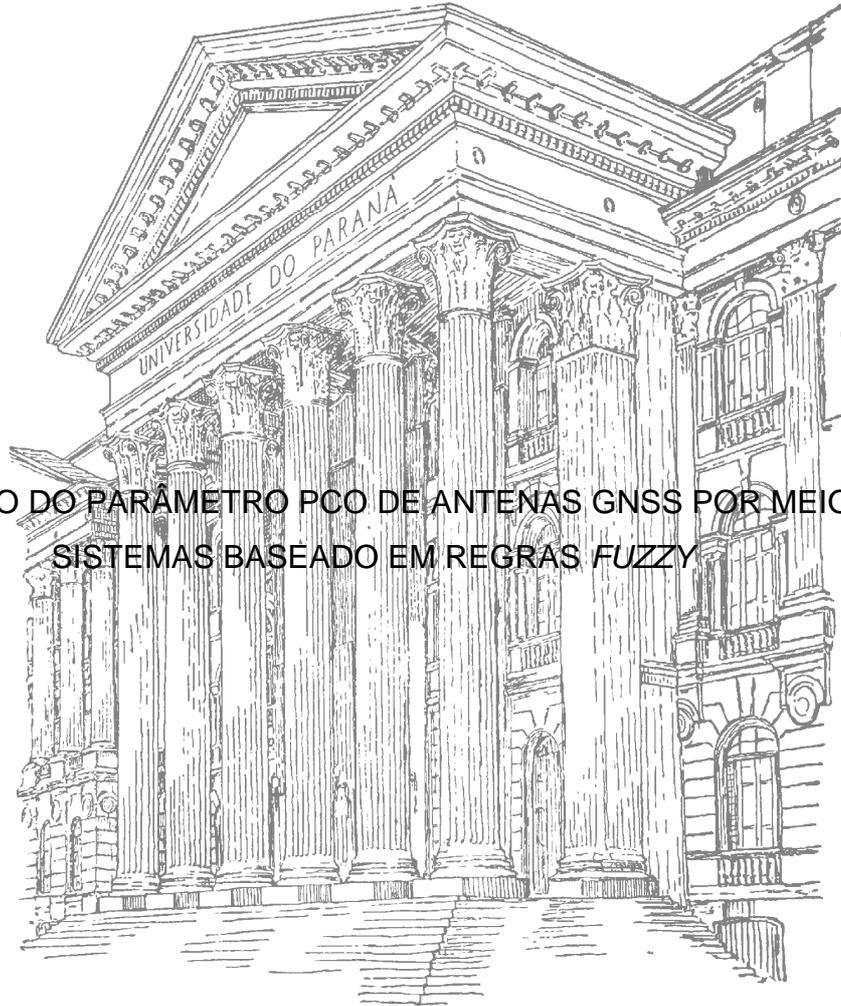


UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

NASSAU DE NOGUEIRA NARDEZ

OBTENÇÃO DO PARÂMETRO PCO DE ANTENAS GNSS POR MEIO DE  
SISTEMAS BASEADO EM REGRAS FUZZY



CURITIBA

2015

NASSAU DE NOGUEIRA NARDEZ

OBTENÇÃO DO PARÂMETRO PCO DE ANTENAS GNSS POR MEIO DE  
SISTEMAS BASEADO EM REGRAS *FUZZY*

Tese apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Doutor em Ciências Geodésicas ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, Departamento de Geomática, Setor de Ciências da Terra, Universidade Federal do Paraná.

Orientadora: Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Cláudia Pereira Krueger

Coorientadora: Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Rosana Sueli da Motta Jafelice

CURITIBA

2015

## TERMO DE APROVAÇÃO

NASSAU DE NOGUEIRA NARDEZ

"OBTENÇÃO DO PARÂMETRO PCO DE ANTENAS GNSS POR MEIO DE SISTEMAS BASEADO EM REGRAS FUZZY"

Tese nº 97 aprovada como requisito parcial do grau de Doutor no Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, Setor de Ciências da Terra da Universidade Federal do Paraná, pela seguinte banca examinadora:

Coorientadora:



Profª. Drª. Rosana Sueli da Motta Jafelice  
Universidade Federal de Uberlândia, UFU



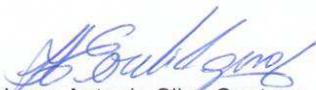
Prof. Dr. Paulo de Oliveira Camargo  
Universidade Estadual Paulista, UNESP



Prof. Dr. Volmir Eugenio Wilhelm  
Departamento de Engenharia de Produção, UFPR



Prof. Dr. Luiz Danilo Damasceno Ferreira  
Universidade Federal do Paraná, UFPR



Prof. Dr. Jorge Antonio Silva Centeno  
Departamento de Geomática, UFPR

Curitiba, 28 de agosto de 2015.

*À minha tia Silvana Nardez  
Pelo exemplo de vida que deixou.*

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a Deus, que me abençoou e me deu forças para suportar os desertos desta jornada.

À professora Cláudia Pereira Krueger, pela orientação e por todos os ensinamentos que norteiam minha vida acadêmica.

À professora Rosana Sueli da Motta Jafelice, pela orientação que tornou possível a finalização deste trabalho.

Aos professores Carlos Soares e Rodrigo Gonçalves, pelo apoio e incentivo.

Aos amigos do LAGEH Renata Werlich e Clauber da Costa, pela colaboração nas campanhas de calibração.

À Verali Mônica Kleuser, Secretária do Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas da Universidade Federal do Paraná.

À Universidade Federal do Paraná, ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, e ao Laboratório de Geodésia Espacial e Hidrografia (LAGEH), pelas estruturas e suporte para o desenvolvimento desta pesquisa.

Ao CNPq pelo suporte financeiro.

Aos meus familiares que sempre me apoiaram e me deram força em todos os momentos.

### A estrada não trilhada

Num bosque, em pleno outono, a estrada bifurcou-se, mas, sendo um só, só um caminho eu tomaria.

Assim, por longo tempo eu ali me detive,  
e um deles observei até um longo declive  
no qual, dobrando, desaparecia.

Porém tomei o outro, igualmente viável,  
e tendo mesmo um atrativo especial,  
pois mais ramos possuía e talvez mais capim,  
embora, quanto a isso, o caminhar, no fim,  
os tivesse marcado por igual.

E ambos, nessa manhã, jaziam recobertos  
de folhas que nenhum pisar enegrecera.

O primeiro deixei, oh, para um outro dia!  
E, intuindo que um caminho outro caminho gera,  
duvidei se algum dia eu voltaria.

Isto eu hei de contar mais tarde, num suspiro,  
nalgum tempo ou lugar desta jornada extensa:  
a estrada divergiu naquele bosque - e eu  
segui pela que mais ínvia me pareceu,  
e foi o que fez toda a diferença.

Poema de Robert Frost (traduzido por Renato  
Suttana)

## RESUMO

Em trabalhos que exigem a determinação e o posicionamento de pontos com alta acurácia utilizando-se o *Global Navigation Satellite System* (GNSS), é necessário conhecer os deslocamentos do centro de fase das antenas, denominado *Phase Center Offset* (PCO). Estes valores são obtidos por meio da calibração de antenas numa base de calibração apropriada. As coordenadas das estações conhecidas e as das estações a serem determinadas devem ser corrigidas destes valores. Estudos na Base de Calibração de Antenas GNSS da Universidade Federal do Paraná (BCAL/UFPR) mostraram que há correlação entre variáveis meteorológicas como temperatura, umidade relativa do ar e precipitação na determinação das componentes: norte (N), leste (E) e vertical (H) do PCO. Outras pesquisas estão sendo desenvolvidas nesta base e a pesquisa apresentada nesta tese contribui com uma técnica que permite calcular o parâmetro PCO por meio de SBRF, bem como fazer a previsão deste valor fornecendo uma alternativa para geração de parâmetros do PCO. Desta forma, utilizou-se a função *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems* (ANFIS) para gerar Sistemas Baseados em Regras Fuzzy (SBRF) tendo, como variáveis de saída, as componentes do PCO. Como variáveis de entrada do sistema utilizaram-se as variáveis ambientais temperatura, umidade relativa do ar e precipitação; e também variáveis obtidas do processamento da calibração de antenas sendo *Positional Dilution of Precision* (PDOP) e efeito do multicaminho. Foram construídos SBRF para cada uma das componentes N, E e H das ondas portadoras L1 e L2 utilizando-se um conjunto de dados de treinamento por meio da ANFIS. Os critérios para escolha dos SBRF construídos foram o cálculo do erro relativo (ER) e a raiz quadrada do erro médio quadrático (RMSE). Então, com os SBRF definidos, aplicou-se o conjunto de dados de verificação e compararam-se as componentes do PCO obtidos pelo SBRF com as obtidas pela calibração relativa de antenas. Para as componentes planimétricas N e E as diferenças foram menor ou igual a 0,90 mm para todos os conjuntos de dados utilizados. Porém para as componentes verticais H houve diferenças menor ou igual a 38,21 mm.

Palavras-chave: Calibração de Antenas GPS. Variáveis Ambientais. Conjuntos Fuzzy. ANFIS.

## ABSTRACT

In works that require determination and positioning points with high accuracy through Global Navigation Satellite System (GNSS), It is necessary to know the PCO (Phase Center Offset) of the antennas. These values are obtained by antenna calibration in an appropriate base of calibration and the coordinates of stations known and stations that want to determine must be corrected these values. Studies in the antenna calibration basis (BCAL: baseline calibration station for GNSS antennas) at the Federal University of Paraná (UFPR; Curitiba, Paraná, Brazil), showed there is correlation between meteorological variables such as temperature, relative humidity and precipitation in determining the components: north (N), east (E) and vertical (H) of the PCO. In BCAL/UFPR researches have been developed, this research contributes to a technique that allows to calculate the PCO parameter by a Fuzzy rule-based system and allows too, predict these parameters, providing an alternative to generation of PCO parameters. Thus, was used the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS) to generate Fuzzy Rule-Based System (FRBS) having, as output variables, the components of PCO. As input variables of system, we used environmental variables temperature, relative humidity and precipitation; and also variables obtained from antenna calibration processing being Positional Dilution of Precision (PDOP) and multipath effect. Were constructed systems for each components N, E and H of L1 and L2 carrier signal using a set of training data through of ANFIS. The criteria for choosing the FRBS built were calculating the relative error (RE) and root mean square error (RMSE). Then, with the defined FRBS was applied a set data of verification and were compared the results obtained by SBRF with those obtained on the antennas calibration. For the planimetric components N and E the differences were smaller than or equal to 0.90 mm for all data set. But for vertical components H there was less difference than or equal to 38.21 mm.

Key-words: GPS antenna calibration. Environment variables. Fuzzy sets. ANFIS.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1 – OCORRÊNCIA DO MULTICAMINHO.....	30
FIGURA 2 – ELEMENTOS ESTRUTURAIS DA ANTENA GNSS .....	34
FIGURA 3 – POSIÇÃO E VARIAÇÃO DO CENTRO DE FASE DA ANTENA GNSS .....	35
FIGURA 4 – CALIBRAÇÃO RELATIVA EM CAMPO NA BCAL/UFPR.....	38
FIGURA 5 – MECANISMO DRB.....	41
FIGURA 6 – VALORES NA LÓGICA BOOLEANA E FUZZY: A) LÓGICA BOOLEANA; B) LÓGICA FUZZY.....	43
FIGURA 7 – TIPOS DE FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA.....	46
FIGURA 8 – VARIÁVEL LINGUÍSTICA TEMPERATURA .....	47
FIGURA 9 – CONJUNTOS FUZZY A E B.....	48
FIGURA 10 – UNIÃO DOS CONJUNTOS FUZZY A E B.....	48
FIGURA 11 – INTERSEÇÃO DOS CONJUNTOS FUZZY A E B.....	49
FIGURA 12 – CONJUNTO FUZZY A E SEU COMPLEMENTO A'.....	50
FIGURA 13 – ARQUITETURA DE UM SISTEMA BASEADO EM REGRAS FUZZY.....	51
FIGURA 14 – MÉTODO DE INFERÊNCIA DE MAMDANI .....	54
FIGURA 15 – MÉTODO DE INFERÊNCIA DE TAKAGI-SUGENO .....	55
FIGURA 16 – REDE NEURAL BIOLÓGICA.....	58
FIGURA 17 – DIAGRAMA DE UM NEURÔNIO.....	59
FIGURA 18 – REDES DE CAMADAS SIMPLES .....	60
FIGURA 19 – REDES MULTICAMADAS .....	60
FIGURA 20 – REDES RECORRENTES.....	61
FIGURA 21 – ESQUEMA DE FUNCIONAMENTO DE UMA UNIDADE DA RNA.....	62
FIGURA 22 – ESQUEMA DE APRENDIZAGEM DA RNA .....	63
FIGURA 23 – MÉTODO DE INFERÊNCIA DE TAKAGI-SUGENO .....	64
FIGURA 24 – REDE ADAPTATIVA ANFIS .....	65
FIGURA 25 – ESQUEMA DA PROPOSTA.....	69
FIGURA 26 – MÉTODO DE CALIBRAÇÃO RELATIVA EM CAMPO NA BCAL/UFPR .....	76
FIGURA 27 – PILARES 1000 E 2000 DA BCAL/UFPR.....	76
FIGURA 28 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL TEMPERATURA DO CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L1 ...	84
FIGURA 29 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL UMIDADE RELATIVA DO AR DO CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L1 .....	85

FIGURA 30 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL PRECIPITAÇÃO DO CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L1 ...	86
FIGURA 31 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL PDOP DO CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L1.....	86
FIGURA 32 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL MULTICAMINHO DO CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L1 ...	87
FIGURA 33 – DIFERENÇAS ENTRE AS COMPONENTES OBTIDAS PELA CR E SBRF A PARTIR DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L1 .....	88
FIGURA 34 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL MULTICAMINHO DO CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L2 ...	90
FIGURA 35 – DIFERENÇAS ENTRE AS COMPONENTES OBTIDAS PELA CR E SBRF A PARTIR DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L2 .....	91
FIGURA 36 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL TEMPERATURA DO CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L1 .....	93
FIGURA 37 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL UMIDADE RELATIVA DO AR DO CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L1.....	94
FIGURA 38 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL PRECIPITAÇÃO DO CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L1 .....	95
FIGURA 39 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL PDOP DO CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L1..	95
FIGURA 40 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL MULTICAMINHO DO CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L1 .....	96
FIGURA 41 – DIFERENÇAS ENTRE AS COMPONENTES OBTIDAS PELA CR E SBRF A PARTIR DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L1 .....	97
FIGURA 42 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL MULTICAMINHO DO CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L2 .....	98
FIGURA 43 – DIFERENÇAS ENTRE AS COMPONENTES OBTIDAS PELA CR E SBRF A PARTIR DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA ONDA PORTADORA L2 .....	100

FIGURA 44 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL TEMPERATURA DO CONJUNTO DE DADOS DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L1 .....	102
FIGURA 45 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL UMIDADE RELATIVA DO AR DO CONJUNTO DE DADOS DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L1 .....	102
FIGURA 46 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL PRECIPITAÇÃO DO CONJUNTO DE DADOS DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L1 .....	103
FIGURA 47 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL PDOP DO CONJUNTO DE DADOS DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L1.....	103
FIGURA 48 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL MULTICAMINHO DO CONJUNTO DE DADOS DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L1 .....	104
FIGURA 49 – DIFERENÇAS ENTRE AS COMPONENTES OBTIDAS PELA CR E SBRF A PARTIR DE DADOS DE PREVISÃO METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L1 .....	105
FIGURA 50 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL MULTICAMINHO DO CONJUNTO DE DADOS DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L2 .....	107
FIGURA 51 – DIFERENÇAS ENTRE AS COMPONENTES OBTIDAS PELA CR E SBRF A PARTIR DE DADOS DE PREVISÃO METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L2 .....	109
FIGURA 52 – INTERFACE GRÁFICA COMPUTACIONAL.....	123
FIGURA 53 – MENSAGEM DE ERRO PARA UM VALOR FORA DO DOMÍNIO DA VARIÁVEL .....	124
FIGURA 54 – USO DA INTERFACE GRÁFICA COMPUTACIONAL .....	125

## LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – CARACTERÍSTICAS DO SEGMENTO ESPACIAL DOS SISTEMAS GNSS...	27
TABELA 2 – FREQUÊNCIA DOS SINAIS ATUAIS E PREVISTOS PARA O GNSS .....	29
TABELA 3 – FONTE DE ERROS NO POSICIONAMENTO GPS.....	30
TABELA 4 – CONJUNTO DE DADOS DE TREINAMENTO (COMPONENTES DO PCO) OBTIDO EM ANOS DISTINTOS.....	71
TABELA 5 – CONJUNTO DE DADOS DE TREINAMENTO (VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS, PDOP E MULTICAMINHO) OBTIDO EM ANOS DISTINTOS.....	72
TABELA 6 – CONJUNTO DE DADOS DE VERIFICAÇÃO (COMPONENTES DO PCO) OBTIDO EM ANOS DISTINTOS.....	73
TABELA 7 – CONJUNTO DE DADOS DE VERIFICAÇÃO (VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS, PDOP E MULTICAMINHO) OBTIDO EM ANOS DISTINTOS.....	73
TABELA 8 – CONJUNTO DE DADOS DE TREINAMENTO (COMPONENTES DO PCO) OBTIDO EM UM MESMO PERÍODO DO ANO.....	77
TABELA 9 – CONJUNTO DE DADOS DE TREINAMENTO (VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS, PDOP E MULTICAMINHO) OBTIDO EM UM MESMO PERÍODO DO ANO .....	77
TABELA 10 – CONJUNTO DE DADOS DE VERIFICAÇÃO (COMPONENTES DO PCO) OBTIDO EM UM MESMO PERÍODO DO ANO.....	78
TABELA 11 – CONJUNTO DE DADOS DE VERIFICAÇÃO (VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS, PDOP E MULTICAMINHO) OBTIDO EM UM MESMO PERÍODO DO ANO .....	78
TABELA 12 – PREVISÕES DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA.....	80
TABELA 13 – PCO OBTIDO PELA CR PARA OS DADOS UTILIZADOS EM TESTES COM USO DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS.....	81
TABELA 14 – VALORES DO RMSE E ER DOS SBRF OBTIDOS COM DADOS DE ANOS DISTINTOS.....	83
TABELA 15 – VALORES DAS COMPONENTES DO PCO PARA ONDA PORTADORA L1 (CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS).....	87
TABELA 16 – VALORES DAS COMPONENTES DO PCO PARA ONDA PORTADORA L2 (CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS).....	90

TABELA 17 – VALORES DO RMSE E ER DOS SBRF OBTIDOS COM DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO .....	92
TABELA 18 – VALORES DAS COMPONENTES DO PCO PARA ONDA PORTADORA L1 (CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO) .....	96
TABELA 19 – VALORES DAS COMPONENTES DO PCO PARA ONDA PORTADORA L2 (CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO) .....	99
TABELA 20 – VALORES DAS COMPONENTES DO PCO PARA ONDA PORTADORA L1 (CONJUNTO DE DADOS DE UMA MESMA ÉPOCA) .....	105
TABELA 21 – VALORES DAS COMPONENTES DO PCO PARA ONDA PORTADORA L2 (CONJUNTO DE DADOS DE UMA MESMA ÉPOCA) .....	108

## LISTA DE SIGLAS

AEM	–	Atenuador do Efeito do Multicaminho
al.	–	Alemão
ANFIS	–	ingl. <i>Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems</i>
ANTEX	–	ingl. <i>Antenna Exchange Format</i>
AOAD/M-T	–	ingl. <i>Allen Osborne Associates Dorne Margolin Model T</i>
ARP	–	ingl. <i>Antenna Reference Point</i>
BCAL/UFPR	–	Base de Calibração de Antenas GNSS na UFPR
CAPES	–	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal a nível superior
CF	–	Centro de Fase
CFM	–	Centro de Fase Médio
CoA	–	Centro de Área
CR	–	Calibração Relativa
DAAD	–	al. <i>Deutscher Akademischer Austauschdienst</i> (Serviço alemão de Intercâmbio Acadêmico)
DoD	–	ingl. <i>Department of Defense</i>
DOP	–	ingl. <i>Dilution of Precision</i>
DRB	–	al. <i>Drehrumbum</i>
ER	–	Erro Relativo
EU	–	União Europeia
EUA	–	Estados Unidos da América
ESA	–	ingl. <i>European Space Agency</i>
GALILEO	–	ingl. <i>European Satellite Navigation System</i>
GEO++	–	al. <i>Gesellschaft für satellitengestützte und navigatorische Technologien mbH</i>
GNSS	–	ingl. <i>Global Navigation Satellite System</i>
GLONASS	–	rus. <i>Global'naya Navigatsionnaya Sputnikowaya Sistema</i>
GPS	–	ingl. <i>Global Positioning System</i>
IfE	–	al. <i>Institut für Erdmessung</i>
IMU	–	ingl. <i>Inertial Measurement Unit</i>
INMET	–	Instituto Nacional de Meteorologia

INPE	– Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
ingl.	– Inglês
LAGEH	– Laboratório de Geodésia Espacial e Hidrografia
MF	– ingl. <i>Membership Function</i>
MP1	– Variação do efeito do multicaminho na Onda Portadora L1
MP2	– Variação do efeito do multicaminho na Onda Portadora L2
NAVSTAR	– ingl. <i>NAVigation System with Time And Ranging</i>
NGS	– ingl. <i>National Geographic Service</i>
PCO	– ingl. <i>Phase Center Offset</i>
PCV	– ingl. <i>Phase Center Variation</i>
PDOP	– ingl. <i>Positional Dilution of Precision</i>
PROBRAL	– Processo de Colaboração Internacional Brasil-Alemanha
RLS	– ingl. <i>Recursive Least Squares</i>
RINEX	– ingl. <i>Receiver Independent Exchange Format</i>
RMSE	– ingl. <i>Root Mean Square Error</i>
RNA	– Redes Neurais Artificiais
rus.	– Russo
SBRF	– Sistema Baseado em Regras <i>Fuzzy</i>
TEQC	– ingl. <i>Translate Edit Quality Check</i>
TGP	– ingl. <i>Top Of Ground Plane</i>
UFPR	– Universidade Federal do Paraná
USNO	– ingl. <i>United States Naval Observatory</i>

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>20</b>
1.1	OBJETIVO GERAL.....	24
1.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	24
1.3	JUSTIFICATIVA.....	24
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO.....	25
<b>2</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA</b> .....	<b>26</b>
2.1	SISTEMAS DE NAVEGAÇÃO GLOBAL POR SATÉLITES.....	26
2.2	MULTICAMINHO.....	30
2.2.1	TEQC.....	31
2.2.2	Wasoft/Multpath.....	33
2.3	CENTRO DE FASE DA ANTENA GNSS.....	34
2.4	CALIBRAÇÃO DE ANTENAS GNSS.....	35
2.4.1	Breve Histórico.....	36
2.4.2	Calibração Relativa.....	38
2.4.2.1	Programas utilizados pela BCAL/UFPR na realização da calibração relativa.....	39
2.5	LÓGICA <i>FUZZY</i> .....	41
2.5.1	Histórico e Definição.....	42
2.6	CONJUNTOS <i>FUZZY</i> .....	44
2.6.1.1	Funções de pertinência.....	45
2.6.1.2	Variáveis Linguísticas.....	46
2.6.2	Operações em Conjuntos <i>Fuzzy</i> .....	47
2.6.3	Relações <i>Fuzzy</i> .....	50
2.6.4	Composição <i>max-min</i> .....	51
2.7	SISTEMAS BASEADOS EM REGRAS <i>FUZZY</i> (SBRF).....	51
2.7.1	Processador de Entrada (Fuzzificação).....	52
2.7.2	Base de regras.....	52
2.7.3	Máquina de inferência.....	53
2.7.3.1	Método de Inferência de Mamdani.....	53
2.7.3.2	Método de Inferência de Takagi-Sugeno.....	55
2.7.4	Processador de saída (Defuzzificação).....	56

2.8	SISTEMA DE INFERÊNCIA NEURO- <i>FUZZY</i> ADAPTATIVO - ANFIS.....	57
2.8.1	Rede neural artificial .....	57
2.8.2	Arquitetura das redes neurais artificiais .....	59
2.8.3	Funcionamento de uma rede neural artificial .....	61
2.8.4	Algoritmo de aprendizagem retropropagação do erro ( <i>backpropagation</i> ).....	62
2.9	FUNCIONAMENTO DE UM SISTEMA DE INFERÊNCIA NEURO- <i>FUZZY</i> ADAPTATIVO - ANFIS.....	63
2.9.1	Arquitetura do sistema ANFIS.....	64
2.9.2	Método de aprendizagem do modelo ANFIS .....	67
2.10	MÉTODOS DE AVALIAÇÃO DOS SISTEMAS BASEADOS EM REGRAS <i>FUZZY</i> .....	68
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	<b>69</b>
3.1	CONJUNTO DE DADOS DE CALIBRAÇÕES EM ANOS DISTINTOS.....	70
3.1.1	Elaboração da rotina ANFIS para as calibrações relativas de anos distintos .....	73
3.2	CONJUNTO DE DADOS DE CALIBRAÇÕES RELATIVAS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO .....	75
3.2.1	Elaboração da rotina ANFIS para calibrações relativas de mesmo período do ano .....	79
3.3	AQUISIÇÃO DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA O CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO .....	79
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E ANÁLISES</b> .....	<b>82</b>
4.1	CALIBRAÇÃO COM DADOS OBTIDOS EM ANOS DISTINTOS .....	83
4.1.1	SBRF para obtenção das componentes N, E e H da onda portadora L1 .....	83
4.1.2	SBRF para obtenção das componentes N, E e H da onda portadora L2 .....	89
4.2	CALIBRAÇÃO COM DADOS OBTIDOS EM UM MESMO PERÍODO DO ANO .....	91
4.2.1	SBRF para obtenção das componentes N, E e H da onda portadora L1 .....	92
4.2.2	SBRF para obtenção das componentes N, E e H da onda portadora L2 .....	98

4.3	COMPONENTES DO PCO UTILIZANDO PREVISÕES METEOROLÓGICAS .....	101
4.3.1	SBRF para obtenção das componentes N, E e H da onda portadora L1 utilizando dados de previsões meteorológicas .....	101
4.3.2	Resultados obtidos para a onda portadora L2 utilizando dados de previsões meteorológicas .....	107
<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....</b>	<b>110</b>
	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>112</b>
	<b>APÊNDICE.....</b>	<b>122</b>
	<b>ANEXOS.....</b>	<b>126</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Em muitas aplicações geodésicas e geofísicas é de extrema importância a obtenção das coordenadas de pontos com alta acurácia. Como, por exemplo, na implantação e manutenção de redes geodésicas, no monitoramento do nível do mar, em posicionamento que requer posições ao nível do milímetro, na determinação da velocidade das estações locais com cerca de 1 mm/ano (ROTHACHER e MADER, 2002). Verifica-se ainda, a exigência da obtenção de coordenadas com alta acurácia no monitoramento de estruturas, no monitoramento de áreas de risco, no deslocamento de placas tectônicas, entre outras aplicações.

Para que se possa obter acurácia ao nível do milímetro no posicionamento de pontos sobre a superfície terrestre por meio da observação de sinais enviados pelos satélites, como no Sistema de Posicionamento Global (ingl. *Global Positioning System* - GPS), é fundamental a minimização ou eliminação dos erros sistemáticos, estes erros podem ser parametrizados ou reduzidos por técnicas apropriadas de processamento (MONICO, 2008).

Ainda para obtenção de acurácia milimétrica no posicionamento empregando os Sistemas de Navegação Global por Satélites (ingl. *Global Navigation Satellite System* - GNSS), erros como aqueles advindos do centro de fase das antenas do receptor e o efeito do multicaminho devem ser conhecidos e considerados. A ocorrência do multicaminho depende de fatores como: refratividade do meio onde a antena é posicionada, características da antena e técnicas empregadas nos receptores para reduzir sinais refletidos. Com o software de domínio público *Translation, Edition and Quality Control* (TEQC) pode-se obter entre outros parâmetros os indicadores MP1 e MP2, que permitem avaliar o nível do multicaminho em uma estação (MONICO, 2008).

O centro de fase (CF) consiste num ponto virtual na antena onde ocorre a recepção dos sinais emitidos pelos satélites, onde as medidas dos sinais são referenciadas. Este ponto virtual não coincide com o centro geométrico da antena, ele varia conforme intensidade e direção dos sinais que chegam à antena (SEEBER, 2003; MONICO, 2008). Os deslocamentos do centro de fase são divididos em duas componentes: o Deslocamento do Centro de Fase (ingl. *Phase Center Offset* - PCO)

e a Variação do Centro de Fase (ingl. *Phase Center Variation* - PCV). Estes valores são obtidos por meio da calibração de antenas de receptores de sinais GNSS, quer seja por órgãos como, por exemplo, o *National Geographic Service* (NGS) ou pela Base de Calibração de Antenas GNSS instalada na UFPR (BCAL/UFPR). De acordo com Monico (2008) as coordenadas das estações conhecidas e as das estações a serem determinadas devem ser corrigidas destes valores. Segundo Huinca (2009) o emprego do PCV é indispensável quando se almeja acurácia milimétrica especialmente na componente altimétrica. De acordo com Mader (1999) a negligência destes valores pode conduzir a erros na componente horizontal de até dois centímetros e na componente vertical de até dez centímetros, o que é também confirmado por Leick (2004).

Desde 2006 o Laboratório de Geodésia Espacial e Hidrografia (LAGEH) tem se preocupado com os erros advindos do centro de fase das antenas GNSS e do efeito do multicaminho, e trabalhado, neste âmbito, no desenvolvimento de produtos e processos de inovação tecnológica. Dentre eles tem-se a implantação da 1ª Base de Calibração de Antenas GNSS (BCAL/UFPR) na América Latina, bem como, o Atenuador de Efeito de Multicaminho (AEM), material que atenua os sinais indiretos que chegam a uma antena GNSS. O primeiro deu-se início com uma tese de doutorado (FREIBERGER JUNIOR, 2007) e uma dissertação de mestrado (HUINCA, 2009), e o segundo com uma dissertação de mestrado (VISKI, 2012). Com estes estudos detectou-se a necessidade de novas investigações, as quais foram realizadas por Huinca (2011).

Huinca e Krueger (2011b, 2012) detectaram que os parâmetros próprios das antenas determinados na BCAL/UFPR estão correlacionados com algumas variáveis atmosféricas e a idade das antenas.

Ray e Senior (2001) apresentam um estudo, onde inferem sobre a sensibilidade à temperatura das antenas *Dorne Margolin Choke Ring* utilizando dados de duas estações GPS instaladas pelo Observatório Naval dos EUA (USNO). Em cada estação os sistemas de cabos e receptores são bem isolados de variações ambientais e ainda são coletadas medições de temperatura, e por comparação direta das variações dos relógios, estimam-se coeficientes térmicos para cada sistema.

Macias-Valadez *et al.* (2012) implementaram uma nova arquitetura multi-antena denominado *GPS-over-fibra*, onde monitoram em tempo real o atraso do

relógio do receptor e melhoram assim a precisão na componente vertical. Em uma das análises realizadas, foi verificada variações de temperatura inferiores a 4°C. No entanto, verificaram que, mesmo com estas pequenas variações na temperatura houve alterações no atraso relativo do hardware de alguns centésimos de ciclo, ou seja, alguns milímetros.

Contudo, observa-se que técnicas e modelos da inteligência artificial, por exemplo, a teoria dos conjuntos *fuzzy* associada às redes neurais artificiais, permitem relacionar dados de naturezas distintas e obter, por inferência, valores a partir de uma base de dados. Por exemplo, um Sistema Baseado em Regras *Fuzzy* (SBRF) pode ser obtido utilizando a função ANFIS (ingl. *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems*) do Matlab, onde, por meio de um conjunto de dados a função ANFIS identifica as funções de pertinência, a base de regras e os parâmetros da saída do SBRF.

A teoria dos conjuntos *fuzzy* tem sido aplicada no âmbito do GPS como ferramenta auxiliar no processamento de sinais. Wieser (2001) observa que as distorções do sinal geradas pelos efeitos do multicaminho e da difração, degradam substancialmente a qualidade dos resultados quando não levadas em conta. O autor apresenta um sistema baseado em regras *fuzzy* em duas etapas, uma que controla a estimativa de parâmetros por Mínimos Quadrados Recursivos (ingl. *Recursive Least Squares* - RLS) e outra que avalia a qualidade das estimativas combinando a detecção de *outlier* convencional com informação adicional sobre a qualidade dos dados, como, por exemplo, a razão sinal ruído.

Wieser e Brunner (2001) apresentam um modelo de variância adaptativa para observação da fase da portadora GPS denominado SIGMA-F. Este modelo é baseado num sistema *fuzzy* que combina estimativa robusta e avaliação da qualidade dos dados. Os resultados dos processamentos obtidos foram mais estáveis do que as estimativas puramente robustas, e mais confiáveis do que somente as estimativas dos mínimos quadrados com a razão sinal-ruído baseado em pesos.

Kutterer (2002) utiliza a teoria dos conjuntos *fuzzy* no tratamento da imprecisão dos dados GPS. Uma vez que a teoria dos conjuntos *fuzzy* permite distinguir rigorosamente tipos de incertezas, de modo que a qualidade da validação do vetor das ambiguidades resolvidas pode ser melhorada.

Wang (2006) aplica sistemas baseados em regras *fuzzy* e *neuro-fuzzy* no desenvolvimento de técnicas de processamento e fusão inteligente de dados aplicados na integração de GPS/IMU de baixo custo aplicados na navegação terrestre. De acordo com Wang (2004), pesquisadores (LIN *et al.*, 1996; GHALEHNOE *et al.*, 2002 e WANG e GAO, 2003) têm aplicado a teoria dos conjuntos *fuzzy* e Sistemas de Inferência Neuro-Fuzzy Adaptativo (Ingl. *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems* - ANFIS) para obter um indicador de qualidade em soluções de posicionamento GPS baseadas em código utilizando-se para isso, a densidade da relação sinal/ruído ( $C/N_0$ ) e a diluição da precisão (DOP), no entanto, o desempenho resultante ainda era limitado, pois o simples uso de  $C/N_0$  não é suficiente para avaliar com segurança os erros da pseudodistância.

Ainda na aplicação da teoria dos conjuntos *fuzzy* e da ANFIS no âmbito do GPS diversas pesquisas podem ser citadas, tais como, Swanson (1998), Wang e Gao (2004a) (2004b) (2005), El-Sheimy *et al.* (2004), Wang *et al.* (2005). De acordo com Caldeira *et al.* (2007), estas técnicas fazem parte do que há de mais inovador na área de modelagem e previsão, tratando-se de uma poderosa ferramenta onde se obtém soluções simples e eficientes para problemas complexos.

Portanto, se os parâmetros próprios de calibração de antenas GNSS são importantes no posicionamento acurado, então o emprego de um SBRF na obtenção destes parâmetros pode ser viável, possibilitando incluir variáveis meteorológicas com resultados (por exemplo, *Positional Dilution of Precision* (PDOP) e variação do efeito do multicaminho) provenientes do processamento relativo de calibração de antenas.

Desta forma, pretende-se neste trabalho, aplicar a técnica ANFIS a partir de uma base de dados para definir SBRF. Este sistema permite relacionar parâmetros meteorológicos com aqueles que indicam a qualidade relativa do processamento dos dados GPS advindos do processo de calibração de antenas, e assim, obter os valores das componentes: Norte (N), Leste (E) e Vertical (H) do PCO para as antenas GPS. Pretende-se assim contribuir fornecendo um sistema (por exemplo, interface gráfica apresentada no apêndice) que permite calcular o parâmetro PCO por meio de SBRF, bem como fazer a previsão deste valor fornecendo uma alternativa para geração de parâmetros do PCO.

## 1.1 OBJETIVO GERAL

Modelar por meio de um sistema baseado em regras *fuzzy*, a relação entre parâmetros ambientais que afetam o ambiente de calibração e parâmetros resultantes da própria calibração relativa (CR). Desta forma pretende-se obter valores das componentes do PCO das antenas GNSS, e ainda, conhecimento e subsídios para a tomada de decisões quanto à calibração de uma antena GNSS.

## 1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Determinar os tipos e as quantidades de funções de pertinência conveniente para o SBRF utilizando a ANFIS;
- Avaliar os resultados obtidos com o emprego do SBRF em relação aos resultados da CR;
- Avaliar qual o de conjunto de dados é o mais indicado para realizar a construção do SBRF;
- Avaliar se as variáveis de entrada utilizadas são suficientes para modelar as componentes do PCO;
- Avaliar o potencial de predição do PCO por meio de previsões meteorológicas.

