MINISTÉRIO DA CIÊNCIA E TECNOLOGIA
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

INPE-xxxx-TDI/xxx

CORREÇÃO DE MULTICAMINHO NA PORTADORA DE UM SINAL GPS UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA DETERMINAÇÃO DE ATITUDE DE SATÉLITES

Álisson Sávio Silva Siqueira

Dissertação de Mestrado em Engenharia e Tecnologia Espaciais/Mecânica Espacial e Controle, orientada pelo Dr. Roberto Vieira da Fonseca Lopes e Dr. Valdemir Carrara.

INPE
São José dos Campos
2002

MINISTÉRIO DA CIÊNCIA E TECNOLOGIA
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

INPE-xxxx-TDI/xxx

CORREÇÃO DE MULTICAMINHO NA PORTADORA DE UM SINAL GPS UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA DETERMINAÇÃO DE ATITUDE DE SATÉLITES

Álisson Sávio Silva Siqueira

Dissertação de Mestrado em Engenharia e Tecnologia Espaciais/Mecânica Espacial e Controle, orientada pelo Dr. Roberto Vieira da Fonseca Lopes e Dr. Valdemir Carrara.

INPE
São José dos Campos
2002

Aprovado pela Banca Examinadora em cumprimento a requisito exigido para a obtenção do Título de **Mestre** em **Engenharia e Tecnologia Espaciais/Mecânica Espacial e Controle.**

Dr. Hélio Koiti Kuga
Presidente/INPE/SJCampos-SP

Dr. Roberto Vieira da Fonseca Lopes
Orientador/INPE/SJCampos-SP

Dr. Valdemir Carrara
Orientador/INPE/SJCampos-SP

Dr. Paulo Giácomo Milani
Membro da Banca/INPE/SJCampos-SP

Dr. Luiz Danilo Damasceno Ferreira
Membro da Banca
Convidado UFPR/Curitiba-PR

Candidato: Álisson Sávio Silva Siqueira

São José dos Campos, 3 de outubro de 2002.

"Sou artista suficientemente para desenhar livremente com minha imaginação. A imaginação é mais importante que o conhecimento. O conhecimento é limitado, a imaginação rodeia o mundo"

Albert Einstein

À memória de meu pai, **Nílio Neto de Siqueira**,
que tanto me incentivou aos estudos.

À minha mãe **Marisa Silva Siqueira,**
um exemplo de dedicação, otimismo e persistência,
dedico.

AGRADECIMENTOS

À minha mãe, Marisa, e irmãos, Rilmer e Marise pelo amor, carinho, apoio e incentivo incessantes sempre acreditando e estando presente em todos os momentos.

À Daniela, minha namorada, companheira e amiga que sempre esteve ao meu lado com seu apoio incondicional e indispensável.

Aos meus tios Carlos e Ana, e aos meus primos, Carla, Renato e Luana por me acolherem pacientemente e estarem presentes em momentos decisivos. E a todos meus familiares que sempre acreditaram na conclusão deste trabalho.

Ao Dr. Roberto Vieira da Fonseca Lopes, que orientou este trabalho de modo seguro, compreensivo e amigo e, ao Dr. Valdemir Carrara, pela co-orientação.

Ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio e os recursos fornecidos e, aos colegas do INPE que, direta ou indiretamente contribuíram para o enriquecimento deste trabalho.

Aos membros da banca examinadora pela predisposição em analisar este trabalho e pelas sugestões recebidas.

Enfim, aos meus amigos de trabalho do Banco Itaú pelo incentivo e a todos aqueles que se fizeram presentes.

RESUMO

Este trabalho visa o desenvolvimento de um procedimento de calibração para aplicações a bordo de veículos espaciais, visando amenizar o efeito do atraso multi-caminho na determinação autônoma de atitude em três eixos pelo Sistema de Posicionamento Global - GPS. Para tanto, foi utilizada uma rede neural artificial para modelar empiricamente o atraso multi-caminho, fenômeno de difícil modelagem física, fortemente dependente da arquitetura do satélite, e fator limitante na precisão da atitude determinada por GPS. Após uma sucinta revisão da literatura, conceitos básicos sobre GPS e redes neurais são apresentados. Em seguida, apresenta-se o procedimento que consiste de uma etapa de calibração, onde a rede é treinada com padrões realistas de atraso multi-caminho, seguida da etapa de correção, onde a rede é aplicada para corrigir as observações. A atitude é determinada pelo método dos mínimos quadrados e baseia-se na técnica de interferometria na fase da portadora GPS, captada por um conjunto de três ou mais antenas ligadas a um único receptor GPS no satélite. A etapa de treinamento é implementada de dois modos distintos que permitem investigar as diferenças entre aplicações em solo, onde a atitude é supostamente conhecida a priori na etapa de calibração, e aplicações espaciais, onde a atitude precisa ser determinada internamente ao processo de calibração. O algoritmo é testado por meio de simulação digital de um satélite em órbita baixa, com atraso multi-caminho simulado por harmônicos esféricos com base em dados experimentais. A etapa de calibração processa dados acumulados por um período de 24 horas e o desempenho do procedimento é avaliado com base nas observações tomadas nas 12 horas subseqüentes. O algoritmo é também testado sob condições ideais, sem multi-caminho, mas com pequenos desalinhamentos na estrutura das antenas. Os resultados numéricos indicam que o procedimento é adequado para aplicações espaciais

