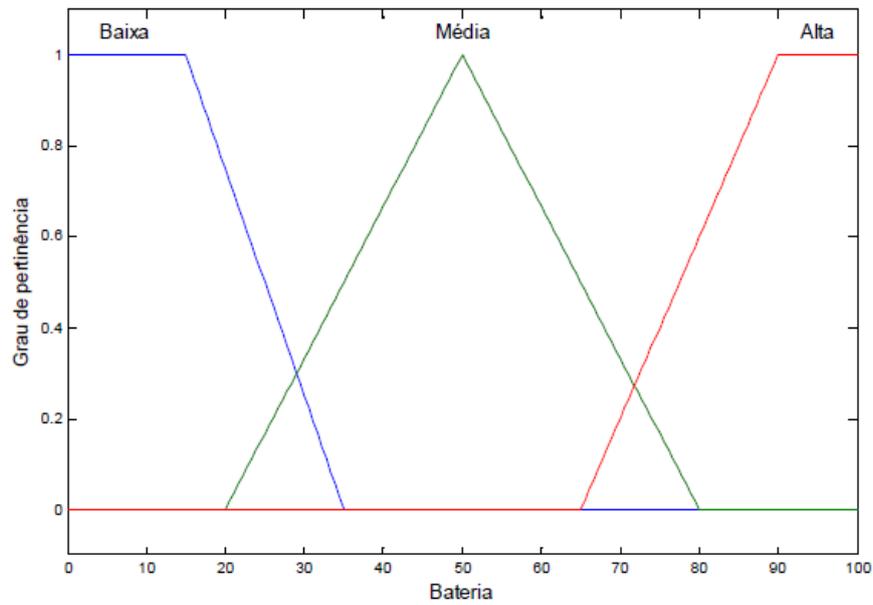


Figura 28 - Funções de pertinência da variável de entrada Bateria.

Da mesma forma, são criadas as funções de pertinência para a distância, ilustradas na Figura 29.

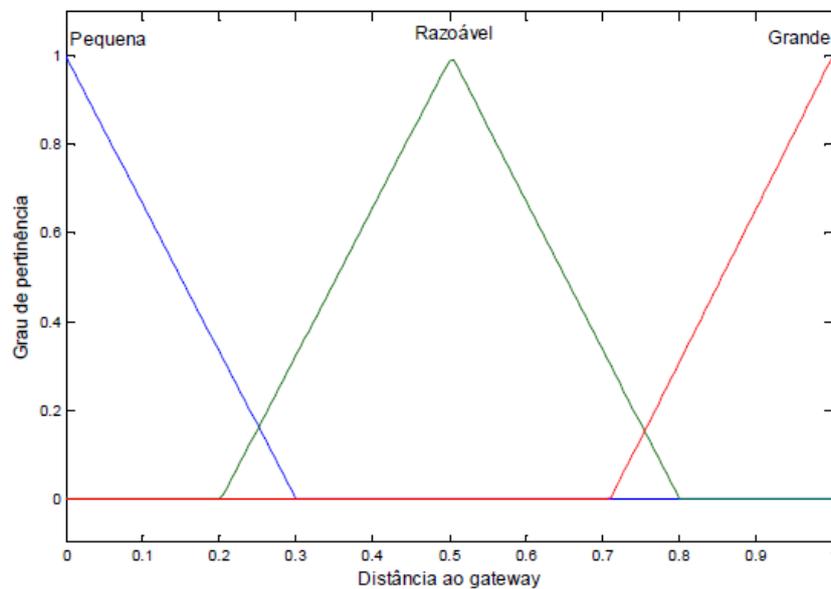


Figura 29 - Funções de pertinência da variável de entrada Distância.

A saída corresponde a uma avaliação do sensor de acordo com as entradas.

Foram criadas três funções de pertinência dentro de um intervalo de 0 a 10, representando uma avaliação ruim, média e boa, conforme Figura 30.

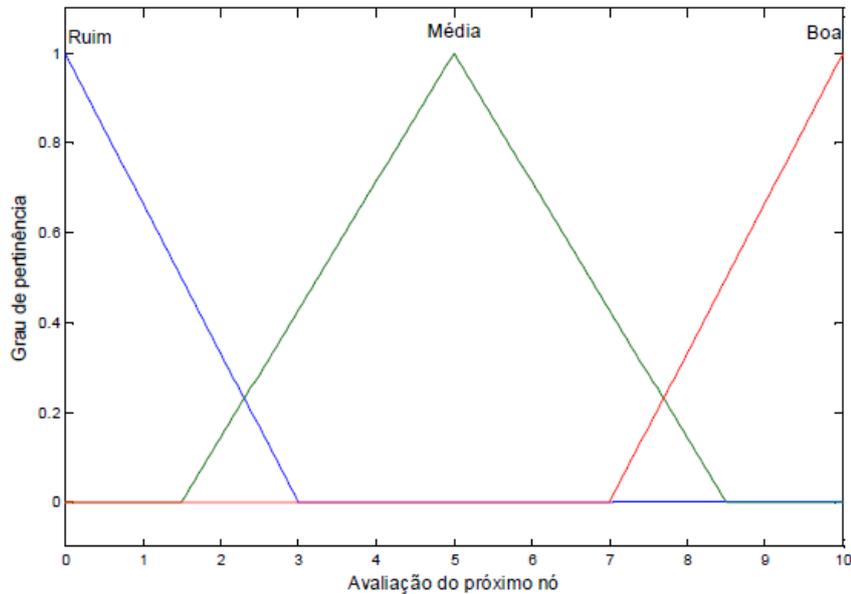


Figura 30 - Funções de pertinência da variável de saída Avaliação.

As regras foram criadas de forma a obter uma avaliação Boa quando o nível da bateria é Média ou Alta e o nó possui uma distância Pequena em relação ao gateway. Uma distância Grande e bateria Baixa caracterizam uma avaliação Ruim. As demais regras foram criadas seguindo o mesmo raciocínio e estão indicadas na Tabela 6.

Tabela 6 - Regras para avaliação do roteamento.

Bateria \ Distância	Baixa	Média	Alta
Pequena	Média	Boa	Boa
Razoável	Ruim	Média	Média
Grande	Ruim	Ruim	Média

2.4 Resultados Obtidos

A fim de verificar a eficácia do sistema de avaliação fuzzy implementado, foram realizadas algumas simulações.

Inicialmente, foi definido qual seria o nó sensor de onde partiria a informação.

A partir disso executou-se o sistema fuzzy para escolher o nó para o qual a informação seria direcionada. O nó com melhor classificação foi escolhido e a informação transmitida a ele. Em seguida o sistema fuzzy é executado novamente, utilizando agora as informações referentes a este novo roteador. Este processo é repetido sucessivas vezes até que o gateway seja alcançado.

Em uma primeira simulação foi escolhido um sensor no canto inferior direito.

O caminho obtido para transmissão está indicado na Figura 31. O nível de bateria existente nos roteadores próximos também está indicada na figura.

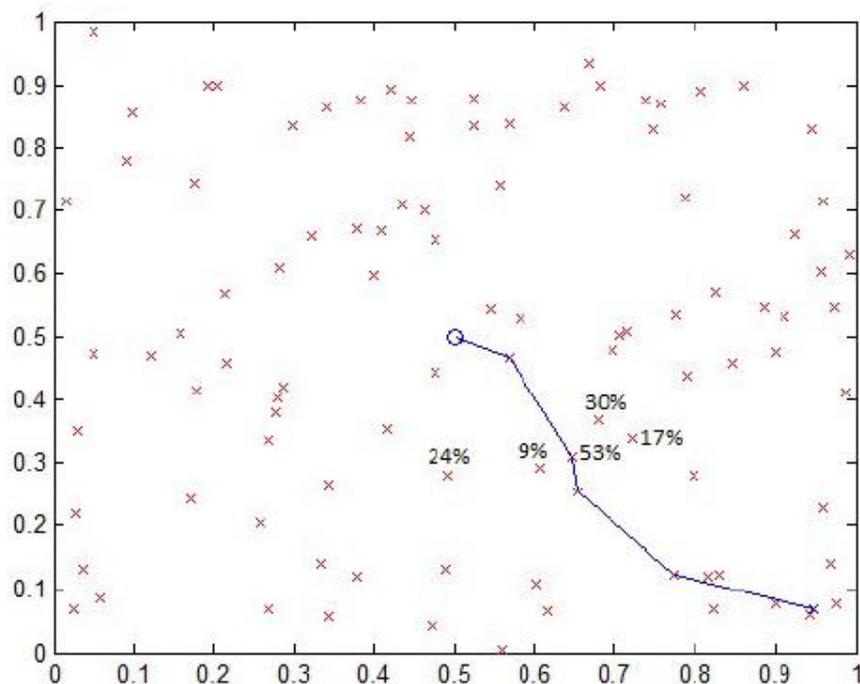


Figura 31 - Caminho percorrido pela informação de uma grandeza medida.

Nesta simulação foi observado que a informação passou por quatro nós do ambiente até chegar ao gateway. Observa-se também que o terceiro nó escolhido foi aquele que possuía maior nível de bateria entre os nós próximos.

Para verificar este comportamento, foi realizada uma nova simulação na qual foi mantido o mesmo sensor de origem, porém a bateria do terceiro nó percorrido no caminho anterior foi modificada. Inicialmente ela possuía o valor de 53% e nesta simulação ele foi alterado para um valor baixo, igual a 5%.

O novo caminho de transmissão obtido pode ser visto na Figura 32.