## 1.3 JUSTIFICATIVA

Nos dias atuais, há um crescente interesse no monitoramento contínuo, por meio do posicionamento por satélites, de movimentos e deformações em estruturas, como pontes, barragens, edifícios, os movimentos do terreno resultantes de deslizamentos de terra, subsidência do solo, entre outros. Quando estas aplicações

exigem acurácia milimétrica, deve-se considerar a variação do centro de fase da antena e o efeito do multicaminho, os quais podem gerar erros, comprometendo a alta acurácia.

De acordo com Macias-Valadez *et al.* (2012), uma solução é aplicar parâmetros de calibração da antena, como descrito em Wübbena *et al.* (2000). Segundo Rothacher e Mader (2002), esses parâmetros devem ser conhecidos com alta acurácia. No entanto, como os parâmetros determinados resultam em diferentes valores em função das características próprias de cada antena, estas devem ser tratadas de forma individual quando se quer obter os parâmetros do CF por meio de diferentes métodos de calibração (HUINCA, 2014). Desta forma, o usuário que deseja realizar a calibração precisa enviar sua antena às instituições especializadas neste serviço (MORENSKI JUNIOR, 2015).

Sendo assim, pretende-se com esta pesquisa, disponibilizar uma alternativa para a obtenção dos valores das componentes do PCO de uma antena de receptor GNSS, reduzindo o custo de uma calibração, uma vez que calibrada algumas vezes a antena, pode-se fazer a previsão dos parâmetros e assim minimizar a calibração direta da antena.

#### 1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

A tese está estruturada em cinco capítulos. No primeiro capítulo foi apresentada a introdução, os objetivos a serem alcançados, e a justificativa. No capítulo 2 apresenta-se a revisão de literatura sobre os sistemas de navegação global por satélites; calibração de antenas GNSS; teoria dos conjuntos *fuzzy*; sistemas baseados em regras *fuzzy* e sistemas de inferência neuro-*fuzzy* adaptativo. No capítulo 3 apresenta-se a metodologia empregada para alcançar os objetivos propostos. Os resultados e discussões estão apresentados no capítulo 4. E por fim, no capítulo 5 apresentam-se as conclusões e recomendações.

## 2 REVISÃO DE LITERATURA

Neste capítulo apresenta-se a fundamentação teórica necessária para o entendimento da pesquisa. Inicialmente são abordadas as principais características de alguns sistemas globais de navegação por satélites; o efeito do multicaminho e o software TEQC; as características do centro de fase da antena GNSS; os métodos de calibração de antenas GNSS, os conceitos de Lógica *fuzzy*, Conjuntos *Fuzzy* e Sistemas Baseados em Regras *Fuzzy*; ainda, os Sistemas de Inferência Neuro-*Fuzzy* adaptativos e finalmente os métodos de avaliação dos SBRF.

### 2.1 SISTEMAS DE NAVEGAÇÃO GLOBAL POR SATÉLITES

O termo GNSS (ingl. *Global Navigation Satellite System*) abrange todo o sistema global de posicionamento por satélites, bem como a combinação e o aprimoramento (aumento) desses sistemas (HOFMANN-VELLENHOF *et al.*, 2008). Os sistemas já declarados operacionais são: o NAVSTAR-GPS (ingl. *NAVigation System with Time And Ranging - Global Positioning System*) pertencente aos Estados Unidos da América e o russo GLONASS (rus. *Global'naya Navigatsionnaya Sputnikowaya Sistema*). Encontra-se em desenvolvimento o Sistema de Navegação por Satélites da União Europeia (ingl. *European Satellite Navigation System*) denominado GALILEO e o sistema Chinês BEIDOU/COMPASS. O aumento desses sistemas é caracterizado por satélites geoestacionários que aumenta a precisão, integridade e disponibilidade dos sinais GNSS, SBAS (*Satellite Base Augmentation Systems*) e os GBAS (*Ground Base Augmentation Systems*) quando este aumento se dá por implantação de uma estação terrestre.

Os sistemas do GNSS possuem basicamente três segmentos, o espacial que consiste nos satélites em órbita ao redor da Terra, o segmento de controle que por meio de estações monitoras rastreiam os satélites, determinam suas órbitas e definem as informações a serem transmitidas aos satélites. E por fim, o segmento

dos usuários que está associado aos receptores, os quais devem ser apropriados para os propósitos a que se destinam (LAGO *et al.*, 2002; MONICO, 2008).

Na Tabela 1 verificam-se as características do segmento espacial para o sistema NAVSTAR-GPS popularmente denominado GPS, o GLONASS e o GALILEO. Estas características referem-se à concepção dos sistemas, atualmente o GPS conta com 32 satélites operacionais em órbita (GPS.GOV, 2015), o GLONASS conta com um total de 28 satélites, sendo 24 em operação, 1 sob verificação, 1 de reserva e 2 em fase de testes de voo (GLONASS-IAC.RU, 2015).

TABELA 1 – CARACTERÍSTICAS DO SEGMENTO ESPACIAL DOS SISTEMAS GNSS

Sistema de Navegação Global	GPS	GLONASS	GALILEO
Número de Satélites	24	24	30
Número de Planos orbitais	6	3	3
Altitude (km)	20.200	19.000	23.222
Inclinação dos planos orbitais em relação ao equador	55°	64,8°	56°

FONTE: GPS.GOV (2015); GLONASS-IAC.RU (2015); GSA.EUROPA.EU (2015)

O NAVSTAR-GPS foi desenvolvido pelo Departamento de Defesa (*Department of Defense - DoD*) dos Estados Unidos da América como um sistema de navegação para fins militares e posteriormente foi disponibilizado o uso para a comunidade civil. Este sistema fornece o posicionamento tridimensional, a velocidade e informações precisas de tempo independentemente de condições meteorológicas. É atualmente um dos sistemas mais precisos (SEEBER, 2003).

O GLONASS atualmente é desenvolvido e operado pela Força Espacial Russa (*Russian Federation Space Forces*), semelhante ao GPS, este sistema fornece o posicionamento tridimensional de pontos na superfície terrestre, velocidades e informações de tempo (HOFMANN-VELLENHOF *et al.*, 2008).

O sistema GALILEO vem sendo desenvolvido pela União Europeia (ingl. *European Union - EU*) e a Agência Espacial Europeia (ingl. *European Space Agency - ESA*). Este será um sistema global, com controle civil (diferentemente dos demais que são controlados pelo setor militar), será compatível com o GPS e GLONASS, porém, independente (MONICO, 2008). Em Dezembro de 2005 foi lançado o primeiro satélite europeu em órbita média para realizar estudos e ajudar na concepção da toda constelação, em Abril de 2008 é lançado o primeiro satélite a transmitir os sinais do GALILEO, em Outubro de 2011 foram lançados os primeiros dois satélites operacionais do sistema. Quando completo o sistema irá operar com

uma constelação de trinta satélites (TABELA 1) distribuídos de maneira uniforme em três planos orbitais com uma inclinação de cinquenta e seis graus em relação ao equador (GSA.EUROPA.EU, 2015).

O sistema chinês BEIDOU/COMPASS diferirá um pouco dos outros sistemas, este será composto por vinte e sete satélites de órbita média, cinco satélites em órbita geostacionária e mais três satélites em órbita geossíncrona. Os vinte e sete satélites terão uma altitude média de 21.200 km, serão distribuídos de maneira uniforme em três planos orbitais com inclinação de cinquenta e cinco graus em relação ao equador. Os satélites de órbita geossíncrona têm uma altitude de 37.785 km acima da Terra com ângulo de inclinação de cinquenta e cinco graus (HOFMANN-VELLENHOF *et al.*, 2008).

Ainda de acordo com Hofmann-Vellenhof *et al.* (2008), este sistema fornecerá dois serviços, um civil aberto e outro autorizado. O civil fornecerá precisão posicional de 10 metros, e para o autorizado fornecerá uma precisão melhor. Desde 2012 o sistema está com uma capacidade operacional inicial disponível e as autoridades chinesas preveem que toda a constelação estará operacional até 2020 (VECTORSITE, 2015).

Estes são sistemas de radionavegação que se baseiam nas medidas de distâncias e quando se deseja obter alto nível de acurácia no posicionamento, baseiam-se no batimento da onda portadora. As distâncias são denominadas de pseudodistâncias em razão do não sincronismo entre o relógio do receptor e o dos satélites e são determinadas pelo tempo de propagação de uma onda eletromagnética entre o emissor (antena do satélite) e o receptor (antena do receptor) (HOFMANN-VELLENHOF *et al.*, 2008; MONICO, 2008).

De acordo com Hofmann-Vellenhof *et al.* (2008) os sinais emitidos por satélites de navegação são alocados nas bandas L, S e C. As ondas portadoras são geradas a partir de uma frequência fundamental que multiplicada por um número gera o sinal emitido. Por exemplo, para as ondas portadoras L1 e L2 do GPS, a frequência fundamental, que é de 10,23 MHz, é multiplicada por 154 e 120 respectivamente, gerando então para a onda L1 uma frequência de 1575,42 MHz e para L2, 1227,60 MHz (MONICO, 2008).

Apresentam-se na Tabela 2 as frequências dos sinais transmitidos pelos satélites do GNSS. Verificam-se os sinais atualmente em uso como, por exemplo, L1 e L2 do GPS, bem como sinais futuros, dos sistemas em desenvolvimento.

TABELA 2 – FREQUÊNCIA DOS SINAIS ATUAIS E PREVISTOS PARA O GNSS

Sistemas	Sinais	Frequência (MHz)
GPS	L1	1575,42
	L2	1227,60
	L5	1176,45
GLONASS	L1	1603,6875
	L2	1246
	L3	1202,25
	L5	1176,45
GALILEO	E1	1575,42
	E5a	1176,45
	E5b	1202,025
	E6	1278,75
BEIDOU/COMPASS	B1	1561,098
	B1-2	1589,742
	B2	1207,140
	B2-altBOC	1191,795
	B3-altBOC	1268,52
	L5	1176,45

Fonte: LAMONTAGNE *et al.* (2012)

A medida do tempo decorrido a partir do instante da emissão destes sinais (ondas eletromagnéticas) pelas antenas dos satélites até sua recepção pela antena do receptor, multiplicado pela velocidade da luz no vácuo resulta em uma distância geométrica. Essa distância é denominada de pseudodistância em função de alguns erros provenientes do não sincronismo entre os relógios do receptor e do satélite, deriva do relógio do satélite, erros devidos à troposfera e ionosfera, entre outros.

O sistema utilizado nesta pesquisa foi o GPS, na Tabela 3 apresentam-se as principais fontes de erros sistemáticos atuantes neste sistema, conforme Monico (2008) as fontes de erros no posicionamento estão relacionados aos satélites, à propagação do sinal, ao conjunto receptor/antena e com a estação rastreada. Apresenta-se ainda, a maioria dos erros atuantes em cada fonte de erro (TABELA 3).

TABELA 3 – FONTE DE ERROS NO POSICIONAMENTO GPS

Fonte	Erros
Satélite	Orbitais; Relógio do satélite; Efeitos da relatividade; Atraso no hardware.
Propagação do sinal	Refração troposférica; Refração ionosférica; Rotação da Terra; Perdas de ciclos; Multicaminho
Receptor/Antena	Erro do relógio; Erro entre canais; Variação do centro de fase da antena
Estação	Coordenadas da estação; Marés terrestres; Movimento do polo; Carga oceânica; Carga atmosférica.

Fonte: adaptado de MONICO (2008)

Os erros de interesse para esta pesquisa são: a variação do centro de fase da antena e o multicaminho no entorno da estação onde se encontra instalada a base de calibração BCAL/UFPR.

## 2.2 MULTICAMINHO

O multicaminho é caracterizado pelos sinais refletidos em algum tipo de superfície e que chegam às antenas de forma indireta como pode ser observado na Figura 1.

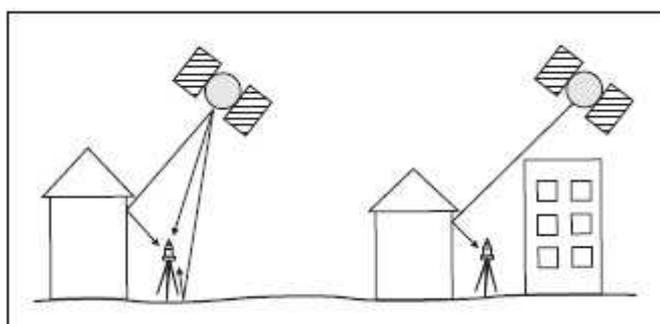


FIGURA 1 – OCORRÊNCIA DO MULTICAMINHO  
FONTE: SEEBER (2003)

Segundo Seeber (2003) pode haver reflexão de sinais em superfícies horizontais, verticais e inclinadas como mostra a Figura 1. Os sinais podem ser refletidos na própria superfície da Terra (solo e água), prédios, árvores, montanhas, bem como, qualquer superfície que possa refletir a onda eletromagnética em direção à antena do receptor (LEICK, 2004).

De acordo com Leick (2004) o efeito do multicaminho na fase da onda portadora é de um quarto do comprimento de onda, o que para a portadora L1 é de 4,8 cm.

Os sinais emitidos de satélites com baixa elevação são mais susceptíveis ao multicaminho do que sinais emitidos por satélites em altas elevações (HOFMANN-VELLENHOF *et al.*, 2008). O multicaminho continua sendo uma das, senão a mais dominante fonte de erros no posicionamento GPS (LEICK, 2004).

Não há um modelo geral para o efeito do multicaminho por causa da situação geométrica dependente do tempo e local da ocorrência do efeito. A influência do multicaminho pode, no entanto, ser estimada usando uma combinação das portadoras L1 e L2 (HOFMANN-VELLENHOF *et al.*, 2008).

De acordo com Seeber *et al.* (1997) o efeito do multicaminho é a maior fonte de erro na calibração relativa de antenas GNSS em campo, o que torna necessária sua quantificação e consideração no âmbito da calibração de antenas.

Para a análise do efeito do multicaminho atuante nas estações pode-se empregar alguns programas, dentre eles cita-se: TEQC e o Wasoft/Multipath. Na sequência se apresenta estes programas.

### 2.2.1 TEQC

O *software* TEQC (ingl. *Translate Edit Quality Check*) foi desenvolvido pela *Universidade Navstar Consortium* (UNAVCO, 2013). Esse *software* permite analisar o nível de variação do multicaminho em uma estação utilizando-se os valores MP1 e MP2 que se referem ao multicaminho nas portadoras L1 e L2 (SOUZA *et al.*, 2005). As combinações lineares para MP1 e MP2 são descritas em Rocken *et al.* (1995) como:

$$MP1 = PD_{L1} - \left(1 + \frac{2}{\alpha - 1}\right) \phi_{L1} + \left(\frac{2}{\alpha - 1}\right) \phi_{L2} = M_{PD1} + B_1 - \left(1 + \frac{2}{\alpha - 1}\right) M_{\phi1} + \left(\frac{2}{\alpha - 1}\right) M_{\phi2}, \quad (01)$$

$$MP2 = PD_{L2} - \left(\frac{2\alpha}{\alpha-1}\right)\phi_{L1} + \left(\frac{2\alpha}{\alpha-1}\right)\phi_{L2} = M_{PD2} + B_2 - \left(\frac{2\alpha}{\alpha-1}\right)M_{\phi1} + \left(\frac{2\alpha}{\alpha-1}\right)M_{\phi2}, \quad (02)$$

sendo  $B_1$  e  $B_2$  tendências (*bias terms*) resultantes das ambiguidades da fase (ESTEY e MEERTENS, 1999) dadas por (ROCKEN *et al.*, 1995):

$$B_1 = -\left(1 + \frac{2}{\alpha-1}\right)n_1\lambda_1 + \left(\frac{2}{\alpha-1}\right)n_2\lambda_2, \quad (03)$$

$$B_2 = -\left(\frac{2\alpha}{\alpha-1}\right)n_1\lambda_1 + \left(\frac{2\alpha}{\alpha-1} - 1\right)n_2\lambda_2, \quad (04)$$

sendo:

$PD_{L1}$ ,  $PD_{L2}$  as medidas simultâneas da pseudodistância em cada uma das portadoras L1 e L2;

$\alpha = (f_{L1}^2/f_{L2}^2)$ , onde  $f_{L1}$  e  $f_{L2}$  são frequências das portadoras L1 e L2 respectivamente;

$\lambda_1$  e  $\lambda_2$  os comprimentos de onda de L1 e L2 respectivamente;

$\phi_{L1}$  e  $\phi_{L2}$  as medidas da fase das portadoras L1 e L2;

$M_{PD1}$  e  $M_{PD2}$  representam o efeito do multicaminho em  $PD_{L1}$  e  $PD_{L2}$ ;

$M_{\phi1}$  e  $M_{\phi2}$  representam o efeito do multicaminho em  $\phi_{L1}$  e  $\phi_{L2}$ ;

$n$  é o número de ciclos inteiros.

O TEQC permite ainda, avaliar uma série de arquivos que contém: razão sinal/ruído, o atraso do sinal causado pela ionosfera, deriva do relógio do receptor, ângulos de azimute e elevação dos satélites. A vantagem no uso deste *software* é poder verificar os dados de uma estação isolada, eliminando a necessidade de combiná-los com os dados de outra estação (SOUZA, 2005). Para realizar o processamento com o TEQC utiliza-se o arquivo RINEX de observação obtido do rastreamento do ponto que se deseja analisar. Neste trabalho o TEQC foi utilizado para quantificar o nível do multicaminho no pilar da antena a ser calibrada.

### 2.2.2 Wasoft/Multipath

O software Wasoft/Multipath permite a quantificação em relação do efeito do multicaminho. Este software consiste num conjunto de módulos pertencentes ao pacote Wasoft (WANNINGER e MAY, 2000). Segundo Wanninger (2013) o software Wasoft/Multipath realiza seu processo a partir de três a seis estações fixas, o programa estrutura estas estações em uma rede de referência. Algumas características que devem ser consideradas são:

- as estações não devem distar mais que 100 quilômetros entre si;
- as estações devem ter suas coordenadas geodésicas conhecidas com precisão de um centímetro; e
- são necessárias observações de 24 horas de rastreamento contínuo e simultâneo baseado em medições nas portadoras L1 e L2.

Os módulos que constituem o programa Wasoft/Multipath são (WANNINGER, 2013; FREIBERGER JUNIOR, 2007):

- WANJOI: converte as efemérides transmitidas no formato RINEX para o formato binário do programa Wasoft;
- WASING: determina as medições de fase e cria para cada estação um arquivo de observação contendo, em arquivos separados, as coordenadas das estações e o valor da altura da antena. Nesta fase, é introduzida a máscara de elevação;
- WAFSLP: procura e detecta perdas de ciclo nas observações;
- WAUPDT: detecta e exclui as perdas de ciclo;
- WAMUL1: realiza a detecção e localização do multicaminho nas informações de fase, gerando um diagrama do multicaminho para cada estação em formato gráfico ou vetorial; e
- MAPMERGE: realiza a junção de resultados de diferentes dias de uma determinada estação.

### 2.3 CENTRO DE FASE DA ANTENA GNSS

O centro de fase eletrônico de uma antena é um ponto virtual, onde todas as medidas derivadas de sinais GNSS estão referidas. Por ser um ponto virtual não há como acessá-lo por meio de medidas realizadas diretamente na antena, por exemplo, com uma trena. Sendo assim, utiliza-se de um ponto de referência físico da antena, o ponto de referência da antena (ingl. *Antenna Reference Point* - ARP). O ARP é definido pelo IGS como a interseção do eixo vertical de simetria vertical da antena com a parte inferior do corpo da antena (SEEBER, 2003), como ilustrado na Figura 2.

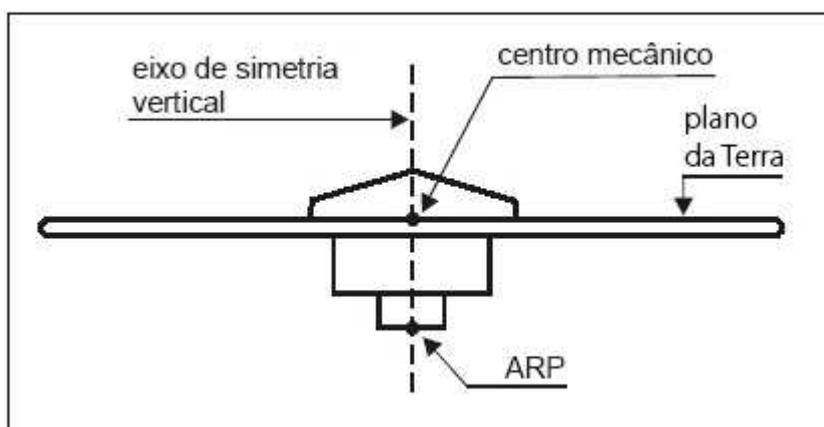


FIGURA 2 – ELEMENTOS ESTRUTURAIS DA ANTENA GNSS  
 FONTE: ADAPTADO DE FREIBERGER JUNIOR (2007)

Verificam-se na Figura 2, os principais elementos físicos da antena, como, o eixo de simetria vertical, o centro mecânico, o ARP e o plano de terra (*Top of ground plane* - TGP) que é um disco metálico e tem a função de minimizar o efeito do multicaminho, ou seja, proteger a antena de sinais refletidos que podem chegar até ela.

O centro de fase não é estável, este varia conforme intensidade, elevação e azimute do sinal do satélite, e é diferente para cada uma das portadoras L1 e L2. Sendo assim ele não coincide com o centro mecânico da antena. O centro de fase pode ser dividido em duas componentes, o deslocamento do centro de fase (PCO) que consiste num vetor com origem no ARP e extremidade no centro de fase médio (CFM), e a variação do centro de fase (ingl. *Phase Center Variation* - PCV) o qual é

dependente do ângulo de incidência do sinal (SEEBER, 2003; FREIBERGER JUNIOR, 2007). A Figura 3 ilustra a posição do vetor  $\vec{P}$  (PCO), o CFM, bem como o PCV.

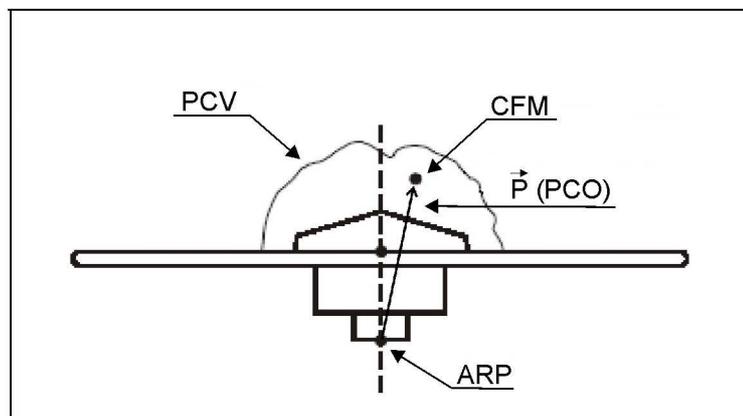


FIGURA 3 – POSIÇÃO E VARIAÇÃO DO CENTRO DE FASE DA ANTENA GNSS  
 FONTE: ADAPTADO DE FREIBERGER JUNIOR (2007)

Desta forma, o vetor PCO ( $\vec{P}$ ) é definido por suas coordenadas cartesianas dados por:

$$\vec{P} = \begin{pmatrix} N \\ E \\ H \end{pmatrix} \quad (05)$$

sendo: N e E a posição para as componentes horizontais, nas direções Norte e Leste respectivamente, H a componente vertical.

## 2.4 CALIBRAÇÃO DE ANTENAS GNSS

Conforme a seção 2.3, o centro de fase da antena pode ser dividido em PCO e PCV, os quais podem variar de acordo com as características individuais de cada antena e com a direção de incidência do sinal proveniente do satélite. A determinação destes parâmetros é realizada por calibrações absolutas ou relativas.

O método de calibração relativo é realizado em campo e o método absoluto pode ser realizado em campo ou em ambientes controlados, utilizando câmaras anecóicas. O método de calibração absoluto tem como principal vantagem não necessitar de uma antena de referência para a determinação dos parâmetros de calibração de antenas individuais (SEEBER *et al.*, 1997).

#### 2.4.1 Breve Histórico

Observa-se em Huinca (2009) que os estudos no âmbito das calibrações de antenas GPS foram iniciados em 1987 com as denominadas câmaras anecóicas. Estas câmaras são ambientes controlados, projetados para conter reflexões de ondas sonoras e eletromagnéticas, e visam ainda, isolar os ruídos advindos de fontes externas (SCHUPLER e CLARK, 2000).

A partir de 1990, iniciou-se o desenvolvimento do método de calibração relativo de antenas, realizado apenas em campo. Com o método relativo foi possível a determinação do diagrama de fase de antenas GPS a partir das características de uma antena de referência (BREUER *et al.*, 1995).

O método de calibração absoluto em campo foi iniciado em 1996 (WÜBBENA *et al.*, 1996). Os primeiros resultados foram apresentados pelo *Institut für Erdmessung* (IfE) da Universidade de Hannover, sendo aprimorado no ano de 2000, onde houve a automatização do método absoluto, por meio de um mecanismo que permite inclinações e rotações automáticas da antena a ser calibrada (WÜBBENA *et al.*, 2000) observando-se todo hemisfério da antena. Este tipo de calibração tem sido realizado comercialmente pela empresa alemã GEO++ (al. *Gesellschaft für satellitengestützte und navigatorische Technologien mbH*).

Segundo Becker *et al.* (2007), calibrações absolutas tem sido realizadas em câmaras anecóicas de forma eficiente e rápida, produzindo medições do centro de fase de diferentes antenas GNSS na Universidade de Bonn.

Parâmetros de calibração absoluta e relativa de antenas GNSS podem ser obtidos no site do NGS. Contudo destaca-se que estes não são parâmetros próprios de antenas GNSS e sim para o modelo da antena fabricada.

No âmbito das pesquisas com o método relativo para calibração de antenas desenvolvidas pelas universidades de Karlsruhe e Dresden, na Alemanha, verifica-se que este método tem ingressado com sucesso nas atividades geodésicas, principalmente pelo seu rendimento, o que é considerado uma vantagem do método (MAYER, 2002).

No ano de 2006 foi implantada a primeira Base de Calibração de Antenas GNSS na UFPR (BCAL/UFPR) para o país e para a América Latina, fruto de uma cooperação internacional do Programa PROBRAL (CAPES/DAAD) (Brasil/Alemanha). A implantação e os primeiros testes foram realizados por Freiburger Junior (2007). Posteriormente Huinca (2009) deu andamento às investigações e gerou os parâmetros próprios de antenas GPS no Brasil. Desde então, a BCAL/UFPR tem disponibilizado os parâmetros próprios de antenas GNSS em nível absoluto. De acordo com Huinca (2009), a obtenção dos parâmetros em nível absoluto pelo método relativo, é caracterizada quando se dispõe das correções absolutas da antena de referência. Ou seja, essa antena tem seus parâmetros próprios determinados pelo método absoluto.

Verifica-se na literatura que são comuns termos como nível absoluto e nível relativo referente aos resultados das calibrações.

De acordo com Freiburger Junior (2007), nas calibrações em nível absoluto as correções do centro de fase são determinadas independentemente das características do centro de fase de uma antena de referência. As calibrações em nível relativo, as correções dependem de uma antena de referência.

Portanto, na calibração de antenas GNSS os resultados das variações do centro de fase podem ser definidos em nível absoluto ou relativo, dependendo do método de calibração aplicado e da antena de referência. Na calibração relativa são obtidos resultados em nível absoluto quando se emprega uma antena de referência que tenha sido calibrada pelo método absoluto (HUINCA, 2009).

### 2.4.2 Calibração Relativa

A calibração relativa (CR) em campo consiste em determinar os parâmetros próprios de calibração da antena de interesse em função de uma antena já calibrada (antena de referência), por meio de observação de uma linha de base curta e conhecida por um longo período de tempo (FREIBERGER JUNIOR, 2007). A Figura 4 ilustra este procedimento, onde as antenas são posicionadas em dois pilares de centragem forçada, formando uma linha de base com aproximadamente cinco metros, na BCAL/UFPR.

Alguns cuidados devem ser tomados, como, por exemplo, que o entorno da base de calibração não tenha possíveis obstruções para os sinais advindos dos satélites, visando minimizar a influência do efeito do multicaminho.

A antena de referência deve ser de preferência do modelo “AOAD/M-T (ingl. *Allen Osborne Associates Dorne Margolin Model T*)” (KOUBA, 2009), sendo a mais comum desse modelo a “*Choke Ring*”, a qual possui como característica principal a capacidade de minimização do efeito do multicaminho e a estabilidade do centro de fase pelas duas frequências.



FIGURA 4 – CALIBRAÇÃO RELATIVA EM CAMPO NA BCAL/UFPR  
FONTE: KRUEGER *et al.* (2012)

Neste método são realizadas observações com duração de vinte e quatro horas, proporcionando cobertura de dados de satélites no horizonte completo da antena e reduzindo a influência do efeito do multicaminho (WANNINGER e MAY,

2000). Por ser realizado com a formação de uma linha de base curta entre as antenas, pressupõe-se que as influências dos erros orbitais, da ionosfera e da troposfera se tornem ínfimas (FREIBERGER JUNIOR, 2007).

De acordo com Wübbena *et al.* (2000), deve-se conhecer *a priori*, os parâmetros de calibração da antena de referência, e o erro do multicaminho deve ser minimizado, para que se possam obter parâmetros de calibração confiáveis. Para minimizar o efeito do multicaminho utiliza-se um dispositivo que realiza rotações horizontais na antena a ser calibrada em torno de seu eixo mecânico e orientada sistematicamente em azimutes distintos durante as medições, gerando observações superabundantes, o que contribui então para a minimização do efeito do multicaminho (FREVERT *et al.*, 2003).

Cabe salientar que, de acordo com Freiburger Junior (2007) na calibração relativa, a determinação da componente vertical do PCO é baseada na diferença de nível entre as antenas de referência e a antena a ser calibrada, tomando como ponto de referência de medida os respectivos pontos de referência das antenas (ARP - *ingl. Antenna Reference Point*).

Segundo Huinca (2011), após a realização de diversas calibrações relativas na BCAL/UFPR, percebem-se indícios de que as variáveis meteorológicas afetam na determinação dos parâmetros próprios de calibração de antenas GPS, bem como, pode haver uma correlação destes parâmetros com a idade da antena.

#### 2.4.2.1 Programas utilizados pela BCAL/UFPR na realização da calibração relativa

Conforme Huinca (2009) na realização da calibração relativa de antenas GNSS, são necessários alguns programas específicos, para que se possam determinar os parâmetros de calibração relativa da antena GNSS, as correções do centro de fase médio (PCO) e as variações do centro de fase denominadas de PCV. Os programas utilizados na BCAL/UFPR para realizar as calibrações relativas de antenas GNSS são: o Wasoft/Kalib 2.0, CCANT 2.3, CCANTEX 1.0, desenvolvidos

pelo Prof. Dr.- Ing. Lambert Wanninger e comercializados pela empresa WaSOFT, utilizados na determinação e análises dos dados de calibração.

Segundo Freiberger Junior (2007) o programa Wasoft/Kalib 2.0 possui módulos sucessivos de processamento, sua tarefa principal é a determinação das correções do centro de fase médio (PCO) e das correspondentes variações do centro de fase (PCV) de antenas GNSS. Os principais módulos do programa Wasoft/Kalib são:

-Wasoft: que realiza o processamento da linha de base formada e a resolução das ambiguidades;

-Wanet: que realiza conferência da resolução das ambiguidades e gera um protocolo que contém o resultado da linha de base, bem como porcentagem das ambiguidades resolvidas;

-Waant: que realiza a determinação dos valores dos parâmetros, PCO e PCV, da calibração da antena, possibilita ainda, a saída desses valores em diferentes formatos, por exemplo, ANTEX.

Mais informações sobre o software Wasoft e os seus módulos constituintes, podem ser encontradas em Wanninger (2013).

Em Huinca (2009), verifica-se que o CCANT permite alterar as correções do centro de fase de antenas GNSS e também permite a redução dos valores da PCV obtidos de diversos experimentos para valores de PCO de referência para se realizar as comparações necessárias.

Segundo Wanninger (2013), o programa CCANTEX 1.0 realiza análises dos arquivos ANTEX gerados pelo programa Wasoft/Kalib 2.0. Os resíduos são verificados comparando PCO médios com o PCO extraído do arquivo ANTEX para L1/L2/L5 GPS e para L1/L2 GLONASS.

Em Freiberger Junior (2007) verifica-se que para a determinação das PCV dependentes de elevação pelo método relativo em campo, aplicando rotações (DRB) na antena a ser calibrada, são necessários: o conhecimento dos valores do PCO e PCV da antena de referência e aplicá-los no processo de calibração; que a antena a ser calibrada seja rotacionada em ritmo coordenado durante 24 horas de forma que se tenham medições em todos os azimutes; e que o efeito de multicaminho seja reduzido, uma vez que a qualidade dos resultados da calibração é dependente da

influência do efeito do multicaminho na estação de referência e na estação de calibração.

Na BCAL/UFPR, utiliza-se o mecanismo denominado, em alemão, *DrehRumBum* (DRB) (FIGURA 5) para rotacionar a antena a ser calibrada. O mecanismo DRB foi desenvolvido pela Faculdade Técnica de Dresden para atender experimentos científicos, em especial na área de calibração de antenas de receptores GNSS, este dispositivo substitui o suporte de fixação de instrumentos geodésicos à base nivelante (FREIBERGER JUNIOR, 2007).



FIGURA 5 – MECANISMO DRB  
FONTE: O autor (2013)

Esse mecanismo é automático e rotaciona a antena GNSS em azimutes e direções programados e possui um GPS interno que auxilia na orientação desse mecanismo para direção norte.

## 2.5 LÓGICA FUZZY

De acordo com Zadeh (2008), há muitos equívocos sobre a lógica *fuzzy*, em português difusa, porém esta lógica não é difusa. Basicamente, é uma lógica precisa que trata a imprecisão e o raciocínio aproximado. Mais especificamente, a lógica *fuzzy* pode ser vista como uma tentativa de formalização e mecanização das duas

capacidades humanas notáveis. Em primeiro lugar, a capacidade de conversar, da razão e tomar decisões racionais em um ambiente de imprecisão, de incerteza, de informações incompletas, informações conflitantes, a parcialidade da verdade e da parcialidade da possibilidade; em suma, em um ambiente de informação imperfeita. E em segundo lugar, a capacidade de executar uma grande variedade de tarefas físicas e mentais, sem quaisquer medições e quaisquer computações.

### 2.5.1 Histórico e Definição

O filósofo grego Aristóteles (384 – 322 a.C.) é considerado o criador da lógica, claro, já havia o raciocínio lógico; porém, ele apresenta o primeiro conhecimento da formulação do princípio da lógica, o primeiro uso da forma lógica e o primeiro sistema axiomático. Este sistema pode ser definido como um conjunto de sentenças ou proposições que podem ser ligados em conjunção para derivação lógica de teoremas. As proposições não são demonstradas e são consideradas como óbvias ou como consenso inicial para construção ou aceitação de uma teoria, servindo como ponto inicial para dedução e inferência de outras verdades dependentes de teoria (RAGGIO, 2003).

Aristóteles cria a lógica silogística (sobre "tudo", "não", e "alguns") e a lógica modal (cerca de "necessário" e "possível"), também defende as leis da não contradição e a exclusão do meio. Estabelece um conjunto de regras rígidas para que as conclusões pudessem ser logicamente válidas e aceitas. Desta forma, a lógica tem sido binária, isto é, uma declaração é verdadeira ou falsa, não podendo ser ao mesmo tempo parcialmente verdadeira e parcialmente falsa, formando assim a base do pensamento lógico ocidental (KOSKO, 1994; HANSEN e GENSLER, 2007).

A lógica *fuzzy* ou multivalorada, foi introduzida na década de 1930 pelo lógico e filósofo polonês Jan Lukasiewicz (1878 – 1956), após ter introduzido conjuntos com graus de pertinência. Mas, foi o professor Lotfi Asker Zadeh que em 1965 publicou seu famoso artigo “*Fuzzy Sets*” (NEGNEVITSKY, 2005). Este trabalho

resume os conceitos dos conjuntos *fuzzy* revolucionando o assunto com a criação dos sistemas *fuzzy*.