ABSTRACT

This work aims the development of a calibration procedure for spacecraft on-board applications, envisaging multipath delay mitigation on autonomous, three-axis attitude determination from the Global Positioning System - GPS. With this purpose, an artificial neural network empirically models the multipath delay, which is a phenomenon with difficult physical modeling highly dependent on the satellite architecture and is the accuracy limiting-factor for attitude determination by GPS. After a brief literature review, basic concepts on GPS and neural networks are presented. In the sequence, one presents the procedure, which consists of a calibration step where the neural network is trained with realistic multipath delay patterns, followed by the correction step where the neural network corrects the new coming observations. Attitude is determined by the least squares method and is based on the interferometry technique on the GPS carrier phase, which is received by a set of either three or more antennas attached to a single GPS receiver in the satellite. The training step is implemented in two distinct modes that allows the investigation of the differences between ground applications where attitude is supposed to be a priori known and space applications where attitude needs to be determined in the calibration process. The algorithm is tested by digital simulation of a low orbit satellite, the multipath delay being simulated by spherical harmonics based on experimental data. The calibration step process the data taken over a 24 hours period and the procedure performance is evaluated from observations taken during the following 12 hours. The algorithm, is also tested under ideal conditions without multipath delay but with small misalignments on the antenna frame. The numerical results indicate that the procedure is suitable for space applications.

ÍNDICE

LISTA DE FIGURAS **3**

LISTA DE TABELAS **6**

LISTA DE SÍMBOLOS **7**

CAPÍTULO 1 ..... **9**

INTRODUÇÃO 9

CAPÍTULO 2 ..... **12**

O SISTEMA DE POSICIONAMENTO GLOBAL - GPS 12

2.1 - O SISTEMA GPS 12

2.1.1 - Segmento Espacial *13*

2.1.2 - Segmento de Controle *14*

2.1.3 - Segmento Usuário *14*

2.2 - SINAL GPS 15

2.3 - MENSAGEM DE NAVEGAÇÃO 16

2.4 - PRINCIPAIS FONTES DE ERRO NA PORTADORA 18

CAPÍTULO 3 ..... **20**

USO DO GPS NA DETERMINAÇÃO DE ATITUDE 20

CAPÍTULO 4 ..... **26**

REDES NEURAIS ARTIFICIAIS 26

4.1 - INTRODUÇÃO 26

4.2 – REDES NEURAIS 27

4.3 – MODELO DE UM NEURÔNIO 28

4.4 - ESTRUTURA GERAL DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS 29

4.5 - TOPOLOGIA DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS 30

4.6 - REGRAS OU LEIS DE APRENDIZADO 31

4.7 – REDES NEURAIS TIPO *FEEDFORWARD* 32

4.8 – Rede Neural treinada neste trabalho 34

CAPÍTULO 5 37

Metodologia 37

5.1 - A órbita simulada no trabalho 43

CAPÍTULO 6 44

Apresentação e Análise dos Resultados 44

6.1 – Atitude Conhecida 46

6.2 – Atitude Conhecida – Desalinhamento proposital em um eixo 53

6.2.1 – Desalinhamento proposital no eixo X 53

6.2.2 – Desalinhamento proposital no eixo Y 56

6.2.3 – Desalinhamento proposital no eixo Z 60

6.3 – Atitude Desconhecida a priori – Desalinhamento proposital em um eixo 64

6.3.1 – Desalinhamento proposital no eixo X – Atitude desconhecida 64

6.3.2 – Desalinhamento proposital no eixo Y – Atitude desconhecida 66

6.3.3 – Desalinhamento proposital no eixo Z – Atitude desconhecida 68

6.4 – Atitude Desconhecida a priori 71

6.5 – Análise dos Pesos e Bias da Rede Neural com desalinhamento proposital em um eixo 77