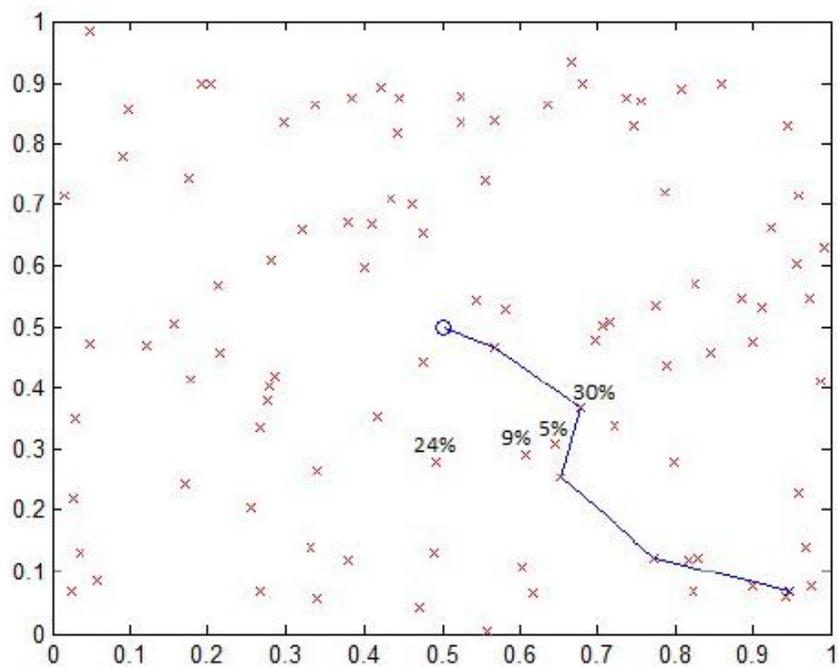


Figura 32 - Caminho percorrido pela informação de uma grandeza medida após variação da bateria.

Como a bateria do nó usado anteriormente está agora em um nível baixo, é preferível poupar este roteador para casos em que ele venha a ser necessariamente ser utilizado. Observa-se que o novo caminho utilizado percorreu o nó que tinha o maior nível de bateria ainda aceitável, ou seja, 30%, e que também estava próximo do gateway.

Uma terceira simulação foi realizada alterando a bateria deste nó utilizado de 30% para 10%. O resultado obtido está na Figura 33.

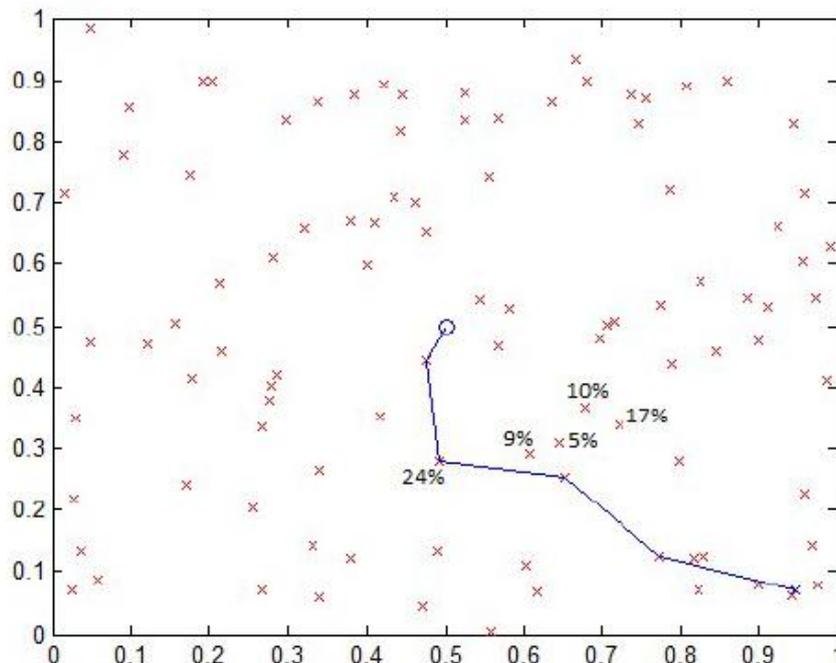


Figura 33 - Caminho percorrido pela informação de uma grandeza medida após segunda variação da bateria.

Neste caso, o nó mais próximo e com um nível de bateria superior, 24%, estava localizado mais à esquerda e foi escolhido em alternativa aos percursos encontrados anteriormente.

Em um sistema real, este processo seria executado simultaneamente em diversos nós de acordo com a necessidade da planta. Porém, a simulação não foi executada com mais sensores para possibilitar uma melhor visualização do comportamento em cada nó.

Através das simulações realizadas é possível perceber o comportamento adequado de avaliação através do sistema fuzzy implementado, que priorizou a escolha de um caminho mais curto até o gateway, porém considerou a quantidade de energia residual em cada roteador a fim de prolongar o tempo de vida útil da rede.

3. DISPOSIÇÃO ESPACIAL DE ROTEADORES EM REDES MESH COM TÉCNICAS EVOLUTIVAS

3.1 Redes Mesh

Redes mesh (redes em malha sem fio) são redes com topologia dinâmica, variável e de crescimento orgânico, constituídas por nós cuja comunicação, no nível físico, é feita através de variantes dos padrões IEEE 802.11 e 802.16. A Figura 34 exibe um exemplo de rede mesh.

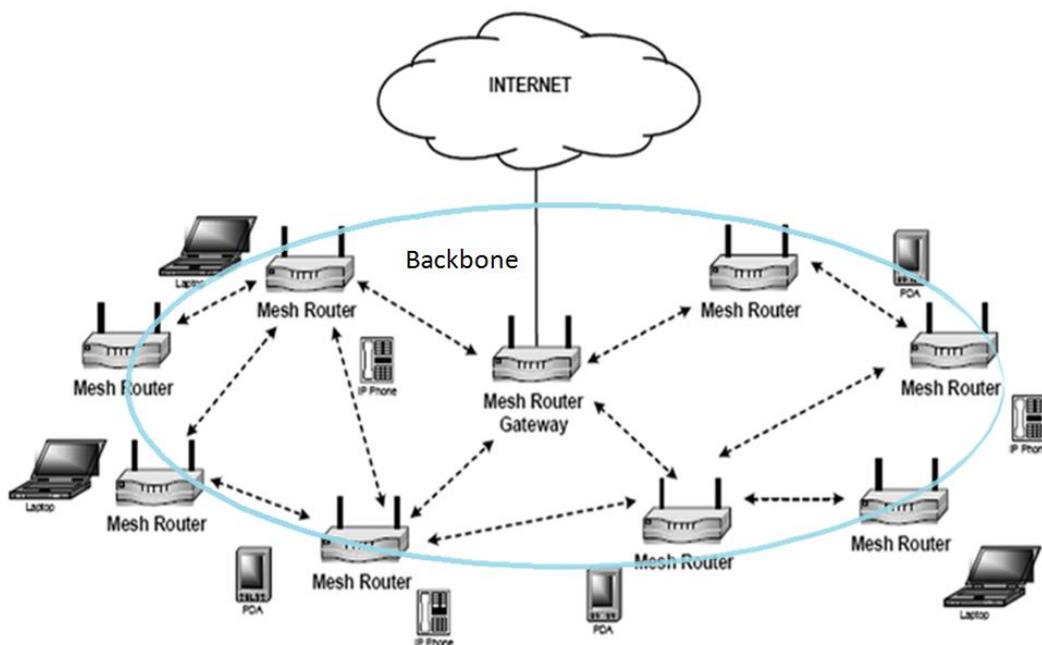


Figura 34 - Rede Mesh

As redes em malha utilizam como característica a transmissão multissalto para estender a área de cobertura de uma rede sem fio para outras localidades que o sinal de um roteador não é capaz de alcançar, permitindo a

transmissão de dados para vários outros roteadores até alcançar o cliente desejado.

A estrutura de uma rede mesh se assemelha à estrutura de uma rede ad hoc, onde todos os nós da rede estão em uma mesma hierarquia, não havendo a existência de um servidor que administre toda a rede.

Basicamente, uma rede mesh é composta por nós que utilizam o serviço oferecido – os clientes – e por nós encarregados de transmitir ou repassar as informações que atenderão os clientes da rede – os Access Points, ou APs, também classificados como roteadores. Os roteadores possuem várias interfaces de rede e se comunicam para manter a conectividade da rede. Possuem uma potência de transmissão pequena e, em geral, utilizam a tecnologia multissalto, que transmite a informação desejada de AP a AP até alcançar o cliente desejado.

Estes roteadores possuem tecnologia para transmitir em múltiplos canais de radiotransmissão e podem ser conectados a outros dispositivos semelhantes, sendo responsáveis por fazer a comunicação dos clientes à rede.

Encontram-se diversos modelos e fabricantes de roteadores mesh no mercado, como: Google wifi, Deco M5 (TPLink), Eero, Lyra Trio (Asus), Orbi (Netgear), Luma e LinkSys Velop.

A Tabela 7, apresenta a potência do sinal de 4 roteadores .