Zadeh criou a lógica *fuzzy* combinando os conceitos da lógica clássica e os conjuntos de Lukasiewicz, definindo graus de pertinência. Segundo Zadeh (1965), os conjuntos *fuzzy* (ou nebulosos) apresentam uma estrutura mais geral que a dos conjuntos ordinários, podendo ter uma aplicabilidade mais ampla, particularmente nas áreas de classificação e processamento de informações. E o mais importante, ele introduziu um novo conceito para aplicação de termos em linguagem natural (NEGNEVITSKY, 2005).

Nos conjuntos *fuzzy* introduzidos por Zadeh, a transição entre a bivalência verdadeira ou falsa ocorre de forma gradual, não existe uma fronteira nítida definida entre eles (como na lógica clássica ou booleana), e um elemento pode pertencer com certo grau a um conjunto, podendo este grau variar entre zero e um (KRONBAUER *et al.*; 2005). Dessa forma, na lógica *fuzzy*, uma premissa varia em grau de verdade de zero a um, o que leva a ser parcialmente verdadeira ou parcialmente falsa (JUNGES, 2006). A Figura 6 ilustra como ocorre a transição entre a bivalência verdadeira ou falsa na lógica booleana e na lógica *fuzzy*.

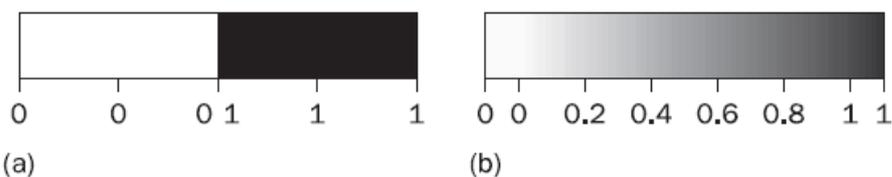


FIGURA 6 – VALORES NA LÓGICA BOOLEANA E FUZZY: A) LÓGICA BOOLEANA; B) LÓGICA FUZZY

FONTE: NEGNEVITSKY (2005)

Verifica-se em (a) da Figura 6, que a transição entre os valores 0 e 1 na Lógica Booleana é abrupta, de 0 para 1 sem considerar valores intermediários. Considerando as cores da faixa de valores, verifica-se que há um salto do branco para o preto; e em (b), a transição entre 0 e 1 ocorre gradualmente, considerando valores intermediários entre os dois extremos. Observa-se ainda, que a transição pela faixa de cores, ocorre de forma gradual, considerando os tons de cinza entre o branco e o preto.

A lógica *fuzzy* possibilita o desenvolvimento de métodos simples e robustos que contemplam e manuseiam de maneira rigorosa os dados imprecisos e de

natureza qualitativa, os quais geralmente são descartados pelas abordagens tradicionais (KLIR e FOLGER, 1988; LEE, 1990; GOMIDE e GUDWIN, 1994; NOGUCHI, 2004).

As técnicas de modelagem e controle *fuzzy* consideram o modo como a falta de exatidão e a incerteza são descritas e, assim, tornam-se suficientemente poderosas para manipular de maneira conveniente o conhecimento (GOMIDE *et al.*, 1995).

## 2.6 CONJUNTOS FUZZY

A teoria dos conjuntos *fuzzy* proposta por Zadeh em 1965 (ZADEH, 1965) é caracterizada por suas operações e relações entre os subconjuntos *fuzzy* pertencentes a um universo.

Um subconjunto  $A$  do conjunto universo  $X$  é definido em termos de uma função de pertinência  $\mu$  que, a cada elemento  $x$  de  $X$  associa um número  $\mu(x)$ , entre zero e um, chamado grau de pertinência (NEGNEVITSKY, 2005):

$$\mu_A(x) : X \rightarrow [0,1] \quad (01)$$

sendo:

$\mu_A(x) = 1$  quando a pertinência de  $x$  em  $A$  é total;

$\mu_A(x) = 0$  quando não há pertinência de  $x$  em  $A$ ; e

$0 < \mu_A(x) < 1$  quando a pertinência de  $x$  em  $A$  é parcial.

Um conceito importante é o chamado conjunto suporte de um conjunto *fuzzy*. É definido pela expressão:

$$\text{sup } A = \{x \in X \mid \mu_A(x) > 0\} \quad (04)$$

Então o conjunto suporte de um conjunto *fuzzy*  $A$  é um subconjunto *crisp*<sup>1</sup> formado por todos os elementos de  $X$  que possuem um grau de pertinência maior que zero. Um conjunto *fuzzy* cujo conjunto suporte é um único número de  $X$  com  $\mu_A(x) = 1$  é denominado de conjunto *fuzzy* unitário ou *singleton* (TANSCHKEIT, 2003).

#### 2.6.1.1 Funções de pertinência

De acordo com Ross (2010) os conjuntos *fuzzy* são descritos por todas as informações contidas em sua função de pertinência. A função de pertinência (ingl. *Membership Function* - MF) é uma curva que define como cada ponto no espaço de entrada é mapeado para um valor de pertinência (ou grau de pertinência) entre 0 e 1. O espaço de entrada é muitas vezes referido como o universo de discurso (FUZZY LOGIC TOOLBOX, 2015).

Segundo Maranhão e Souza (2003) a construção das funções de pertinência para representar o fenômeno estudado é a parte mais importante na teoria dos conjuntos *fuzzy*. Não há uma regra básica para construção das funções, nesta etapa, o mais importante é o conhecimento por parte do especialista, do fenômeno a ser representado. Pode-se dizer que a função mais indicada é a que melhor represente o fenômeno modelado.

Em Negnevitsky (2005) verifica-se que, os tipos de funções mais utilizadas na prática são: gaussiana, triangulares, trapezoidais, crescentes e decrescentes. Na Figura 7 verificam-se as representações dos tipos de funções de pertinência.

---

<sup>1</sup> Na teoria clássica, os conjuntos são denominados *crisp*.

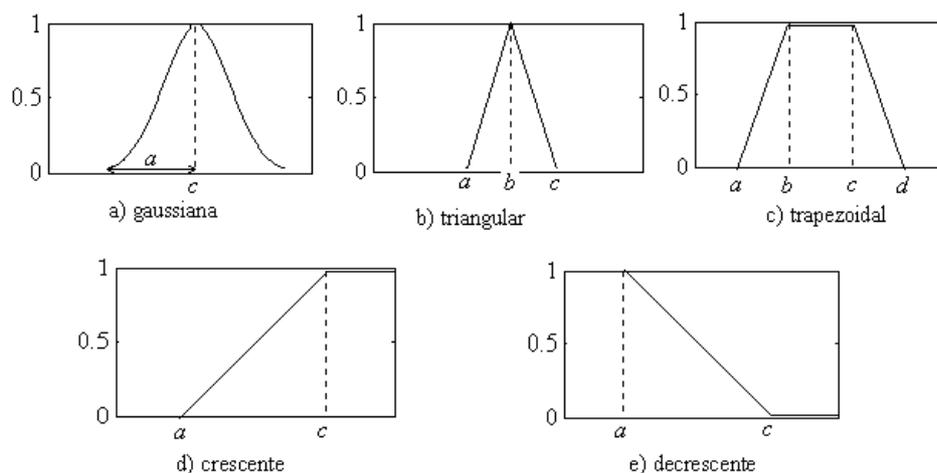


FIGURA 7 – TIPOS DE FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA  
 FONTE: NEGNEVITSKY (2005)

A princípio, qualquer função que associe valores entre zero e um a elementos de um dado conjunto, pode ser tomada como função de pertinência. Porém, ao escolher uma função de pertinência, deve-se levar em conta o contexto em que estas serão utilizadas na representação das variáveis linguísticas. Neste sentido, tanto o número quanto o formato das funções de pertinência devem ser escolhidos de acordo com o conhecimento sobre o processo que se quer estudar (AMENDOLA *et al.*, 2005).

### 2.6.1.2 Variáveis Linguísticas

Segundo Gomide *et al.* (1995) as chamadas variáveis linguísticas são aquelas cujos valores representam os nomes de conjuntos *fuzzy*, por exemplo, a temperatura de determinado procedimento poderia ser uma variável linguística assumindo os valores: baixa, média, alta.

Na Figura 8, observam-se estes valores descritos por meio de conjuntos *fuzzy* (GOMIDE *et al.*, 1995).

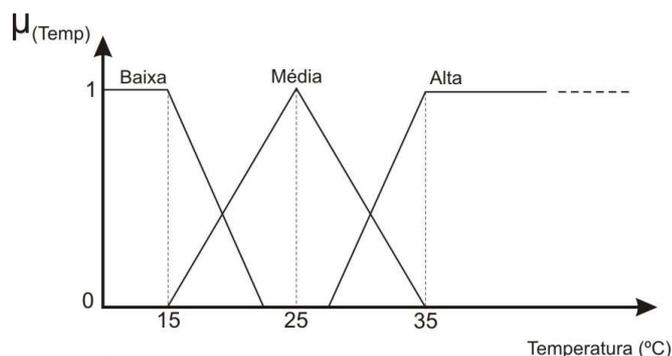


FIGURA 8 – VARIÁVEL LINGUÍSTICA TEMPERATURA  
 FONTE: ADAPTADO DE GOMIDE *et al.* (1995)

Ainda de acordo com Gomide *et al.* (1995) a principal função das variáveis linguísticas é, de forma sistemática, fornecer uma caracterização aproximada de fenômenos complexos ou mal definidos. Desta forma, faz-se uso de uma descrição linguística empregada por seres humanos, e não de variáveis quantificadas, permitindo assim o tratamento de sistemas muito complexos para serem analisados por mecanismos matemáticos convencionais.

### 2.6.2 Operações em Conjuntos *Fuzzy*

As operações aplicadas nos conjuntos *fuzzy* são similares às aplicadas nos conjuntos *crisp* (ROSS, 2010). Em Zadeh (1965) verificam-se as definições dos chamados operadores clássicos de união, interseção e complemento.

Sejam A e B conjuntos *fuzzy* (FIGURA 9).

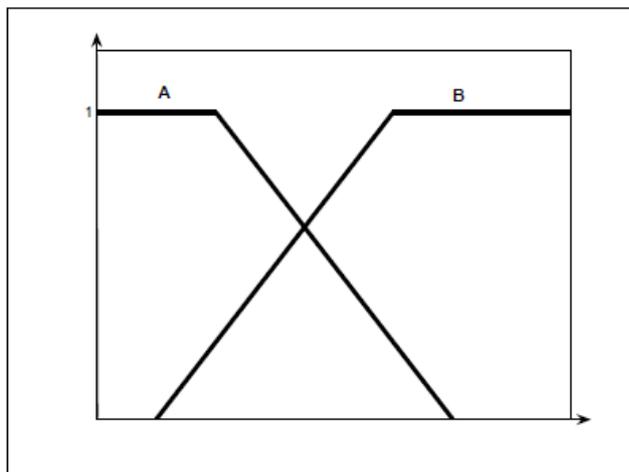


FIGURA 9 – CONJUNTOS FUZZY A E B  
 FONTE: JAFELICE *et al.* (2012)

A união ou disjunção (*or*) de dois conjuntos *fuzzy* A e B é definida por:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (13)$$

A união entre dois conjuntos é denotada por  $A \cup B$ , que representa o par constituído pelo grau de pertinência de um elemento  $x$  de  $X$  em A ou o grau de pertinência do mesmo elemento em B, o que tiver um valor maior (KLIR e YUAN, 1995). A Figura 10 ilustra a operação de união entre os conjuntos *fuzzy* A e B.

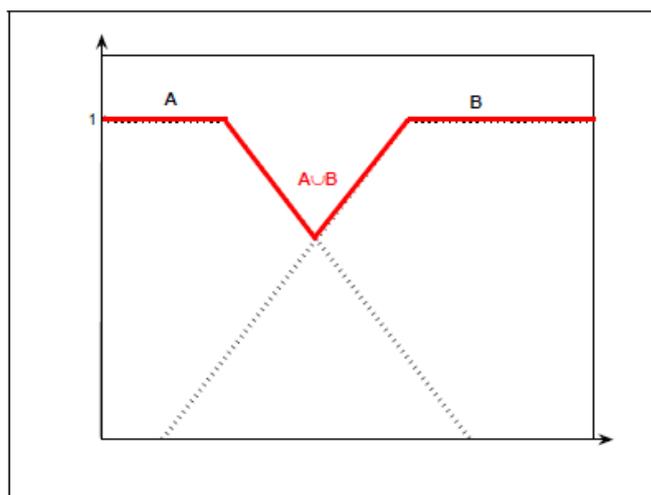


FIGURA 10 – UNIÃO DOS CONJUNTOS FUZZY A E B  
 FONTE: JAFELICE *et al.* (2012)

A intersecção ou conjunção (*and*) de dois conjuntos *fuzzy*  $A$  e  $B$  é definida por:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (12)$$

Para cada elemento  $x$  do conjunto universo, esta função tem como argumento o par composto pelos graus de pertinência dos elementos do conjunto  $A$ , e do conjunto  $B$  (KLIR e YUAN, 1995). A intersecção é denotada por  $A \cap B$ , onde cada grau de pertinência dos elementos do conjunto universo em  $A \cap B$  é o menor grau de pertinência em  $A$  ou o menor grau de pertinência em  $B$ , o que tiver o menor valor. A Figura 11 ilustra a intersecção entre os conjuntos *fuzzy*  $A$  e  $B$ .

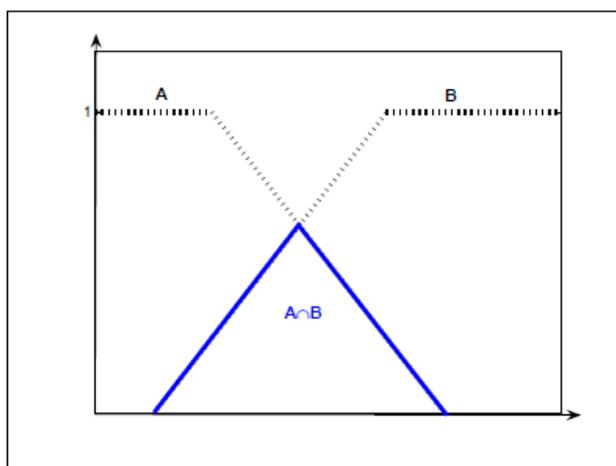


FIGURA 11 – INTERSEÇÃO DOS CONJUNTOS FUZZY A E B  
 FONTE: JAFELICE *et al.* (2012)

O complemento de um conjunto *fuzzy*  $A$  em relação ao universo  $X$  é indicado por  $\mu_{A'}$  e definido como:

$$\mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x), \quad \forall x \in X \quad (11)$$

Por exemplo, se um elemento possui um grau de pertinência igual a 0,7 em um conjunto *fuzzy*  $A$ , então seu complemento será igual a 0,3. A Figura 12 ilustra o complemento de um conjunto *fuzzy*  $A$ .

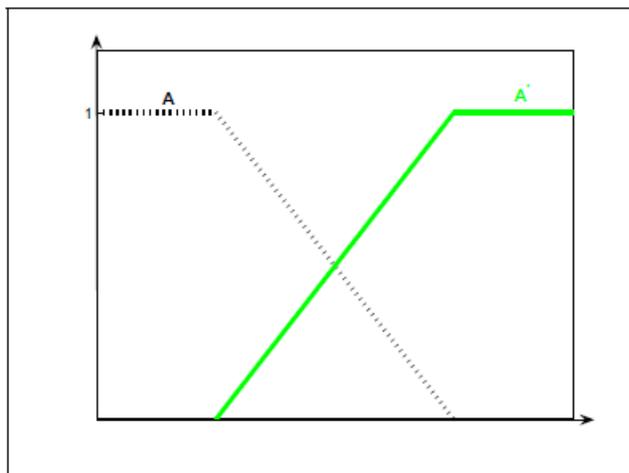


FIGURA 12 – CONJUNTO FUZZY A E SEU COMPLEMENTO A'  
 FONTE: JAFELICE *et al.* (2012)

### 2.6.3 Relações Fuzzy

As relações *fuzzy*, diferente das aplicadas em conjuntos *crisp* (conjuntos ordinários) onde a relação entre os elementos de dois conjuntos, por exemplo, conjuntos  $A$  e  $B$  geram outro conjunto na forma  $(A \times B)$  com valores da função característica  $\mu_{A \times B}(x, y)$  iguais a zero ou um. Onde, zero significa que  $x$  não tem relação com  $y$ , e um significa que há relação entre  $x$  e  $y$ . Nas relações *fuzzy*,  $x$  e  $y$  se relacionam com um grau de pertinência entre zero e um. Assim, de uma relação *fuzzy*  $R = A \times B$  obtêm-se outro conjunto *fuzzy* representado por  $R$ , com valores de sua função de pertinência entre zero e um.

Formalmente, dados dois conjuntos  $A$  e  $B$ , a relação *fuzzy*  $A \times B$  é um conjunto *fuzzy* em  $A \times B$ , caracterizado por sua função de pertinência  $\mu_R(x, y) \in [0, 1]$ , onde  $x \in A, y \in B$ . Então, pode-se definir a relação *fuzzy* por:

$$R = \{(x, y), \mu_R(x, y) \mid \mu_R(x, y) \rightarrow [0, 1], x \in A, y \in B\} \quad (14)$$

Relações *fuzzy* representam o grau de associação entre elementos de dois ou mais conjuntos *fuzzy*. Um exemplo de caráter linguístico seria:  $x$  é *muito maior* do que  $y$ , ou  $x$  está *próximo* de  $y$  (TANSCHKEIT, 2003).

#### 2.6.4 Composição *max-min*

Sejam  $A$ ,  $B$  e  $C$  conjuntos *fuzzy*,  $R$  e  $S$  duas relações *fuzzy* definidas tal que  $R \subseteq A \times B$  e  $S \subseteq B \times C$ , então a composição de  $R$  e  $S$  é representada por  $R \cdot S$ , e é definida por:

$$\mu_{R \cdot S}(x, z) = \max_{y \in B} [\min(\mu_R(x, y), \mu_S(y, z))] \quad (15)$$

### 2.7 SISTEMAS BASEADOS EM REGRAS FUZZY (SBRF)

Negnevitsky (2005) define um SBRF como um processo de mapeamento de um dado de entrada para uma saída, utilizando a teoria dos conjuntos *fuzzy*.

Segundo Neto *et al.* (2006) a inferência é o procedimento de avaliação das regras que relacionam as variáveis e que levam a conclusão final do sistema. São caracterizados pela inferência de regras *fuzzy* do tipo se-então, o que permite representar de forma clara e eficiente o conhecimento do especialista (SHAW e SIMÕES, 1999).

O SBRF é formado por quatro componentes: o processador de entrada, sistema, a base de regras, uma máquina de inferência *fuzzy* e um processador de saída. Na Figura 13 apresenta-se a arquitetura de um SBRF e a maneira como os componentes conectam entre si.

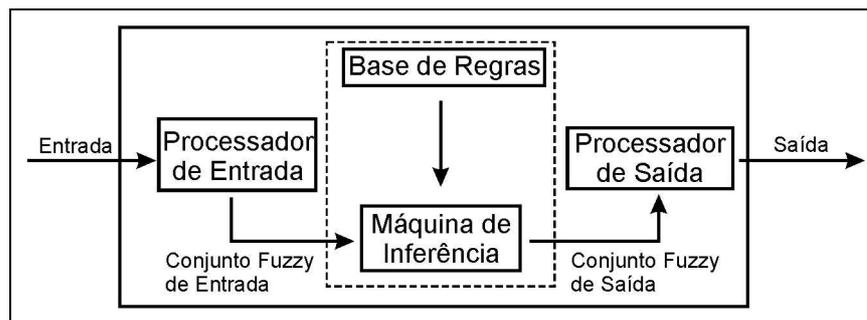


FIGURA 13 – ARQUITETURA DE UM SISTEMA BASEADO EM REGRAS FUZZY  
 FONTE: ADAPTADO DE MENDEL (1995)

O processador de entrada realiza a fuzzificação dos dados de entrada, a base de regras é formada por um conjunto de regras

### 2.7.1 Processador de Entrada (Fuzzificação)

De acordo com Amendola *et al.* (2005), na etapa de fuzzificação as informações das variáveis de entrada são modeladas matematicamente por meio dos conjuntos *fuzzy*, onde são atribuídos termos linguísticos a cada variável de entrada, determinando assim o estado de cada variável.

A cada termo linguístico são associados conjuntos *fuzzy* por meio de funções de pertinência, onde se determina o grau com que essas entradas pertencem a cada conjunto *fuzzy* apropriado (NEGNEVITSKY, 2005). As funções de pertinência de um conjunto *fuzzy* representam as propriedades semânticas do conceito (NETO *et al.*, 2006).

### 2.7.2 Base de regras

A base de regras constitui a base de conhecimentos, de acordo com Shaw e Simões (1999) as regras são criadas empiricamente, a partir de valores ou de sentenças linguísticas, fornecidas por um especialista. Podem ainda ser obtidas por aprendizado, a partir de um conjunto de dados onde um sistema se encarrega de criar sua própria base de regras.

As regras de inferência são do tipo se-então, ou seja, são declarações condicionais (GOMIDE *et al.*, 1995), que descreve a dependência de uma variável em relação à outra. Em cada base de regras, estas são modeladas pela aplicação do operador matemático *mínimo* para o conectivo lógico "e", e agregadas através do operador *máximo* para o conectivo lógico "ou" (AMENDOLA *et al.*, 2005). Pode-se então, dizer que, esta estrutura de um sistema *fuzzy*, é composta de uma implicação entre as ações e conclusões (antecedentes e consequentes) (ROSS, 2010).

Sendo  $M$  uma relação binária, onde  $x$  são entradas e  $u$  as saídas, têm-se, a relação *fuzzy*  $M$  é o subconjunto *fuzzy*  $X \in U$ , cuja função de pertinência é dada por (MAMDANI e ASSILIAN, 1975):

$$\mu_M(x, u) = \text{máximo}_{1 \leq j \leq n} \left\{ \text{mínimo} \left[ \mu_{A_j}(x), \mu_{B_j}(u) \right] \right\} \quad (16)$$

sendo:

$n$  o número de regras que compõem a base de regras; e

$\mu_{A_j}(x)$  e  $\mu_{B_j}(u)$  os graus com que  $x$  e  $u$  pertencem aos conjuntos *fuzzy*  $A_j$  e

$B_j$ , respectivamente.

### 2.7.3 Máquina de inferência

A máquina de inferência é responsável por processar os dados de entrada. É nesta componente que cada proposição *fuzzy* é traduzida matematicamente por meio das técnicas de raciocínio aproximado. Os operadores matemáticos são selecionados para definir a relação *fuzzy* que modela a base de regras. Desta forma, a máquina de inferência *fuzzy* é fundamental para o sucesso do SBRF, já que fornece a saída a partir de cada entrada *fuzzy* e da relação definida pela base de regras (LOPEZ *et al.* 2005).

Os métodos de inferência *fuzzy* mais comuns são o de Mamdani (MAMDANI, 1974) e o Takagi-Sugeno (TAKAGI e SUGENO, 1985).

#### 2.7.3.1 Método de Inferência de Mamdani

O método de Mamdani é um tipo de inferência *fuzzy* em que os conjuntos *fuzzy* consequentes de cada regra são combinados por meio do operador de

agregação e o conjunto *fuzzy* resultante é defuzzificado para originar a saída do sistema.

Para o método de Mamdani, uma regra “se” (antecedente) “então” (consequente) é definida pelo produto cartesiano *fuzzy* dos conjuntos *fuzzy* que compõem o antecedente e o consequente da regra. Este método agrega as regras através do operador lógico “ou”, que é modelado pelo operador máximo E, em cada regra, o operador lógico “e” é modelado pelo operador mínimo E, como no exemplo:

Regra 1: Se (x é  $A_1$  e y é  $B_1$ ) então (z é  $C_1$ ).

Regra 2: Se (x é  $A_2$  e y é  $B_2$ ) então (z é  $C_2$ ).

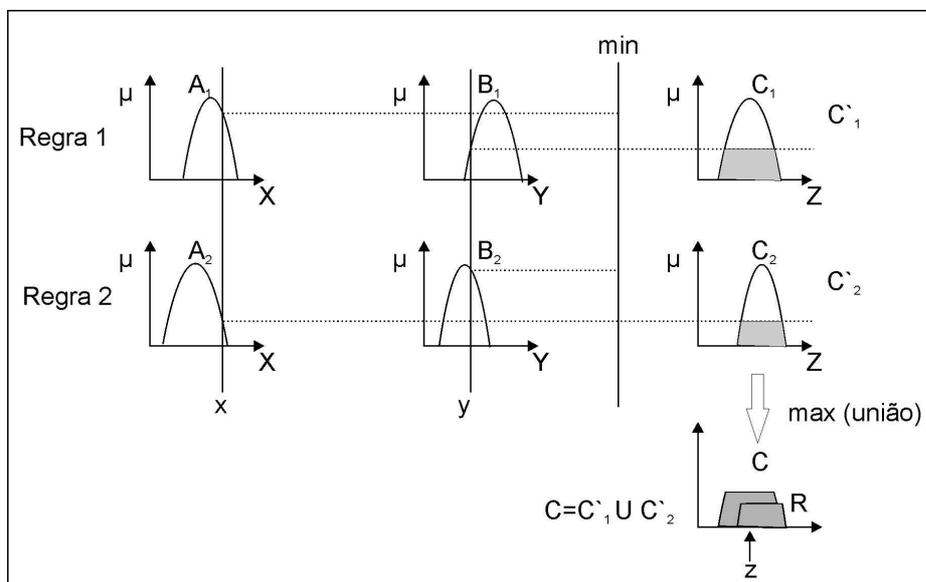


FIGURA 14 – MÉTODO DE INFERÊNCIA DE MAMDANI  
 FONTE: ADAPTADO DE JANG *et al.* (1997)

A Figura 14 ilustra a geração de uma saída real  $z$  de um sistema de inferência tipo Mamdani a partir das entradas  $x$  e  $y$  reais e a regra de composição max-min. A saída  $z \in R$  é obtida pela defuzzificação (seção 2.7.4) do conjunto *fuzzy* de saída  $C = C'_1 \cup C'_2$  (JAFELICE *et al.*, 2005).

### 2.7.3.2 Método de Inferência de Takagi-Sugeno

O método de Takagi-Sugeno diferencia do Mamdani pela saída do sistema, neste método a saída, ou seja, o consequente é uma função das variáveis de entrada. Por exemplo: suponha a função  $z = px + qy + r$ , uma combinação linear que mapeia a entrada e saída para cada regra, Seja as regras:

Regra 1: Se (x é  $A_1$  e y é  $B_1$ ) então  $z = f_1(x, y)$ .

Regra 2: Se (x é  $A_2$  e y é  $B_2$ ) então  $z = f_2(x, y)$ .

A Figura 15 ilustra a saída  $z$  de um sistema do método Takagi-Sugeno gerada a partir das entradas reais  $x$  e  $y$ .

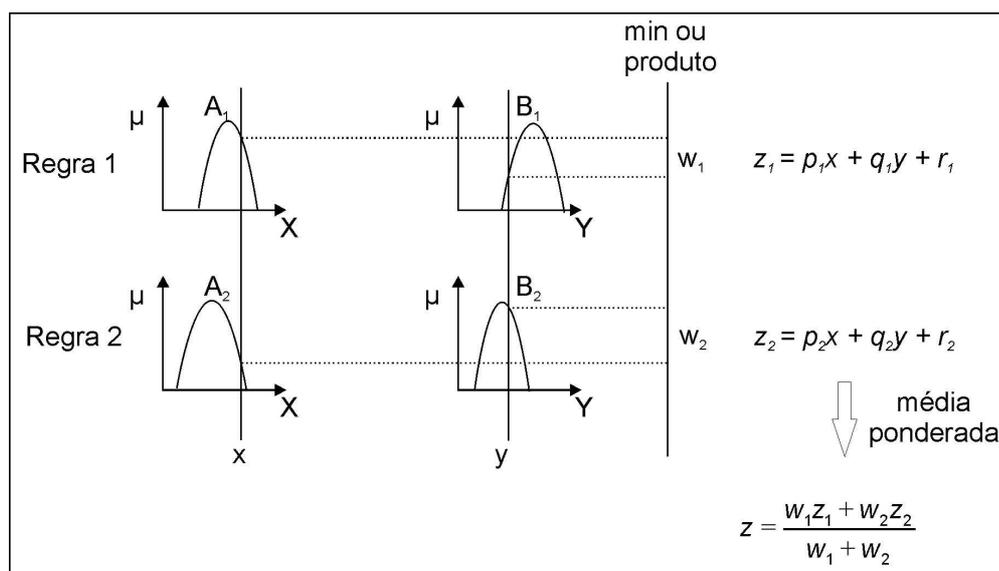


FIGURA 15 – MÉTODO DE INFERÊNCIA DE TAKAGI-SUGENO  
 FONTE: ADAPTADO DE JANG *et al.* (1997)

A saída do sistema é obtida pela média ponderada (processo de defuzzificação, seção 2.7.4) das saídas de cada regra, utilizando-se como ponderação o grau de ativação de cada regra (JAFELICE *et al.*, 2005).

#### 2.7.4 Processador de saída (Defuzzificação)

A defuzzificação é a última etapa do sistema de inferência, a imprecisão ajuda a avaliar as regras; porém, o resultado final do sistema *fuzzy* tem que ser um número *crisp*<sup>2</sup>. A entrada para o processo de defuzzificação é o conjunto *fuzzy* de saída agregado e a saída final do sistema é um único número (NEGNEVITSKY, 2005).

Em outras palavras, a defuzzificação traduz o estado da variável de saída *fuzzy* para um valor numérico (*crisp*), isto se dá por meio de algum método.

De acordo com Antunes (2004) o método mais utilizado é o centro de área (CoA) também conhecido como centro de gravidade ou centroide. Este calcula o ponto central da área composta da saída do sistema, em outras palavras, este método encontra o ponto de equilíbrio da saída *fuzzy*, por meio do cálculo da média ponderada da região *fuzzy* encontrada pela função de agregação (ANTUNES, 2004).

O centro de área é calculado pela expressão:

$$\text{CoA} = \frac{\sum_{i=1}^N u_i \mu_{saída}(u_i)}{\sum_{i=1}^N \mu_{saída}(u_i)} \quad (17)$$

sendo:

$\mu_{saída}(u_i)$  a área da função de pertinência modificada pelo resultado da inferência *fuzzy*; e

$u_i$  a posição do centroide da função de pertinência individual.

Visto que, para a construção dos SBRF utilizar-se-á a função ANFIS, são apresentados na sequência os conceitos básicos que envolvem essa função.

---

<sup>2</sup> Um único valor numérico que melhor representa o valor inferido das variáveis linguísticas.

## 2.8 SISTEMA DE INFERÊNCIA NEURO-*FUZZY* ADAPTATIVO - ANFIS

Para que haja um melhor entendimento de um Sistema de Inferência neuro-*fuzzy* adaptativo, faz-se necessário abordar conceitos básicos sobre Redes Neurais Artificiais.

### 2.8.1 Rede neural artificial

As redes neurais artificiais são modelos computacionais que tem por inspiração a estrutura de aprendizado de organismos inteligentes, e que adquirem conhecimento por meio da experiência, ou seja, modelos computacionais que tentam emular a maneira inteligente do cérebro humano em resolver problemas (LASTRINI e PAULETTI, 2004).

Os sistemas neurais biológicos são constituídos de neurônios (FIGURA 16), um corpo celular que possui a capacidade de realizar o controle das funções motoras do corpo humano, processamento de informações como percepção e reconhecimento de padrões. São atribuídas aos neurônios inúmeras funções como pensamento, emoção e cognição (ARBIB, 2003).

Os neurônios são interligados por dendritos (receptores de estímulos) e terminações dos axônios (condutores de impulsos) (FIGURA 16), formando uma cadeia de aproximadamente 100 bilhões de células (MOURA *et al.* 2005). A comunicação entre os neurônios é realizada por meio destas interligações, denominadas sinapses, onde impulsos nervosos são transmitidos entre os neurônios (FIGURA 16). Os impulsos recebidos por um neurônio produzem uma substância neurotransmissora que flui através da sinapse podendo atingir outro neurônio. A geração de novos pulsos é dependente do neurotransmissor que pode inibir ou excitar a geração de novos pulsos neste outro neurônio (LASTRINI e PAULETTI, 2004).

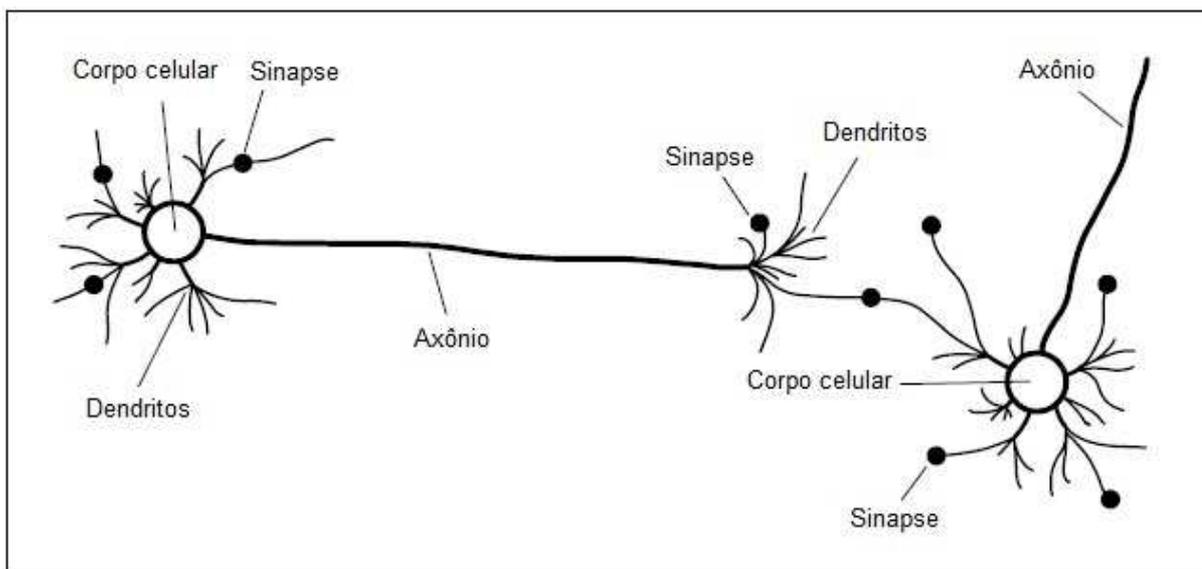


FIGURA 16 – REDE NEURAL BIOLÓGICA  
 FONTE: ADAPTADO DE NEGNEVITSKY (2005)

De acordo com Moura *et al.* (2005) a capacidade de aprendizado de uma rede neural biológica é devido ao reforço ou enfraquecimento das sinapses. Onde as repetições de um determinado estímulo de entrada permitem o aprendizado, ou seja, quanto maior o estímulo neural maior é a percepção que este fato é relevante, assim a ênfase para este estímulo é maior, fazendo com que a cada acontecimento da mesma situação, permita o sistema nervoso solidificar esta informação.

De maneira semelhante à rede neural biológica, uma rede neural artificial é composta por unidades de processamento que corresponde aos neurônios, estas unidades são conectadas entre si por pesos (FIGURA 17), estes são valores numéricos que representam as sinapses entre os neurônios, e determinam o efeito que o pulso de saída terá sobre a entrada da unidade seguinte (LASTRINI e PAULETTI, 2004).

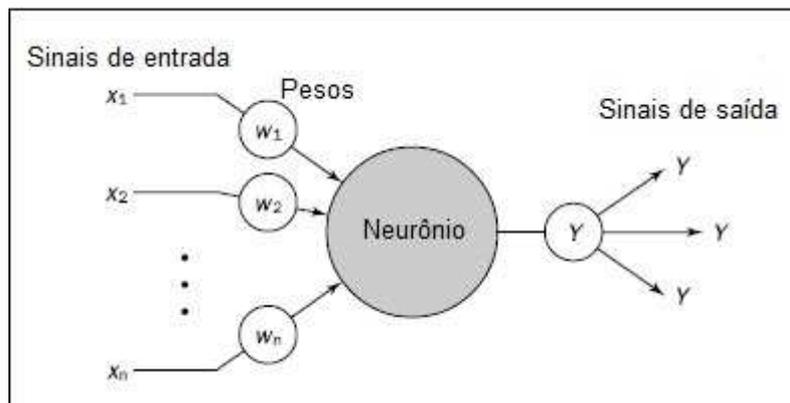


FIGURA 17 – DIAGRAMA DE UM NEURÔNIO  
 FONTE: ADAPTADO DE NEGNEVITSKY (2005)

O comportamento inteligente de uma rede neural artificial é determinado pela disposição das unidades de processamento, ou seja, sua arquitetura, associada à configuração dos pesos das conexões entre as unidades (LASTRINI e PAULETTI, 2004).