CAPÍTULO 7 81

Conclusões e Sugestões 81

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 84

LISTA DE FIGURAS

Fig. 2.1: Constelação GPS: 24 satélites em 6 planos orbitais (quatro satélites em cada plano). (Fonte: Dana, 1998)..... 13
Fig. 2.2: Estrutura do sinal GPS (Fonte: Dana, 1998). 15
Fig. 2.3: Formato dos dados de navegação GPS (Fonte: Dana, 1998)..... 17
Fig. 3.1: Geometria da fase da portadora em uma observação de atitude (Fonte: Cohen, 1994). 22
Fig. 4.1: Modelo não-linear de um neurônio (Haykin, 1999)..... 28
Fig. 4.2: Exemplo de topologia para redes neurais artificiais: (a) sem realimentação e camadas isoladas, (b) sem realimentação e conexões entre as camadas de entrada e saída, (c) com realimentação..... 30
Fig. 4.3: Representação de uma camada *k* de uma rede neural artificial com entrada e saída: W^k é a matriz de peso da camada *k* (ordem n_k x n_{k-1}); x^{k-1} , vetor de entrada (ordem n_{k-1} x *1*) e x^k , o vetor de saída de ordem n_{k-1} x *1* (Carrara, 1997)..... 32
Fig. 4.4: Rede *feedforward* com duas camadas: camada 1 com 45 neurônios e camada 2 com dois neurônios..... 34
Fig 5.1: Diagrama de blocos ilustrando as etapas para a correção do multicaminho e determinação de atitude..... 38
Fig. 5.2: Fase de simulação 39
Fig. 5.3: Fase de aprendizagem..... 39
Fig. 5.4: Fase de avaliação 40
Fig 5.5: Projeção Estereográfica (Fonte: Lopes e Milani, 2000)..... 42
Fig 6.1: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (eixos x e y) devido ao multicaminho (modelado por Série de Harmônicos Esféricos)..... 46
Fig 6.2: Posições para os satélites GPS visíveis na fase de avaliação e calibração..... 47
Fig 6.3: Função Distribuição de Probabilidade do erro residual no vetor linha de visada antes e após a calibração. 48

Fig 6.4: Função Distribuição de Probabilidade do Erro em Atitude antes e após a calibração 48
Fig 6.5: Precisão da Atitude para Diferentes números de satélites GPS visíveis antes e após a calibração 49
Fig 6.6: Precisão da Atitude de acordo com o tempo de simulação (antes e após a calibração) 50
Fig 6.7: Pequenos vetores na direção da deformação – Antes da calibração.. 50
Fig 6.8: Pequenos vetores na direção da deformação – Após a calibração..... 51
Fig 6.9: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com desalinhamento no eixo X 53
Fig 6.10: Pequenos vetores na direção da deformação – Antes da calibração: rotação no eixo x 54
Fig 6.11: Pequenos vetores na direção da deformação – Após a calibração: rotação no eixo x 55
Fig 6.12: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com desalinhamento no eixo Y 57
Fig 6.13: Pequenos vetores na direção da deformação – Antes da calibração: rotação no eixo y 58
Fig 6.14: Pequenos vetores na direção da deformação – Após da calibração: rotação no eixo y 58
Fig 6.15: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com desalinhamento no eixo Y 60
Fig 6.16: Pequenos vetores na direção da deformação – Antes da calibração: rotação no eixo z 61
Fig 6.17: Pequenos vetores na direção da deformação – Após a calibração: rotação no eixo z 61
Fig 6.18: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com desalinhamento no eixo X 64
Fig 6.19: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com desalinhamento no eixo Y 66

Fig 6.20: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com desalinhamento no eixo Z 68
Fig 6.21: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com atitude desconhecida a priori 71
Fig 6.22: Posições para os satélites GPS visíveis na fase de avaliação e calibração 72
Fig 6.23: Função Distribuição de Probabilidade do erro residual no vetor linha de visada antes e após a calibração – Atitude desconhecida 72
Fig 6.24: Função Distribuição de Probabilidade do Erro em Atitude antes e após a calibração –Atitude desconhecida 73
Fig 6.25: Precisão da Atitude para Diferentes números de satélites GPS visíveis antes e após a calibração – Atitude desconhecida a priori 73
Fig 6.26: Precisão da Atitude de acordo com o tempo (antes e após a calibração) – Atitude desconhecida 74
Fig 6.27: Pequenos vetores na direção da deformação – Antes da calibração para atitude desconhecida a priori 75
Fig 6.28: Pequenos vetores na direção da deformação – Após a calibração para atitude desconhecida a priori 75
Fig 6.29: Comportamento dos Pesos e Bias (camada oculta e camada de saída) da Rede de acordo com o ângulo de desalinhamento sofrido no eixo x. 77
Fig 6.30: Comportamento dos Pesos e Bias (camada oculta e camada de saída) da Rede Neural de acordo com o ângulo de desalinhamento sofrido no eixo y. 78
Fig 6.31: Comportamento dos Pesos e Bias (camada oculta e camada de saída) da Rede Neural de acordo com o ângulo de desalinhamento sofrido no eixo z. 79

LISTA DE TABELAS

Tabela 6: Cenário de simulação 44
Tabela 6.1: Desalinhamento médio - Atitude conhecida 51
Tabela 6.2: Distorção média - Atitude Conhecida 52
Tabela 6.3: Desalinhamento médio - Atitude conhecida, com desalinhamento em x. 55
Tabela 6.4: Distorção média - Atitude conhecida, com desalinhamento em x. 56
Tabela 6.5: Desalinhamento médio - Atitude conhecida, com desalinhamento em y. 59
Tabela 6.6: Distorção média - Atitude conhecida, com desalinhamento em y. 59
Tabela 6.7: Desalinhamento médio - Atitude conhecida, com desalinhamento em z. 62
Tabela 6.8: Distorção média - Atitude conhecida, com desalinhamento em z. 62
Tabela 6.9: Desalinhamento médio - Atitude desconhecida, com desalinhamento em x. 65
Tabela 6.10: Distorção média - Atitude conhecida, com desalinhamento em x. 65
Tabela 6.11: Desalinhamento médio - Atitude desconhecida, com desalinhamento em y. 67
Tabela 6.12: Distorção média - Atitude desconhecida, com desalinhamento em y. 67
Tabela 6.11: Desalinhamento médio - Atitude desconhecida, com desalinhamento em z. 69
Tabela 6.12: Distorção média - Atitude desconhecida, com desalinhamento em z. 69
Tabela 6.13: Desalinhamento médio - Atitude desconhecida 76
Tabela 6.14: Distorção média - Atitude desconhecida. 76