Tabela 7 – Potência de alguns roteadores mesh

Modelo	2,5 GHz	5GHz	2,5 GHz	5GHz
Google Wifi	-46 dBm	- 38 dBm	$2,51 \times 10^{-8} \text{ W}$	$1,58 \times 10^{-7} \text{ W}$
Eero	-41 dBm	-39 dBm	$7,94 \times 10^{-8} \text{ W}$	$1,26 \times 10^{-7} \text{ W}$
Luma	-57 dBm	-59 dBm	$2 \times 10^{-9} \text{ W}$	$1,26 \times 10^{-9} \text{ W}$
M5	-20 dBm	-23 dBm	10^{-5} W	$5,01 \times 10^{-6} \text{ W}$

O backbone de uma rede mesh é sem fio, como pode ser observado pelos roteadores da Figura 34, e o acesso dos nós clientes pode ser com ou sem fio. Como os nós do backbone deste tipo de rede têm localização fixa, estes podem facilmente ser alimentados, não possuindo, desta forma, limitação

de energia, eliminando, por conseguinte, muitas das restrições das redes ad-hoc (por exemplo, as redes de sensores sem fio, estudadas no capítulo 2).

Lee et al. (2006) afirmam que a tecnologia em malha sem fio permite que redes possam ser constituídas em áreas cuja cobertura seja grande, onde é difícil a instalação de cabos condutores e em locais que se encontram em situação de emergência. Destacam-se três padrões adotados para redes sem fio em malha – o padrão IEEE 802.16a, que abrange as redes WiMAX, o IEEE 802.11s, mais conhecidas como redes Wi-Fi e o IEEE 802.15.5, que correspondem às redes ZigBee.

Cabral e Mateus (2009) mostram que as redes mesh são uma abordagem interessante na tecnologia de redes de computadores, pelo fato de possibilitarem a comunicação entre redes cabeadas com roteadores sem fio, a fim de atender simultaneamente clientes fixos e móveis.

Nos últimos anos, diversos campus de universidades e centros de pesquisa ao redor do mundo têm desenvolvido e vêm amplamente utilizando redes mesh como redes de acesso ao campus por usuários residentes nas suas proximidades. Exemplos de projeto piloto de redes de acesso sem fio do tipo mesh são o ReMesh em Niterói/RJ (Saade et al, 2007), RoofNet no MIT, Google Mesh na Califórnia, VMesh na Grécia , MeshNet na UCSB [Ho et AL 2004], Microsoft Mesh [Draves et al 2004], entre outros.

No Brasil, a rede mesh também tem sido amplamente pesquisada e utilizada. Um exemplo é a pesquisa realizada na Universidade Federal de Pernambuco, na qual é proposta uma arquitetura de comunicação heterogênea para cidades inteligentes. A proposta inclui a implementação de sistemas de adaptação que possibilita a comunicação entre redes de sensores (SunSPOT/Xbee) e redes IEEE 802.11 em modo mesh (Avelar et al, 2014).

A tecnologia de redes mesh é ideal para a construção de redes de acesso comunitárias, permitindo o acesso à internet para aqueles que não possuem condições de arcar com os altos custos de uma conexão de banda larga tradicional do tipo DSL ou cabo. Por conta disso, outro uso em potencial de redes mesh é a construção de cidades digitais, oferecendo infraestrutura de comunicação sem fio em ambiente metropolitano a todos os cidadãos, o que já

vendo realizado em cidades, como por exemplo, Dublin, Taipei, Pittsburgh e Filadélfia, como mostra a Figura 35.

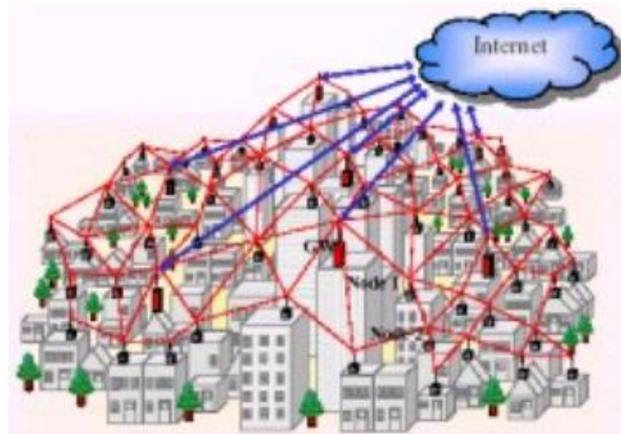


Figura 35 – Topologia de Rede wireless Mesh Metropolitana.

Fonte (Jun & Sichitiu, 2003)

Para realizar a configuração geográfica dos roteadores em numa rede devemos levar em consideração alguns aspectos da rede, por exemplo:

- Composição
 - Homogênea: todos os roteadores possuem a mesma característica.
 - Heterogênea: composta por roteadores diferentes.
- Organização
 - Planas: redes sem agrupamento.
 - Hierárquicas: redes com agrupamentos.
- Distribuição
 - Regular: os nós são distribuídos de maneira equidistantes na área de monitoramento.
 - Irregular: os nós são distribuídos aleatoriamente na área de monitoramento.

A área de cobertura de um roteador é especificada pelo fabricante e pode ser calculada como a área de um círculo, onde R é o raio de cobertura do roteador, como mostra a Figura 36a. A Figura 36b mostra um exemplo de área de cobertura.

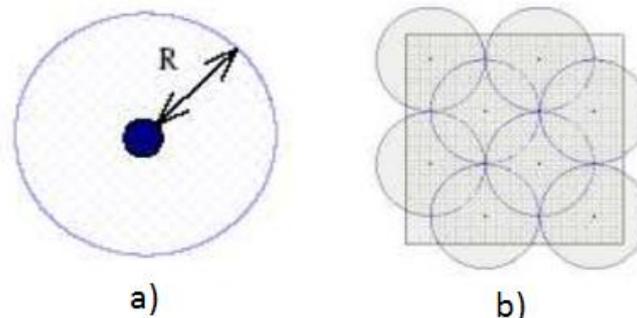


Figura 36 – a) Raio de Cobertura de um Roteador; b) Exemplo de Área de cobertura

A área de cobertura está intimamente ligada a maneira como os roteadores estão distribuídos na área. A Figura 37 mostra dois exemplos de distribuição roteadores na área de cobertura.



Figura 37 – a) Roteadores em distribuição regular; b) Roteadores em distribuição irregular

Deve-se perceber que o requisito para a determinação do posicionamento dos roteadores em uma determinada área não é o alcance que os roteadores da malha possuem (pois eles têm posição fixa), mas o alcance do dispositivo utilizado para monitoramento.

Se os roteadores forem posicionados em uma distância equivalente ao limite máximo de alcance que eles possuem, e os dispositivos de monitoramento possuir alcance inferior, torna-se impossível realizar o monitoramento.

O posicionamento de roteadores em uma rede mesh não é um problema trivial, e pode ser considerado um problema de otimização. Diversos estudos utilizando sistemas inteligentes para este fim têm sido realizados por universidades e centros de pesquisa ao redor do mundo. Neste estudo de caso, faremos uso de algoritmos genéticos para determinação da localização dos roteadores de uma rede mesh.

3.2 Algoritmo Genético

Um processo a ser otimizado é caracterizado pela função objetivo que fornece o comportamento do processo, as restrições que definem o espaço de busca, sobre o qual as variáveis de projeto tendem a assumir o melhor valor após a otimização. Muitos desses processos podem ser modelados como problemas de maximizar ou minimizar uma função cujas variáveis devem obedecer a certas restrições. Otimizar um processo é vantajoso já que permite trabalhar com um vasto contingente de variáveis e de restrições muitas vezes de difícil visualização gráfica e/ou tabular, diminuindo assim o tempo despendido com o processo, além de se obter novas soluções com menores gastos. Matematicamente, a otimização consiste em encontrar uma solução correspondente ao ponto mínimo ou máximo de uma função.

Entretanto, a otimização pode ser dificultada por alguns fatores como: funções descontínuas, com convergência lenta, funções com muitos mínimos locais, sendo que o mínimo global dificilmente é encontrado, fazendo com que o tempo computacional se torne elevado.

Com o passar dos anos os processos de modelagem se tornaram-se complexos e a sofisticação dos recursos computacionais proporcionou um grande avanço nas técnicas de otimização.

O algoritmo genético (AG) é inspirado na evolução biológica, pois faz uso de uma seleção de indivíduos, utiliza operadores genéticos e opera de forma aleatória e orientada, buscando uma solução ótima dentro de uma população.

A principal aplicação de algoritmos genéticos é em problemas de otimização com espaços de busca muito grandes ou complexos, o que inviabiliza o uso de técnicas tradicionais (Amaral, 2003).

No caso do método de busca, é feita a comparação entre a evolução das espécies e o problema em questão, a natureza é o problema, uma população de indivíduos (possíveis soluções) identificados por cromossomos, são avaliados e associados a uma aptidão e submetidos a um processo de evolução, através de seleção e reprodução, durante várias gerações.

A aptidão é a qualidade dos seus resultados, com relação ao repasse de aptidão, o cruzamento é modelado por um operador chamado crossover e as modificações de adaptação são modeladas por operadores de mutação. Estatisticamente, ao longo de várias gerações, os resultados tendem a convergirem para os resultados mais aptos.

O fluxograma típico de um AG é apresentado na Figura 38.

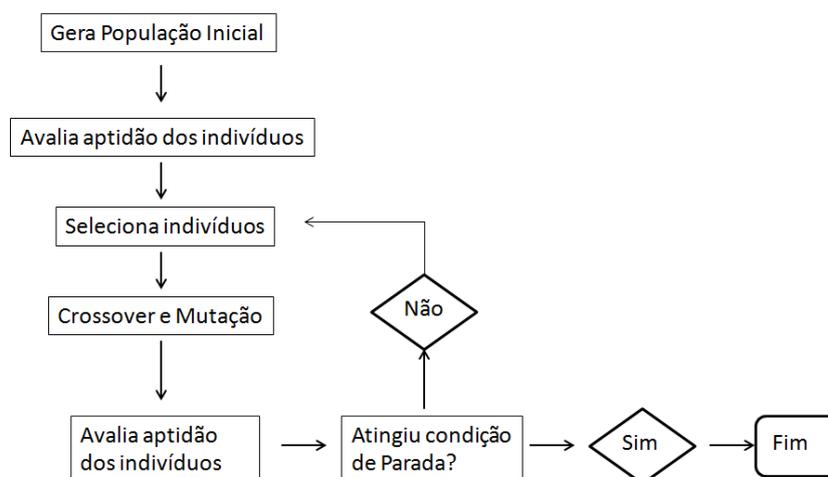


Figura 38 – Fluxograma de um algoritmo genético.