### 2.8.2 Arquitetura das redes neurais artificiais

A arquitetura da rede neural refere-se à organização dos neurônios e os tipos de conexões permitidas (PEREIRA E RODRIGUES, 1998).

As redes neurais artificiais são organizadas em camadas que contém unidades que podem ou não estar conectadas às unidades de outras camadas. A quantidade de camadas bem como as unidades de cada camada é variável. Porém, basicamente tem-se a camada de entrada de dados e a camada de saída da rede, e o número de camadas intermediárias varia conforme a complexidade do problema a ser resolvido (LASTRINI e PAULETTI, 2004).

De acordo com Pereira e Rodrigues (1998), é possível separar as redes neurais artificiais em classes conforme sua arquitetura:

1. *Single-Layer Feedforward Networks* (redes com camadas únicas): existe apenas uma camada onde os neurônios são organizados. É composta por uma camada de entrada de neurônios fontes, projetada para uma camada de saída de neurônios. A Figura 18 ilustra uma rede de camadas simples.

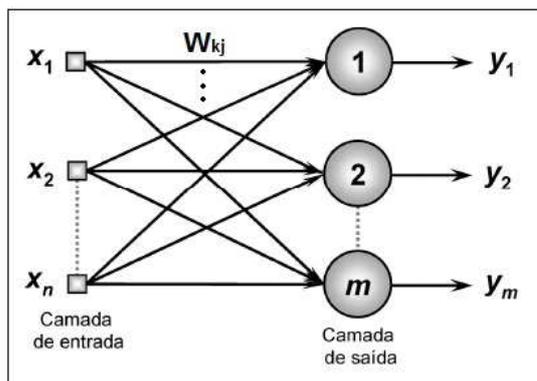


FIGURA 18 – REDES DE CAMADAS SIMPLES  
 FONTE: ADAPTADO DE SILVA *et al.* (2010)

2. *Multilayer Feedforward Networks* (redes multicamadas): possuem uma ou mais camadas escondidas, os neurônios das camadas têm como entrada a saída dos neurônios anteriores, conforme ilustra a Figura 19.

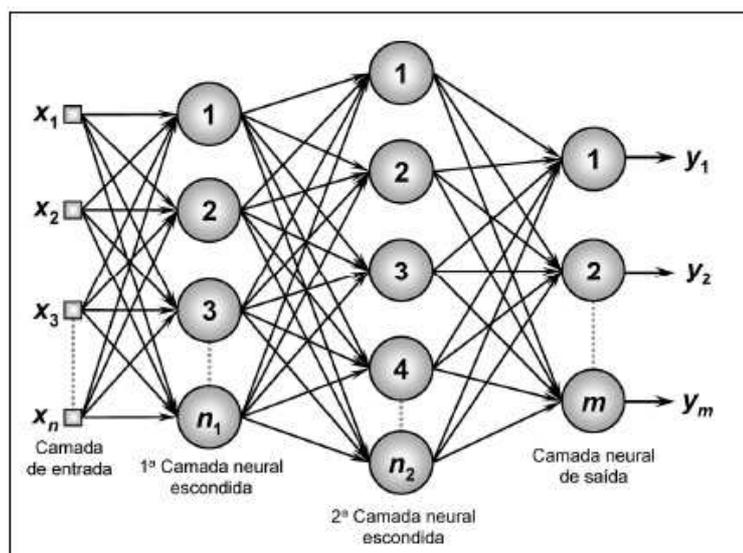


FIGURA 19 – REDES MULTICAMADAS  
 FONTE: ADAPTADO DE SILVA *et al.* (2010)

3. *Recurrent Networks* (redes recorrentes): Saídas dos neurônios são realimentadas como sinais de entrada de outros neurônios (*feedback loop*). A Figura 20 ilustra um esquema de redes recorrentes.

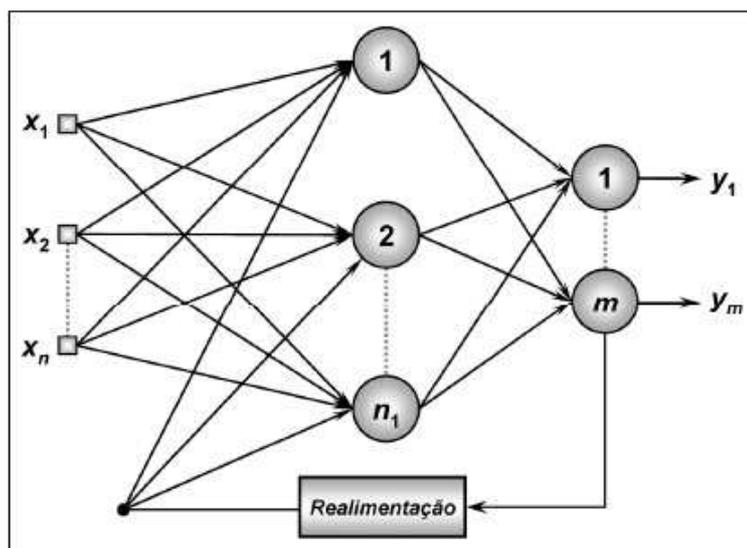


FIGURA 20 – REDES RECORRENTES  
 FONTE: ADAPTADO DE SILVA *et al.* (2010)

### 2.8.3 Funcionamento de uma rede neural artificial

As redes neurais artificiais (RNA) têm por princípio básico a capacidade de adquirir conhecimento por meio da experiência, em outras palavras, estas podem aprender e se adaptar por meio de problemas ou exemplos que lhes sejam fornecidos. Basicamente, para resolver um problema monta-se uma RNA com uma camada de entrada, composta por  $N$  unidades que receberão os  $n$  dados de entrada do problema; camadas intermediárias ou escondidas, onde o número destas camadas depende do problema; e uma camada de saída composta por  $M$  unidades que deverão fornecer os  $m$  dados de saída que formam a solução do problema (LASTRINI e PAULETTI, 2004).

O processamento de informações em RNAs é realizado por estruturas que armazenam e processam as informações de maneira paralela e distribuída por unidades processadoras relativamente simples. Cada unidade corresponde a um neurônio artificial. Na Figura 21 apresenta-se um esquema do primeiro neurônio artificial proposto por Warren McCulloch e Walter Pitts, em seu trabalho pioneiro (McCULLOCH E PITTS, 1943).

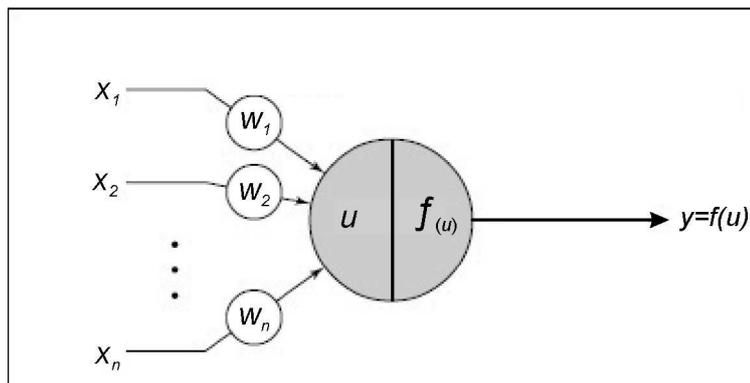


FIGURA 21 – ESQUEMA DE FUNCIONAMENTO DE UMA UNIDADE DA RNA  
 FONTE: ADAPTADO DE NEGNEVITSKY (2005)

Para a unidade de processamento ilustrada na Figura 21, as entradas do neurônio correspondem ao vetor  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$  de dimensão  $n$ . Para cada entrada  $x_i$  existe um peso  $w_i$  correspondente na entrada do neurônio. A soma das entradas ponderadas pelos pesos correspondentes é chamada de saída linear  $u$ , e é dada por  $u = \sum_i w_i x_i$ . A saída  $y$  do neurônio é chamada de saída de ativação, é obtida pela aplicação de uma função  $f$  à saída linear  $u$ , indicada por  $y = f(u)$  (REZENDE, 2005).

#### 2.8.4 Algoritmo de aprendizagem retropropagação do erro (*backpropagation*)

O algoritmo de retropropagação do erro é um algoritmo de treinamento por correção de erros. O termo *backpropagation* surge do fato de o algoritmo se basear na retropropagação dos erros para realizar os ajustes de pesos das camadas intermediárias (REZENDE, 2005).

A extensão do método do gradiente para redes multicamadas é conhecida como Regra Delta generalizada ou *backpropagation*. O aprendizado consiste em dois passos conforme o sentido da propagação do sinal. Na primeira fase do treinamento o sinal de entrada é propagado para frente (fase *forward*) (FIGURA 22) até a saída da rede e o erro para a camada de saída pode ser calculado, pois se conhece o valor de saída desejado. Na segunda fase do treinamento o sinal é propagado para trás (fase *backward*) (FIGURA 22) onde os ajustes dos pesos são

realizados para as camadas intermediárias (REZENDE, 2005). Desta forma a rede realiza o treinamento até que algum critério pré-estabelecido seja atingido.

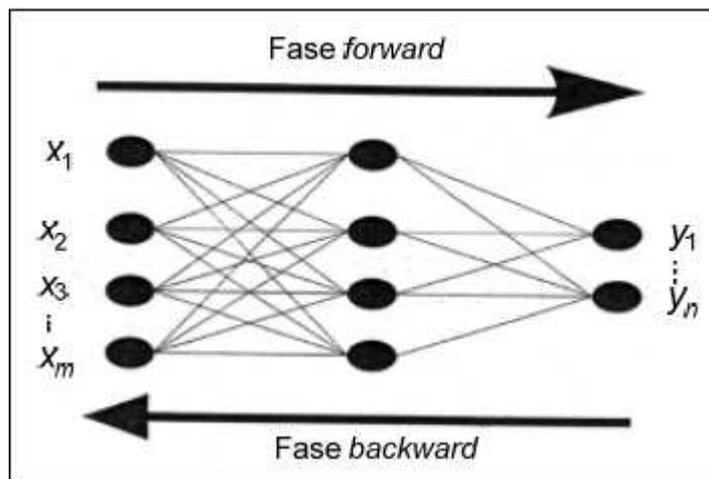


FIGURA 22 – ESQUEMA DE APRENDIZAGEM DA RNA  
 FONTE: ADAPTADO DE NEGNEVITSKY (2005)

## 2.9 FUNCIONAMENTO DE UM SISTEMA DE INFERÊNCIA NEURO-FUZZY ADAPTATIVO - ANFIS

Proposto por Jang (1993), o sistema de inferência neuro *fuzzy* adaptativo é uma classe de redes adaptativas que são funcionalmente equivalentes aos sistemas de inferência *fuzzy* (JANG *et al.*, 1997). A partir de um conjunto de observações (pares entrada-saída), a estrutura ANFIS mapeia os dados por meio de funções de pertinência e parâmetros associados e constrói um sistema de Inferência *fuzzy*. Os parâmetros associados com as funções de pertinência são ajustados pelo algoritmo de aprendizagem *backpropagation* ou por uma combinação deste com mínimos quadrados (JANG, 1993; NEGNEVITSKY, 2005).

O sistema neuro-*fuzzy* ANFIS é uma rotina de treinamento de sistemas de inferência *fuzzy* do tipo Takagi-Sugeno, que a partir de um conjunto de dados, utiliza um algoritmo de aprendizagem para identificar os parâmetros do sistema baseado em regras *fuzzy* (FUZZY LOGIC TOOLBOX, 2015).

O sistema ANFIS utiliza apenas o método Takagi-Sugeno (TAKAGI e SUGENO, 1985); só pode haver apenas uma saída para o sistema, e o método de defuzzificação é o do Valor Médio Ponderado.

### 2.9.1 Arquitetura do sistema ANFIS

Um esquema do sistema Neuro-fuzzy ANFIS é apresentado a seguir com duas variáveis de entrada ( $x$  e  $y$ ), uma saída ( $f$ ) e também duas regras *fuzzy* do tipo se-então do método Takagi-Sugeno como mostra as equações 20 e 21 (JANG *et al.*, 1997):

$$\text{Regra 1: Se } (x \text{ é } A_1) \text{ e } (y \text{ é } B_1), \text{ Então } f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (20)$$

$$\text{Regra 2: Se } (x \text{ é } A_2) \text{ e } (y \text{ é } B_2), \text{ Então } f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad (21)$$

A Figura 23 ilustra o mecanismo de raciocínio para este modelo de Takagi-Sugeno.

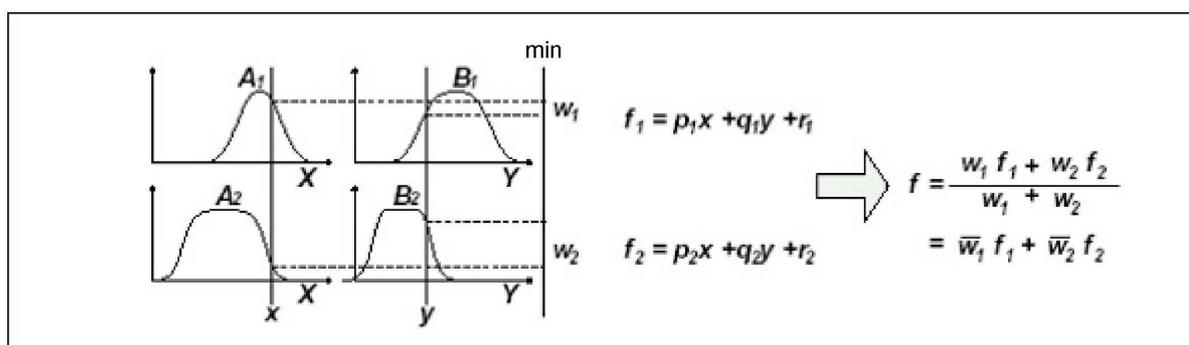


FIGURA 23 – MÉTODO DE INFERÊNCIA DE TAKAGI-SUGENO  
 FONTE: ADAPTADO DE JANG *et al.* (1997)

A Figura 24 ilustra a arquitetura do sistema ANFIS correspondente ao exemplo dado para duas variáveis de entrada.

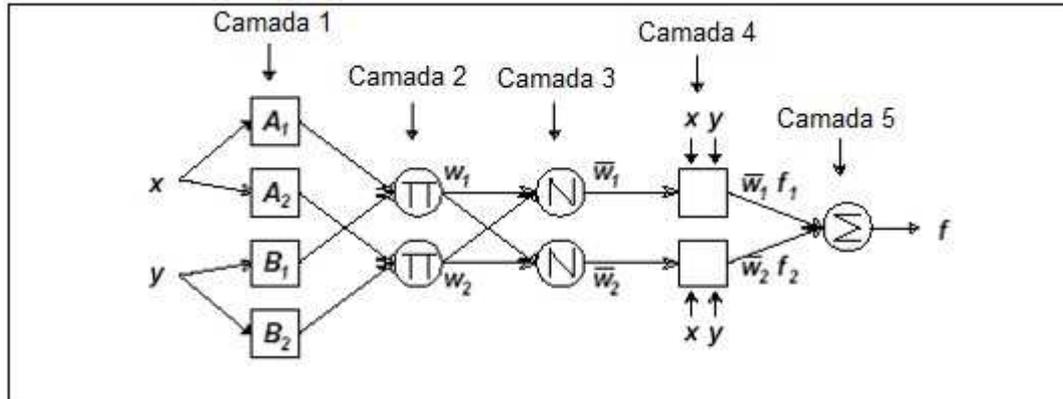


FIGURA 24 – REDE ADAPTATIVA ANFIS  
 FONTE: ADAPTADO DE JANG *et al.* (1997)

De acordo com Jang *et al.* (1997) na camada 1, todo nó  $i$  é um nó adaptativo, a função do nó nesta camada é dada por:

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x), \text{ para } i = 1, 2 \text{ ou} \\ O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(y), \text{ para } i = 3, 4, \end{aligned} \quad (22)$$

Onde:  $x$  ou  $y$  é a entrada do nó  $i$  e  $A_i$  ou  $B_{i-2}$  é o termo linguístico (como alta, baixa) associada a esses nós. Em outras palavras,  $O_{1,i}$  é o grau de pertinência do padrão de entrada. Nesta camada é calculado o grau de pertinência das entradas em relação aos termos linguísticos associados a estes nós. Os parâmetros desta camada são chamados de parâmetros de premissa (JANG, 1993). Em outras palavras, as saídas das unidades desta camada são os valores de pertinência das entradas em relação aos termos (conjuntos *fuzzy*) nas premissas das regras (REZENDE, 2005).

Na camada 2, todos os nós são fixos e denominados  $\Pi$ , onde a saída é o produto de todos os sinais de entrada:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y), i = 1, 2. \quad (23)$$

Cada nó de saída representa o nível de disparo de uma regra, ou seja, calcula-se o grau de ativação de cada regra (JANG, 1993; JANG *et al.* 1997). Nesta camada, haverá tantas unidades quanto o número de regras, o operador  $\Pi$

apresentado na Figura 24 realiza a função de um operador conjuntivo nos sistemas *fuzzy*, agregando as saídas das camadas anteriores. O operador produto permite que o sistema seja continuamente diferenciável favorecendo a otimização dos parâmetros (REZENDE, 2005).

Na camada 3, cada nó é um nó fixo denominado  $N$ . O  $i$ -ésimo nó calcula a razão do nível de ativação da  $i$ -ésima regra com a soma do nível de ativação de todas as regras:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2. \quad (24)$$

Ou seja, o neurônio  $N$  (FIGURA 24) normaliza os graus de relevância de cada regra. As saídas são chamadas de força de ativação normalizada (JANG *et al.* 1997).

Na camada 4, cada nó  $i$  é um nó adaptativo cuja função é dada por:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (25)$$

Sendo:  $\bar{w}_i$  o nível de ativação normalizado calculado na camada 3, e  $(p_i, q_i$  e  $r_i)$  o conjunto de parâmetros deste nó. Estes parâmetros são denominados nesta camada de parâmetros consequentes (JANG, 1993; JANG *et al.*, 1997). Estes parâmetros ocorrem linearmente na saída de cada regra (equação 25), permitindo sua adaptação pelo método dos mínimos quadrados (REZENDE, 2005).

A camada 5 é uma camada fixa, constituída de um único nó denominado  $\Sigma$  (FIGURA 24). Nesta camada é calculada a saída precisa do sistema neuro-*fuzzy* para todas as entradas.

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (26)$$

Ou seja, a saída é calculada como um somatório de todos os sinais de entrada (JANG, 1993), em outras palavras, a saída é obtida por um valor médio ponderado (seção 2.7.3.2).

## 2.9.2 Método de aprendizagem do modelo ANFIS

O algoritmo de aprendizagem do sistema ANFIS é um método híbrido supervisionado, baseia-se no método do gradiente descendente e no método dos mínimos quadrados. De acordo com Jang (1993), dados os valores dos parâmetros de premissa a saída do sistema é expressa como uma combinação linear dos parâmetros consequentes. A saída  $f$  da Figura 24 pode ser escrita como:

$$\begin{aligned}
 f &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\
 &= \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \\
 &= (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 \\
 &\quad + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + (\bar{w}_2) r_2,
 \end{aligned} \tag{27}$$

a qual é linear para os parâmetros consequentes  $p_1$ ,  $q_1$ ,  $r_1$ ,  $p_2$ ,  $q_2$  e  $r_2$  (JANG, 1993).

Neste algoritmo de aprendizagem existem duas fases, uma de ida e outra de volta. Na fase *forward* (ida) os sinais são propagados até a camada 4 e os parâmetros dos consequentes são identificados pelo método dos mínimos quadrados. Na fase *backward* (volta) os erros dos sinais são propagados para trás e os parâmetros de premissa na camada 1 (parâmetros das funções de pertinência) são atualizados pelo método do gradiente (JANG *et al.*, 1997). O erro é calculado pela diferença entre a saída da rede e a saída desejada, ou seja, a saída apresentada no conjunto de dados de treinamento.

Desta forma, se um conjunto de dados é apresentado na camada de entrada do sistema, os parâmetros que determinam a forma da função de pertinência são ajustados.

## 2.10 MÉTODOS DE AVALIAÇÃO DOS SISTEMAS BASEADOS EM REGRAS FUZZY

Neste trabalho utilizou-se a raiz quadrada do erro médio quadrático (ingl. *Root mean square error* - RMSE) para representar o erro entre o valor real e o valor obtido pelo SBRF.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x'_i)^2} \quad (28)$$

sendo:  $x_i$  o valor obtido pela calibração relativa,  $x'_i$  o valor obtido pelo sistema baseado em regras *fuzzy* e  $n$  o número de pares de entrada-saída dos dados usados no treinamento.

O erro relativo (ER) utilizado neste trabalho é calculado da seguinte forma:

$$ER = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - x'_i)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}} \quad (29)$$

sendo:  $x_i$  o valor obtido pela calibração relativa,  $x'_i$  o valor obtido pelo SBRF e  $n$  o número de pares de entrada-saída dos dados usados no treinamento.

Por fim, calculou-se o desvio padrão do conjunto de resultados obtidos para cada uma das componentes do PCO por meio da CR e do SBRF. O cálculo do desvio padrão é dado pela equação 30:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (30)$$

sendo:  $x_i$  os valores da componente,  $\bar{x}$  a média dos valores da componente e  $n$  a quantidade de valores obtidos para a componente.

### 3 METODOLOGIA

Neste capítulo apresenta-se a metodologia empregada para alcançar os objetivos propostos. A proposta é aplicar a técnica ANFIS a partir de uma base de dados para definir SBRF. Este sistema permite relacionar parâmetros meteorológicos com aqueles que indicam a qualidade relativa do processamento dos dados GPS advindos do processo de calibração de antenas, e assim, obter os valores das componentes: Norte (N), Leste (E) e Vertical (H) do PCO para as antenas GPS.

Vários SBRF são construídos por meio da ANFIS dependendo do número e do tipo geométrico das funções de pertinência. Os critérios para avaliar a escolha do melhor SBRF são obtidos por meio da raiz quadrada do erro médio quadrático (ingl. *root mean square error* - RMSE) e pelo cálculo do erro relativo (ER). Vale ressaltar que a antena usada nesta pesquisa é de um receptor GNSS, porém os testes foram realizados utilizando apenas dados provenientes do GPS.

A Figura 25 ilustra um esquema da proposta de determinar SBRF onde as variáveis de entrada serão temperatura, umidade relativa do ar, precipitação, PDOP e variação do efeito do multicaminho nas ondas portadoras L1 e L2; as variáveis de saída serão as componentes N, E e H que compõem o vetor PCO.

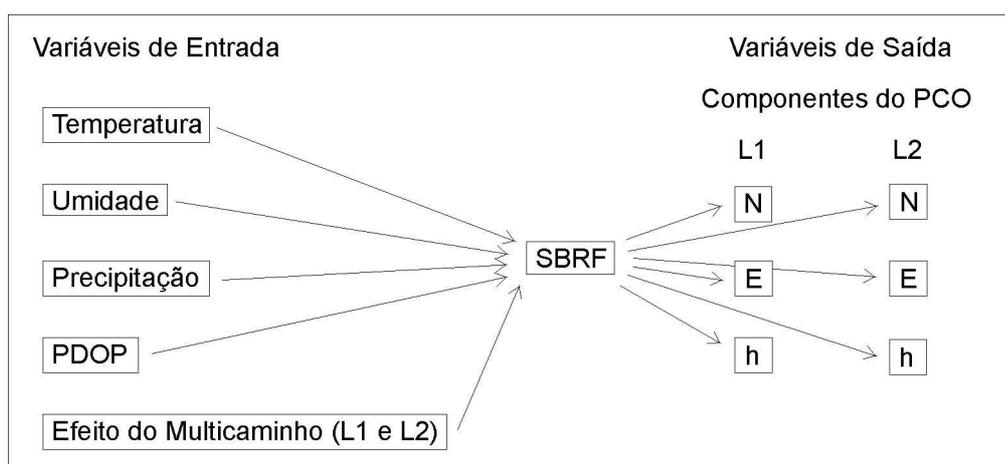


FIGURA 25 – ESQUEMA DA PROPOSTA  
 FONTE: O autor (2015)

Cabe ressaltar que foram utilizados dois tipos de conjunto de dados para o treinamento e verificação dos SBRF. Um conjunto é formado por calibrações realizadas em períodos distintos do ano, inclusive anos diferentes, ou seja, têm-se

calibrações realizadas ao longo do ano. Outro conjunto é formado por calibrações realizadas em um mesmo período do ano, ou seja, calibrações tomadas em dias sequenciais (ou muito próximos).

Optou-se por estes dois tipos de conjunto de dados pelo fato de as variações climáticas no entorno da BCAL/UFPR tenderem ser menores quando se considera um mesmo período do ano do que quando se considera os dados obtidos durante o ano inteiro. Como consequência os domínios das variáveis de entrada são diferentes para os dois tipos de conjunto de dados.

### 3.1 CONJUNTO DE DADOS DE CALIBRAÇÕES EM ANOS DISTINTOS

Um conjunto de dados iniciais foi utilizado na construção dos sistemas de inferência neuro-*fuzzy* adaptativos. Este conjunto de dados é composto pelos resultados de calibrações relativas de antenas realizadas ao longo do ano de 2011, e também dados de 2012 e 2013, que vêm sendo utilizados em pesquisas na BCAL/UFPR e no Laboratório de Geodésia Espacial e Hidrografia.

A antena escolhida para esta pesquisa foi a da fabricante *Leica Geosystems Products*, modelo LEIAX1202GG. A escolha dessa antena se deu pelo motivo de ser uma antena nova, pois de acordo com Huinca (2014), as antenas mais antigas apresentam maiores variações com relação aos parâmetros de calibração, e também, por que esta antena possui quantidade de calibrações suficientes para dar início aos testes.

A partir dos arquivos de saída das calibrações, efetuadas e aqui empregadas, foram coletadas as seguintes informações: valores das componentes horizontais e vertical do PCO para as portadoras L1 e L2 e valores do PDOP. Os primeiros serão considerados valores reais de calibração e usados para comparar com os obtidos pelo SBRF. Exemplos dos arquivos de saída e da solução das calibrações relativas estão nos anexos 1 e 2.

O banco de dados iniciais inclui ainda o índice de multicaminho em L1 e L2 e as informações meteorológicas. A primeira informação foi obtida pelo software TEQC (seção 2.2.1) para a estação de calibração, para cada uma das campanhas

efetuada. As informações meteorológicas foram obtidas no Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), para os dias em que se realizaram as calibrações da antena LEIAX1202GG. Como a estação de monitoramento do INMET em Curitiba, denominada CURITIBA-A807, está localizada ao lado da BCAL/UFPR, admite-se que os parâmetros meteorológicos para as duas localidades sejam os mesmos. É importante salientar que os relatórios meteorológicos do INMET fornecem valores máximos, mínimos e a média para o dia em questão para a temperatura e umidade relativa do ar. Para a precipitação fornece a quantidade de chuva máxima em mm.

Uma vez definido todo o conjunto de dados iniciais, montou-se uma planilha no software Excel para obter, de maneira prática, valores máximos e mínimos, bem como valores médios do conjunto de dados.

O conjunto de dados está indicado nas Tabelas 4 e 5. Observa-se na Tabela 4, o número de campanhas de calibração utilizadas, o dia GPS com o ano da calibração, os valores das componentes N, E e H do PCO para as ondas portadoras L1 e L2. Nesta tabela verifica-se que a maior parte das calibrações foram realizadas ao longo do ano de 2011 e apenas as campanhas 15 e 16 realizadas nos anos de 2012 e 2013, respectivamente.

TABELA 4 – CONJUNTO DE DADOS DE TREINAMENTO (COMPONENTES DO PCO) OBTIDO EM ANOS DISTINTOS

Camp.	Dia GPS/ano	Componentes do PCO para L1			Componentes do PCO para L2		
		N (mm)	E (mm)	H (mm)	N (mm)	E (mm)	H (mm)
1	132/2011	0,7	-1,3	62,7	-0,1	0,7	63,2
2	133/2011	0,7	-1,3	62,7	-0,1	0,7	63,0
3	244/2011	1,5	-0,3	63,9	-0,6	0,3	64,0
4	245/2011	1,6	-0,2	63,2	-0,8	0,3	63,6
5	246/2011	1,4	-0,2	63,6	-0,7	0,3	63,7
6	247/2011	1,5	-0,2	63,4	-0,7	0,2	63,9
7	264/2011	0,8	-0,9	64,2	-0,1	1,0	62,3
8	265/2011	0,7	-1,1	64,1	-0,3	1,3	62,7
9	266/2011	1,2	-1,2	63,4	-0,5	1,1	62,4
10	267/2011	1,0	-1,0	63,1	-0,6	1,3	61,4
11	269/2011	1,5	-0,1	62,9	-0,6	0,2	63,3
12	270/2011	1,3	-0,9	62,6	-0,4	0,5	62,7
13	273/2011	1,2	-0,8	63,1	-0,4	0,5	63,0
14	274/2011	1,2	-1,0	64,4	-0,4	0,5	64,0
15	093/2012	1,2	-1,0	64,4	-0,4	0,5	64,0
16	008/2013	1,0	-1,2	57,4	-0,5	0,7	57,5

Fonte: Organizado pelo autor (2015)

Na Tabela 5 apresenta-se o número de campanhas de calibração utilizadas, o dia GPS com o ano da calibração, os valores das variáveis meteorológicas

(temperatura, umidade relativa do ar e precipitação), os valores do PDOP, e por fim a variação do efeito do multicaminho em L1 e L2. Visualizam-se valores médios para as variáveis meteorológicas temperatura (em °C) e umidade relativa do ar (%), bem como, a precipitação máxima em milímetros. Estes valores foram solicitados e obtidos pelo INMET, conforme citado anteriormente. Os valores do PDOP foram obtidos no relatório de calibração e apresentado o valor médio para o período de rastreio da calibração da antena. Por fim, os valores da variação do efeito do multicaminho em L1 e L2 foram calculados pelo software TEQC (seção 2.2.1).

TABELA 5 – CONJUNTO DE DADOS DE TREINAMENTO (VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS, PDOP E MULTICAMINHO) OBTIDO EM ANOS DISTINTOS

Camp.	Dia GPS/ano	Temperatura (°C)	Umidade relativa do ar (%)	Precipitação (mm)	PDOP	Multicaminho (m)	
		Média	Média	Máx.	Médio	MP1	MP2
1	132/2011	16,9	75,2	0,0	1,0	0,50	0,55
2	133/2011	14,8	77,3	0,2	1,0	0,53	0,55
3	244/2011	10,6	64,2	0,0	1,0	0,53	0,54
4	245/2011	16,5	60,8	0,0	1,0	0,54	0,54
5	246/2011	20,7	52,1	2,6	1,0	0,53	0,56
6	247/2011	13,4	77,8	0,2	1,0	0,55	0,54
7	264/2011	15,7	73,1	0,0	1,0	0,52	0,55
8	265/2011	16,7	68,8	0,0	1,0	0,56	0,62
9	266/2011	14,3	77,0	0,0	1,0	0,57	0,56
10	267/2011	11,4	78,7	0,2	1,0	0,64	0,75
11	269/2011	15,7	64,2	0,0	1,0	0,53	0,53
12	270/2011	15,6	64,7	0,0	1,0	0,54	0,61
13	273/2011	22,9	49,2	0,0	1,1	0,65	0,66
14	274/2011	18,2	77,6	4,8	1,0	0,57	0,54
15	093/2012	18,5	73,0	0,0	1,0	0,52	0,54
16	008/2013	20,9	78,2	1,4	1,0	0,69	0,86

Fonte: Organizado pelo autor (2015)

Da mesma forma que se obteve o conjunto de dados de treinamento, separou-se um conjunto de dados para a verificação do SBRF, o qual está apresentado nas Tabelas 6 e 7. Estas Tabelas seguem as mesmas estruturas das Tabelas 4 e 5, respectivamente, diferindo apenas quanto ao número de campanhas de calibração empregadas, neste caso, seis campanhas.

Verifica-se, portanto, na Tabela 6, as componentes do PCO (Norte, Este e Vertical) para as ondas portadoras L1 e L2.

TABELA 6 – CONJUNTO DE DADOS DE VERIFICAÇÃO (COMPONENTES DO PCO) OBTIDO EM ANOS DISTINTOS

Camp.	Dia GPS/ano	Componentes do PCO para L1			Componentes do PCO para L2		
		N (mm)	E (mm)	H (mm)	N (mm)	E (mm)	H (mm)
V. 1	094/2012	1,4	-0,6	63,4	-0,5	0,3	64,2
V. 2	095/2012	1,4	-0,5	63,6	-0,5	0,3	64,5
V. 3	280/2012	1,3	-0,5	63,6	-0,5	0,3	64,4
V. 4	283/2012	1,2	-0,9	63,6	-0,5	0,4	63,8
V. 5	285/2012	1,1	-0,8	63,9	-0,4	0,5	64,2
V. 6	008/2013	1,0	-1,1	58,2	-0,5	0,6	58,1

Fonte: Organizado pelo autor (2015)

Na Tabela 7, apresentam-se os valores das variáveis meteorológicas (temperatura, umidade relativa do ar e precipitação), os valores do PDOP, e ainda os valores da variação do efeito do multicaminho.

TABELA 7 – CONJUNTO DE DADOS DE VERIFICAÇÃO (VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS, PDOP E MULTICAMINHO) OBTIDO EM ANOS DISTINTOS

Camp.	Dia GPS/ano	Temperatura (°C)	Umidade relativa do ar (%)	Precipitação (mm)	PDOP	Multicaminho (m)	
		Média	Média	Máx.	Médio	MP1	MP2
V. 1	094/2012	19,4	70,0	0,0	1,0	0,50	0,53
V. 2	095/2012	20,2	71,0	0,0	1,0	0,51	0,54
V. 3	280/2012	20,9	71,0	0,0	1,0	0,56	0,66
V. 4	283/2012	20,0	58,0	0,0	1,0	0,63	0,70
V. 5	285/2012	19,5	46,7	0,0	1,0	0,57	0,58
V. 6	008/2013	18,9	69,4	1,4	1,0	0,64	0,61

Fonte: Organizado pelo autor (2015)

Completada a fase de obtenção do conjunto de dados de treinamento para a construção de um SBRF e do conjunto de dados de verificação do SBRF, pôde-se elaborar as rotinas em ambiente Matlab.

### 3.1.1 Elaboração da rotina ANFIS para as calibrações relativas de anos distintos

De posse do conjunto de dados de treinamento, elaborou-se, em ambiente MATLAB, uma rotina de programação para treinamento, ajuste e construção de um sistema de inferência baseado em regras *fuzzy* (SBRF). Primeiro foram estabelecidos os intervalos de domínios para cada uma das variáveis de entrada temperatura, umidade relativa do ar, precipitação, PDOP e o efeito do multicaminho.

Os valores foram retirados do conjunto de dados reais obtidos na seção 3.1, sendo então inseridos os valores máximos e mínimos de cada variável, definindo, respectivamente os valores máximos e mínimos dos domínios (universos) de cada uma das variáveis. O programa computacional para a utilização da ANFIS foi construído baseado em Ferreira *et al.* (2012).

Os limites dos respectivos domínios dessas variáveis de entrada do SBRF foram compostos pelos valores máximos e mínimos das médias para as variáveis temperatura e umidade relativa do ar.

Apenas para a variável PDOP, o domínio foi estabelecido em torno do valor médio a fim de não comprometer os resultados, pois, verifica-se a ocorrência de valores máximos muito altos em relação à média.

A próxima etapa foi estabelecer o número de funções de pertinência para cada uma das variáveis de entrada, o que equivale ao número de conjuntos *fuzzy* das variáveis. Na sequência o tipo de função de pertinência (seção 2.6.1.1) para representar os conjuntos *fuzzy* de cada variável é definido.

Para obter o SBRF de cada uma das componentes do PCO para as duas ondas portadoras, aplicou-se a função ANFIS (seção 2.8), utilizando-se os dados de treinamento. Foram então testados diversos SBRF variando a quantidade de funções de pertinência, o tipo das funções de pertinência, bem como, a combinação das variáveis de entrada. O método de escolha dos SBRF foram os que apresentaram os menores valores de erro relativo por meio da distância euclidiana e RMSE, ou seja, critério de comparação entre os dados de treinamento (reais) e os dados obtidos pelo SBRF.