LISTA DE SÍMBOLOS

Latinos

L_1 e L_2	-	Múltiplo da freqüência fundamental para a portadora 1 e 2
bps	-	Bits por segundo
C/A	-	Código de aquisição grosseira
P	-	Código de aquisição precisa
PRN ou P(Y)	-	Código de ruído pseudo-aleatório
t_k	-	instante de amostragem
T	-	Tamanho da amostra de tempo
A	-	Matriz de Atitude
s	-	vetor linha de visada no sistema de referência
u	-	vetor linha de visada no sistema do corpo
N	-	número de antenas ligadas a um receptor GPS
a	-	vetor linha de base
d_i	-	Erro devido ao atraso de hardware
W	-	matriz de pesos da rede neural
b	-	bias da rede neural
c_k	-	Entrada sobre a função de ativação da rede neural
x_k	-	Entrada da rede neural
y	-	saída da rede neural
n_k	-	Número de camadas da rede
f	-	função de ativação
M	-	Conjunto de camadas da rede
i	-	índice referente a i-ésima linha de base

p - índice referente ao p-ésimo satélite GPS

k - índice referente ao k-ésimo instante de amostragem

D_o - Vetor distorção média

Gregos

Δ^k - Matriz de retro-propagação

$\varepsilon(t)$ - Erro na saída da rede neural

$\wp_k$ - Conjunto dos satélites GPS cujos sinais estão captados pelo receptor no instante de amostragem t_k

$\Delta\overline{\varphi}_{i,k}^{p}$ - Diferença simples de fase entre antenas

λ - Comprimento de onda da Portadora GPS

$\delta\varphi_{i,k}$ - Atraso devido ao multicaminho

$\varepsilon_{i,k}^{p}$ - Ruído aleatório

$\Delta\theta_o$ - Vetor rotação do campo de visada

Ψ_o - Matriz de covariância dos vetores de rotação de cada linha de visada

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

Ainda que atualmente o homem domine a tecnologia de navegação e orientação baseada no conhecimento preciso da posição de corpos celestes, sistemas calcados nesta tecnologia podem apresentar vários inconvenientes, pois nem sempre os astros a serem observados estão disponíveis para observação em terra.

Em contrapartida o Sistema de Posicionamento Global – GPS – oferece um meio moderno, preciso, praticamente instantâneo e ininterrupto de posicionamento na superfície terrestre ou no espaço. Devido a isso, o GPS vem sendo intensamente utilizado.

O sistema NAVSTAR-GPS utiliza, basicamente, informações transmitidas por uma constelação de satélites e captadas por um receptor local apropriado (Leick, 1995). O seu objetivo principal é auxiliar a navegação em três dimensões com elevada precisão nos dados de posição transmitindo informações em tempo real, ainda que o receptor de sinais esteja sujeito às mais variadas situações de dinâmica. O sistema permite também cobertura global 24 horas por dia, sofrendo pouca influência das variações no relevo terrestre.

Mais recentemente, o GPS passou a ser utilizado também para determinação de atitude em 3 eixos, aplicação esta que vem sendo bem explorada. Entretanto, como em suas demais aplicações, esta também está sujeita a ruídos, erros e degradações. Neste emprego, em que o sistema GPS age como sensor de atitude, é de suma importância minimizar o erro na fase da portadora. Um dos principais erros a ser minimizado é aquele devido a reflexões e difrações do sinal seguindo diferentes trajetórias até chegar à antena do receptor, fenômeno conhecido como multicaminho. Em geral este

erro apresenta um perfil com numerosas variações abruptas no tempo e no espaço que são de difícil modelagem matemática. Vários trabalhos já foram realizados envolvendo o tratamento do multicaminho.

Cohen e Parkinson (1991) apresentaram uma técnica de calibração baseada no principio de superposição aplicado na correção do erro de multicaminho para determinação de atitude baseado em GPS.

Van Nee (1992) analisou o erro de multicaminho na medida do código de fase do GPS para usuários móveis e estacionários.

Em 1994, Lightsey, Cohen *et al.* analisaram medidas de atitude de veículos espaciais usando um receptor GPS com 4 antenas a bordo do veículo *RADCAL*. A atitude é determinada a partir da medida da diferença de fase da portadora GPS tomada a bordo do veículo espacial.