A função objetivo ou função de avaliação de aptidão é definida com base na especificação do problema e é fundamental para uma execução bem sucedida (Fonseca, 2017).

Em geral, a função objetivo envolve apenas um único critério. Porém, grande parte dos problemas reais envolve mais de um objetivo a ser considerado, desta forma a função objetivo deve utilizar métodos para conversão de uma medida de aptidão vetorial em um escalar (Davis, 1990).

Os parâmetros gerais do AG exercem influência no seu desempenho e estabelecem um critério de parada para execução do algoritmo. Tais parâmetros incluem o tamanho da população, número máximo de gerações e taxa de aplicação dos operadores. A escolha dos parâmetros deve atender aos critérios empíricos estabelecidos ou às características específicas do problema em questão.

Para realizar estudos de casos com múltiplos objetivos nos algoritmos genéticos pode-se utilizar um Agregador Fuzzy.

3.2.1 Agregador Fuzzy

O uso de sistemas fuzzy viabiliza avaliar simultaneamente todos os objetivos, integrando as preferências do usuário em relação a cada objetivo e a cada situação. Tal característica é uma boa vantagem em relação aos métodos multiobjetivos baseados na otimalidade de Pareto, pois não necessita da interferência do usuário para escolha da melhor solução ao final do processo, visto que as preferências e/ou especificações são inseridas antes da evolução de forma mais simples e interpretável através da lógica fuzzy e assim o processo de evolução é guiado na direção das preferências pré-estabelecidas (Fonseca, 2017).

Cada indivíduo da população do AG representa uma possível solução do problema. Durante o processo de avaliação, os indivíduos são aplicados à função ou modelo que descreve o problema e os resultados obtidos em relação a cada objetivo são utilizados como entradas do sistema fuzzy. Para cada

indivíduo da população é aplicado o agregador fuzzy resultando em um ,único valor de aptidão.

A Figura 39 ilustra o modelo da avaliação utilizando Agregador Fuzzy.

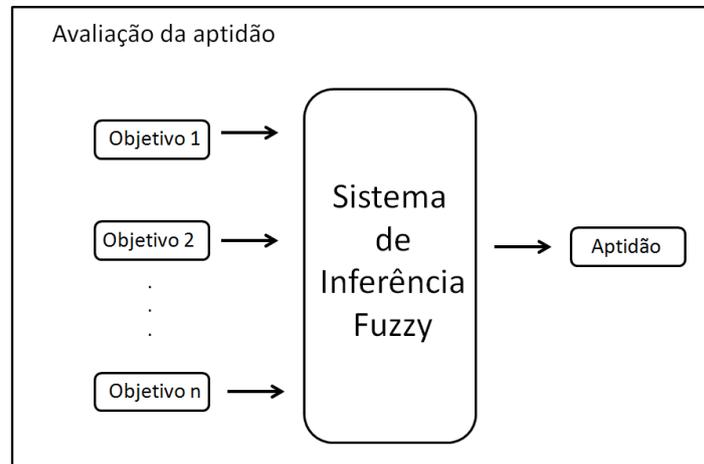


Figura 39 - Modelo de avaliação da aptidão com agregador fuzzy.

O agregador fuzzy possui o funcionamento normal de um sistema de inferência fuzzy. Cada entrada do sistema corresponde a um objetivo e as funções de pertinência possuem formato triangular ou trapezoidal.

O algoritmo genético empregado no trabalho segue o modelo apresentado na Figura 40.

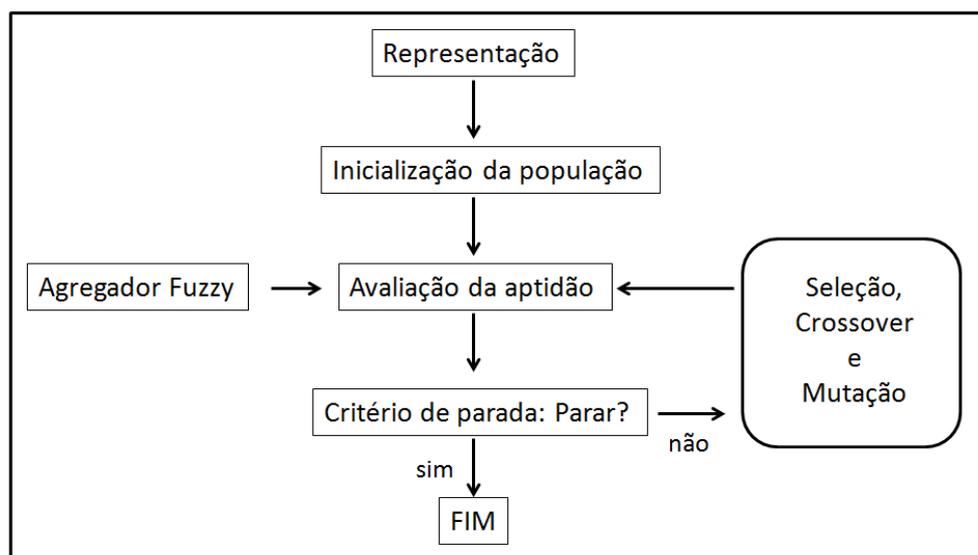


Figura 40 – Etapas de execução do algoritmo genético.

As taxas das operações de seleção, crossover, mutação sobre a população atual, tamanho da população e o número máximo de gerações são definidas pelo projetista antes do início do algoritmo.

A evolução termina quando um determinado critério de parada é atingido. O critério de parada mais frequente é especificado por um certo número máximo de gerações. Outra possibilidade é estabelecer um valor de aptidão a ser atingido ou parar a execução do algoritmo quando não há evolução por um determinado número de gerações.

Após a avaliação de todos os indivíduos da geração atual, o algoritmo genético continua o processo de evolução da forma tradicional, até a avaliação da geração seguinte, onde o processo de avaliação através do agregador fuzzy é novamente executado para todos os indivíduos, até que o critério de parada seja alcançado.

As regras do agregador fuzzy são elaboradas de forma a atender as preferências requeridas para o problema considerando cada objetivo.

3.3 Estudo de caso

Os estudos de casos desenvolvidos consistem em posicionar roteadores para uma rede mesh a ser utilizada para aquisição de dados em um ambiente agrícola de dimensão 50m x 50m.

O primeiro estudo consiste em utilizar um algoritmo genético tradicional, com apenas um único objetivo. O objetivo é posicionar os roteadores de forma que cada ponto de monitoração existente no campo seja coberto por pelo menos um roteador.

O segundo estudo considera que existem áreas no campo com custo de instalação mais elevado. Para isso são demarcadas áreas do campo onde o custo para a instalação de roteadores é alto. Deste modo a aplicação utiliza um algoritmo genético juntamente com um Agregador Fuzzy para realizar um estudo multiobjetivo, onde se deseja posicionar roteadores de forma que cada ponto de monitoração existente na área de cobertura do campo deve estar em contato com pelo menos um roteador de custo baixo.

3.3.1) Primeiro estudo de caso

O ambiente deste primeiro estudo de caso é uma área agrícola de 2500m², onde deve ser realizada a distribuição espacial dos roteadores. Neste ambiente é necessário que cada ponto de monitoramento alcance pelo menos um roteador. O dispositivo responsável pelo monitoramento possui um alcance de 13 metros.

A organização dos roteadores é plana (sem agrupamento), homogênea (todos os roteadores possuem a mesma característica) e irregular.

Para atingir esses objetivos é usado um algoritmo genético tradicional mono-objetivo.

Os 16 pontos de monitoramento estão posicionados na área, conforme mostra a figura em 41:

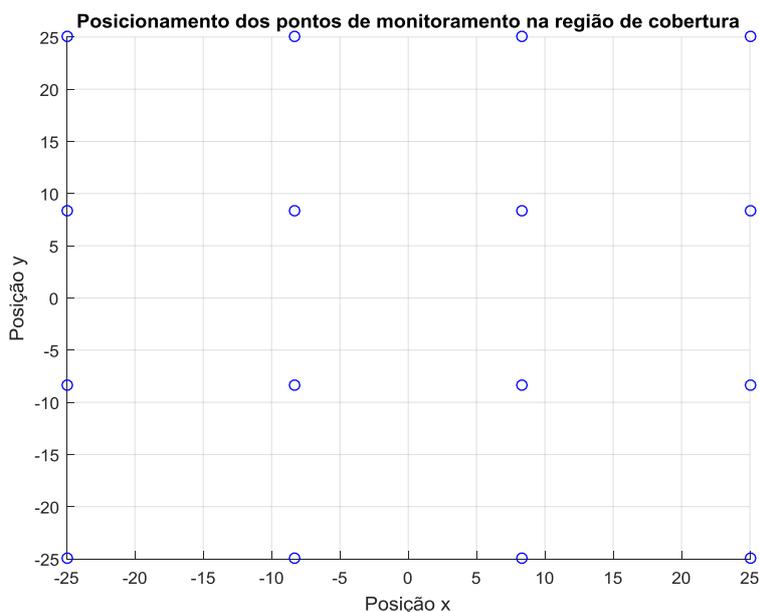


Figura 41 – Posição dos pontos de monitoramento da área

Foram realizados diversos testes alterando os valores dos parâmetros do algoritmo genético e observou-se que os parâmetros apresentados na tabela 8 abaixo atenderam bem as expectativas de soluções para o problema.