É importante salientar que, os valores de entrada para cada variável foram sempre os valores médios obtidos, pelo motivo da impossibilidade de entrar com dados de hora em hora, optou-se então pelos valores médios representativos do período de duração de cada uma das calibrações realizadas.

Após terem sido definidos os SBRF que apresentaram os menores ER e RMSE, aplicaram-se os dados de verificação no SBRF a fim de comparar os resultados obtidos pelo SBRF com o resultado real obtido pela CR (seção 2.4.2).

### 3.2 CONJUNTO DE DADOS DE CALIBRAÇÕES RELATIVAS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO

Para a composição do conjunto de dados de um mesmo período do ano foram realizadas, pelo autor, novas campanhas de calibração na BCAL/UFPR para a antena LEIAX1202GG nos meses de março e abril de 2015. No processo de calibração de antenas GNSS realizado foi aplicado o método de calibração relativa em nível absoluto (FIGURA 26). Neste processo utilizou-se uma antena da fabricante *Leica Geosystems Products*, modelo AR25 como antena de referência, esta antena foi instalada no Pilar 1000 (FIGURA 26). A antena a ser calibrada, LEIAX1202GG, foi posicionada sobre o mecanismo DRB (seção 2.4.2.1) e ambos instalados no Pilar 2000 (FIGURA 26).

A partir do processamento com o software WaSoft/Kalib dos dados coletados foram obtidos os valores das componentes N, E e H do PCO para as ondas portadoras L1 e L2. Também foram extraídos os valores médios dos PDOPs apresentados pelos relatórios gerados no processo de calibração. Os dados coletados no Pilar 2000 foram processados com o TEQC para cada uma das campanhas de calibração realizadas, visando à obtenção dos níveis do multicaminho para cada uma das ondas portadoras (L1 e L2).



FIGURA 26 – MÉTODO DE CALIBRAÇÃO RELATIVA EM CAMPO NA BCAL/UFPR  
 FONTE: O autor (2015)

Na Figura 27 visualiza-se a posição dos pilares 1000 e 2000 no piso superior da sala de aula e do Laboratório Astronômico Camil Gemael, bem como a indicação da direção Norte.

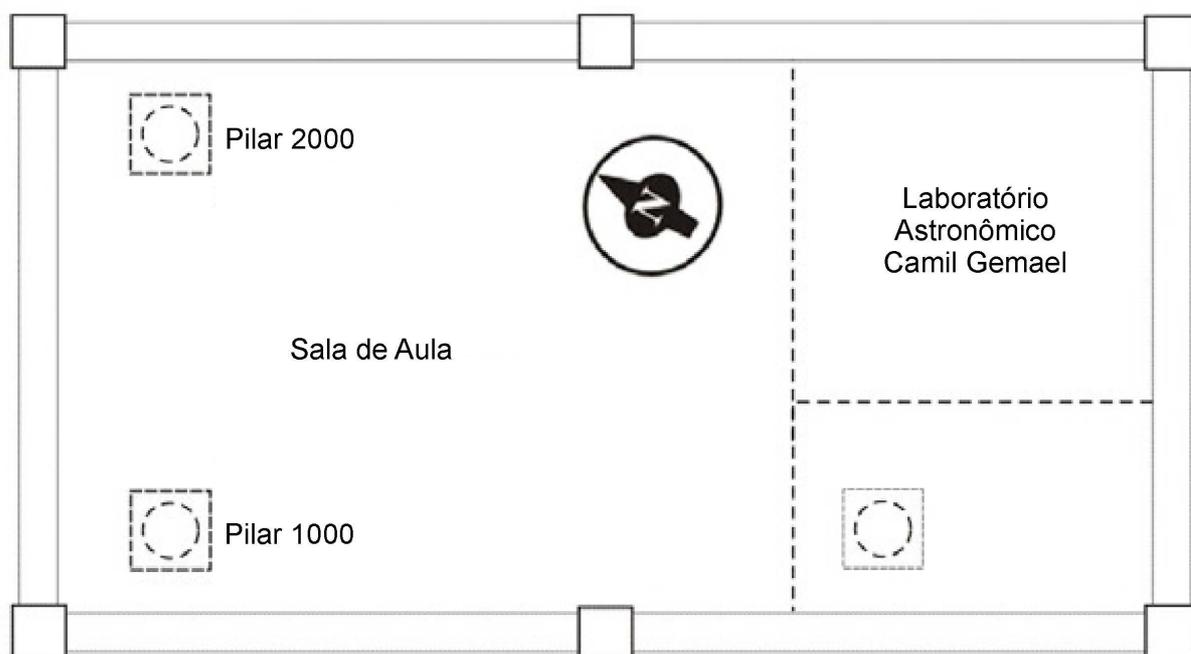


FIGURA 27 – PILARES 1000 E 2000 DA BCAL/UFPR  
 FONTE: ADAPTADO DE FREIBERGER JUNIOR (2007)

O período destas novas calibrações compreendem os meses de março e abril de 2015. Nas Tabelas 8 e 9, estão indicados os dados de treinamento. Na Tabela 8 observam-se os valores das componentes do PCO obtidas para as ondas portadoras L1 e L2, e ainda, os valores da variação do efeito do multicaminho correspondente a cada campanha de calibração, para cada uma das ondas portadoras, obtidos pelo software TEQC.

TABELA 8 – CONJUNTO DE DADOS DE TREINAMENTO (COMPONENTES DO PCO) OBTIDO EM UM MESMO PERÍODO DO ANO

Camp.	Dia GPS/ano	Componentes do PCO para L1			Componentes do PCO para L2		
		N (mm)	E (mm)	H (mm)	N (mm)	E (mm)	H (mm)
1	071/2015	1,4	-0,2	71,8	-0,8	0,3	71,8
2	072/2015	1,5	-0,6	70,8	-0,6	0,5	71,0
3	073/2015	1,4	-0,5	71,5	-0,6	0,4	71,4
4	074/2015	1,3	-0,2	72,7	-0,7	0,3	71,7
5	075/2015	1,4	-0,6	71,0	-0,6	0,4	71,5
6	076/2015	1,4	-0,7	71,2	-0,7	0,5	71,2
7	077/2015	1,3	-0,7	70,9	-0,6	0,5	71,9
8	078/2015	1,3	-0,7	71,0	-0,6	0,4	71,7
9	079/2015	1,3	-0,7	71,0	-0,6	0,5	71,8
10	097/2015	1,4	-0,6	71,4	-0,6	0,4	72,1
11	098/2015	1,3	-0,5	70,1	-0,6	0,4	72,5

Fonte: Organizado pelo autor (2015)

Na Tabela 9, observam-se os valores das variáveis meteorológicas obtidas dos relatórios do INMET para os respectivos dias das campanhas de calibração, e ainda os valores de PDOP extraídos dos relatórios das CR.

TABELA 9 – CONJUNTO DE DADOS DE TREINAMENTO (VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS, PDOP E MULTICAMINHO) OBTIDO EM UM MESMO PERÍODO DO ANO

Camp.	Dia GPS/ano	Temperatura (°C)	Umidade relativa do ar (%)	Precipitação (mm)	PDOP	Multicaminho (m)	
		Média	Média	Máx.	Médio	MP1	MP2
1	071/2015	21,2	77,9	0,4	1,1	0,60	0,59
2	072/2015	21,6	76,4	14,6	1,1	0,62	0,70
3	073/2015	21,4	77,1	14,6	1,1	0,62	0,70
4	074/2015	21,0	82,1	10,4	1,1	0,56	0,71
5	075/2015	22,1	79,0	0,2	1,1	0,56	0,71
6	076/2015	20,8	84,5	9,0	1,1	0,65	0,65
7	077/2015	19,6	87,3	0,2	1,1	0,52	0,54
8	078/2015	18,8	81,2	0,0	1,1	0,51	0,55
9	079/2015	19,2	84,3	0,2	1,1	0,54	0,54
10	097/2015	15,0	75,3	0,0	1,0	0,67	0,76
11	098/2015	16,0	72,4	0,0	1,0	0,67	0,76

Fonte: Organizado pelo autor (2015)

Nas Tabelas 10 e 11 estão indicados os dados de verificação para os SBRF obtidos com os dados de treinamento. Observam-se na Tabela 10 os valores das componentes do PCO para as seis campanhas realizadas, bem como a variação do efeito do multicaminho em L1 e L2 obtida para as respectivas campanhas.

TABELA 10 – CONJUNTO DE DADOS DE VERIFICAÇÃO (COMPONENTES DO PCO) OBTIDO EM UM MESMO PERÍODO DO ANO

Camp.	Dia GPS/ano	Componentes do PCO para L1			Componentes do PCO para L2		
		N (mm)	E (mm)	H (mm)	N (mm)	E (mm)	H (mm)
V. 1	086/2015	1,7	-0,6	77,3	-0,7	0,2	72,4
V. 2	089/2015	1,5	-0,2	72,0	-0,8	0,3	72,0
V. 3	090/2015	1,5	-0,7	71,0	-0,6	0,4	71,9
V. 4	091/2015	1,4	-0,6	71,1	-0,6	0,4	71,8
V. 5	092/2015	1,5	-0,6	71,0	-0,6	0,4	71,8
V. 6	096/2015	1,4	-0,6	70,8	-0,6	0,4	71,9

Fonte: Organizado pelo autor (2015)

Na Tabela 11 apresentam-se os dados meteorológicos bem como os valores do PDOP para as campanhas de calibração realizadas.

TABELA 11 – CONJUNTO DE DADOS DE VERIFICAÇÃO (VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS, PDOP E MULTICAMINHO) OBTIDO EM UM MESMO PERÍODO DO ANO

Camp.	Dia GPS/ano	Temperatura (°C)	Umidade relativa do ar (%)	Precipitação (mm)	PDOP	Multicaminho (m)	
		Média	Média	Máx.	Médio	MP1	MP2
V. 1	086/2015	21,4	76,33	14,0	1,1	0,65	0,64
V. 2	089/2015	19,3	87,95	4,4	1,2	0,57	0,78
V. 3	090/2015	20,1	69,68	6,5	1,1	0,52	0,53
V. 4	091/2015	19,5	78,52	0,0	1,1	0,51	0,53
V. 5	092/2015	19,0	73,20	0,0	1,0	0,65	0,83
V. 6	096/2015	18,1	73,45	0,0	1,1	0,54	0,56

Fonte: Organizado pelo autor (2015)

Completada a fase de obtenção do conjunto de dados de treinamento para a construção de um SBRF e do conjunto de dados de verificação do SBRF, pôde-se elaborar as rotinas em ambiente Matlab.

### 3.2.1 Elaboração da rotina ANFIS para calibrações relativas de mesmo período do ano

Os procedimentos foram idênticos aos descritos na seção 3.1.1, a diferença está nos domínios (universos) das variáveis, pois, como as calibrações foram realizadas numa mesma época do ano, meses de março e abril de 2015. A variação entre o valor mínimo e o máximo do domínio das variáveis é menor quando comparado com o domínio das variáveis do conjunto de dados obtidos em épocas distintas do ano. Para a variável PDOP o mesmo procedimento foi tomado quanto ao domínio ser estabelecido em torno da média, ou seja, em torno dos valores de entrada do SBRF.

O método de escolha dos SBRF foram os que apresentaram os menores valores de erro relativo por meio da distância euclidiana e RMSE, ou seja, critérios de comparação entre os dados de treinamento (reais) e os dados gerados pelo SBRF.

Após terem sido definidos os SBRF, aplicaram-se os dados de verificação no SBRF a fim de comparar os resultados gerados pelo SBRF com o resultado real advindo da calibração relativa (seção 2.4.2).

### 3.3 AQUISIÇÃO DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA O CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO

Com objetivo de poder fazer previsões dos valores das componentes do PCO, uma semana antes de cada dia do período dos levantamentos de campo das CR realizadas nos meses de março e abril de 2015, foram coletadas as previsões meteorológicas para os respectivos dias em que se realizariam as calibrações relativas. Estas previsões foram coletadas de sites do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e da Somar Meteorologia.

Estes valores de previsões foram então utilizados para gerar novos SBRF com o objetivo de obter uma previsão das componentes do PCO para um dia de

interesse, ou seja, obter o PCO para o respectivo dia do qual foram coletadas as previsões meteorológicas.

Na Tabela 12 apresentam-se os valores das previsões meteorológicas registrados para os respectivos dias GPS.

TABELA 12 – PREVISÕES DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA

Camp.	Dia GPS/ano	Temperatura (°C)	Umidade Relativa do ar (%)	Precipitação (mm)	PDOP	Multicaminho (m)	
		Média	Média	Máx.	Médio	MP1	MP2
V. 1	073/2015	22,0	70,5	6	1,1	0,58	0,65
V. 2	074/2015	21,5	63,5	7	1,1	0,58	0,65
V. 3	075/2015	21,0	73,5	14	1,1	0,58	0,65
V. 4	077/2015	19,5	71,0	4	1,1	0,58	0,65
V. 5	084/2015	21,0	61,5	0	1,1	0,58	0,65
V. 6	086/2015	18,5	74,0	0	1,1	0,58	0,65
V. 7	089/2015	20,0	66,5	5	1,1	0,58	0,65
V. 8	090/2015	20,0	66,0	1	1,1	0,58	0,65
V. 9	091/2015	20,5	68,0	3	1,1	0,58	0,65
V. 10	096/2015	19,0	74,0	2	1,1	0,58	0,65

Fonte: Organizado pelo autor (2015)

Foram então registrados valores máximos e mínimos de previsão da temperatura e umidade relativa do ar, então se calculou as médias. Para a variável precipitação foi coletado as previsões máximas para cada dia, e por fim, para o PDOP e efeito do multicaminho nas portadoras, optou-se por aplicar o valor médio obtido do conjunto de dados da seção 3.2.

Ainda na Tabela 12, verificam-se os valores médios obtidos para as variáveis de entrada PDOP e efeito do multicaminho para comporem juntos com as variáveis meteorológicas os dados de entrada dos SBRF.

Na tabela 13 apresentam-se os valores das componentes do PCO obtidos por meio da CR para estes dados que tiveram as previsões meteorológicas registradas.

TABELA 13 – PCO OBTIDO PELA CR PARA OS DADOS UTILIZADOS EM TESTES COM USO DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS

Camp.	Dia GPS/ano	Componentes do PCO para L1			Componentes do PCO para L2		
		N (mm)	E (mm)	H (mm)	N (mm)	E (mm)	H (mm)
V. 1	073/2015	1,4	-0,5	71,5	-0,6	0,4	71,4
V. 2	074/2015	1,3	-0,2	72,7	-0,7	0,3	71,7
V. 3	075/2015	1,4	-0,6	71,0	-0,6	0,4	71,5
V. 4	077/2015	1,3	-0,7	70,9	-0,6	0,5	71,9
V. 5	084/2015	1,4	-0,5	70,2	-0,5	0,3	71,9
V. 6	086/2015	1,7	-0,6	77,3	-0,7	0,2	72,4
V. 7	089/2015	1,5	-0,2	72,0	-0,8	0,3	72,0
V. 8	090/2015	1,5	-0,7	71,0	-0,6	0,4	71,9
V. 9	091/2015	1,4	-0,6	71,1	-0,6	0,4	71,8
V. 10	096/2015	1,4	-0,6	70,8	-0,6	0,4	71,9

Fonte: Organizado pelo autor (2015)

Estes valores do PCO (TABELA 13) serão comparados com os valores obtidos pelos SBRF para as respectivas componentes.

## 4 RESULTADOS E ANÁLISES

Neste capítulo, apresentam-se os SBRF obtidos pela função ANFIS que apresentaram os menores ER e RMSE, quando se utilizou os dados de treinamento das seções 3.1, 3.2 e 3.3 para a geração dos mesmos. E ainda, os resultados obtidos para as componentes do PCO das ondas portadoras L1 e L2 quando se aplicou os dados de verificação dos SBRF e, ainda, as diferenças entre as componentes obtidas pela CR e pelo SBRF.

Apresentam-se ainda os resultados obtidos pelos SBRF utilizando-se previsões meteorológicas para compor os dados de entrada.

Vale ressaltar que cada um dos SBRF construídos por meio da ANFIS possui sua própria base de regras, dois exemplos dessas bases de regras podem ser vistos nos anexos C e D. No anexo C há um exemplo da base de regras do SBRF para a componente N da onda portadora L1 utilizando o conjunto de dados de treinamento para diferentes épocas do ano. No anexo D há um exemplo da base de regras do SBRF para a componente N da onda portadora L1 utilizando o conjunto de dados de treinamento para uma única época do ano.

Observam-se nos anexos C e D as regras do tipo se-então, bem como as variáveis linguísticas utilizadas. A saída de cada regra é uma função do tipo (seção 2.9.1):  $out1mf(n) = p_n \cdot t + q_n \cdot u + r_n \cdot p + s_n \cdot PDOP + k_n \cdot mc$ .

Sendo:  $t$  a temperatura;  $u$  a umidade relativa do ar;  $p$  a precipitação;  $mc$  o multicaminho; e  $p_n$ ,  $q_n$ ,  $r_n$ ,  $s_n$  e  $k_n$  valores reais obtidos pelo treinamento da ANFIS para cada regra *fuzzy* número  $n$ .

Um exemplo da saída das duas primeiras regras do anexo C é apresentado a seguir:

- Regra 1: saída  $out1mf(1) = -0,07699 \cdot t + 0,08341 \cdot u + 0,1254 \cdot p + (-0,05312) \cdot PDOP + (-0,06166) \cdot mc$ ;
- Regra 2: saída  $out1mf(2) = 2,089 \times 10^{-5} \cdot t + 5,739 \times 10^{-5} \cdot u + 4,987 \times 10^{-6} \cdot p + 7,59 \times 10^{-7} \cdot PDOP + 1,411 \times 10^{-6} \cdot mc$ .

As demais bases de regras de cada um dos SBRF, bem como as saídas de cada regra, são análogas e variam a quantidade de regras em função da quantidade de conjuntos *fuzzy* que definem cada uma das variáveis.

#### 4.1 CALIBRAÇÃO COM DADOS OBTIDOS EM ANOS DISTINTOS

Na Tabela 14 apresentam-se os valores do RMSE e ER dos SBRF construídos para obter as componentes N, E e H do PCO para as ondas portadoras L1 e L2 utilizando-se o conjunto de dados de treinamento obtidos em diferentes anos (2011, 2012 e 2013, TABELAS 4 e 5).

TABELA 14 – VALORES DO RMSE E ER DOS SBRF OBTIDOS COM DADOS DE ANOS DISTINTOS

Portadora	SBRF para componentes	RMSE (mm)	ER
L1	N	0,83	0,64
	E	0,63	0,82
	H	0,95	0,67
L2	N	0,24	0,51
	E	0,22	0,53
	H	0,59	0,38

Fonte: O autor (2015)

Observa-se que os maiores valores para o RMSE foram 0,83 mm e 0,95 mm, estes valores correspondem respectivamente aos SBRF que geram as componentes N e H da onda portadora L1. O valor do RMSE para os SBRF das demais componentes foi igual ou abaixo de 0,63 mm, o menor valor do RMSE foi de 0,22 mm para o SBRF da componente E da onda portadora L2. Para o ER o maior valor foi de 0,82 para o SBRF da componente E da onda portadora L1, os demais valores de ER ficaram abaixo do valor para o SBRF da componente H da onda portadora L1 sendo o ER para esta componente de 0,67. O menor valor do ER é o da componente H da onda portadora L2 no valor de 0,38.

##### 4.1.1 SBRF para obtenção das componentes N, E e H da onda portadora L1

Conforme exposto anteriormente, os critérios para escolha do sistema baseado em regras *fuzzy* (SBRF) foram o RMSE e o ER (seção 2.10). O SBRF obtido para a componente N da onda portadora L1 apresentou um RMSE de

0,83 mm e um ER de 0,64. Para a componente E apresentou RMSE de 0,63 mm e ER de 0,82. Por fim para a componente H o RMSE foi de 0,95 mm e o ER de 0,67.

As Figuras 28, 29, 30, 31 e 32 ilustram a fuzzificação (seção 2.7.1) das variáveis de entrada dos SBRF, para cada variável definiu-se três funções de pertinência do tipo trapezoidal, por terem apresentado os melhores resultados entre os demais tipos de função de pertinência (seção 2.6.1.1) testados. Cada uma das funções é identificada por um termo linguístico que define o estado de cada variável.

Na Figura 28 observam-se as funções de pertinência com seus respectivos termos linguísticos para a variável temperatura, os termos linguísticos usados foram: Média baixa, Média e Média alta.

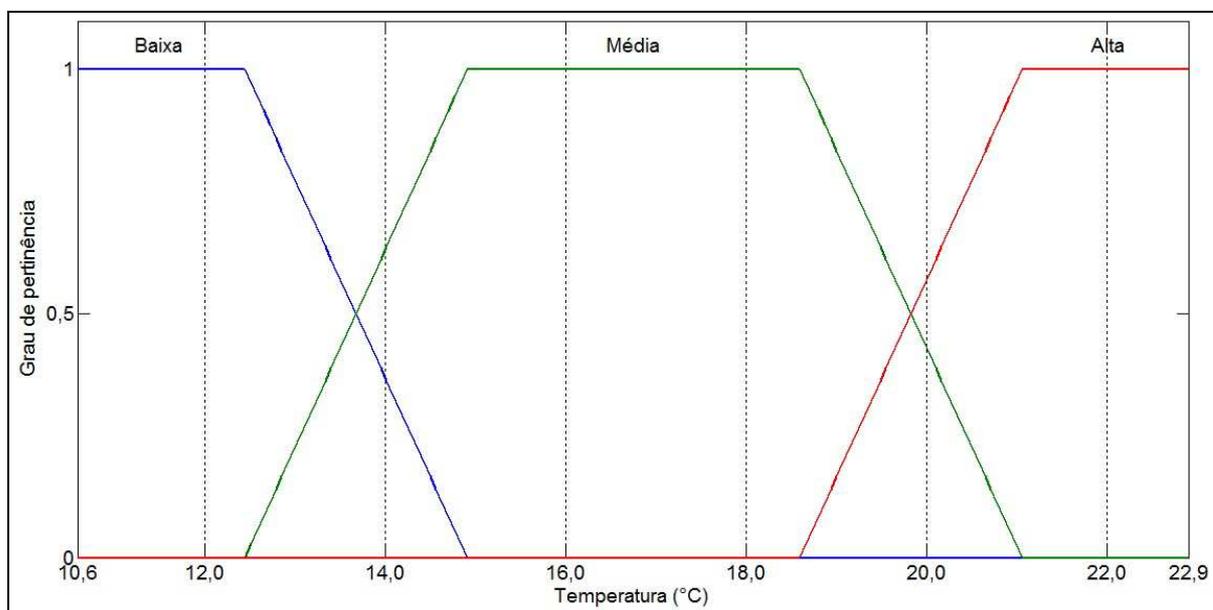


FIGURA 28 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL TEMPERATURA DO CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

Verifica-se ainda, na Figura 28, o domínio da variável (temperatura mínima de 10,6°C e máxima de 22,9°C) no eixo das abscissas. Este foi obtido do conjunto de dados de treinamento e de verificação (TABELAS 5 e 7, respectivamente), para que não ocorresse de um valor de entrada cair fora do domínio da variável. No eixo das ordenadas é indicado o grau de pertinência que varia de 0 a 1 e indica o grau de pertinência do valor da variável em um ou mais conjuntos *fuzzy* representados por suas respectivas funções de pertinência.

A função de pertinência com o termo linguístico Baixa inicia-se com grau de pertinência 1 para a temperatura de 10,6°C até atingir a temperatura de 12,5°C, a partir deste valor o grau de pertinência decresce linearmente até atingir pertinência 0 para um valor de temperatura de 14,9°C (FIGURA 28).

A função com o termo linguístico Média, para a variável temperatura, tem início em 12,5°C com grau de pertinência 0 aumentando linearmente até atingir grau 1 em 14,9°C, a partir deste valor o grau de pertinência se mantém em 1 até atingir a temperatura de 18,6°C, e então decresce linearmente até atingir o grau de pertinência 0 em aproximadamente 21,0°C, conforme ilustra a Figura 28.

Ainda na Figura 28, observa-se que a função de pertinência da temperatura com o termo linguístico Alta inicia-se com grau de pertinência 0 em 18,6°C aumentando linearmente até atingir grau de pertinência 1 em aproximadamente 21°C, a partir deste valor o grau de pertinência se mantém em 1 até o final do universo da variável que é de 22,9°C.

De maneira análoga, as Figuras 29, 30, 31 e 32 ilustram a fuzzificação das variáveis de entrada dos SBRF: umidade relativa do ar, precipitação, PDOP e multicaminho, respectivamente.

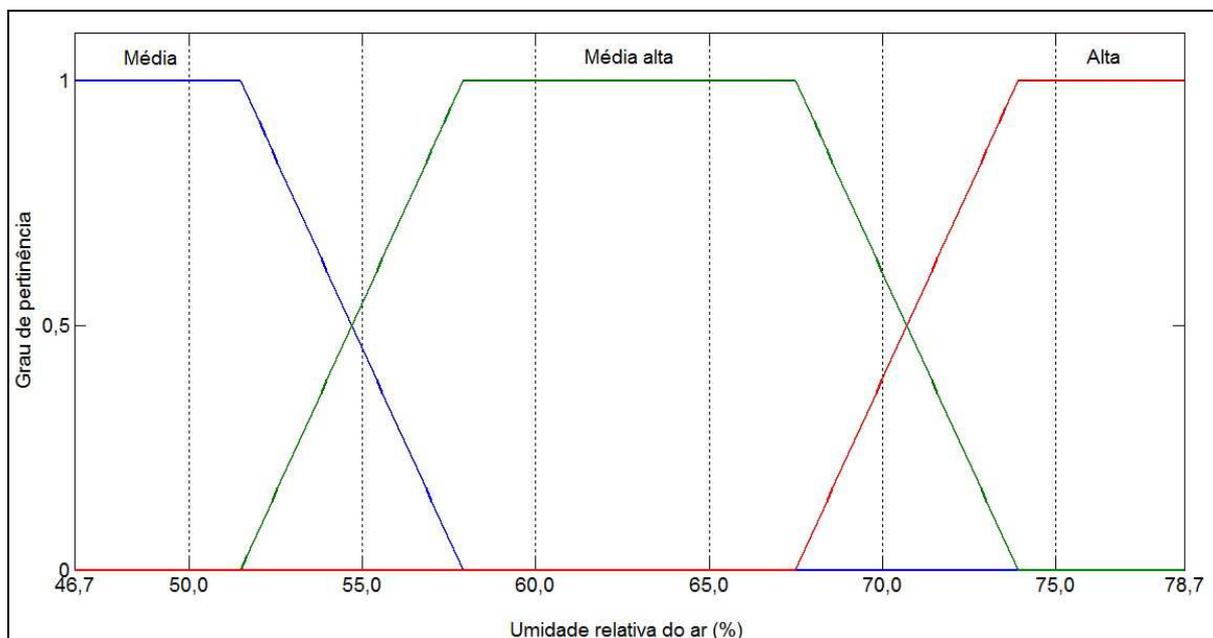


FIGURA 29 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL UMIDADE RELATIVA DO AR DO CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

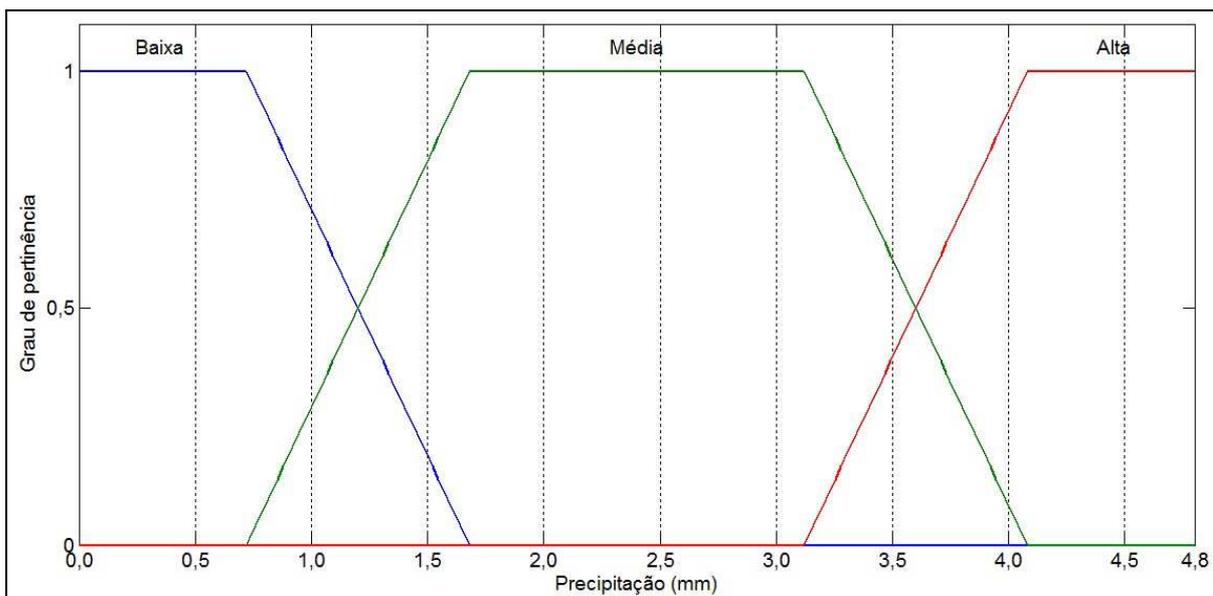


FIGURA 30 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL PRECIPITAÇÃO DO CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L1

FONTE: O autor (2015)

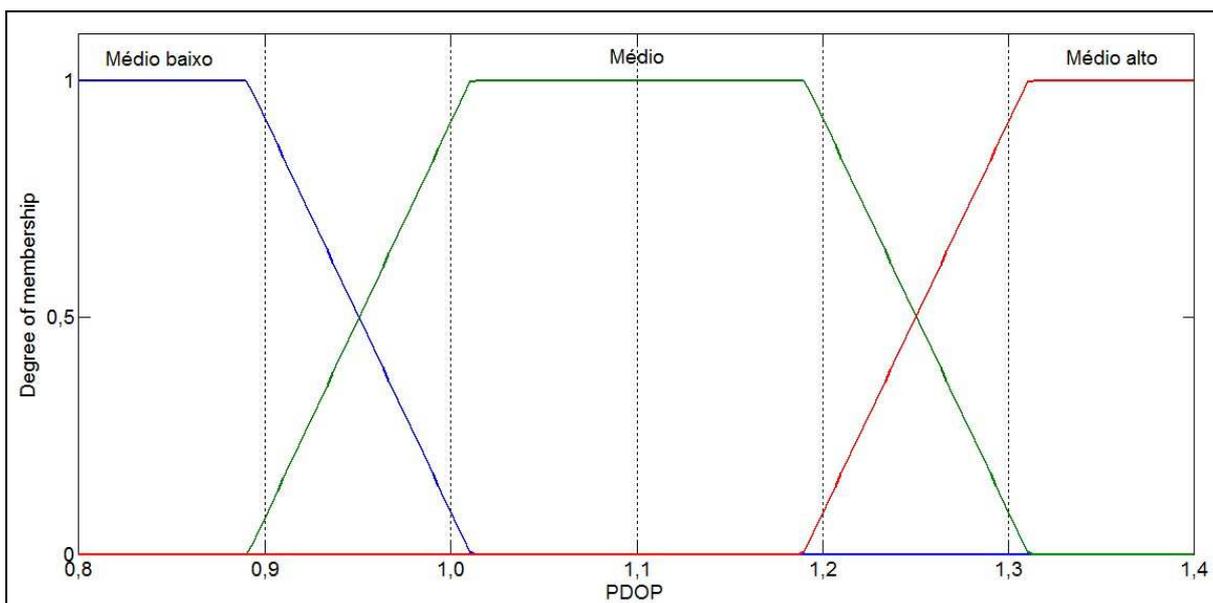


FIGURA 31 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL PDOP DO CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L1

FONTE: O autor (2015)

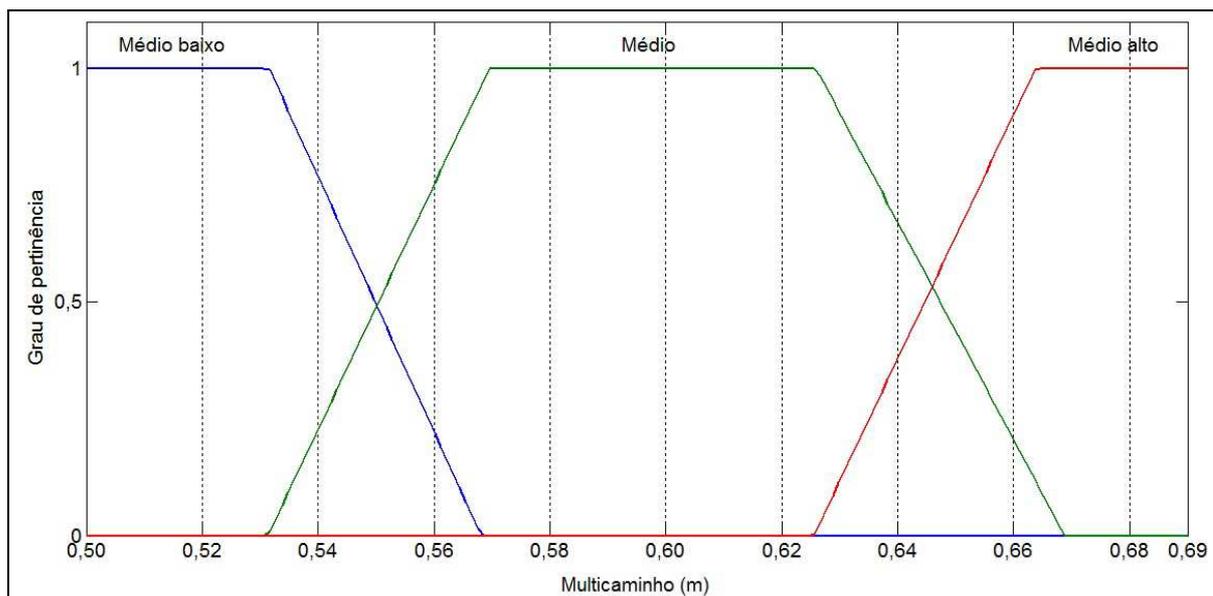


FIGURA 32 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL MULTICAMINHO DO CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

Na Tabela 15 são apresentados os valores das componentes do PCO obtidos pela calibração relativa (CR) e pelo SBRF para a onda portadora L1, a diferença entre os valores das componentes N, E e H obtidas por cada um dos métodos e o desvio padrão das componentes para o conjunto dos resultados obtidos com a CR e SBRF. Observa-se na Tabela 15 que os menores valores de diferença para a componente N foram para os dados V. 1 e V. 6, as diferenças foram de -0,01 e -0,04 mm respectivamente. Para a componente E o menor valor de diferença foi de -0,20 mm para o dado V. 3 e no componente H foi para o dado V. 6 com diferença de 10,65 mm.

TABELA 15 – VALORES DAS COMPONENTES DO PCO PARA ONDA PORTADORA L1 (CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS)

Verificação	Componente N para L1 (mm)			Componente E para L1 (mm)			Componente H para L1 (mm)		
	CR	SBRF	Diferença	CR	SBRF	Diferença	CR	SBRF	Diferença
V. 1	1,40	1,41	-0,01	-0,60	0,20	-0,80	63,40	47,18	16,22
V. 2	1,40	0,81	0,59	-0,50	0,10	-0,60	63,60	27,05	36,55
V. 3	1,30	0,42	0,88	-0,50	-0,30	-0,20	63,60	25,55	38,05
V. 4	1,20	0,52	0,68	-0,90	-0,30	-0,60	63,60	47,38	16,22
V. 5	1,10	0,62	0,48	-0,80	0,10	-0,90	63,90	40,17	23,73
V. 6	1,00	1,04	-0,04	-1,10	-0,27	-0,83	58,20	47,45	10,75
Desvio padrão	±0,16	±0,37	–	±0,24	±0,24	–	±2,26	±10,33	–

Fonte: O autor (2015)

Verifica-se na Tabela 15 que as diferenças entre as componentes planimétrica N e E geradas pela CR e SBRF foram menores ou iguais a -0,90 mm, portanto todas as diferenças ficaram abaixo de 1,00 mm. Porém, para a componente H essas diferenças chegaram a um valor máximo de 38,05 mm. A Figura 33 ilustra as diferenças entre as componentes do PCO obtidas pelos dois métodos usados neste trabalho, ou seja, a calibração relativa (CR) e os sistemas baseados em regras *fuzzy* (SBRF).