Hope (1994) realizou testes em solo, de determinação de atitude de satélites usando GPS. Em seu trabalho, receptores GPS foram usados para coletar dados em uma plataforma inercialmente estável montada em solo na forma de um telescópio equatorial. O efeito do multicaminho não foi eliminado e o tratamento dos dados foi feito por mínimos quadrados.

Cohen (1995) discutiu em seu trabalho os fundamentos da determinação de atitude usando GPS. Descreveu o processo de solução matemática para a atitude, avaliação dos erros e resolução para o ciclo da ambigüidade.

Braasch (1995) analisou o efeito do multicaminho, atestando-o como fonte de erro dominante em sistemas de orientação precisa baseada em satélites GPS. Apresentou um modelamento do erro de multicaminho e expôs como distorções de multicaminho resultam em erros na fase da portadora e no código de fase, resultante de um simples sinal, de multicaminho, captado por um receptor estacionário.

Lopes et al (2000) apresentaram uma solução para a calibração do multicaminho, em solo, usando redes neurais artificiais, na determinação de atitude baseado em GPS. Conhecendo-se a atitude a priori, uma rede neural foi treinada para correção do multicaminho, o qual foi simulado através de harmônicos esféricos, com base em dados experimentais coletados numa campanha realizada no DLR em 1999.

Lopes e Milani (2000) apresentaram um procedimento de calibração do multicaminho, a bordo, na determinação de atitude em três eixos baseado em GPS. Uma série de Taylor *(tirar isso: não era de segunda ordem, e pouco importa a ordem)* em um sistema de coordenadas planares conveniente foi usado para modelar o efeito da distorção global da linha de visada do GPS, devido ao multicaminho. O multicaminho foi simulado pelo modelo de harmônicos esféricos já citado.

Neste trabalho, considera-se especificamente o uso do GPS para determinação em 3 eixos da atitude de satélites artificiais. O principal objetivo é desenvolver um procedimento de calibração possível de ser utilizado a bordo e que reduza o efeito do multi-caminho na fase da portadora e, conseqüentemente, ofereça uma melhor precisão na determinação de atitude. Para isso é utilizada uma rede neural artificial para a calibração do multicaminho. O software Matlab, através de suas ferramentas, é utilizado para a implementação da rede.

Redes neurais artificiais vêm sendo aplicadas em diversas áreas e, no campo aeroespacial, vêm encontrando seu espaço. Seu alto grau de paralelismo e arquitetura bem definida a tornam uma poderosa ferramenta para manipulação dos mais variados problemas.

CAPÍTULO 2

O SISTEMA DE POSICIONAMENTO GLOBAL - GPS

2.1 - O Sistema GPS

O projeto GPS, originalmente chamado de NAVSTAR (*Navigation System with Time and Ranging*), foi idealizado na década de 60 pelo Departamento de Defesa dos Estados Unidos, mais precisamente, resultado da discussão de dois programas americanos: o TIMATION (*Time Navigation*) da Marinha e o Projeto 621-B da Força Aérea (Fabri, 1997).

Segundo o Departamento de Defesa Americano, inicialmente o potencial do sistema deveria seguir os seguintes padrões:

- Precisão da ordem de centímetros para o posicionamento;
- Determinação exata de tempo e velocidade;
- Disponibilidade contínua de dados de navegação com cobertura global e regional;
- Independência das condições meteorológicas;
- Base para estabelecimento de um referencial global;
- Potencial generalizado de navegação para minimizar a proliferação de sistemas para fins especiais ou de cobertura regional;
- Observação simultânea por pelo menos quatro satélites visíveis acima do horizonte, em qualquer região e instantes.

O sistema GPS é dividido em três segmentos: espacial, controle e usuário.

2.1.1 - Segmento Espacial

Consiste de uma constelação de satélites GPS formada por 24 satélites (21 operacionais e 3 reservas) em 6 planos orbitais com inclinação de 55° a uma altitude de 20200 Km permitindo cobertura global. Seu período é de 11 horas e 58 minutos e sua órbita possui excentricidade igual a 0,0131 e semi-eixo maior igual 26560 Km. Devido à diferença de 4 minutos entre a órbita do satélite e a rotação da terra, um mesmo satélite se torna visível 4 minutos mais cedo a cada dia (Leick, 1995).

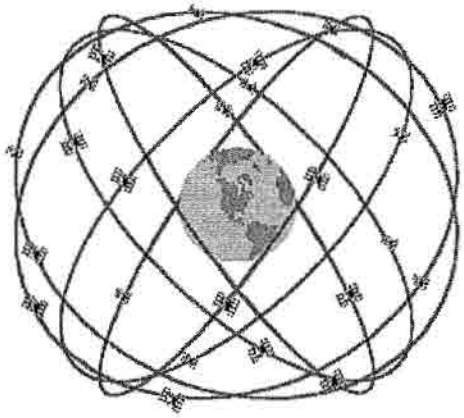

Fig. 2.1: Constelação GPS: 24 satélites em 6 planos orbitais (quatro satélites em cada plano). (Fonte: Dana, 1998).