Tabela 8 – Parâmetros no primeiro estudo de caso

Experimento	
Parâmetros	Valores
Número de gerações	200
Região de busca	-25 25; -25 25
Precisão	50 cm
População	300 indivíduos
Aptidão	Número de Pontos de Monitoração cobertos
Seleção	Normalização Geométrica de 5%
Taxa de Crossover	80%
Taxa de Mutação	1%

A Figura 42 mostra a curva do melhor indivíduo e da média da população. Pode-se perceber que o melhor indivíduo alcançou a aptidão máxima por volta da 120ª geração e a média acompanhou esta evolução.

Melhor Indivíduo(Vermelho) e Média entre os indivíduos(Azul) em 200 gerações e população de 300 indivíduos:

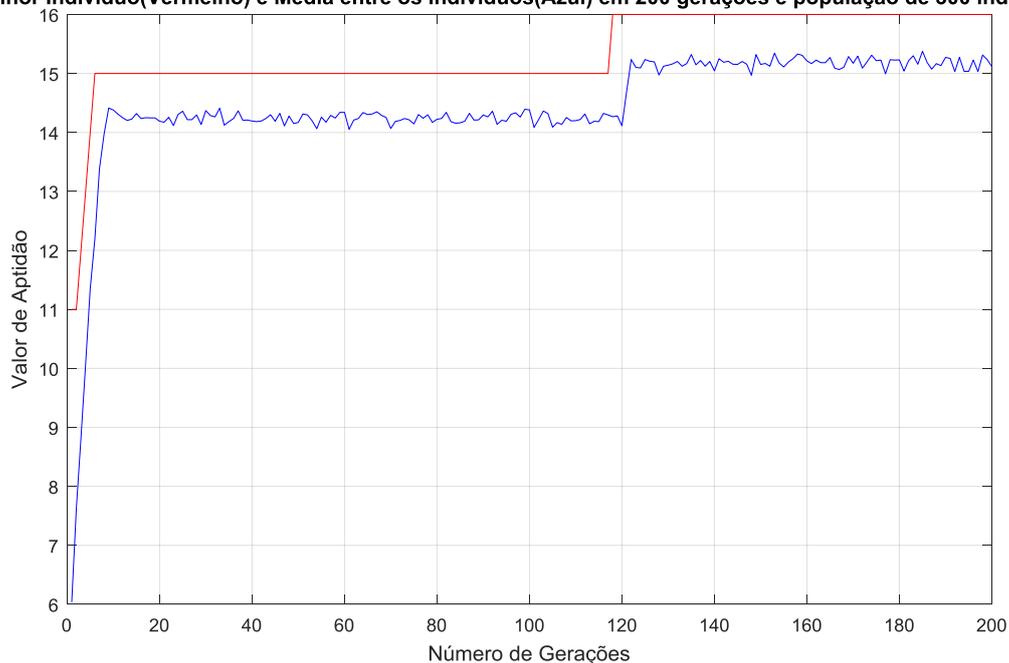


Figura 42 – Gráfico do melhor e a média dos indivíduos para o primeiro estudo de caso

A Figura 43 mostra a localização dos pontos de monitoramento e o posicionamento dos roteadores na área, que foi realizada pelo AG.

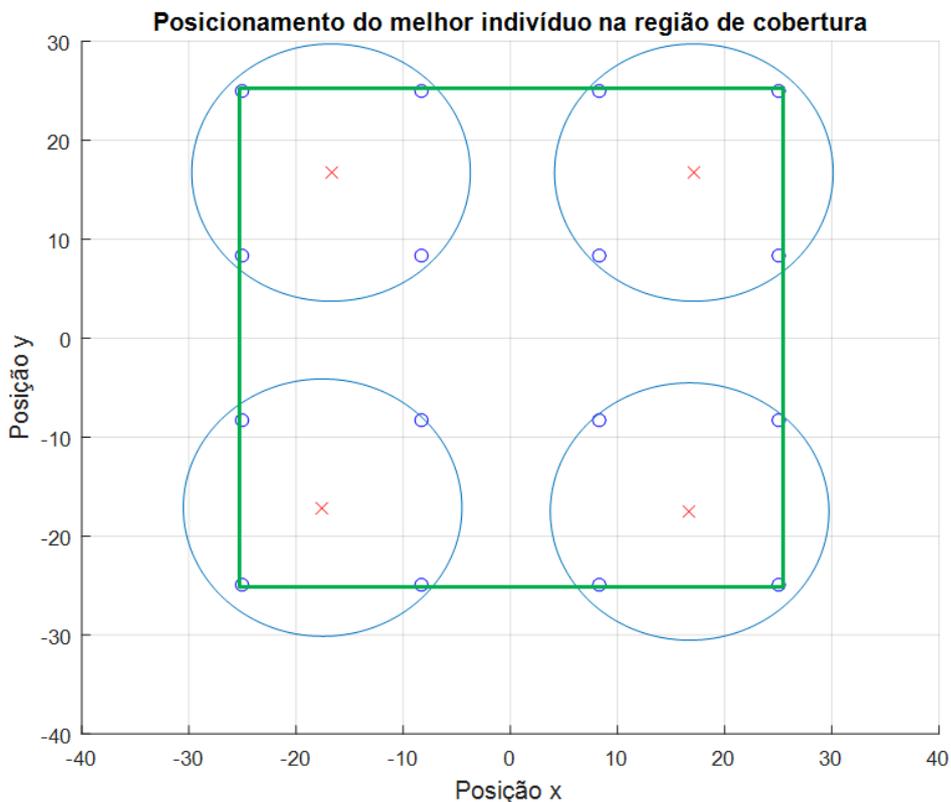


Figura 43 – Resultado do posicionamento dos roteadores no primeiro estudo de caso

O quadrado (verde) da figura representa a área (50m x 50m), os círculos (azuis) menores são os pontos de monitoração, os círculos (azuis) maiores representam a área que cada um dos roteadores está cobrindo, e os “x” (vermelhos) são roteadores.

Pode-se observar que os roteadores foram posicionados atendendo o critério estabelecido, pois cada ponto de monitoramento está sendo coberto por um roteador.

Este primeiro estudo não levou em consideração diferenças no custo de instalação dos roteadores em relação às áreas de acesso mais difícil. Tendo em vista que custo é algo que se tenta reduzir na maioria dos projetos, nas redes mesh não seria diferente. Por isso, a proposta do segundo estudo de

caso é realizar a configuração da rede levando em conta os custos de instalação.

3.3.2) Segundo estudo de caso

Uma maneira para reduzir o custo de uma rede mesh é definir qual a quantidade mínima de roteadores necessária para cobrir uma área, sem posicionar roteadores em lugares onde o custo de instalação é alto.

Como no primeiro estudo, o ambiente deste segundo estudo de caso é uma área agrícola de 2500m², onde deve ser realizada a distribuição espacial dos roteadores. O dispositivo responsável pelo monitoramento possui um alcance de 13m e a organização dos roteadores é plana (sem agrupamento), homogênea (todos os roteadores possuem a mesma característica) e irregular.

Neste cenário é necessário que:

- cada ponto de monitoração alcance pelo menos um roteador;
- os roteadores não sejam posicionados em lugares onde o custo de instalação para eles é alto.

Portanto, temos um problema multiobjetivo: cobrir a área reduzindo-se os custos.

Para atingir esses objetivos é usado um algoritmo genético juntamente com um Agregador Fuzzy.

O sistema fuzzy desenvolvido é do tipo Mamdani, caracterizado por ser mais simples e interpretável que sistemas do tipo TSK, e todas as regras possuem mesmo grau de importância, ou seja, peso igual a um.

O agregador fuzzy possui duas entradas: “número de pontos de monitoração atendidos” e “custo”. A saída do agregador é a “aptidão” que recebe uma avaliação entre 0 e 10. O método de defuzzificação é a média dos máximos.

A figura 44 mostra os parâmetros do Agregador Fuzzy utilizado neste estudo de caso.

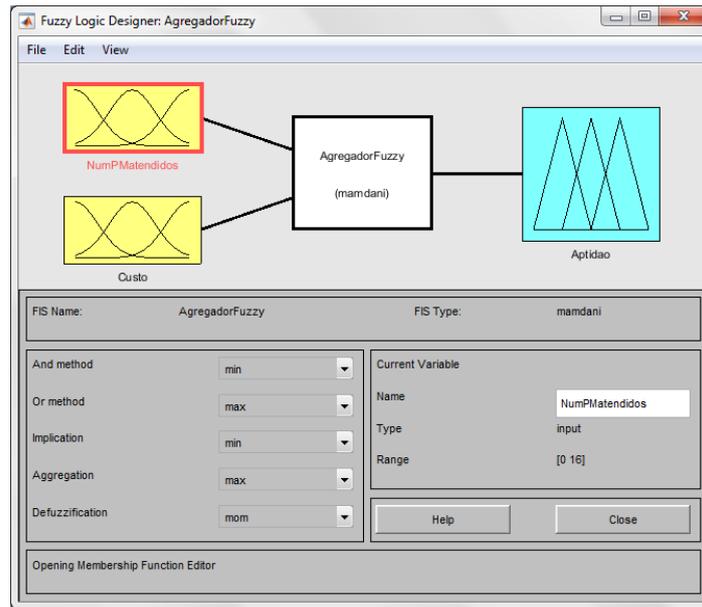


Figura 44 - Parâmetros do Agregador Fuzzy utilizado no estudo de caso.