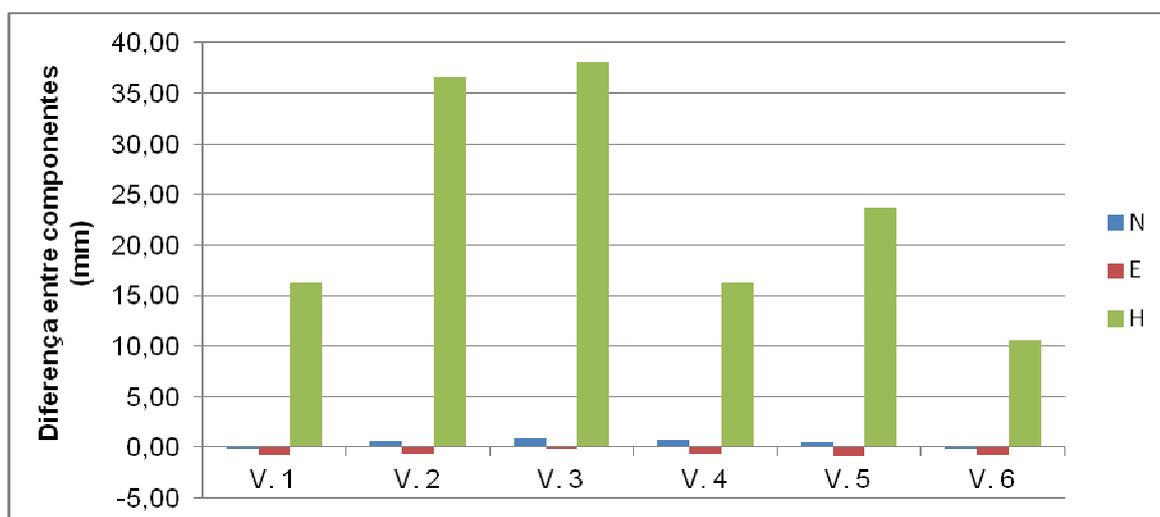


FIGURA 33 – DIFERENÇAS ENTRE AS COMPONENTES OBTIDAS PELA CR E SBRF A PARTIR DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

Para a componente N verifica-se que o dado V. 3 apresentou o menor valor obtido com o SBRF para esta componente quando comparado com os valores dos demais dados de verificação, gerando assim a maior diferença em relação ao valor obtido pela CR, porém o valor obtido está próximo dos valores dos dados V. 4 e V. 5 (TABELA 15). Observando os valores de entrada do SBRF para geração do valor desta componente (TABELA 7) nota-se que os valores são próximos para os três dados de verificação. O valor de entrada que mais se distancia dos demais é o da variável umidade relativa do ar para o dado V. 3 com valor de 71 %, indicando que esta componente tenha tido uma maior influência na geração do valor desta variável para este dado. Nota-se ainda, na Tabela 15, o valor do desvio padrão para o conjunto dos resultados obtidos com a CR e SBRF, sendo, respectivamente,  $\pm 0,16$  e  $\pm 0,37$  mm.

Para a componente E os valores obtidos pela CR apresentou uma variação maior em relação aos valores obtidos com o SBRF, de forma que as maiores diferenças ocorridas foram em função desta maior variação dos resultados obtidos pela CR, conforme se verifica na Tabela 15. No entanto, o desvio padrão para o conjunto dos resultados obtidos com a CR e SBRF foram iguais a  $\pm 0,24$  mm.

A componente H apresentou as maiores diferenças com valores de 36,55 e 38,05 mm para os dados V. 2 e V. 3 respectivamente. Nota-se na Tabela 7, que os valores das variáveis de entrada que se destacam para estes dados de verificação, novamente pertencem à variável umidade relativa do ar, atribuindo-se, portanto à esta variável, uma maior influência no valor obtido para a componente H dos dados V. 2 e V. 3. Destaca-se ainda, um valor de desvio padrão de  $\pm 10,33$  mm (TABELA 15), o qual é alto em relação ao desvio padrão do conjunto dos resultados obtidos com a CR de  $\pm 2,26$  mm.

#### 4.1.2 SBRF para obtenção das componentes N, E e H da onda portadora L2

Os SBRF obtidos para calcular as componentes do PCO da onda portadora L2 foram idênticos aos descritos na seção 4.1.1. Porém para a variável de entrada multicaminho houve diferença em função do universo desta variável para a portadora L2 ser diferente do universo em relação à portadora L1 conforme ilustra a Figura 34.

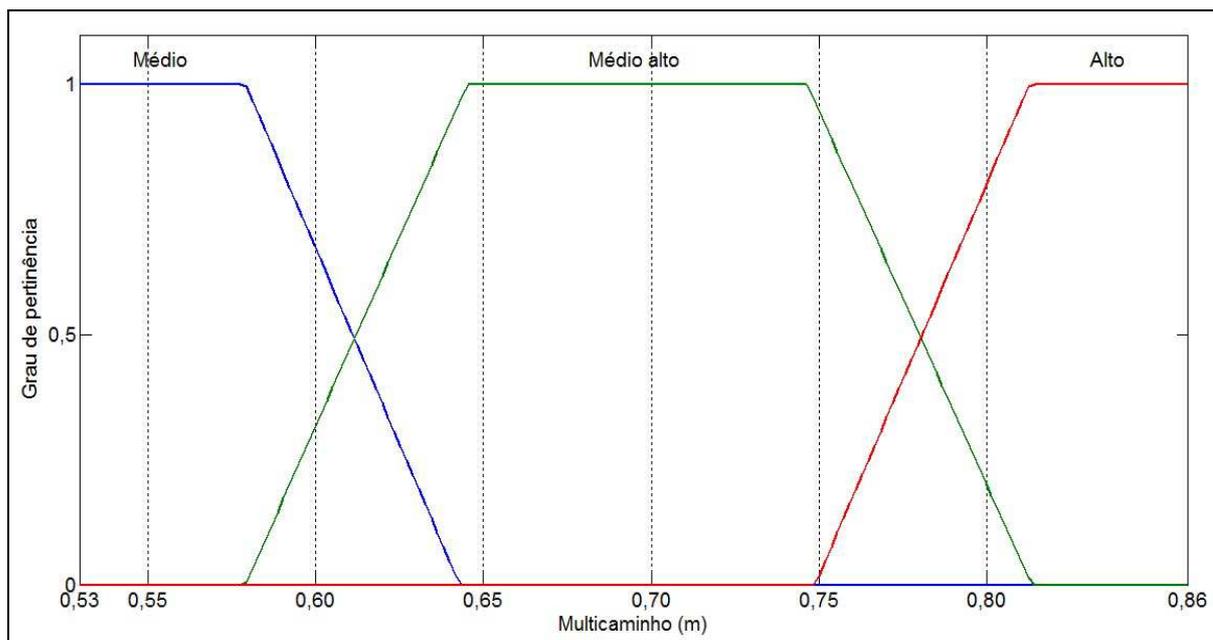


FIGURA 34 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL MULTICAMINHO DO CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L2  
 FONTE: O autor (2015)

Na Tabela 16 verifica-se que as menores diferenças entre os resultados obtidos com a CR e SBRF para a componente N foram para os dados V. 1 e V. 6 com valores de -0,05 e 0,02 mm de diferença. Na componente E os dados que apresentaram as menores diferenças foram V. 1 e V. 2 com -0,08 e 0,08 mm respectivamente. E para a componente H a menor diferença ocorreu para o dado V. 6 com -3,70 mm.

TABELA 16 – VALORES DAS COMPONENTES DO PCO PARA ONDA PORTADORA L2 (CONJUNTO DE DADOS DE ANOS DISTINTOS)

Verificação	Componente N para L2 (mm)			Componente E para L2 (mm)			Componente H para L2 (mm)		
	CR	SBRF	Diferença	CR	SBRF	Diferença	CR	SBRF	Diferença
V. 1	-0,50	-0,45	-0,05	0,30	0,38	-0,08	64,20	52,23	11,97
V. 2	-0,50	-0,26	-0,24	0,30	0,22	0,08	64,50	26,86	37,64
V. 3	-0,50	-0,15	-0,35	0,30	0,07	0,23	64,40	26,19	38,21
V. 4	-0,50	-0,08	-0,42	0,40	0,08	0,32	63,80	47,94	15,86
V. 5	-0,40	-0,53	0,13	0,50	0,26	0,24	64,20	50,49	13,71
V. 6	-0,50	-0,52	0,02	0,60	0,35	0,25	58,10	61,80	-3,70
Desvio padrão	±0,04	±0,19	–	±0,12	±0,16	–	±2,46	±14,51	–

Fonte: O autor (2015)

Ainda na Tabela 16, nota-se que as maiores diferenças ocorreram na componente H, os dados V. 2 e V. 3, apresentaram as maiores diferenças, sendo, respectivamente, 37,64 e 38,21 mm. Observando os dados de entrada (TABELA 7)

do SBRF, nota-se que o valor da variável multicaminho para estes dois dados, foram próximos do limite inferior do universo desta variável, indicando uma influência maior desta variável, uma vez que os valores não estão em uma região *fuzzy* dos conjuntos da variável. A figura 35 ilustra as diferenças entre as componentes obtidas com a CR e com o SBRF.

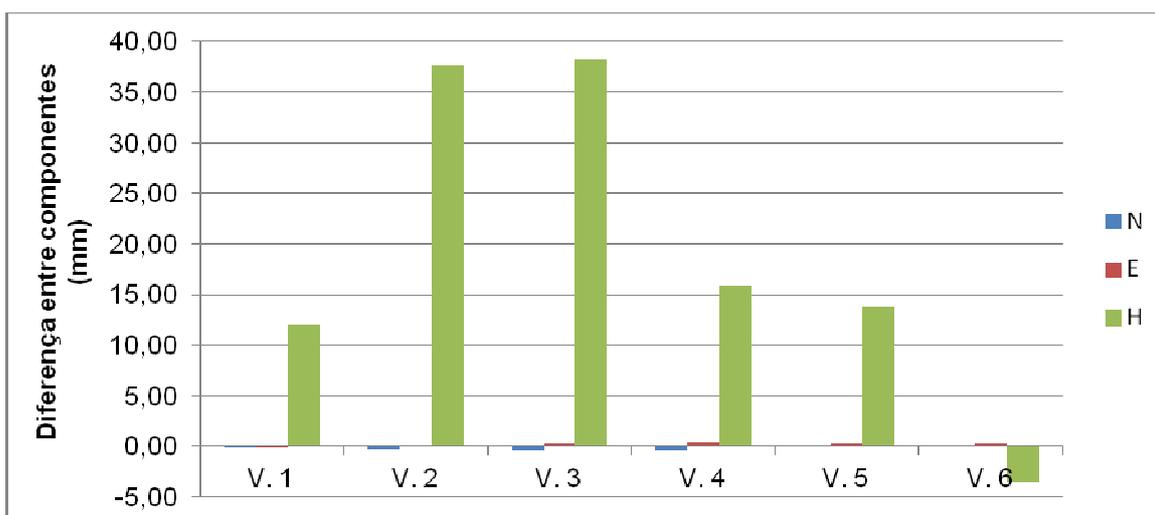


FIGURA 35 – DIFERENÇAS ENTRE AS COMPONENTES OBTIDAS PELA CR E SBRF A PARTIR DE DADOS DE ANOS DISTINTOS PARA PORTADORA L2  
 FONTE: O autor (2015)

Nota-se na Figura 35 as maiores diferenças para a componente H nos dados V. 2 e V. 3, ainda, o dado V. 6, que apresentou uma diferença negativa. Porém, analisando o valor da componente H para este dado na Tabela 16, nota-se que o valor obtido pela CR é menor que os demais, o que causou a diferença negativa, pois o valor obtido para o dado V. 6 com o SBRF foi o que mais se aproximou da ordem de grandeza dos demais valores obtidos com a CR.

#### 4.2 CALIBRAÇÃO COM DADOS OBTIDOS EM UM MESMO PERÍODO DO ANO

O SBRF obtido para a componente N da onda portadora L2 apresentou um RMSE de 0,24 mm e um ER de 0,51 (TABELA 14). Para a componente E apresentou RMSE de 0,22 mm e ER de 0,53. Por fim para a componente H o RMSE foi de 0,59 mm e o ER de 0,38.

Na Tabela 17 apresentam-se os valores do RMSE e ER dos SBRF construídos para obter as componentes N, E e H do PCO para as ondas portadoras L1 e L2 utilizando-se o conjunto de dados de treinamento para uma única época (março e abril de 2015, TABELAS 8 e 9).

TABELA 17 – VALORES DO RMSE E ER DOS SBRF OBTIDOS COM DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO

Portadora	SBRF para componentes	RMSE (mm)	ER
L1	N	0,56	0,37
	E	0,49	0,85
	H	0,11	0,11
L2	N	0,18	0,28
	E	0,19	0,55
	H	0,51	0,42

Fonte: O autor (2015)

Observa-se que os maiores valores para o RMSE foram 0,56 mm, 0,49 mm e 0,51 mm, estes valores correspondem respectivamente aos SBRF para as componentes N e E da onda portadora L1 e componente H da onda portadora L2. O valor do RMSE para os SBRF das demais componentes foi igual ou abaixo de 0,19 mm. Para o ER os maiores valores foram de 0,85 para o SBRF da onda portadora L1, e para a onda portadora L2 os maiores valores foram 0,55 e 0,42 para os SBRF das componentes E e H, respectivamente.

#### 4.2.1 SBRF para obtenção das componentes N, E e H da onda portadora L1

Os critérios para escolha do sistema baseado em regras *fuzzy* (SBRF) foram o RMSE e o ER (seção 2.10). O SBRF obtido para a componente N da onda portadora L1 apresentou um RMSE de 0,56 mm e um ER de 0,37 (TABELA 17). Para a componente E apresentou RMSE de 0,49 mm e ER de 0,85. Por fim para a componente H o RMSE foi de 0,11 mm e o ER de 0,11.

As Figuras 36, 37, 38, 39 e 40 ilustram a fuzzificação das variáveis de entrada (seção 2.7.1) dos SBRF, para cada variável definiu-se três funções de pertinência do tipo trapezoidal, por terem apresentado os melhores resultados entre

os demais tipos de função de pertinência (seção 2.6.1.1) testados. Cada uma das funções é identificada por um termo linguístico que define o estado de cada variável.

Na Figura 36 observam-se as funções de pertinência com seus respectivos termos linguísticos utilizados para a variável temperatura, os termos linguísticos usados foram: Média baixa, Média e Média alta.

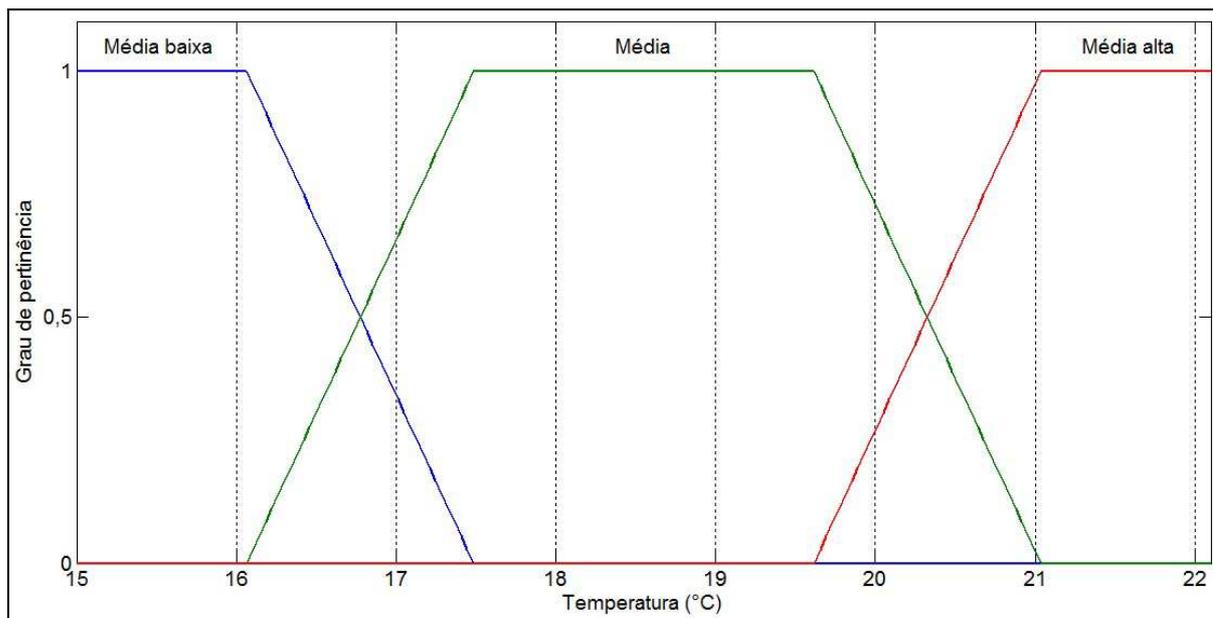


FIGURA 36 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL TEMPERATURA DO CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

Verifica-se ainda, na Figura 36, o domínio da variável (temperatura mínima de 15°C e máxima de 22,1°C) no eixo das abscissas. Este foi obtido do conjunto de dados de treinamento e de verificação (TABELAS 9 e 11, respectivamente), para que não ocorresse de um valor de entrada cair fora do domínio da variável. No eixo das ordenadas é indicado o grau de pertinência que varia de 0 a 1 e indica o grau de pertinência do valor da variável em um ou mais conjuntos *fuzzy* representados por suas respectivas funções de pertinência.

A função de pertinência com o termo linguístico Média baixa inicia-se com grau de pertinência 1 para a temperatura de 15°C até atingir a temperatura de 16,1°C, a partir deste valor o grau de pertinência decresce linearmente até atingir pertinência 0 para um valor de temperatura de 17,4°C (FIGURA 36).

A função com o termo linguístico Média, para a variável temperatura, tem início em 16,1°C com grau de pertinência 0 aumentando linearmente até atingir grau

de pertinência 1 em 17,4°C, a partir deste valor o grau de pertinência se mantém em 1 até atingir a temperatura de 19,6°C, e então decresce linearmente até atingir o grau 0 em aproximadamente 21°C, conforme ilustra a Figura 36.

Ainda na Figura 36, observa-se que a função de pertinência da temperatura com o termo linguístico Média alta inicia-se com grau de pertinência 0 em 19,6°C aumentando linearmente até atingir grau de pertinência 1 em aproximadamente 21°C, a partir deste valor o grau de pertinência se mantém em 1 até o final do universo da variável que é de 22,1°C.

De maneira análoga, as Figuras 37, 38, 39 e 40 ilustram a fuzzificação das variáveis: umidade relativa do ar, precipitação, PDOP e multicaminho, respectivamente.

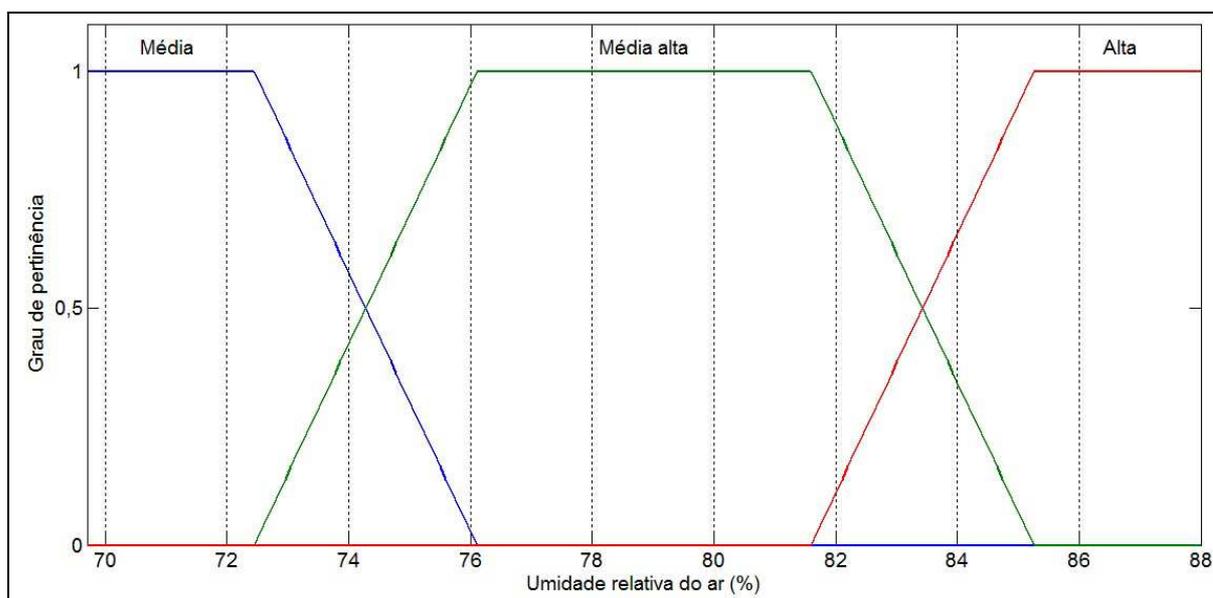


FIGURA 37 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL UMIDADE RELATIVA DO AR DO CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

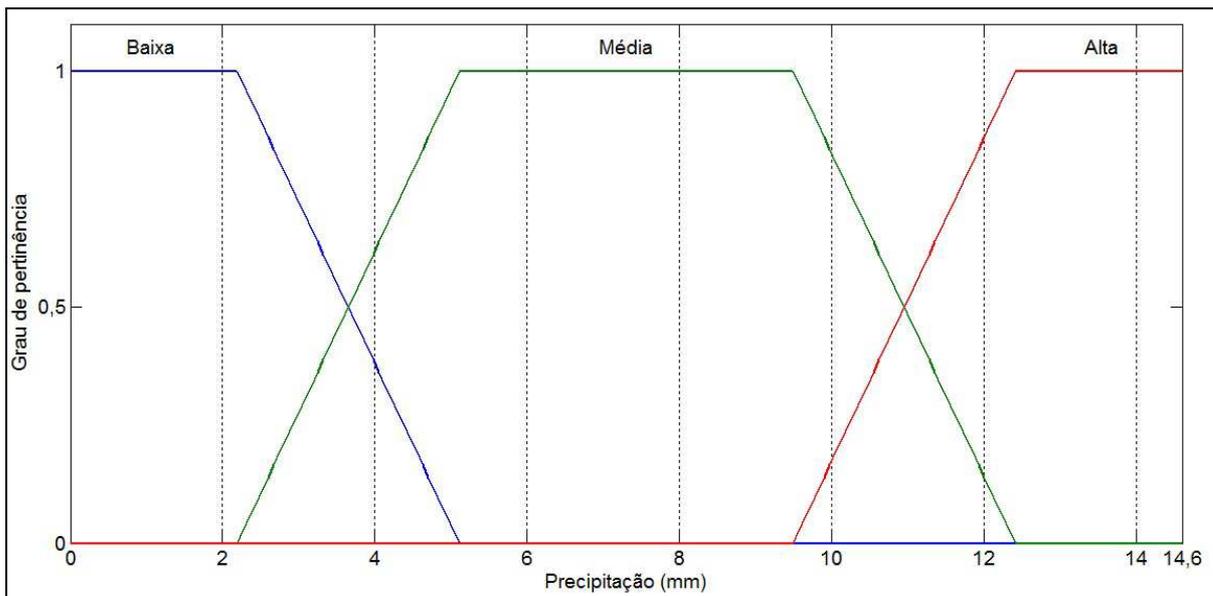


FIGURA 38 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL PRECIPITAÇÃO DO CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

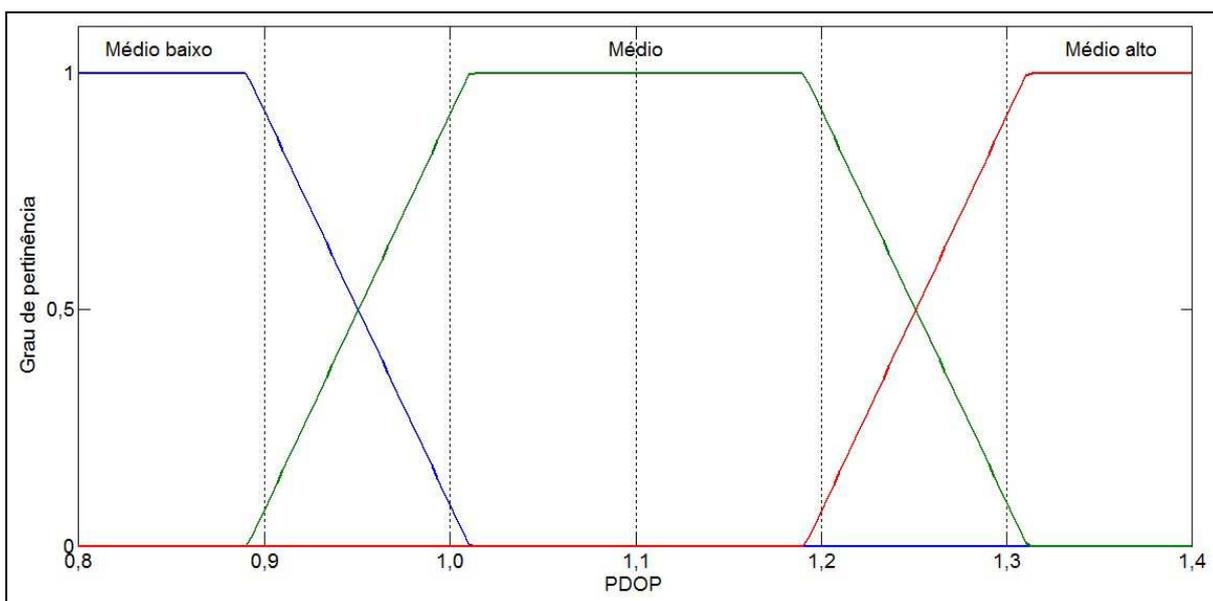


FIGURA 39 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL PDOP DO CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

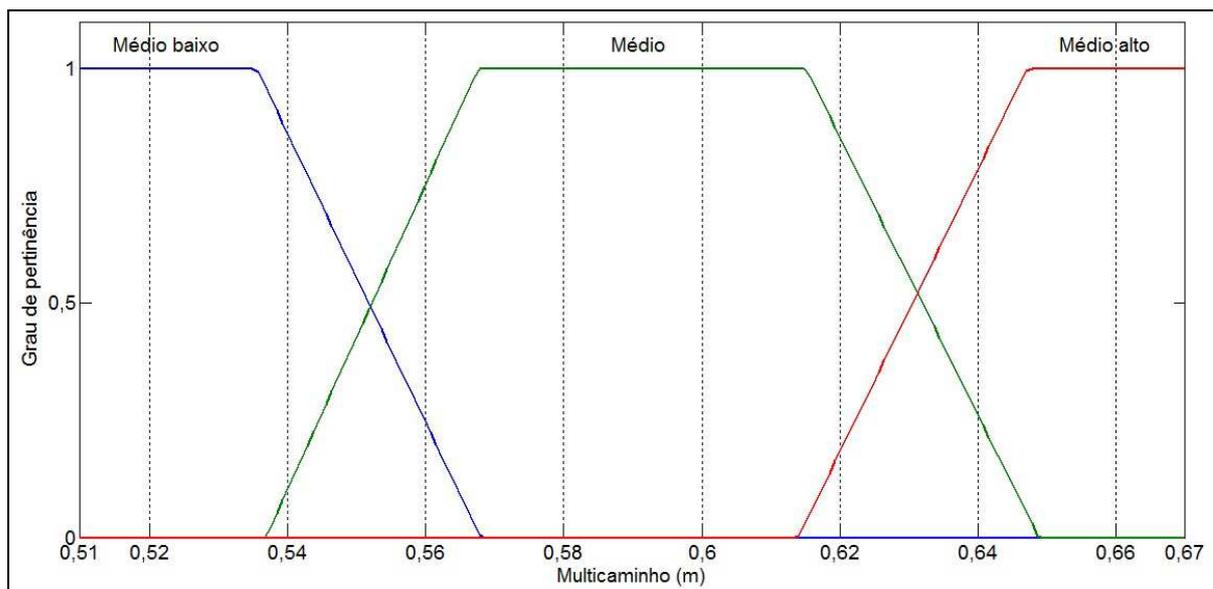


FIGURA 40 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL MULTICAMINHO DO CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

Na Tabela 18 são apresentados os valores das componentes do PCO obtidos pela CR e pelo SBRF para a onda portadora L1, apresenta-se ainda, a diferença entre os valores das componentes obtidas por cada um dos métodos e o desvio padrão das componentes para o conjunto dos resultados obtidos com a CR e SBRF. Verifica-se que, na componente N a menor diferença foi para o dado V. 2 com 0,11 mm, para a componente E a menor diferença foi no dado V. 1 com -0,24 mm, e finalmente as menores diferenças na componente H foram para os dados V. 2 e V. 6 com -0,29 e -1,61 mm respectivamente.

TABELA 18 – VALORES DAS COMPONENTES DO PCO PARA ONDA PORTADORA L1  
 (CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO)

Verificação	Componente N para L1 (mm)			Componente E para L1 (mm)			Componente H para L1 (mm)		
	CR	SBRF	Diferença	CR	SBRF	Diferença	CR	SBRF	Diferença
V. 1	1,70	1,40	0,30	-0,60	-0,36	-0,24	70,30	61,89	8,41
V. 2	1,50	1,39	0,11	-0,20	-0,72	0,52	72,00	72,29	-0,29
V. 3	1,50	0,55	0,90	-0,70	-0,10	-0,60	71,00	86,05	-15,05
V. 4	1,40	1,00	0,40	-0,60	-0,10	-0,50	71,10	67,01	4,09
V. 5	1,50	0,90	0,60	-0,60	-0,20	-0,40	71,00	61,59	9,41
V. 6	1,40	0,83	0,57	-0,60	-0,10	-0,50	70,80	72,41	-1,61
Desvio padrão	±0,11	±0,33	–	±0,18	±0,25	–	±0,58	±9,10	–

Fonte: O autor (2015)

A Figura 41 ilustra as diferenças entre as componentes do PCO obtidas pelos dois métodos usados neste trabalho, a calibração relativa (CR) e os sistemas baseados em regras *fuzzy* (SBRF).

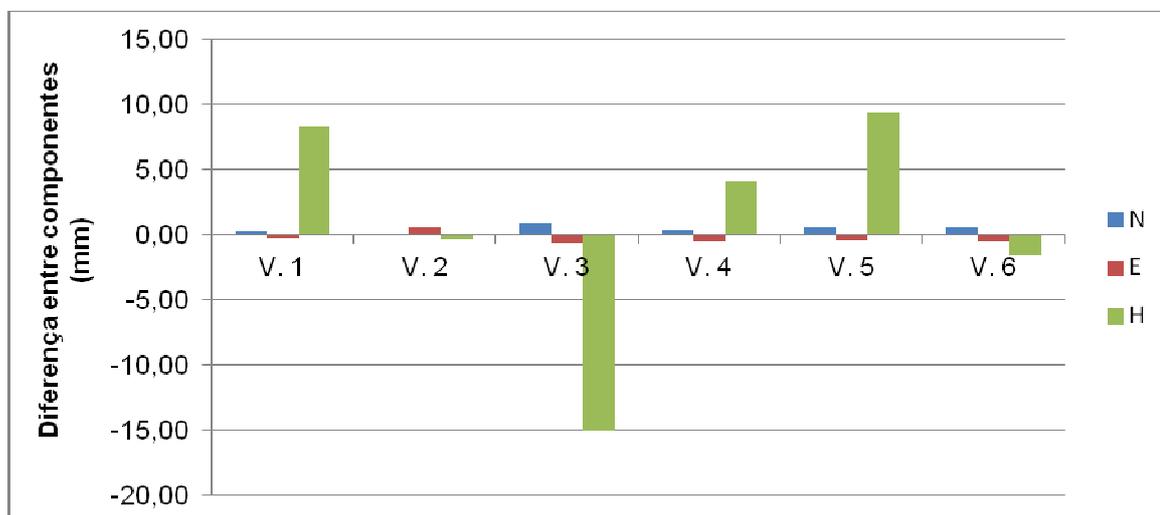


FIGURA 41 – DIFERENÇAS ENTRE AS COMPONENTES OBTIDAS PELA CR E SBRF A PARTIR DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

Na Tabela 18 observa-se que para a componente N a maior diferença foi de 0,9 mm para o dado de verificação V. 3. Para este dado de verificação, na Tabela 11 (seção 3.2), nota-se que o valor da variável de entrada umidade relativa do ar foi de 69,68 %, este valor de entrada está no situada no início do universo desta variável (FIGURA 37) o que, possivelmente, induziu a um resultado menor do que o esperado. Verifica-se ainda, que o desvio padrão do conjunto dos resultados obtidos pela CR e SBRF foi, respectivamente,  $\pm 0,1$  e  $\pm 0,3$  mm.

Para a componente E, observa-se na Tabela 18 que os dados V. 3, V. 4 e V. 6 apresentaram o mesmo valor obtido pelo SBRF. Quando se verifica os dados de entrada para esta componente (TABELA 11, seção 3.2), observa-se que os valores do multicaminho foram menores que os demais e apresentaram pertinência 1 ou quase 1 no conjunto Médio baixo (FIGURA 40) indicando uma influência maior desta variável no resultado final (valor da componente E obtida pelo SBRF). Verifica-se ainda que o desvio padrão do conjunto dos resultados foi de  $\pm 0,2$  mm para os dois métodos.

A componente H apresentou diferenças de até -15,0 mm, apenas o dado de verificação V. 2 apresentou diferença de -0,3 mm. Observando os dados de entrada

do SBRF para esta componente, verifica-se que a variável de entrada umidade relativa do ar foi quem mais influenciou nos resultados, verifica-se que quanto maior o valor desta variável, menor a diferença e vice-versa. Nota-se ainda que o desvio padrão do conjunto dos resultados foi de  $\pm 0,6$  mm para os resultados da CR e de 9,1 mm para o SBRF confirmando a alta variação entre os resultados obtidos pelo SBRF para a componente H.

#### 4.2.2 SBRF para obtenção das componentes N, E e H da onda portadora L2

O SBRF obtido para a componente N da onda portadora L1 apresentou um RMSE de 0,18 mm e um ER de 0,28 (TABELA 17). Para a componente E apresentou RMSE de 0,19 mm e ER de 0,55. Por fim para a componente H o RMSE foi de 0,51 mm e o ER de 0,42.

Os SBRF obtidos para calcular as componentes do PCO da onda portadora L2 foram idênticos aos descritos na seção 4.2.1. Porém para a variável de entrada multicaminho houve diferença em função do universo desta variável para a portadora L2 ser diferente do universo em relação à portadora L1 conforme ilustra a Figura 42.

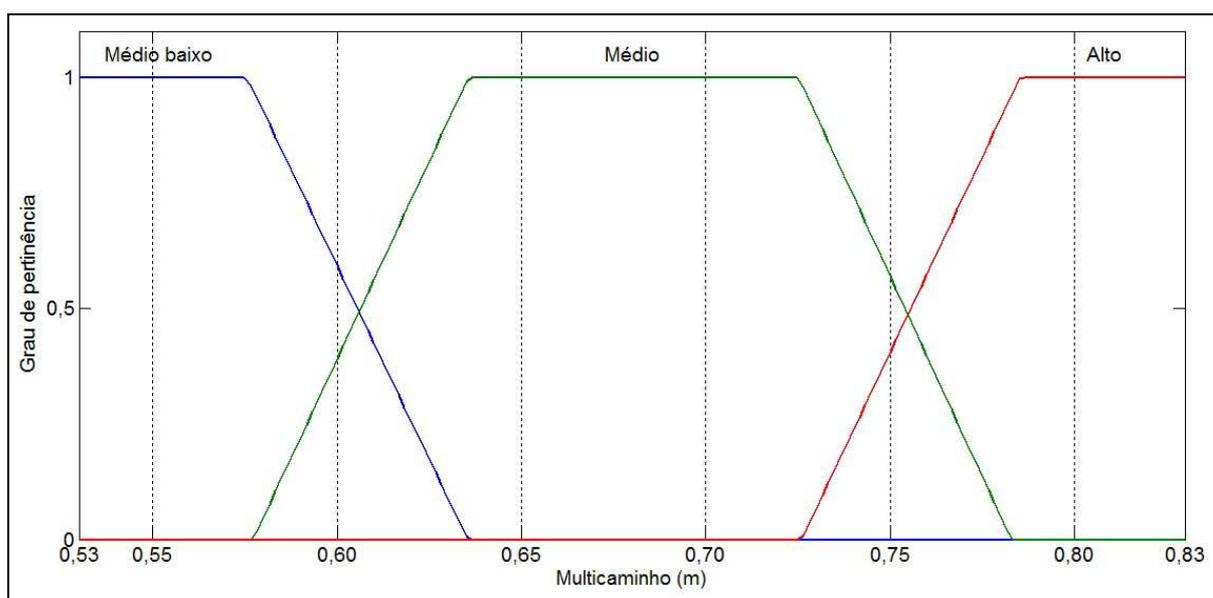


FIGURA 42 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL MULTICAMINHO DO CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA PORTADORA L2  
 FONTE: O autor (2015)

Na Tabela 19 observam-se os valores obtidos pela CR e SBRF para as componentes do PCO para a onda portadora L2. Verifica-se que para as componentes N e E os valores das diferenças entre os dois métodos foram iguais ou menores que -0,36 mm. Os dados V. 4, V. 5 e V. 6 apresentaram as menores diferenças da componente N com valores de 0,08, -0,05 e -0,06 mm, respectivamente. Para a componente E a menor diferença foi no dado V. 1 com valor de 0,03 mm, e na componente H a menor diferença ocorreu no dado V. 5 com 21,57 mm.