Cada satélite possui um relógio atômico (rubídio ou césio) a bordo, com estabilidade da ordem de 10^{-13}, duas portadoras de radiofreqüência L_1=1575,42 MHz e L_2 = 1227,60 MHz e potência de 450 W.

Entre os anos de 1978 e 1985 foram colocados em órbita 11 satélites em dois planos orbitais com inclinação de 63°. A esse conjunto de satélites foi dado o nome de Bloco I, cuja vida útil prevista seria de cinco anos. Apesar do tempo de vida ter sido estendido, os satélites deste bloco atualmente estão desativados.

Em fevereiro de 1989 deu-se inicio à formação do Bloco II, composto por 28 satélites, dos quais 24 ainda estão disponíveis. Já em novembro de 1990, entrou em operação o Bloco IIA com ligeiras modificações em relação ao bloco

anterior e com vida útil de aproximadamente sete anos e meio. O plano orbital de todos os satélites do Bloco II possui inclinação de 55°.

Em 1996 foi desenvolvido o Bloco IIR com a finalidade de renovação dos anteriores. Composto de 20 satélites, este bloco possui capacidade autônoma para determinar sua órbita e gerar sua própria mensagem de navegação a bordo. Estarão habilitados a medir distâncias entre si e transmitir observações a outros satélites e a estações de controle em terra. Poderão ainda operar por um período de até seis meses sem necessidade de suporte de estações em terra, sem perda de precisão na transmissão de efemérides. O primeiro satélite desse bloco a ser lançado com sucesso foi em 21 de julho de 1997 iniciando sua operação no final de novembro do mesmo ano.

2.1.2 - Segmento de Controle

Tem a função de produzir o tempo GPS e as efemérides dos satélites. Ainda, é responsável pelo gerenciamento de veículos espaciais atualizando periodicamente as informações que são transmitidas por cada um dos satélites, entre efemérides, *status*, dados do relógio e almanaque (Chiaradia, 1996). Para isso, existe a Estação Mestre de Controle (MCS) localizada na base de *Falcon Air Force,* Colorado, Estados Unidos. Juntamente com esta existem mais onze estações de monitoramento.

2.1.3 - Segmento Usuário

O segmento usuário consiste basicamente de receptores militares e civis projetados especialmente para decodificar e processar os sinais que recebem dos satélites. O receptor computadorizado grava as transmissões de vários satélites e aplica algoritmos de solução para obtenção de posição, velocidade e tempo. Para a solução de navegação e tempo são necessários pelo menos quatro satélites.

2.2 - Sinal GPS

Todas as transmissões de satélites GPS são coerentemente derivadas da freqüência fundamental de 10,23 MHz, e são disponibilizadas por um conjunto de relógios atômicos a bordo. Estes satélites transmitem duas freqüências de sinais, múltiplas da freqüência fundamental: uma primária e outra secundária chamadas de portadoras L_1 e L_2, respectivamente (L_1 = 1575,42 MHz e L_2 = 1227,60 MHz), moduladas a uma taxa de 50 bps. Estas portadoras são geradas sincronamente de forma que se permita a medida do efeito da refração ionosférica na propagação de ondas tanto para receptores em solo quanto em órbitas baixas. A figura 2.2 ilustra a estrutura do sinal GPS.

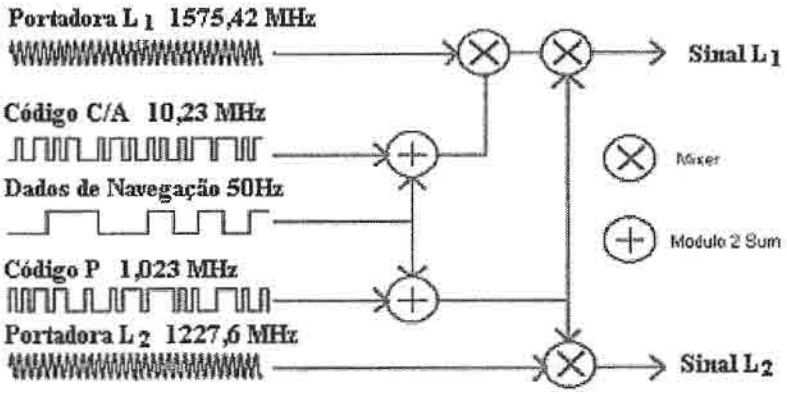

Fig. 2.2: Estrutura do sinal GPS (Fonte: Dana, 1998).

Os sinais são modulados em fase por dois códigos pseudo-aleatórios, que trocam seus valores de 0 para 1 e vice-versa. Estes são os códigos C/A (*Coarse/Aquisition*) e P (*Precise*) (Leick, 1995).

À freqüência L_1 é atribuída a função de transmitir as mensagens de navegação e os sinais de código C/A a uma taxa 1,023 MHz com período de apenas 1 ms e o código P a uma taxa de 10,23 MHz (Leick, 1995). Este é um código grosseiro de acesso fácil, aberto ao uso civil e estando sempre disponível, mas sujeito a degradações. Cada satélite possui o seu código C/A próprio,

distinguindo-se assim dos demais. A portadora L_1 é modulada por ambos os códigos, C/A e P.