A figura 45 mostra a função de pertinência da entrada “Número de Pontos de monitoramento atendidos”

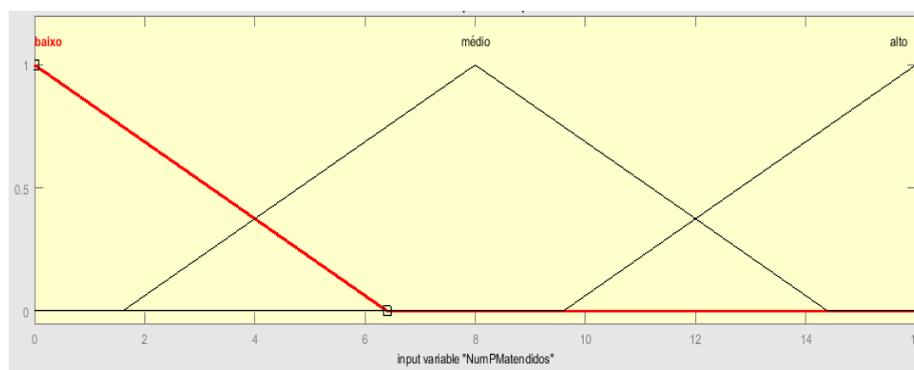


Figura 45 - Função de pertinência da entrada “Número de Pontos de monitoramento atendidos”

A figura 46 mostra a função de pertinência da entrada “Custo”

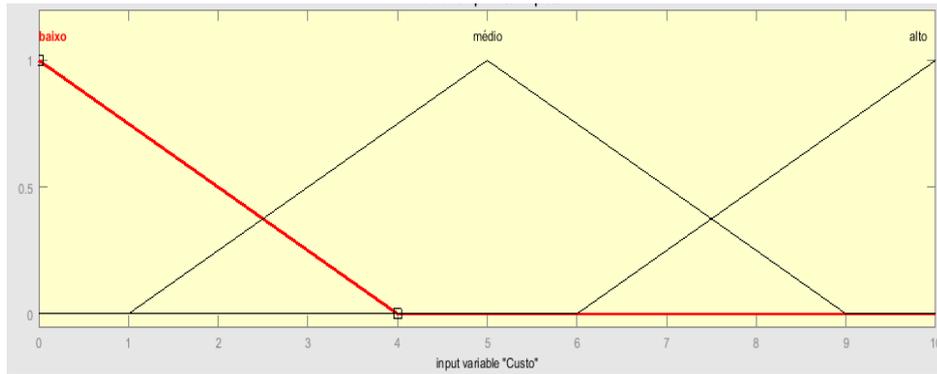


Figura 46 - Função de pertinência da entrada “Custo”

A figura 47 mostra a função de pertinência da saída do Agregador Fuzzy “Aptidão”

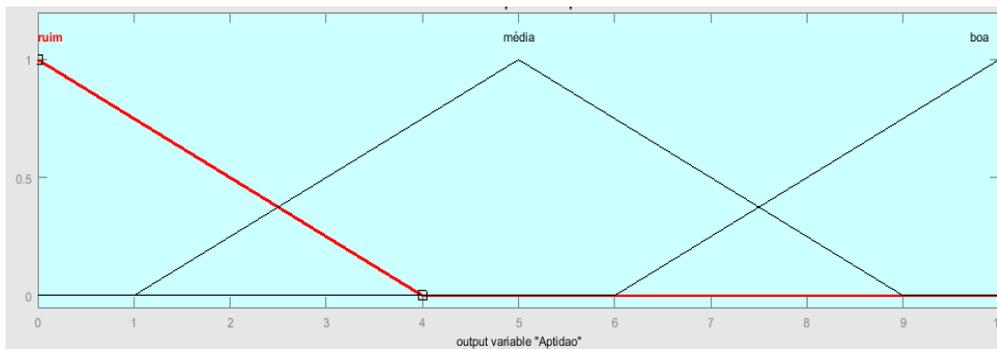


Figura 47 - Função de pertinência da saída do Agregador Fuzzy “Aptidão”

As regras do Agregador Fuzzy são as seguintes:

- 1. Se (NumPMatendidos é baixo) e (Custo é baixo) logo (Aptidao é ruim)
- 2. Se (NumPMatendidos é baixo) e (Custo é médio) logo (Aptidao é ruim)
- 3. Se (NumPMatendidos é baixo) e (Custo é alto) logo (Aptidao é ruim)
- 4. Se (NumPMatendidos é médio) e (Custo é baixo) logo (Aptidao é ruim)
- 5. Se (NumPMatendidos é médio) e (Custo é médio) logo (Aptidao é ruim)
- 6. Se (NumPMatendidos é médio) e (Custo é alto) logo (Aptidao é ruim)
- 7. Se (NumPMatendidos é alto) e (Custo é baixo) logo (Aptidao é boa)
- 8. Se (NumPMatendidos é alto) e (Custo é médio) logo (Aptidao é média)
- 9. Se (NumPMatendidos é alto) e (Custo é alto) logo (Aptidao é ruim)

Foram realizados diversos testes alterando-se os valores dos parâmetros do algoritmo genético e observou-se que os apresentados na tabela 9 abaixo atenderam bem as expectativas de soluções para o problema.

Tabela 9 – Parâmetros no segundo estudo de caso

Experimento	
Parâmetros	Valores
Número de gerações	200
Região de busca	-25 25; -25 25
Precisão	50 cm
População	300 indivíduos
Aptidão	Agregador Fuzzy
Seleção	Normalização Geométrica de 5%
Taxa de Crossover	80%
Taxa de Mutação	1%

A figura 48 apresenta a área, a posição dos pontos de monitoramento e as regiões de alto custo de instalação de roteadores, regiões nas quais o algoritmo genético deve evitar posicionar os roteadores.

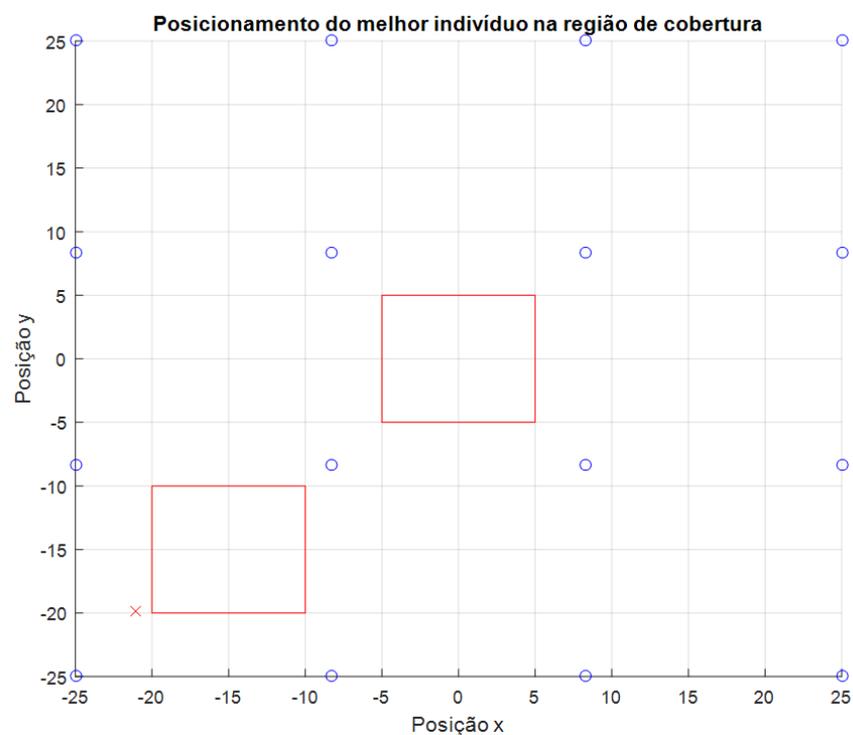


Figura 48 – Região de alto custo de instalação de roteadores

A Figura 49 apresenta a curva do melhor indivíduo e da média da população. Dos gráficos observa-se que o melhor indivíduo alcançou a aptidão máxima por volta da 60ª geração e a média acompanhou esta evolução.

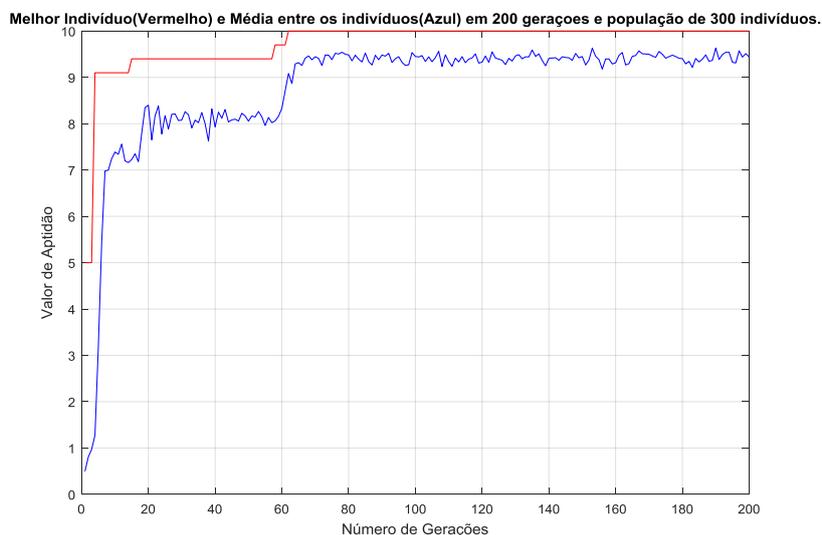


Figura 49 – Gráfico do melhor e a média dos indivíduos para o segundo estudo de caso

A Figura 50 mostra a localização dos pontos de monitoração e o posicionamento dos roteadores na área.