TABELA 19 – VALORES DAS COMPONENTES DO PCO PARA ONDA PORTADORA L2 (CONJUNTO DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO)

Verificação	Componente N para L2 (mm)			Componente E para L2 (mm)			Componente H para L2 (mm)		
	CR	SBRF	Diferença	CR	SBRF	Diferença	CR	SBRF	Diferença
V. 1	-0,70	-0,52	-0,18	0,20	0,17	0,03	72,40	39,09	33,31
V. 2	-0,80	-0,44	-0,36	0,30	0,20	0,10	72,00	35,16	36,84
V. 3	-0,60	-0,40	-0,20	0,40	0,10	0,30	71,90	40,10	31,80
V. 4	-0,60	-0,68	0,08	0,40	0,18	0,22	71,80	44,72	27,08
V. 5	-0,60	-0,55	-0,05	0,40	0,19	0,21	71,80	50,23	21,57
V. 6	-0,60	-0,54	-0,06	0,40	0,17	0,23	71,90	41,96	29,94
Desvio padrão	±0,08	±0,10	–	±0,08	±0,03	–	±0,23	±5,17	–

Fonte: O autor (2015)

Para a componente N observa-se que o dado de verificação foi o único que apresentou uma diferença positiva em relação às demais. Observando os dados de entrada do SBRF (TABELA 11) verifica-se que a variável multicaminho influenciou de forma inversa no resultado, ou seja, valores com pertinência 1 no conjunto *fuzzy* Médio baixo, apresentaram os maiores valores para a componente N obtida pelo SBRF. Verifica-se ainda que o desvio padrão para os resultados obtidos pela CR e SBRF foi igual para ambos os métodos com valor de ±0,1 mm. A Figura 43 ilustra as diferenças das componentes obtidas pelos dois métodos.

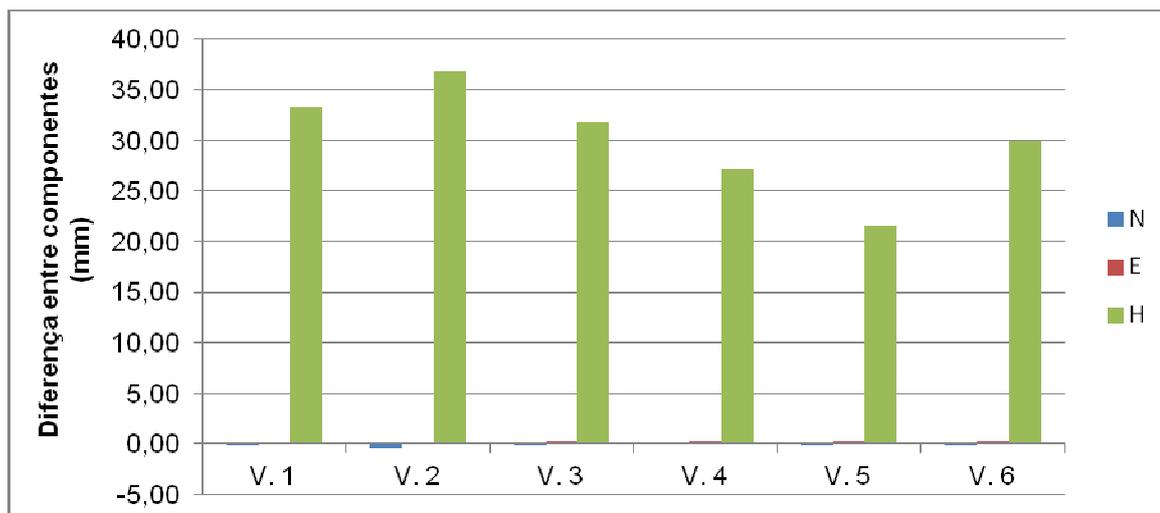


FIGURA 43 – DIFERENÇAS ENTRE AS COMPONENTES OBTIDAS PELA CR E SBRF A PARTIR DE DADOS DE UM MESMO PERÍODO DO ANO PARA ONDA PORTADORA L2  
 FONTE: O autor (2015)

A componente E apesar de ter apresentado valores praticamente iguais para os resultados obtidos com o SBRF, verifica-se que na Tabela 11, os dados de entrada não apresentam uma tendência indicando que a ANFIS realizou o aprendizado (seção 2.9.2) de maneira eficiente. Verifica-se que o desvio padrão para os resultados obtidos da CR foi de  $\pm 0,1$  mm e pelo SBRF de  $\pm 0,03$  mm.

Para a componente H observam-se na Tabela 19 diferenças entre 21,6 e 36,8 mm, conforme ilustra a Figura 43. Verifica-se ainda na Figura 43 que as diferenças foram positivas. A Tabela 11 (seção 3.2) apresenta os valores de entrada das variáveis, observa-se que os valores de entrada da variável temperatura ou estão no conjunto Média ou Média alta, o que atribui a esta variável uma influência inversa no resultado, ou seja, valores de temperatura média ou média alta resultam em valores da componente H obtidos pelo SBRF menores que os obtidos pela CR.

Nota-se na Tabela 19 um valor de  $\pm 0,2$  mm para o desvio padrão do conjunto dos resultados obtidos pela CR e de  $\pm 5,2$  mm para o conjunto dos resultados obtidos pelo SBRF.

### 4.3 COMPONENTES DO PCO UTILIZANDO PREVISÕES METEOROLÓGICAS

Nesta seção apresentam-se os resultados obtidos pelos SBRF construídos para o conjunto de dados de uma mesma época quando se aplicam previsões meteorológicas como variáveis de entrada.

#### 4.3.1 SBRF para obtenção das componentes N, E e H da onda portadora L1 utilizando dados de previsões meteorológicas

Conforme exposto na seção 3.3, foram registradas as previsões meteorológicas uma semana antes de cada um dos dias das campanhas de CR do conjunto de dados de uma mesma época do ano, os valores registrados podem ser observados na Tabela 12 (seção 3.3). Para obter valores das componentes do PCO a partir destes dados, foi necessário gerar novos SBRF pelo motivo de que os universos de algumas das variáveis de entrada são diferentes para os dois conjuntos de dados. Desta forma, caso não fosse gerados novos SBRF considerando o universo deste novo conjunto de dados, alguns valores de entrada estariam fora do conjunto universo, portanto, não teriam pertinência em nenhum dos conjuntos *fuzzy*.

As figuras 44, 45, 46, 47 e 48 ilustram a fuzzificação (seção 2.7.1) das variáveis de entrada do conjunto de dados obtidos com previsões meteorológicas, a quantidade de funções de pertinência, o tipo de função, bem como a descrição da pertinência para cada conjunto *fuzzy* representado que é análoga às descritas nas seções 4.1.1 e 4.2.1.

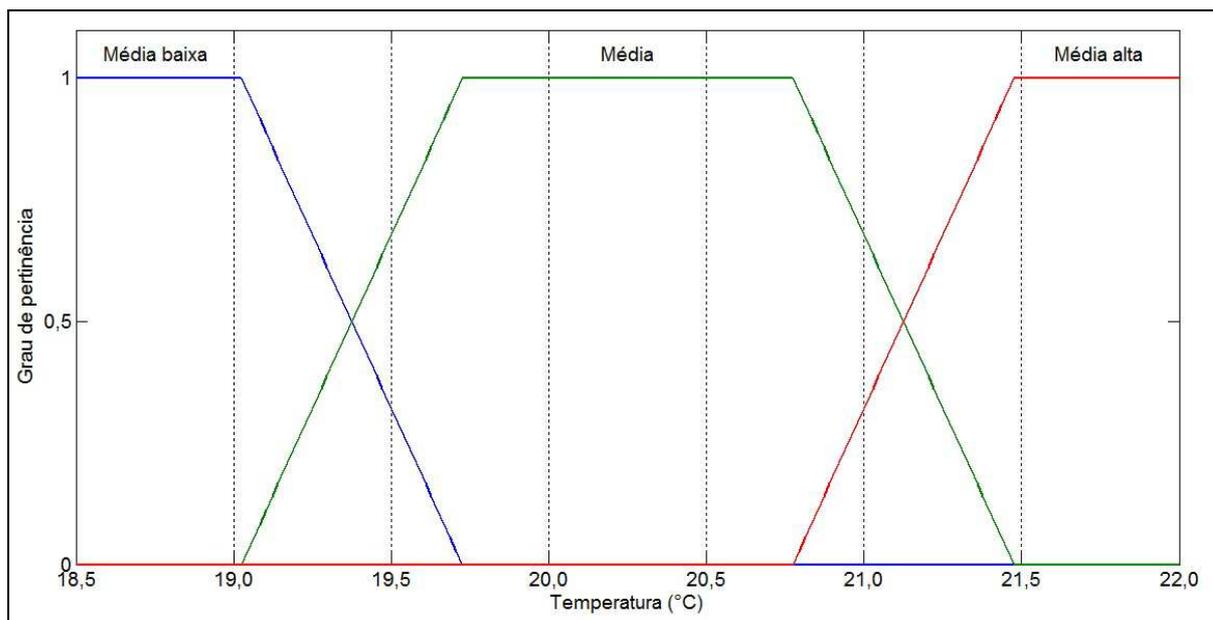


FIGURA 44 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL TEMPERATURA DO CONJUNTO DE DADOS DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

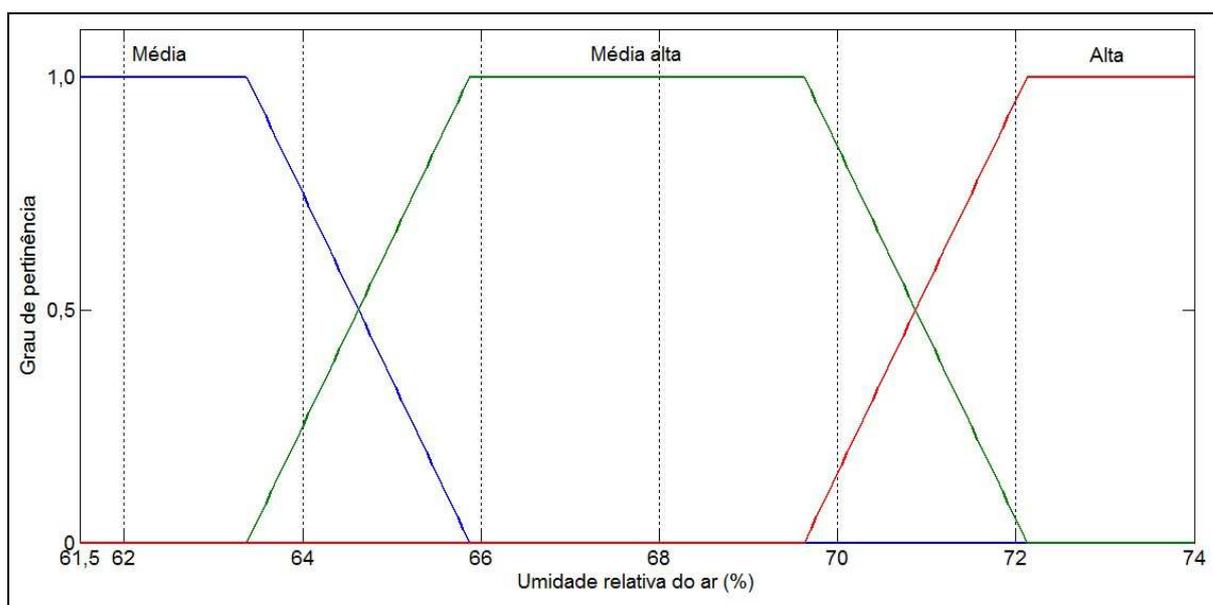


FIGURA 45 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL UMIDADE RELATIVA DO AR DO CONJUNTO DE DADOS DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

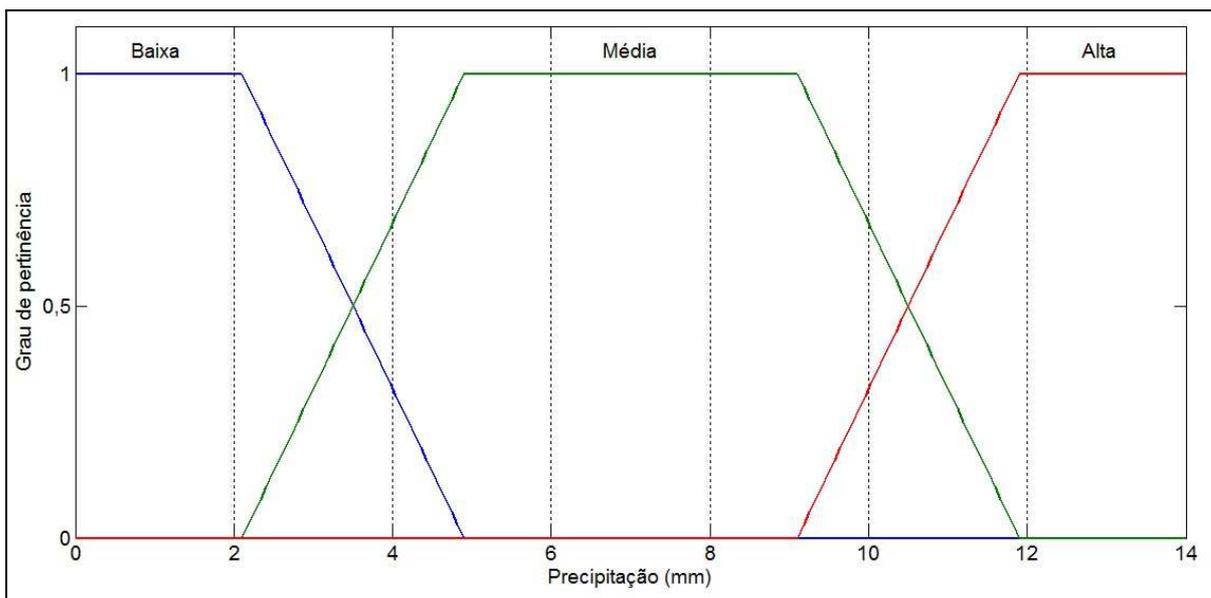


FIGURA 46 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL PRECIPITAÇÃO DO CONJUNTO DE DADOS DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

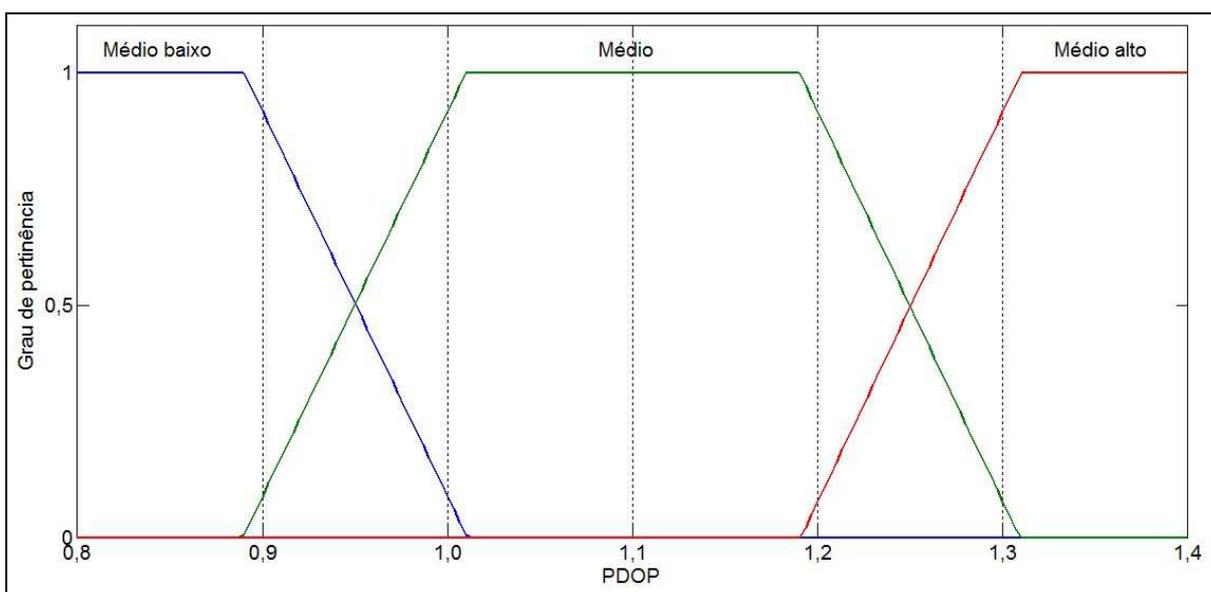


FIGURA 47 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL PDOP DO CONJUNTO DE DADOS DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

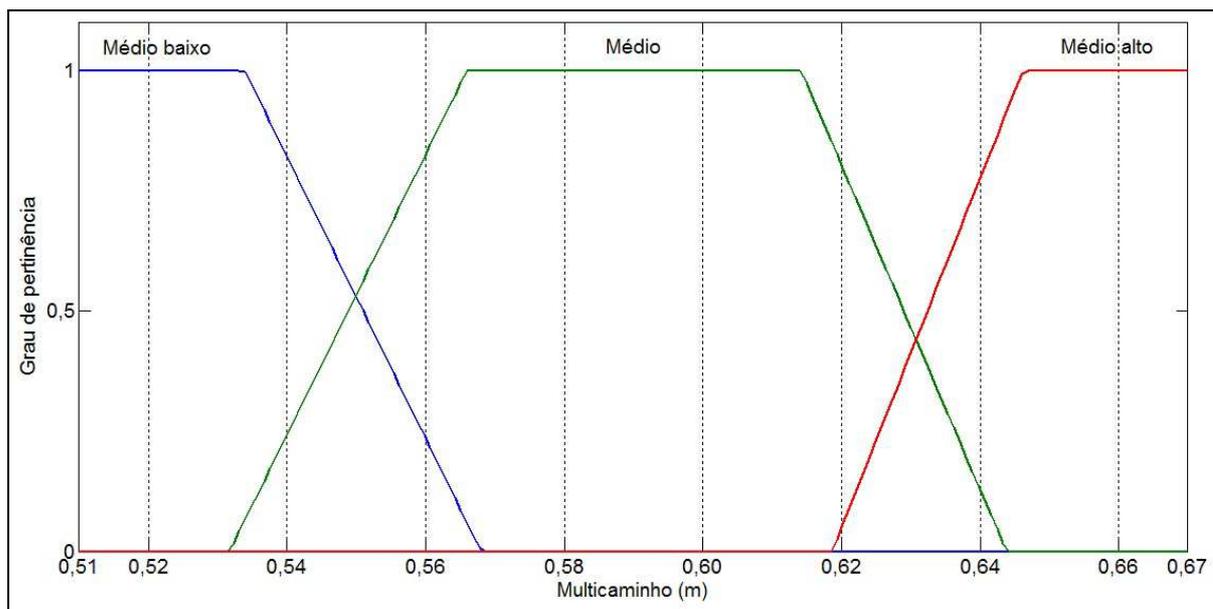


FIGURA 48 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL MULTICAMINHO DO CONJUNTO DE DADOS DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L1  
 FONTE: O autor (2015)

Na Tabela 20 são apresentados os valores das componentes do PCO obtidos pela CR e pelo SBRF para a onda portadora L1, apresenta-se ainda, a diferença entre os valores das componentes obtidas por cada um dos métodos e o desvio padrão das componentes para o conjunto dos resultados obtidos com a CR e SBRF. Os menores valores de diferença na componente N foram para os dados V. 1, V. 7 e V. 9, com os respectivos valores, -0,06, -0,08 e 0,09 mm. Na componente E o dado V. 3 não apresentou diferença entre os métodos, a menor diferença foi para o dado V. 7 com -0,06 mm. Por fim, a componente H apresentou as menores diferenças com os dados V. 3 e V. 8 com valores 3,75 e 3,58 mm, respectivamente.

TABELA 20 – VALORES DAS COMPONENTES DO PCO PARA ONDA PORTADORA L1 (CONJUNTO DE DADOS DE UMA MESMA ÉPOCA)

Verificação	Componente N para L1 (mm)			Componente E para L1 (mm)			Componente H para L1 (mm)		
	CR	SBRF	Diferença	CR	SBRF	Diferença	CR	SBRF	Diferença
V. 1	1,40	1,46	-0,06	-0,50	-0,77	0,27	71,50	76,18	-4,68
V. 2	1,30	0,69	0,61	-0,20	-0,02	-0,18	72,70	40,80	31,90
V. 3	1,40	1,06	0,34	-0,60	-0,60	0,00	71,00	67,25	3,75
V. 4	1,30	1,62	-0,32	-0,70	-0,37	-0,33	70,90	85,61	-14,71
V. 5	1,40	0,50	0,90	-0,50	-0,05	-0,45	70,20	43,35	26,85
V. 6	1,70	1,83	-0,13	-0,60	-0,05	-0,55	77,30	108,56	-31,26
V. 7	1,50	1,58	-0,08	-0,20	-0,14	-0,06	72,00	91,98	-19,98
V. 8	1,50	0,80	0,70	-0,70	-0,07	-0,63	71,00	67,42	3,58
V. 9	1,40	1,31	0,09	-0,60	-0,12	-0,48	71,10	84,09	-12,99
V. 10	1,40	1,83	-0,43	-0,60	-0,05	-0,55	70,80	108,89	-38,09
Desvio padrão	±0,11	±0,48	–	±0,18	±0,26	–	±2,03	±23,54	–

Fonte: O autor (2015)

A Figura 49 ilustra a diferença obtida entre os valores das componentes do PCO calculados na CR e pelos SBRF.

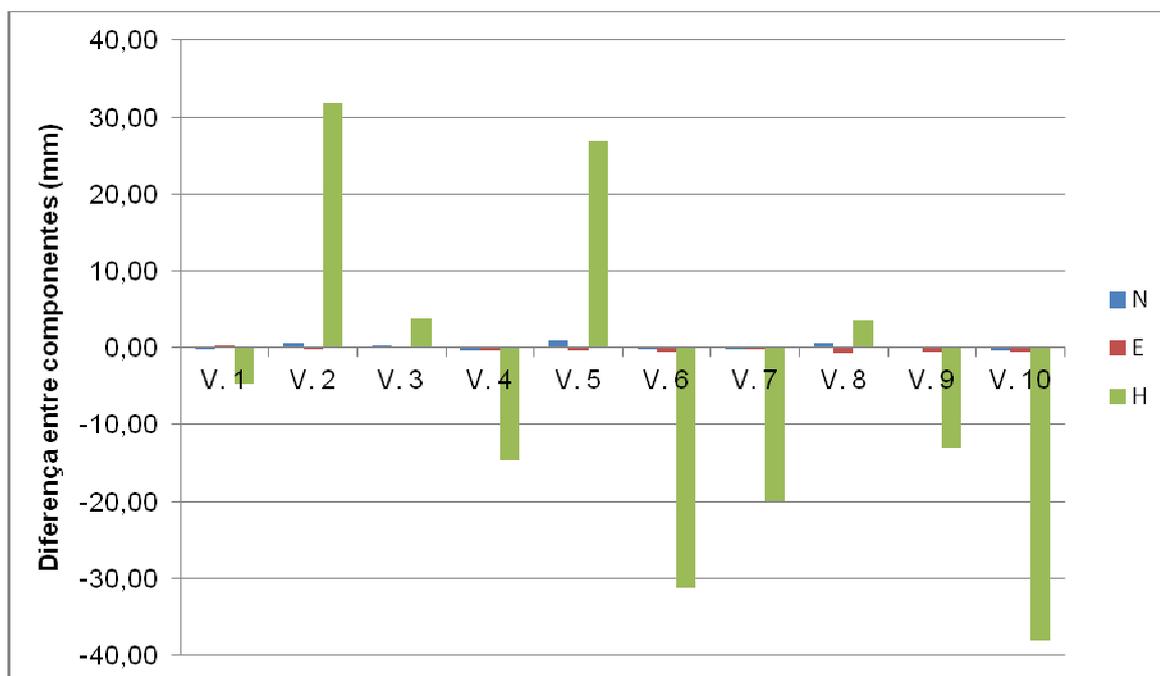


FIGURA 49 – DIFERENÇAS ENTRE AS COMPONENTES OBTIDAS PELA CR E SBRF A PARTIR DE DADOS DE PREVISÃO METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L1

FONTE: O autor (2015)

Para a componente N observa-se na Tabela 20 que as maiores diferenças entre os dois métodos foram para os dados V. 5 e V. 8 com valores 0,92 e 0,70 mm de diferença entre os dois métodos. Verifica-se na Tabela 12 (seção 3.3), que os valores de entrada da variável precipitação têm pertinência 1 no conjunto *fuzzy*

Baixa contribuindo para obter pelo SBRF um valor distante do obtido pela CR. Nota-se ainda na Tabela 16 que os valores do desvio padrão para os conjuntos dos resultados obtidos pelos métodos utilizados foram  $\pm 0,11$  mm para o conjunto dos resultados obtidos pela CR e  $\pm 0,48$  para o conjunto dos resultados obtidos pelo SBRF.

As maiores diferenças entre os resultados obtidos para o componente E foram de -0,63 mm para o dado V. 8, e de -0,55 mm para os dados V. 6 e V. 10. Observa-se que os valores de entrada (TABELA 12) da variável umidade relativa do ar estão no limite final do universo para os dados V. 6 e V. 10, ou seja, estão com pertinência 1 no conjunto Alta, ainda para os dados V. 6, V. 8 e V. 10, os valores da variável precipitação estão todos com pertinência 1 no conjunto Baixa. Nota-se na Tabela 20 que o valor do desvio padrão foi respectivamente  $\pm 0,18$  e  $\pm 0,26$  mm para os resultados obtidos com a CR e SBRF.

Para a componente H observa-se na Figura 49 que as diferenças são para alguns dados positivas e para outros a diferença é negativa, verificando os valores de entrada das variáveis na Tabela 12 (seção 3.3) para as maiores diferenças (dados V. 2, V. 5, V. 6 e V. 10).

Nota-se que para os dados V. 2 e V. 5 os valores de entrada da variável umidade relativa do ar foi de 63,5 e 61,5 % respectivamente, sendo, o primeiro valor com pertinência quase total e o segundo com pertinência 1 no conjunto Média, de forma que para estes dois dados de verificação as diferenças da componente obtida com SBRF em relação à CR foram positivas.

Para os dados V. 6 e V. 10, os valores de entrada da variável umidade relativa do ar estão com pertinência 1 no conjunto *fuzzy* Alta, de forma que as diferenças obtidas com relação aos resultados obtidos pela CR foram negativas. Destaca-se que a maior diferença foi de -38,09 mm e a menor de 3,58 mm. Nota-se ainda na Tabela 20 o valor do desvio padrão obtido para o conjunto dos resultados de  $\pm 2,03$  mm para os resultados da CR e  $\pm 23,54$  mm para os resultados do SBRF.

#### 4.3.2 Resultados obtidos para a onda portadora L2 utilizando dados de previsões meteorológicas

Os SBRF obtidos para calcular as componentes do PCO da onda portadora L2 foram idênticos aos descritos na seção 4.2.1. Porém para a variável de entrada multicaminho houve diferença em função do universo desta variável ser diferente para portadoras L1 e L2 conforme ilustra a Figura 50.

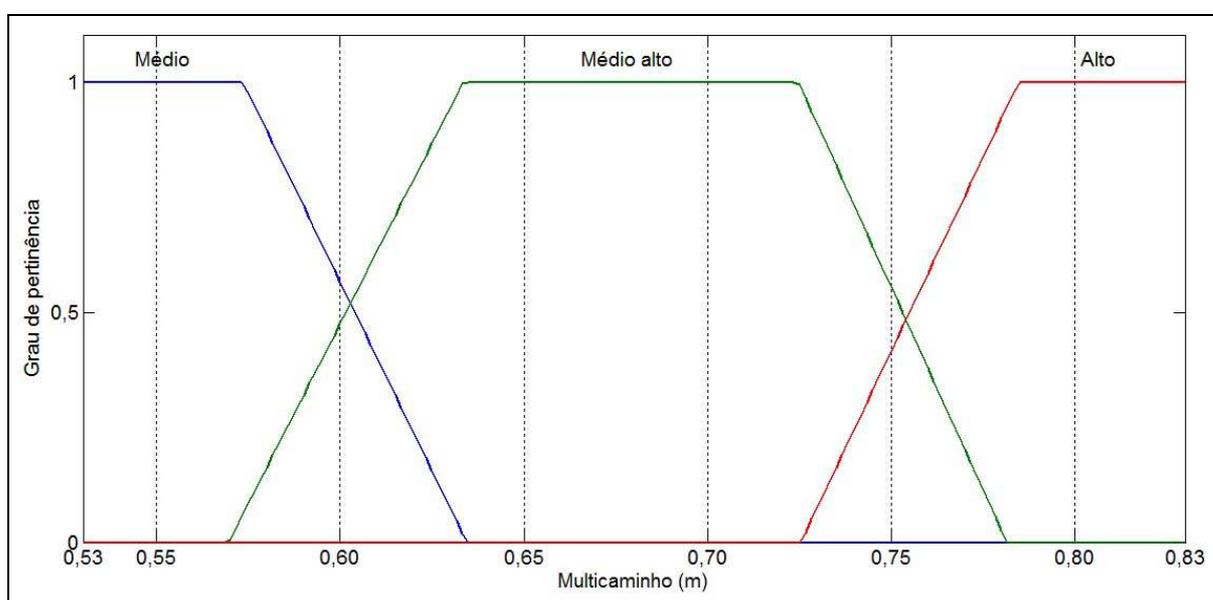


FIGURA 50 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA PARA A VARIÁVEL MULTICAMINHO DO CONJUNTO DE DADOS DE PREVISÕES METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L2  
 FONTE: O autor (2015)

Na Tabela 21 observam-se os valores obtidos pela CR e SBRF para as componentes do PCO para a onda portadora L2. Verifica-se que para a componente N os valores das diferenças entre os dois métodos não passaram de 0,41 mm e para a componente E não passaram de 0,23 mm. As menores diferenças na componente N foram para os dados V. 3, V. 7 e V. 8, com valores 0,06, 0,05 e 0,03 mm, respectivamente. Para a componente E, o dado V. 10 não apresentou diferença entre os métodos, os dados V. 1, e V. 7 apresentaram as menores diferenças, 0,03 e -0,06 mm, respectivamente. Por fim, a menor diferença para a componente H ocorreu no dado V. 9 com valor de 0,12 mm.

TABELA 21 – VALORES DAS COMPONENTES DO PCO PARA ONDA PORTADORA L2  
(CONJUNTO DE DADOS DE UMA MESMA ÉPOCA)

Verificação	Componente N para L2 (mm)			Componente E para L2 (mm)			Componente H para L2 (mm)		
	CR	SBRF	Diferença	CR	SBRF	Diferença	CR	SBRF	Diferença
V. 1	-0,60	-0,73	0,13	0,40	0,37	0,03	71,40	83,24	-11,84
V. 2	-0,70	-0,38	-0,32	0,30	0,15	0,15	71,70	38,29	33,41
V. 3	-0,60	-0,66	0,06	0,40	0,28	0,12	71,50	63,23	8,27
V. 4	-0,60	-0,79	0,19	0,50	0,38	0,12	71,90	83,14	-11,24
V. 5	-0,50	-0,40	-0,10	0,30	0,10	0,20	71,90	37,39	34,51
V. 6	-0,70	-1,01	0,31	0,20	0,40	-0,20	72,40	101,84	-29,44
V. 7	-0,80	-0,85	0,05	0,30	0,36	-0,06	72,00	86,51	-14,51
V. 8	-0,60	-0,63	0,03	0,40	0,17	0,23	71,90	45,25	26,65
V. 9	-0,60	-0,78	0,18	0,40	0,29	0,11	71,80	71,68	0,12
V. 10	-0,60	-1,01	0,41	0,40	0,40	0,00	71,90	102,16	-30,26
Desvio padrão	±0,08	±0,21	–	±0,08	±0,11	–	±0,27	±24,45	–

Fonte: O autor (2015)

Para a componente N o desvio padrão foi de  $\pm 0,08$  mm para os resultados obtidos com a CR e de  $\pm 0,21$  mm para os resultados do SBRF. Na componente E os desvios padrão foram de  $\pm 0,08$  mm e de  $\pm 0,11$  mm para os resultados da CR e SBRF, respectivamente.

Para a componente H houve diferenças de 0,12 até 34,51 mm. As maiores diferenças podem ser observadas nos dados V. 2, V. 5, V. 6, V. 8 e V. 10 conforme ilustra a Figura 51.

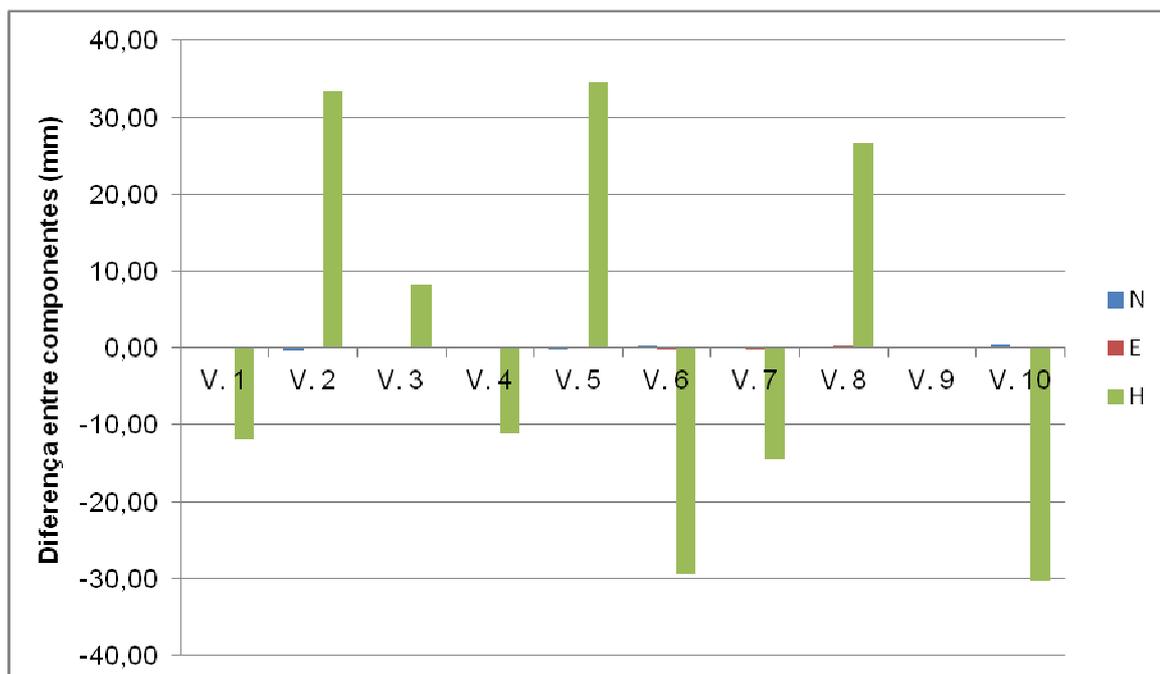


FIGURA 51 – DIFERENÇAS ENTRE AS COMPONENTES OBTIDAS PELA CR E SBRF A PARTIR DE DADOS DE PREVISÃO METEOROLÓGICAS PARA PORTADORA L2  
 FONTE: O autor (2015)

Verifica-se na Figura 51 que as diferenças negativas para os dados V. 6 e V. 7 podem ter sido causadas pelos valores de entrada da variável umidade relativa do ar, o valor de entrada foi de 72,0 % para estes dois dados, de forma que possui pertinência 1 no conjunto *fuzzy* Alta e é o valor limite do conjunto universo da variável. Os dados V. 2, V. 5 e V. 8 tiveram diferenças positivas, estes não apresentam valores de entradas em comum com pertinência total em apenas um conjunto *fuzzy*. O desvio padrão dos resultados obtidos para a componente H utilizando-se a CR foi de  $\pm 0,27$  mm e utilizando-se o SBRF foi de  $\pm 24,45$  mm.