As freqüências L_1 e L_2 permitem medir o atraso ionosférico através de receptores equipados com o Serviço de Posicionamento Preciso (*PPS - Precise Positioning Service*). A portadora L_2 é modulada somente pelo código P.

O código P é o principal código usado para navegação militar, não estando disponível para uso civil. É um código de ruído pseudo-aleatório (PRN) gerado matematicamente pela mistura de dois outros códigos pseudo-aleatórios. Também chamado de código P(Y), quando criptografado, este código é transmitido a uma taxa de 10,23 Mbps e, ainda, não se repete por mais de 37 semanas. Devido aos códigos C/A e/ou P associados a cada um dos satélites, todos podem transmitir uma mesma freqüência portadora e ainda serem distinguidos devido à seqüência de códigos mutuamente exclusivos que são transmitidos.

2.3 - Mensagem de Navegação

Cada satélite transmite um fluxo de dados chamados de mensagem de navegação, na portadora L_1 a uma taxa de 50 bps. Uma mensagem completa consiste de 25 quadros, cada um contendo 1500 bits. Cada quadro é sub-dividido em 5 sub-quadros de 300 bits cada, onde um sub-quadro contém 10 palavras de 30 bits cada uma. À taxa de 50 bits, o satélite leva 6 segundos para transmitir um sub-quadro, 30 segundos para completar um quadro e 12,5 minutos para a transmissão completa da mensagem de navegação.

Cada sub-quadro inicia com a palavra de telemetria (TLM) e a palavra de *handover word* (HOW). A palavra de telemetria (TLM) em muitos casos contém somente informações utilizadas por receptores autorizados. Contém também um padrão sincronizado que viabiliza o acesso aos dados de navegação. Um exemplo do formato de dados de navegação é apresentado na figura 2.3.

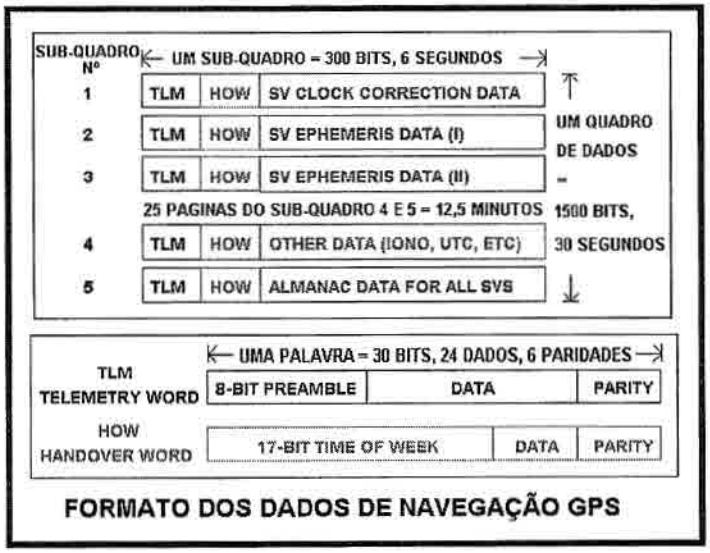

Fig. 2.3: Formato dos dados de navegação GPS (Fonte: Dana, 1998).

A transmissão desses dados é dividida em blocos. O primeiro bloco de dados armazena os coeficientes de correção dos relógios e está situado no primeiro sub-quadro. Já o segundo bloco armazena os parâmetros essenciais para o cálculo das coordenadas dos satélites. Este bloco está situado no segundo e terceiro sub-quadros.

O terceiro bloco contém os dados sobre os parâmetros dos relógios, parâmetros orbitais (almanaque) e efemérides para todos os satélites GPS disponíveis. Situam-se no quarto e quinto sub-quadros. Este bloco armazena também parâmetros de correção da ionosfera e informações alfanuméricas de uso restrito.

Normalmente, um receptor renova seus dados de efemérides a cada hora, mas pode-se usar dados antigos no prazo de quatro horas sem perda de exatidão.

2.4 - Principais fontes de erro na portadora

O sistema GPS como um todo é afetado por diferentes fontes de erros, resultado de uma combinação de ruídos e *bias*, entre outros. Esses erros acabam prejudicando a fase da portadora, e conseqüentemente as observações de atitude por interferometria GPS. Entre eles estão:

- Atrasos troposféricos e ionosféricos;
- Erros nos dados de efemérides;
- Atrasos *de hardwares* tanto na eletrônica do receptor como nos cabos das antenas;
- Multicaminho.
- Deslocamento do centro de fase da antena;
- Incerteza na linha de base entre antenas;
- Ruídos térmicos aleatórios.

Além dos atrasos, eventuais descontinuidades na recepção acarretam variações no número inteiro de ciclos da fase da portadora. No entanto, a parte fracionária continua a mesma. Este problema, conhecido como ambigüidade inteira, pode ser resolvido por diversas técnicas (Cohen e Parkinson, 1992), que fogem do escopo deste trabalho.