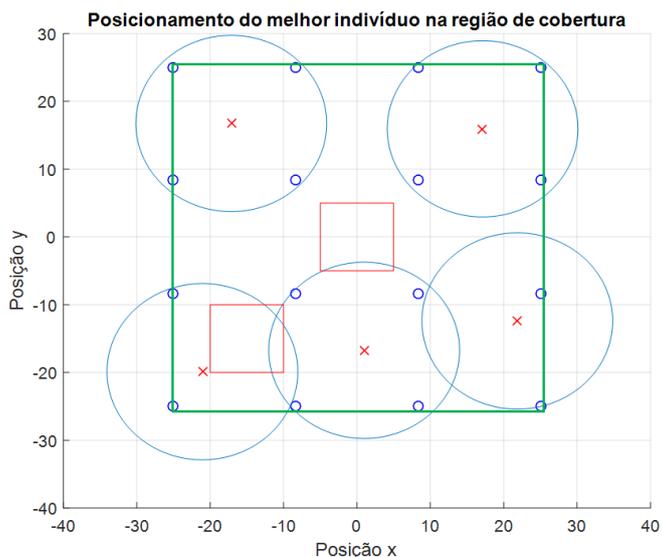


Figura 50 – Resultado do posicionamento dos roteadores no segundo estudo de caso

O quadrado (verde) da figura representa a área (50m x 50m), os círculos (azuis) menores são os pontos de monitoração, os círculos (azuis) maiores representam a área que cada um dos roteadores está cobrindo, os “x” (vermelhos) são roteadores e os quadrados (vermelhos) são as regiões da área onde o custo para instalação de roteadores é alto.

Na figura 50 pode-se constatar que os roteadores foram posicionados atendendo o critério estabelecido, pois cada ponto de monitoração está sendo coberto por um roteador e nenhum roteador foi posicionado na área onde o custo de instalação é alto.

Pode-se observar também que, com a restrição de posicionamento de roteadores em áreas de maior custo, foi necessário o uso de mais um roteador para a cobertura da área, totalizando cinco roteadores. Tal custo adicional de roteadores, obviamente, deve compensar a instalação de um roteador em lugar de custo mais alto.

Os resultados obtidos nas simulações deste capítulo cumpriram seus objetivos de determinação de posicionamento de roteadores em redes mesh.

Produção Científica

Nesse capítulo encontram-se apresentados os dois artigos publicados durante o mestrado.

- Coelho P. H. G., Amaral, J. F., Guimarães, K. P. *Use of Algorithm for Spatial Layout of Indoor Light Sources*. In: 20th International Conference on Enterprise Information Systems (ICEIS), Funchal, Madeira, Portugal - Volume 1: ICEIS, 456-460, 2018.
- Coelho P. H. G., Amaral, J. F., Almeida N. N., Fonseca A.C.X.S, Guimarães, K. P. *Application of Fuzzy Inference Systems in the Transmission of Wireless Sensor Networks*. In: 19th International Conference on Enterprise Information Systems (ICEIS), Porto, Portugal - Volume 1: ICEIS, 618-624, 2017.

CONCLUSÃO e TRABALHOS FUTUROS

Nessa dissertação foram realizados três estudos de caso envolvendo a aplicação de técnicas de inteligência computacional em sistemas de comunicação. Em particular, foram usados sistemas neuro-fuzzy, sistemas fuzzy e sistemas evolutivos. Todos eles obtiveram resultados satisfatórios apresentados pelas simulações realizadas e, portanto, servem de base para novos estudos e futuras aplicações.

Considerando os bons resultados que vem sendo obtidos pelas técnicas baseadas em inteligência computacional nas mais diversas áreas da engenharia, no capítulo 1 foi estudada e avaliada a utilização de um sistema (híbrido) neuro-fuzzy consagrado, o ANFIS (*Adaptive Network based Fuzzy Inference System*), na equalização supervisionada de canais de comunicação digital.

O capítulo 1 abordou conceitos básicos fundamentais sobre o importante tema da comunicação digital, apresentando um modelo de comunicação digital. A comunicação celular foi abordada sucintamente para auxiliar no entendimento do cenário proposto para os estudos de caso. Também de modo sucinto, conceitos relativos às redes neurais artificiais e aos sistemas de inferência fuzzy foram apresentados, dando base para a abordagem do sistema neuro-fuzzy ANFIS.

Um cenário de comunicação celular modelado com canais lineares e invariantes no tempo serviu de ambiente nos estudos de caso para a avaliação deste modelo (inteligente híbrido) neuro-fuzzy como técnica de equalização. A fim de analisar a eficácia da técnica investigada foram apresentados resultados de simulações computacionais realizadas com foco na relação entre a taxa de erro de bit (BER - *Bit Error Rate*) e a relação sinal com interferência e ruído (SINR - *Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio*).

Algumas configurações do ANFIS foram avaliadas no cenário proposto considerando funções de transferência de canais lineares e invariantes no tempo dos seguintes tipos: fase não mínima, fase mínima e fase mista. As simulações confirmaram a eficácia da técnica (investigada) tendo em vista os

resultados obtidos pelo equalizador baseado em ANFIS no cenário proposto para análise.

No capítulo dois foi apresentado um estudo sobre redes de sensores sem fio, com foco principal na otimização da rota escolhida pelos sensores para a transmissão de dados.

A rota escolhida foi a que apresenta o menor caminho percorrido até o *gateway* e com menor gasto de energia pelos nós sensores/roteadores, assim evita-se a perda de *links* por falta de energia. Isso proporciona uma redução de custos operacionais, pois não haverá necessidade de frequentes substituições de baterias nos nós, e também no aumento de confiabilidade.

Alguns cenários foram avaliados, e, em todos eles, os resultados obtidos foram plenamente satisfatórios, apresentando comportamento adequado do sistema implementado.

No capítulo três foram apresentados estudos de caso com aplicação em redes mesh, cujo objetivo é a otimização do posicionamento de roteadores num cenário de campo com automação para aquisição de dados.

No primeiro estudo de caso (estudo com uma variável) foi utilizado um algoritmo genético que resultou em soluções satisfatórias. No segundo estudo de caso aplicou-se uma técnica evolutiva híbrida fuzzy-genética num problema multiobjetivo, no qual a variável custo foi incluída na questão do roteamento..

Os estudos de casos foram apresentados e os resultados indicaram a viabilidade da técnica proposta para este tipo de automação.

Para trabalhos futuros podem ser sugeridos estudos em diferentes linhas de atuação.

Uma sugestão é a realização de um estudo com outro modelo inteligente para atuar como equalizador no mesmo cenário proposto de modo a viabilizar comparações de desempenho.

Outra possibilidade está relacionada à aplicação da equalização de canais celulares para sistemas não lineares e variantes no tempo, usando filtros pré-processador, como o esquema da figura 51.

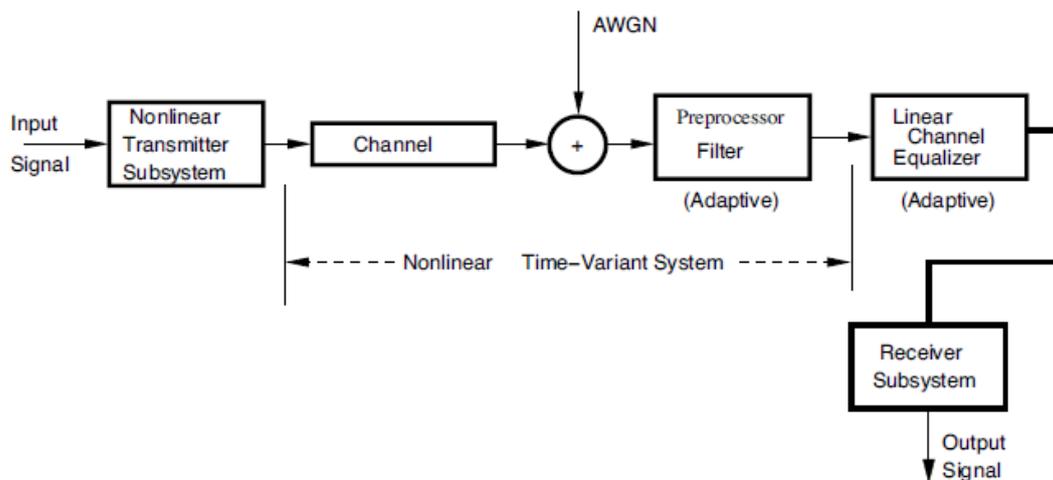


Figura 51 - Equalizador linear com esquema proposto pelo filtro pré-processador(adaptado de Raveendranathan, 2014)

Sobre trabalhos futuros na linha de redes mesh, pode ser pesquisada a avaliação de alguns parâmetros de QoS (Qualidade de Serviço), como atraso e jitter em redes mesh. Estas métricas influenciam diretamente no planejamento da rede e podem indicar a necessidade de adequação na topologia da rede, a partir dos quais pode-se aferir se a rede apresenta o nível de desempenho desejado.

Sobre trabalhos futuros na linha de redes mesh, pode ser pesquisada a inclusão de novos objetivos para o agregador fuzzy e, possivelmente, a concepção de um AG com cromossomo de tamanho variável para que a evolução possa também determinar a quantidade de roteadores adequados para a cobertura do campo.