## 5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Neste trabalho aplicou-se a técnica ANFIS que a partir de uma base de dados, identificou os parâmetros do SBRF, estes por sua vez, possibilitaram obter valores das componentes do PCO. Os critérios para escolha dos SBRF foram os que apresentaram os menores valores do RMSE e ER. Para todos os SBRF escolhidos com base nestes critérios, o tipo de função de pertinência usada foi a trapezoidal, pois foi o tipo de função que apresentou os melhores resultados de todas as funções testadas. E ainda, em relação à quantidade de funções de pertinência, de todos os testes realizados, os melhores resultados foram obtidos quando se utilizou três funções por variável.

Para avaliar a qualidade dos resultados obtidos com os SBRF, compararam-se os valores do PCO obtidos pela CR (tomados como valores reais de calibração) com os valores do PCO obtidos por meio dos SBRF. O valor máximo tolerável para esta diferença é de 1 mm (ZEIMETZ e KUHLMANN, 2008) quando se compara diferentes métodos de obtenção do PCO. Sendo assim, destaca-se que para as componentes planimétricas N e E, as diferenças foram iguais ou menores que 0,90 mm. Porém, a componente H apresentou diferenças de até 38,21 mm.

No processo para obter as componentes do PCO, foram utilizados três tipos de conjunto de dados, um obtido em anos distintos, outro coletado em uma mesma época do ano (março e abril de 2015) e um terceiro conjunto formado com os dados do segundo conjunto crescidos das previsões meteorológicas como variáveis de entrada. O conjunto de dados coletados em anos distintos apresentou no geral, as menores diferenças quando comparado com os outros conjuntos.

Destaca-se ainda, a viabilidade de se prever o PCO por meio de previsões meteorológicas, verifica-se que as diferenças das componentes planimétricas ficaram iguais ou abaixo de 0,90 mm para a onda portadora L1 e de -0,63 mm para a onda portadora L2. A componente H apresentou diferenças de até -38,09 mm, porém, esse valor é da mesma ordem de grandeza das diferenças obtidas com os outros conjuntos de dados.

Por fim, nota-se que a variável de entrada que mais influenciou nos resultados foi a umidade relativa do ar seguida da variável temperatura. As variáveis

de entrada temperatura, umidade relativa do ar, precipitação, PDOD e multicaminho se mostraram suficientes para modelar as componentes horizontais N e E. Porém, para a componente vertical H, estas variáveis não permitiram a modelagem ideal, ou seja, não foi possível obter resultados para esta componente por meio do SBRF em que todas as diferenças em relação à CR deveriam ser menores do que 1 mm.

Os objetivos desta pesquisa foram atendidos, e o método proposto mostrou-se promissor, porém, como as componentes verticais (H) não apresentaram diferenças em relação às componentes reais (obtidas com a CR) dentro dos limites desejados (1 mm), logo a aplicação destes valores no processamento de dados GNSS em trabalhos que exigem acurácia milimétrica ainda não é recomendado.

De forma a resolver este problema, recomenda-se a utilização de um software, em que a obtenção das componentes por meio do SBRF seja correlacionada, como na CR. Estudos de novas variáveis de entrada na tentativa de diminuir a diferença dos valores obtidos pela modelagem com os valores reais de calibração também podem ser realizados.

Recomenda-se ainda, utilizar dados de outras antenas, de outros fabricantes e modelos. A criação de um banco de dados de um conjunto de antenas para geração de SBRF por meio da ANFIS pode contribuir para o aprimoramento desta modelagem.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AMENDOLA, M.; SOUZA, A. L.; BARROS, L. C. **Manual do uso da teoria dos conjuntos Fuzzy no MATLAB 6.5**. Campinas: FEAGRI & IMECC/UNICAMP, 44 p. 2005.

ANTUNES, J. **Modelo de avaliação de risco de controle utilizando a lógica nebulosa**. 2004. 177 f. Tese (Doutorado em Contabilidade e Controladoria). Curso de Pós-graduação em Administração e Contabilidade, Departamento de Contabilidade e Atuária, Faculdade de Economia, Universidade de São Paulo, São Paulo. 2004.

ARBIB, M. A. **The handbook of brain theory and neural networks**. Massachusetts Institute of Technology, 1309 p. 2003.

BECKER, M.; GÖRRES, B.; CAMPBELL, J.; SIEMES, M. Absolute calibration of GPS antennas: laboratory results and comparison with field and robot techniques, **GPS Solution**, v. 10, p. 136-145, 2007.

BREUER, B.; CAMPBELL J, GÖRRES B, HAWIG J, WOHLLEBEN R. Kalibrierung von GPS-antennen für hochgenaue geodätische Anwendungen. **Journal for Satellite-Based Positioning, Navigation and Communication**, Heidelberg, p. 49-59, n. 2, 1995.

CALDEIRA, A. M.; MACHADO, M. A. S.; SOUZA, R. C.; TANSCHKEIT, R. **Inteligência Computacional aplicada a administração, economia e engenharia em Matlab**. São Paulo, Thomson Learning. 2007.

EL-SHEIMY, N.; ABDEL-HAMID, W.; LACHAPELLE, G. An adaptive neuro-fuzzy model for bridging GPS outages in MEMS-IMU/GPS land vehicle navigation. In: **Proceedings of the 17th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS 2004)**. p. 1088-1095. 2004.

ESTEY L. H.; MEERTENS C. M., TEQC: The Multi-Purpose Toolkit for GPS/GLONASS Data. **GPS Solutions**, v. 3, n. 1, p. 42-49, 1999.

FERREIRA, D. P. L.; JAFELICE, R. S. M.; SERQUEIRA, E. O. Using Fuzzy System in the Study of Luminescence and Potency of Neodymium Ions. **Applied Optics**, v. 51, p. 6745-6752, 2012.

FREIBERGER JUNIOR, J. **Investigação da calibração relativa de antenas GNSS**. Tese (Doutorado em Ciências Geodésicas). Curso de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, Setor de Ciências da Terra, Departamento de Geomática, Universidade Federal do Paraná, Curitiba. 2007.

FREVERT, V., STÖCKER, D., NUCKELT, A. Beschleunigte Feldkalibrierung von GPS-Antennen. In: **Proc. POSNAV 2003**, p. 353-359, 2003.

FUZZY LOGIC TOOLBOX, **The MathWorks™ - Accelerating the pace of engineering and science**. 2015. Comunicação do software Matlab, disponível em: <<http://www.mathworks.com/help/fuzzy/index.html>> Acesso em: 10 de Abril de 2015.

GHALEHNOE, A.; MOHAMMADI, K.; MOSAVI, M. R. Improve determining the location of a moving body on map by low cost GPS receiver. In: **2002 student conference on research and development proceedings**, IEEE, p. 242-244. 2002.

GLONASS-IAC.RU (2015). Federal Space Agency Information-analytical centre. Disponível em: <<https://glonass-iac.ru/en/GLONASS/>>. Acesso em: 29 de Março de 2015.

GOMIDE, F. A. C. E GUDWIN, R. R. Modelagem, Controle, Sistemas e Lógica Difusa. **SBA Controle e Automação**. v. 4, n. 3, p. 97-115, 1994.

GOMIDE, F. A. C.; GUDWIN, R. R.; TANSCHKEIT, R. Conceitos fundamentais da teoria de conjuntos fuzzy, lógica fuzzy e aplicações. In: 6th INTERNATIONAL FUZZY SYSTEMS ASSOCIATION WORLD CONGRESS - IFSA95. São Paulo. **Proceedings/Tutorials**. p. 01-38. 1995.

GPS.GOV: Official U.S. Government information about the Global Positioning System (GPS) and related topics. Disponível em: <<http://www.gps.gov/systems/gps/space/#orbits>>. Acesso em: 29/03/2015.

GSA.EUROPA.EU: European Global Navigation Satellite Systems Agency. Disponível em: <http://www.gsa.europa.eu/galileo/programme>. Acesso em: 30 de Março de 2015.

HANSEN, H. V. GENSLER, H. J. Historical Dictionary of Logic. **Informal Logic**, v. 27, n. 3, p. 299-302, 2007.

HOFMANN-WELLENHOF, B.; LICHTENEGGER, H.; WASLE, E. **GNSS—global navigation satellite systems: GPS, GLONASS, Galileo, and more**. Springer Science & Business Media, 2008.

HUINCA, S. C. M. **Calibração relativa de antenas GNSS na BCAL/UFPR**. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas). Curso de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, Setor de Ciências da Terra, Departamento de Geomática, Universidade Federal do Paraná, Curitiba. 2009.

HUINCA, S. C. M. **Investigações quanto a Calibração relativa de antenas GNSS na BCAL/UFPR**. Seminário de Qualificação de Doutorado. Curso de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, Setor de Ciências da Terra, Departamento de Geomática, Universidade Federal do Paraná, 2011.

HUINCA, S. C. M. **Análise de influências ambientais na calibração de antenas de receptores GPS**. Tese (Doutorado em Ciências Geodésicas). Curso de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, Setor de Ciências da Terra, Departamento de Geomática, Universidade Federal do Paraná, Curitiba. 2014.

HUINCA, S. C. M., KRUEGER, C. P. Determinação de Parâmetros de Calibração Relativos em Nível Absoluto de Antenas de Receptores GPS. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 63 ed. especial - Geodésia e Topografia. 2011a.

HUINCA, S. C. M., KRUEGER, C. P. Correlação das variáveis ambientais e efeito do multicaminho com os parâmetros de calibração (PCO) de antenas GNSS. In: **Anais do VII Colóquio Brasileiro de Ciências Geodésicas**. Curitiba, 12 a 14 de setembro de 2011. 2011b.

HUINCA, S. C. M., KRUEGER, C. P. Investigações preliminares das variáveis atmosféricas que podem influenciar na determinação dos parâmetros de calibração de uma antena GPS. In: **Anais do IV Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação**. Recife: SIMGEO, p. 001-009, 2012.

JAFELICE, R. S. M.; BARROS, L. C. DE; BASSANEZI, R. C. **Teoria dos Conjuntos Fuzzy com Aplicações** - São Carlos: SBMAC; SP, ed. Plêiade, Notas em Matemática Aplicada, 66 p. 2005.

JAFELICE, R. S. M.; BARROS, L. C. DE; BASSANEZI, R. C. Usando a Teoria dos Conjuntos Fuzzy na Modelagem de Fenômenos Biológicos. In: **II Congresso Brasileiro de Sistemas Fuzzy**. Natal - RN, 2012.

JANG, J-S. R. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, v. 23, n. 3, 1993.

JANG, J-S. R.; SUN, C-T.; MIZUTANI, E. **Neuro-fuzzy and soft computing; a computational approach to learning and machine intelligence**. Upper Saddle River, Prentice Hall. 614 p. 1997.

JUNGES, L. C. D. **Introdução a Lógica fuzzy**. Departamento de automação de sistemas industriais inteligentes, 2006.

KLIR, G. J; FOLGER, T. A. **Fuzzy Sets, Uncertainty, and Information**. 1. ed. New Jersey: Prentice Hall, 1988.

KLIR, G. J; YUAN, B. **Fuzzy sets and fuzzy logic: theory and applications**. New York: Prentice Hall, 1995.

KOSKO, L. **Fuzzy Thinkig: the new science of fuzzy logic**. 1. ed. Hammersmith: Flamingo, 1994.

KOUBA, J. **A Guide To Using International Gns Service (Igs) Products**. 2009. Disponível em: <<http://igs.cb.jpl.nasa.gov/components/usage.html>>. Acesso em: 16/06/2013.

KRONBAUER, A. H.; FERREIRA, L. C.; NUNES JUNIOR, R. Mineração de Dados Utilizando Lógica Fuzzy. **Ciente-fico.com**, v. II, p. 87-91, 2005.

KRUEGER, C. P.; HUINCA, S. C. M.; LEANDRO, D.; VISKI, A. R. A inovação de produtos que contribuirão para o posicionamento por satélites com alta precisão. In: **Anais do III Simpósio Brasileiro de Geomática**, v. 1, Presidente Prudente: SGB, p. 218-222. 2012.

KUTTERER, H. Joint Treatment of Random Variability and Imprecision in GPS Data Analysis. **Journal of Global Positioning Systems**, Vol. 1, No. 2: 96-105. 2002.

LAGO, I. F.; FERREIRA, L. D. D.; KRUEGER, C. P. GPS e GLONASS: Aspéctos teóricos e aplicações práticas. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 8, n. 2, p. 37-53. 2002.

LAMONTAGNE, G.; LANDRY, R. Jr.; KOUKI, A. B. Direct RF Sampling GNSS Receiver Design and Jitter Analysis. **Scientific Research**, v. 3, n. 4, 2012.

LASTIRI, C. P.; PAULETTI, R. M. de O. Aplicação de Redes Neurais Artificiais à Engenharia de Estruturas. **XXXI Jornadas Sud-Americanas de Ingenieria Estructural**, Mendoza, Argentina. 2004.

LEE, C. C. **Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller**. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on 20.2 (1990): 404-418. 1990.

LEICK, A. **GPS Satellite Surveying** – 3. edition. New York: John Wiley & Sons, 2004.

LIN, C. J.; CHEN, Y. Y.; HANG, F. R. Fuzzy processing on GPS data to improve the position accuracy. In: **Fuzzy Systems Symposium, 1996. Soft Computing in Intelligent Systems and Information Processing. Proceedings of the 1996 Asian**. IEEE, 1996. p. 557-562. 1996.

LOPES, W. A.; JAFELICE, R. S. M.; BARROS, L. C. Modelagem Fuzzy de diagnóstico médico e monitoramento do tratamento de pneumonia. **Revista Biomatemática**, v. 15, p. 77-96, 2005.

MACIAS-VALADEZ, D.; SANTERRE, R.; LAROCHELLE, S.; LANDRY JR, R. Improving vertical GPS precision with a GPS-over-fiber architecture and real-time relative delay calibration. **GPS Solutions**, v. 16, p. 449-462, 2012.

MADER, G. L. GPS Antenna Calibration at the National Geodetic Survey. **GPS Solutions**, v. 3, n. 1, p. 50-58, 1999.

MAMDANI, E.H. Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant. **Proceedings of the Institution of Electrical Engineers**, v. 121, n. 12, p. 1585–1588, 1974.

MAMDANI, E.H.; ASSILIAN, S. An experiment in linguistic synthesis with a *fuzzy* logic controller. **International Journal of Man-Machine Studie**, v. 7, n. 1, p. 1-13, 1975.

MARANHÃO, M. R. A.; SOUZA, F. J. Aplicação de lógica nebulosa para identificação de áreas mapeáveis na cartografia sistemática. In: **Anais do XXI Congresso Brasileiro de Cartografia**, Belo Horizonte, MG, 2003.

MAYER, M. GPS-Antennenkalibrierung. In: Heck, B./Illner, M. (Editores): **GPS 2002: Antennen, Höhenbestimmungen und RTK-Anwendungen**. 57. September 2002, DVW-Schriftenreihe, Band 44, Wittwer, p.118-134. 2002.

MENDEL, J. M. Fuzzy logic systems for engineering: a tutorial. **Proceedings of the IEEE**, v. 83, n. 3, p. 345-377, 1995.

McCULLOCH, W. S.; PITTS, W. H. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. In: **Bulletin of Mathematical Biophysics**, v. 5, p. 115-133, 1943.

MONICO, J. F. G. **Posicionamento pelo GNSS: descrição, fundamentos e aplicações**. 2 ed. São Paulo, Editora UNESP, 2008.

MORESCKI JUNIOR, L. F. M. **Determinação dos parâmetros PCOs e PCVs de antenas GNSS utilizando propagação numérica**. Tese (Doutorado em Ciências Geodésicas). Curso de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, Setor de Ciências da Terra, Departamento de Geomática, Universidade Federal do Paraná, Curitiba. 2015.

MOURA, A. O.; ANDRADE, D. da S.; KIKUCHI, W. K. Inteligência Artificial Aplicada no Auxílio a Tomadas de Decisões na Área de Saúde. **II Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia – SEGeT**. p. 1096-1102. 2005.

NEGNEVITSKY, M. **Artificial Intelligence. A Guide to Intelligent Systems**. 2.ed. England: Addison Wesley. 2005.

NETO, L. B.; COELHO, P. H. G.; AMARAL, J. L. M.; MELLO, M. H. C. S. **Minicurso de sistema especialista nebuloso**. XXXVIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional. Goiânia, GO, 2006.

NOGUCHI, M. T. G. **Um sistema baseado em regras fuzzy para classificação supervisionada de imagens multiespectrais de alta resolução**. Dissertação (Mestrado). Programa de Pós-Graduação em Informática, Setor de Ciências Exatas, Universidade Federal do Paraná, 2004.

PEREIRA, B. de B.; RODRIGUES, C. V. C. **Redes Neurais em Estatística**. 13o. SINAPE - ABE, Cachambu, v. 1. 144 p. 1998.

RAGGIO, A. **A evolução da noção de sistema axiomático**. Tradução de: STIVAL, S. D., SANZ, W. C. Editorial Philosophia. *Philosophos*, v. 8, n. 1, p. 95-119, jan/jun. Original em Francês. 2003.

RAY, J. R.; SENIOR, K. Temperature Sensitivity of Timing Measurements Using Dorne Margolin Antennas. **GPS Solutions**, v. 5, p. 24-30, 2001.

REZENDE, S. O. **Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações**. Barueri, SP, Brasil: Editora Manole Ltda, 525 p. 2005.

ROCKEN, C.; MEERTENS, C.; STEPHENS, B.; BRAUN, J.; VANHOVE, T.; PERRY, S. RUDD, O.; MCCULLUM, M.; RICHARDSON, J. **UNAVCO Academia Research Infrastructure (ARI) Receiver and Antenna Test Report**. University NAVSTAR Consortium Report, Boulder, Colorado, USA. 1995.

ROSS, T. J. **Fuzzy logic with engineering applications**. 3.ed. USA: Johnson Wiley and sons, Ltd., Printed in Singapore by Fabulous Printers Pte. Ltd., ISBN 978-0-470-74376-8, 2010.

ROTHACHER, M. MADER, G. Receiver and Satellite Antenna Phase Center Offsets and Variations. **Network, Data and Analysis Center Workshop 2002**, Position Paper of the "Antenna Session", IGS Workshop, p. 141-152, Ottawa, 2002.

SCHUPLER, B. R.; CLARK, T. A. High Accuracy Characterization of Geodetic GPS Antennas Using Anechoic Chamber and Field Tests. **Proceedings of the Institute of Navigation ION-GPS 2000**, p. 19-22, Salt Lake City, 2000.

SEEBER, G., MENGE, F., VÖLKSEN, C. Precise GPS Positioning Improvements By Reducing Antenna And Site Dependent Effects. **Advances in Positioning and Reference Frames**. *International Association of Geodesy Symposia*. v. 118, pp 237-244. 1997.

SEEBER, G. **Satellite Geodesy: Foundations, Methods and Applications**. Berlin, New York: Walter de Gruyter. 586 p. 2003.

SHAW, I. S., SIMÕES, M. G. **Controle e Modelagem Fuzzy**. Editora Edgard Blucher Ltda. São Paulo, 1999.

SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas: curso prático**, Artliber Editora Ltda, São Paulo, SP, Brasil. 2010.

SOUZA, E. M.; POLEZEL, W. G. C.; MONICO, J. F. G.: **Avaliação do Nível de Multicaminho no Posicionamento Relativo GPS e sua Atenuação Através da Análise de Multiresolução**. Boletim Ciências Geodésicas, sec Artigos, Curitiba, v.11, n°2, 2005.

SWANSON, S. R. A fuzzy navigational state estimator for GPS/INS integration, **IEEE Position Location and Navigation Symposium**, 20-23 April, Palm Springs, CA, USA, pp. 541-548. 1998.

TAKAGI, T. & SUGENO, M. Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modelling and Control. **IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics**, Vol. 15, p. 116-132, 1985.

TANSCHKEIT, R. "**Lógica fuzzy, raciocínio aproximado e mecanismos de inferência**." Rio de Janeiro: PUC - DEE, 10 p. Relatório Técnico. 2003.

UNAVCO (2013). University NAVSTAR Consortium. TEQC – Tutorial. Disponível em <<http://www.unavco.org>>. Acesso em: 12 de setembro de 2013.

VECTORSITE. Website educacional com textos sobre ciência, tecnologia, tecnologia militar e história. Disponível em: <<http://www.vectorsite.net/index.html>>. Acesso em: 30 de Março de 2015.

VISKI, A. R. **Análise da atenuação do efeito multicaminho no posicionamento GPS de plataformas Lagrangeanas e Eulerianas em massas de água**. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas). Curso de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, Setor de Ciências da Terra, Departamento de Geomática, Universidade Federal do Paraná, Curitiba. 2012.

WANG, J. H. The aiding of a low-cost MEMS INS for land vehicle navigation using fuzzy logic expert system, **Proceedings of ION GNSS 2004**, 21-24 September, Long Beach, California, USA, pp. 718-728. 2004.

WANG, J. H. **Intelligent MEMS INS/GPS integration for land vehicle navigation**, Ph.D. dissertation, Department of Geomatics Engineering, University of Calgary, Calgary, Canada, 2006.

WANG, J. H.; GAO, Y. Evaluating the accuracy of GPS positions under severe signal-degradation using adaptive-network-based fuzzy inference systems (ANFIS), **Proceedings of The 50th CASI Annual General Meeting and Conference**, 28-30 April, Montréal, QB, Canada. 2003.

WANG, J. H.; GAO, Y. Fuzzy logic expert rule-based multi-sensor data fusion for land vehicle attitude estimation, **Proceedings of 19th International CODATA Conference**, 7-10 November, Berlin, Germany. 2004a.

WANG, J. H.; GAO, Y. Identification of GPS positioning solutions deteriorated by signal degradations using a fuzzy inference system, **GPS Solutions**, Vol. 8, No. 4, pp. 245-250. 2004b.

WANG, J. H.; GAO, Y. Multi-sensor data fusion for land vehicle attitude estimation using fuzzy expert system, **Data Science Journal**, Vol. 4, pp. 127-139. 2005.

WANG, J. H.; GAO, Y.; ZHANG, Y. An intelligent MEMS IMU-based land vehicle navigation system enhanced by dynamics knowledge, **Proceedings of ION AM 2005**, 27-29 June, Cambridge, MA, USA. 2005.

WANNINGER, L. Programm Wasoft/Kalib 2.0. Disponível em: <http://www.wasoft.de>. Acesso em: 10/09/2013.

WANNINGER, L.; MAY, M. Carrier phase multipath calibration of GPS reference stations. **Proceedings of the 13th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation**, ION GPS 2000, Salt Lake City, UT, USA, September 19-22, 2000.

WIESER, A. A Fuzzy System for Robust Estimation and Quality Assessment of GPS Data for Real-Time Applications. In: **Proceedings ION GPS 2001**, US Institute of Navigation, Salt Lake City, p. 01-10. 2001.

WIESER, A.; BRUNNER, F. K. SIGMA-F: Variances of GPS Observations Determined by a Fuzzy System. In: **Proceedings of the IAG 2001 Scientific Assembly**, 2001, Budapest, p. 01-06. 2001.

WÜBBENA, G.; MENGE, F.; SCHMITZ, M.; SEEBER, G.; VÖLKSEN, C. A new approach for field calibration of antenna phase center variations. In: **Proceedings of the 9th. International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation ION GPS-96**. 1996.

WÜBBENA, G.; SCHMITZ, M.; MENGE, F.; BÖDER, V.; SEEBER, G. Automated absolute field calibration of GPS-Antennas in real time. In: **Proceedings of the Institute of Navigation ION-GPS 2000**, Salt Lake City, UT, USA, September, p. 19-22, 2000.

ZADEH, L. A. *Fuzzy Sets*. **Information and Control**, v.8, p. 338–353, 1965.

ZADEH, L. A. Is there a need for fuzzy logic? **Information Sciences**, v. 178, p. 2751-2779, 2008.

ZEIMETZ, P.; KUHLMANN, H. On the Accuracy of Absolute GNSS Antenna Calibration and the Conception of a New Anechoic Chamber. GNSS Antenna Calibration and Accuracy Assessment. In: **Proceedings of the FIG Working Week**, Stockholm, Sweden, 14-19 June, p. 1-16, 2008.

## APÊNDICE

Com o objetivo de tornar prática a obtenção dos resultados, ou seja, a obtenção das componentes do PCO para as ondas portadoras L1 e L2, por meio dos SBRF obtidos da ANFIS, criou-se uma interface gráfica computacional que permite inserir os valores das variáveis de entrada: temperatura, umidade relativa do ar, precipitação, PDOP e multicaminho, e obter na saída, os valores das componentes N, E e H do PCO para as ondas portadoras L1 e L2.

Esta interface gráfica é um programa computacional que pode ser executado em qualquer computador de 64 bits, a única restrição é a necessidade de se instalar um compilador MCR, o qual é gratuito e disponibilizado pelo site da MathWorks®.

A Figura 52 ilustra a interface gráfica computacional, observa-se que para as entradas da variável multicaminho, deve-se entrar com valores para L1 e L2 separadamente, de modo que se possam calcular as componentes do PCO para L1 e L2 respectivamente.

O funcionamento é simples, digitam-se os valores das variáveis de entrada e então se clica no botão calcular o que retorna as componentes N, E e H para L1 e L2. Caso queira iniciar um novo cálculo, se clica no botão limpar que apagará todas as caixas para que se possa digitar novamente.

Interface

Previsão das componentes do PCO (mm)

Temperatura (°C)

Umidade (%)

Precipitação (mm)

PDOP

Multicaminho L1 (m)

Multicaminho L2 (m)

Calcular

Limpar

L1

L2

N

N

E

E

H

H

FIGURA 52 – INTERFACE GRÁFICA COMPUTACIONAL  
FONTE: O autor (2015)

Um aviso de erro foi implementado para os casos em que os valores das variáveis de entrada excedam ou não atinjam o domínio das variáveis conforme se observa na Figura 53.

Interface

Previsão das componentes do PCO (mm)

Temperatura (°C)

Umidade (%)

Precipitação (mm)

PDOP

Multicaminho L1 (m)

Multicaminho L2 (m)

Calcular

Limpar

	L1	L2
N	<input type="text"/>	<input type="text"/>
E	<input type="text"/>	<input type="text"/>
H	<input type="text"/>	<input type="text"/>

Erro: Multicaminho L1 fora do intervalo de 0.51 a 0.65

FIGURA 53 – MENSAGEM DE ERRO PARA UM VALOR FORA DO DOMÍNIO DA VARIÁVEL  
FONTE: O autor (2015)

Na Figura 54 observa-se a interface gráfica sendo utilizada, onde os valores de entrada foram inseridos e então após clicar no botão calcular, ela retorna os valores das componentes do PCO para as ondas portadoras L1 e L2.

Interface

Previsão das componentes do PCO (mm)

Temperatura (°C)	<input type="text" value="23.5"/>		
Umidade (%)	<input type="text" value="63.5"/>	L1	L2
Precipitação (mm)	<input type="text" value="7"/>	N	N
PDOP	<input type="text" value="1.1"/>	<input type="text" value="1.4055"/>	<input type="text" value="-0.6603"/>
Multicaminho L1 (m)	<input type="text" value="0.58"/>	E	E
Multicaminho L2 (m)	<input type="text" value="0.65"/>	<input type="text" value="-0.6548"/>	<input type="text" value="0.42679"/>
		H	H
		<input type="text" value="74.8545"/>	<input type="text" value="60.9562"/>

Calcular

Limpar

FIGURA 54 – USO DA INTERFACE GRÁFICA COMPUTACIONAL  
FONTE: O autor (2015)

## ANEXOS

### ANEXO A – ARQUIVO DE SAÍDA DO SOFTWARE WASOFT NA CALIBRAÇÃO RELATIVA DE ANTENAS GNSS.

Antenna rotation by DRB, number of orientations: 4  
 Distance 1000-2000: 5.9 m  
 Height difference (levelling): 0.0797 m

#### RESULTS - Phase Center Offsets (PCO):

Minimum elevation: 10 deg  
 Meas/Ell/Unk/DFre: 50466 5791 5 44670  
 Sigma0(L1,L2) [m]: 0.0044 0.0052

[m]	L1		L2		L0
PCO N	0.0007	0.0000	-0.0001	0.0000	0.0019
PCO E	-0.0013	0.0000	0.0007	0.0000	-0.0042
PCO H	0.0627	0.0001	0.0632	0.0001	0.0620

Baseline N	5.4575	0.0000	5.4571	0.0000	5.4582
Baseline E	2.1819	0.0000	2.1807	0.0000	2.1837

ARP 1000	3763724.0920	-4365119.0572	-2724432.2029	fixed
ARP 2000	3763727.3224	-4365119.4633	-2724427.3093	determined

#### RESULTS - Phase Center Variations (PCV):

Meas/Ell/Unk/DFre: 59905 5791 68 54046  
 Sigma0(L1,L2) [m]: 0.0061 0.0076

#### RESULTS - Phase Center Variations (PCV):

Detected outliers: 0  
 Meas/Ell/Unk/DFre: 59905 5791 68 54046  
 Sigma0(L1,L2) [m]: 0.0061 0.0076

calibration results written to 2000.rpt  
 calibration results written to 2000.atx

WA1ANT: normal end

ANEXO B – ARQUIVO WA1SOL DA SOLUÇÃO OBTIDA NA CALIBRAÇÃO DE  
ANTENAS RELATIVA

\*\*\*\*\*

Baseline Report: Wa1 2.0 <http://www.wasoft.de> UFPR 27.05.2011 17:01:48

\*\*\*\*\*

Reference\_station: 1000 -Unknown-  
Rover\_station: 2000 -Unknown-  
DOY+Session: 132

SOLUTION QUALITY

Solution\_type: FixedL1  
Solution\_quality: high  
S0: 0.6  
S0\_m: 0.0017  
Ambfix\_%%: 100.0  
Re-weighted\_obs\_%%: 0.0  
SV\_min/ave/max: 7 10.3 13  
PDOP\_min/ave/max: 0.7 1.0 1.7

OBSERVATION AND PROCESSING PARAMETERS

Start\_time: 1635 414270.00 2011-05-12 19:04:30  
End\_time: 1635 501120.00 2011-05-13 19:12:00  
Duration\_minutes: 1448.0  
Duration\_hours: 24.1  
Interval\_s: 15.00  
Distance\_km: 0  
Elevation\_mask\_deg: 0.0  
Elevation\_min\_deg: 0.0  
PreciseEph: No  
APCcorrection: Yes  
APCfileRef: AR25igs\_abs.atx  
APCfileRov:  
Tropo\_parameters: No  
Number\_frequencies: 2

REFERENCE STATION

Ref\_Name\_short: 1000  
Ref\_Name\_long: -Unknown-  
Ref\_Name\_file: 1000132.11o  
Ref\_Receiver\_type: LEICA GX1230GG  
Ref\_Receiver\_number: 472647  
Ref\_Receiver\_version: 7.01/3.016  
Ref\_Antenna\_type: LEIAR25 NONE  
Ref\_Antenna\_number:  
Ref\_Antenna\_height\_m: 0.0000

Ref\_Coordinates\_XYZ: 3763724.0920 -4365119.0572 -2724432.2029  
 Ref\_Coordinates\_LLH: -25.448647129 -49.231196405 924.9275  
 Ref\_Coordinates\_UTM: 22677853.8052 7184192.7788 924.9275

#### ROVER STATION

Rov\_Name\_short: 2000  
 Rov\_Name\_long: -Unknown-  
 Rov\_Name\_file: 2000132.11o  
 Rov\_Receiver\_type: LEICA GX1230GG  
 Rov\_Receiver\_number: 472648  
 Rov\_Receiver\_version: 7.02/3.016  
 Rov\_Antenna\_type: LEIAX1202GG NONE  
 Rov\_Antenna\_number:  
 Rov\_Antenna\_height\_m: 0.0000  
 Rov\_Coordinates\_XYZ: 3763727.3595 -4365119.5057 -2724427.3359  
 Rov\_Coordinates\_LLH: -25.448597871 -49.231174716 925.0695  
 Rov\_Coordinates\_UTM: 22677856.0589 7184198.2060 925.0695

#### BASELINE

Baseline_Coo_XYZ:	3.2675	-0.4485	4.8670
Baseline_length_m:	5.8792		
Baseline_Dheight_m:	0.1420		
Stddev_XYZ_m:	0.0000	0.0000	0.0000
Corrcoeff_XYZ:	-0.6750	0.5139	-0.4959
Stddev_NEH_m:	0.0000	0.0000	0.0001
Corrcoeff_NEH:	-0.0057	-0.0354	-0.1206
Stddev_UTM_m:	0.0000	0.0000	0.0001
Corrcoeff_UTM:	-0.0057	-0.1206	-0.0354

ANEXO C – BASE DE REGRAS DO SBRF PARA A COMPONENTE N DA ONDA PORTADORA L1 DO CONJUNTO DE DADOS OBTIDOS EM ANOS DISTINTOS (SEÇÃO 4.1.1)

1. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf1)
2. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf2)
3. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf3)
4. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf4)
5. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf5)
6. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf6)
7. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf7)
8. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf8)
9. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf9)
10. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf10)
11. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf11)
12. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf12)
13. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf13)
14. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf14)
15. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf15)
16. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf16)
17. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf17)
18. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf18)
19. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf19)
20. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf20)
21. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf21)
22. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf22)
23. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf23)
24. Se (temperatura é baixa) e (umidade é baixa) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf24)



53. Se (temperatura é baixa) e (umidade é média) e (precipitação é alta) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf53)
54. Se (temperatura é baixa) e (umidade é média) e (precipitação é alta) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf54)
55. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf55)
56. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf56)
57. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf57)
58. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf58)
59. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf59)
60. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf60)
61. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf61)
62. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf62)
63. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf63)
64. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf64)
65. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf65)
66. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf66)
67. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf67)
68. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf68)
69. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf69)
70. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf70)
71. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf71)
72. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf72)
73. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf73)
74. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf74)
75. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf75)
76. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf76)
77. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf77)
78. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf78)
79. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf79)
80. Se (temperatura é baixa) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf80)











221. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf221)
222. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf222)
223. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf223)
224. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf224)
225. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf225)
226. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf226)
227. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf227)
228. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf228)
229. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf229)
230. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf230)
231. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf231)
232. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf232)
233. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf233)
234. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf234)
235. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf235)
236. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf236)
237. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf237)
238. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf238)
239. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf239)
240. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf240)
241. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) L1 é out1mf241)
242. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) L1 é out1mf242)
243. Se (temperatura é alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) L1 é out1mf243)

ANEXO D – BASE DE REGRAS DO SBRF PARA A COMPONENTE N DA ONDA PORTADORA L1 DO CONJUNTO DE DADOS PARA UM DE UM MESMO PERÍODO DO ANO (SEÇÃO 4.2.1)

1. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf1)
2. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf2)
3. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf3)
4. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf4)
5. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf5)
6. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf6)
7. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf7)
8. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf8)
9. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf9)
10. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf10)
11. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf11)
12. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf12)
13. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf13)
14. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf14)
15. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf15)
16. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf16)
17. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf17)
18. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf18)
19. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf19)
20. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf20)
21. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf21)
22. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf22)
23. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf23)
24. Se (temperatura é média baixa) e (umidade é média baixa) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf24)















221. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf221)
222. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf222)
223. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf223)
224. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf224)
225. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é baixa) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf225)
226. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf226)
227. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf227)
228. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf228)
229. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf229)
230. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf230)
231. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf231)
232. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf232)
233. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf233)
234. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é média) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf234)
235. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf235)
236. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf236)
237. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio baixo) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf237)
238. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf238)
239. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf239)
240. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf240)
241. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio baixo) então (N (PCO) é out1mf241)
242. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio) então (N (PCO) é out1mf242)
243. Se (temperatura é média alta) e (umidade é alta) e (precipitação é alta) e (pdop é médio alto) e (multicaminho é médio alto) então (N (PCO) é out1mf243)