REFERÊNCIAS

- Agrawal, G. (2010). *Fiber-Optic Communication Systems* (4 rd ed.). Willey
- Akyildiz, F., Su W., Sankarasubramaniam, Y. and Cayirci, E., 2002. *Wireless Sensor Networks: A Survey*, *Computer Networks*, 38, pp. 393-422.
- Alshawi, I. S., Yan, L., Pan, W., and Luo, B., 2012. *A Fuzzy-Gossip Routing Protocol for an Energy Efficient Wireless Sensor Networks*. 2012 IEEE Sensors.
- Amaral, J. F. *Síntese de Sistemas Fuzzy por Computação Evolucionária*. Tese de Doutorado, Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2003.
- Amri, S., Kaddachi, M. L., Trad, A., 2014. *Energy-Efficient Multi-hop Hierarchical Routing Protocol using Fuzzy Logic (EMHR-FL) for Wireless Sensor Networks*. World Congress on Computer Applications and Information Systems (WCCAIS).
- Antunes, V. B. (2014). *Roteamento Sensível ao Contexto em Redes de Sensores sem Fio: Uma abordagem baseada em Regras de Aplicação para o Protocolo RPL*. Dissertação submetida ao Programa de PósGraduação em Informática da Universidade Federal do Espírito Santo.
- Braga, A. P., Carvalho, A.P.L.F., Ludermir, T.B. *Redes Neurais Artificiais – Teoria e Aplicações*. Editora LTC (2ª edição), 2007.
- Castro, F. C. C. (2001) *Desconvolução Autodidata Concorrente para Equalização de Canais de Comunicação*. Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas – UNICAMP.
- Coelho P. H. G. & Biondi Neto L. (2010). *Complex Extended Kalman Filters for Training Recurrent Neural Network Channel Equalizers*. pp. 390, Editora INTECH
- Coelho P. H. G., Amaral, J. F., Almeida N. N., Fonseca A.C.X.S., Guimarães K. P. *Application of Fuzzy Inference Systems in the Transmission of Wireless*

Sensor Networks. 19th International Conference on Enterprise Information Systems - Volume 1: ICEIS, 618-624, 2017.

Coelho P. H. G., Amaral, J. F., Guimarães, K. P. Use of Algorithm for Spatial Layout of Indoor Light Sources. In: 20th International Conference on Enterprise Information Systems (ICEIS), Funchal, Madeira, Portugal - Volume 1: ICEIS, 456-460, 2018.

Davis, L. D. Handbook of genetic algorithms, VNR Comp. Library, 1990.

Duda, R. O. & Hart, P. E. Pattern classification and scene analysis. New York: John Wiley & Sons, 1973.

Ferrari, Rafael. Equalização de Canais de Comunicação Digital Baseada em Filtros Fuzzy. Dissertação (Mestrado). Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, 2005.

Figueiras-Vidal, A. R. Digital signal processing in telecommunications. Madri: Spring Verlag, 1996.

Fonseca, A. C. X. S. Modelo Evolucionário Baseado em Agregador Fuzzy para Avaliação de Múltiplos Objetivos. Dissertação (Mestrado). Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Faculdade de Engenharia, 2017.

Forney, G. D. (1972). Maximum-Likelihood Sequence Estimation of Digital Sequences in the Presence of Intersymbol Interference. IEEE Transactions on Information Theory, IT-18, 363-378.

Fuller, r. Introduction to Neuro-fuzzy Systems. Editora: Springer Verlag NY (1ª edição), 2000.

Gongora, W.S. Uma Abordagem Neural no Diagnóstico de Falhas em Rolamentos de Motores de Indução Trifásicos. Dissertação (Mestrado). Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Faculdade de Engenharia Elétrica, 2013.

Guha, Devi Rain (2010), Artificial neural network based channel equalization, Dissertação de mestrado, National Institute of Technology, Rourkela, India.

HAGAN, M.; MENHAJ, M. Training feedforward networks with the marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, v. 5, n. 6, p. 989–993, nov. 1994.

Haykin, S. *Adaptive Filter Theory* (5rd ed.). Prentice-Hall, 2014.

Haykin, S. *Redes Neurais Princípios e Prática*. Bookman, 2001.

JANG, J. R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, New York, v. 23, n. 3, p. 665-685, 1993.

Knight, R. D. *Física: Uma Abordagem Estratégica* (2^a edição) Volume 3. Bookman, 2009.

Kumari, J., and Prachi, A., 2015. A Comprehensive Survey of Routing Protocols in Wireless Sensor Networks. In *2nd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, India.

Lee, M. J.; Zheng, J.; Ko, Y. B.; Shrestha, D. M. (2006) Emerging Standards for Wireless Mesh Technology. *IEEE Wireless Communications*, pp. 56-63.

Lee, K. Y. (1994, setembro). Complex RLS Fuzzy Adaptive Filters and its Application to Channel Equalization. *Electronics Letters*, 30 (19), 1572-1574.

Lee, K. Y. (1996, fevereiro). Complex Fuzzy Adaptive Filter with LMS Algorithm. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 44 (2), 424-427

LIMA, I. R. *Sistemas inteligentes para auxiliar na tomada de decisões em Mercado de capitais*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Lavras, 2012.

Lonare, S., and Wahane, G., 2013. A Survey on Energy Efficient Routing Protocols in Wireless Sensor Network. In *Proc. Fourth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT)*. Tiruchengode, India.

Mathews, J., & Sicuranza, G. L. (2000). *Polynomial signal processing*. Wiley.

Matin, M. A., editor, 2012. *Wireless Sensor Networks – Technology and Protocols*. Applications. InTech, Croatia.

Montalvão Filho, J. R.; Dorizzi, B.; Mota, J. C. Some theoretical limits of efficiency of linear and nonlinear equalizers. *Revista Brasileira de Telecomunicações*, Rio de Janeiro, v. 14, n. 2, dez. 1999.

Mendel, J. M. (março, 1995). Fuzzy Logic Systems for Engineering: A Tutorial. In *Proceedings of the IEEE* (Vol. 83, p. 345-377).

Molisch, A. F. (2005). Ultrawideband Propagation Channels-Theory, Measurement, and Modeling. *IEEE transactions on vehicular technology* 54 (5), 1528-1545

Patra, S. K. (1998). Development of Fuzzy System Based Channel Equalisers. Tese de Doutorado, University of Edinburg.

Peng W., Zhu Y., Samina C., Kan C., Li Z., Cui Y., Zhu F. & Bai Y. (2016). Adaptive Noise Whitening Filter and its Use with Maximum Likelihood Sequence Estimation

Pedrycz, W., & Gomide, F. (1998). An Introduction to Fuzzy Sets: Analysis and Design. MIT Press.

Pirotti, R. P. & Zuccolotto, M. Transmissão de Dados Através de Telefonia Celular: Arquitetura das Redes GSM e GPRS. *Revista Liberato*, Novo Hamburgo, v.9, n.12, p. 81-89, jan./jun. 2009

Proakis, Jonh G., & Manolakis, Dimitris G. (2007). *Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications*. 4. ed. Upper Saddle River (NJ): Pearson Education, 948 p.

Raveendranathan K. C. (2014). *Neuro-Fuzzy Equalizers for Mobile Cellulars Channels*. CRC Press. Taylor e Francis Group.

Ribeiro, D.& Melo, D. T. *Sistemas Especialistas e Lógica Fuzzy*. Editora: Clube de Autores, 2013.

Rutkowski, L. *Flexible Neuro-Fuzzy Systems*. Editora: Kluwer Academic (1ª edição), 2004.

Sanches. E. C. M. *Controle por Aprendizado Acelerado e Neuro_fuzzy de Sistemas Servo-Hidráulicos de Alta Frequência*. Dissertação (Mestrado),

Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2009.

SANTOS, F. M. DA C.; DA SILVA, I. N.; SUETAKE, M. Sobre a aplicação de sistemas inteligentes para diagnóstico de falhas em máquinas de indução – Uma visão geral, *Sba Controle & Automação*, v.23, n.5, p.553-569, 2012.

SANTOS, A. R. dos. Síntese de Árvores de Padrões Fuzzy através de Programação Genética Cartesiana, Dissertação de mestrado, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, 2014.

Shah, B., Khattak, A. M., and Kim, K., 2015. A Fuzzy Logic Scheme for Real-time Routing in Wireless Sensor Networks. In 6th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT). Denton, USA.

Silva, I.A.F. Aplicações De Redes Neurais E Neuro Fuzzy Em Engenharia Biomédica E Agronomia. Tese de Doutorado, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho”, 2014.

SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. Artificial Neural Networks: engineering and applied sciences (in Portuguese). 1. ed. São Paulo, SP: Artliber, 2010.

Simões, M. G. & Shaw, I. S. Controle e Modelagem Fuzzy. Editora Blucher (2ª edição), 2007.

TAKAGI, T.; SUGENO, M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, New York, v. 15, n. 1, p. 116-132, 1985.

Vaseghi S. V. (2000). *Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction*, Second Edition.

Vinhosa, T.T. V. Estudo de Técnicas de Gerência de Recursos de Rádio para Sistemas Celulares Hierarquizados, Dissertação (Mestrado), Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2004.

Wang, L., & Mendel, J. (1993). Fuzzy Adaptive Filters, with Application to Nonlinear Channel Equalization. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1 (3), 161-170.

Wong T. F., & Lok T. M. (2004). *Theory of Digital Communications*. University of Florida

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control*(8), 338-353.