Alguns erros mencionados anteriormente, tais como atrasos relacionados com a atmosfera, afetam as portadoras de fase igualmente sobre todas as antenas. Tais erros, portanto, cancelam-se mutuamente na diferença de fase entre antenas. Em se tratando da determinação de atitude usando GPS como sensor, é de fundamental importância que observações da fase da portadora tenham seu erro minimizado.

Os efeitos dos erros aleatórios podem ser atenuados por técnicas de filtragem. Erros fixos tais como atraso de *hardware*, podem ser facilmente compensados por pré-calibração em solo. Já os erros determinísticos variáveis em função da direção do sinal precisam ser calibrados. Dentre estes o mais relevante é o de multicaminho, o qual é de difícil modelagem teórica. É justamente este erro que será abordado neste trabalho.

Devido a reflexões e difrações, sinais GPS podem seguir diferentes trajetórias até alcançar a antena do receptor. A este efeito dá-se o nome de multicaminho, causado principalmente por superfícies refletoras próximas ao receptor e, também devido a reflexões no corpo do satélite durante a transmissão do sinal.

Este efeito acaba por distorcer as modulações dos códigos P e C/A e as observações da fase da portadora. Embora os sinais de multicaminho tenham o tempo de emissão em comum, eles são recebidos com um *offset* no código e na fase da portadora devido à diferença nas distâncias percorridas em suas rotas.

CAPÍTULO 3

USO DO GPS NA DETERMINAÇÃO DE ATITUDE

O Sistema de Posicionamento Global proporcionou grandes avanços às operações espaciais, como a viabilização da navegação e o controle autônomo de satélites em órbitas baixas.

Aplicável à navegação, guiagem em malha fechada, controle de atitude e à transferência de tempo com precisão atômica, um receptor GPS com multi-antenas a bordo de um satélite pode desempenhar a função de um sensor deca-dimensional, fornecendo posição, velocidade e atitude, cada uma em três dimensões, além do tempo.

A determinação de atitude usando GPS baseia-se na fase da portadora L_1 ou L_2 e não nos códigos P e C/A como usado na navegação. Esta aplicação tem sido desenvolvida como uma nova alternativa aos sensores de atitude, e é viável, tendo em vista que a constelação GPS pode proporcionar recepção contínua independente de condições atmosféricas e interferências devido à refração ionosférica. Ainda, com a evolução da tecnologia GPS, as unidades de vôo dos receptores estão cada vez mais reduzidas, leves (~1,5 Kg), apresentam baixo consumo de potência (~3,5W), permitindo instalação em praticamente todos os tipos de satélites em órbitas baixas (Cohen, 1996).

O desempenho do sensor GPS como sensor de atitude depende do número e da disposição geométrica dos satélites GPS no campo de visão das antenas instaladas no satélite, determinando assim, o fator ADOP (diluição da precisão de atitude) (Cohen, 1996).

A determinação de atitude por GPS baseia-se na técnica de interferometria GPS.

Seja $\wp_k$ o conjunto de códigos PRN de todos os satélites GPS "visíveis" em relação ao satélite usuário a um dado tempo t_k ; T o tamanho da amostra; p é o p-ésimo satélite GPS ($p \in \wp_k$) ; s é o vetor linha de visada (em relação ao satélite usuário) num sistema de referência (um sistema com eixos paralelos ao sistema WGS 84, mas com origem no centro de massa do satélite); u, vetor linha de visada num sistema fixo no corpo e A_k é a matriz de atitude no instante t_k. A matriz de atitude é tal que:

$$u_k^p = A_k s_k^p , \quad \forall\, p \in \wp_k , k \in [1,T]. \tag{3.1}$$

A atitude pode ser determinada se a linha de visada de ao menos dois satélites GPS "visíveis" seja conhecida em ambos: no sistema de referência e no do corpo, em todo o período de amostragem. Posto que a posição do satélite (ou veículo espacial) pode ser determinado através do conjunto de dados de pseudo-range, e as efemérides do satélite GPS são fornecidas pela mensagem de navegação, o vetor linha de visada no sistema de referência s_k^p pode ser computado diretamente.

Os vetores u_k^p , estes podem ser obtidos através da fase da portadora por meio de técnicas de interferometria.

Um conjunto de N antenas ligado a um mesmo receptor GPS está disposto de forma adequada na superfície de um satélite. É escolhida arbitrariamente uma delas como sendo uma antena-mestre (índice 0) e as demais definidas como antena-escravo (índice i). Assim, um conjunto de N-1 linhas de base (mestre-escravo) não-colineares são formadas. A diferença simples na fase da portadora para todas as linhas de base permite uma avaliação de u_k^p.

Seja $\varphi_{i,k}^p$ a fase da portadora L_1 do p-ésimo satélite GPS que chega à i-ésima antena no k-ésimo instante de tempo amostral. Assim, como diferença simples

de fase entre antenas $\Delta\overline{\varphi}_{i,k}^{p}$ (onde a barra superior indica o valor verdadeiro) da portadora de fase L_1 é dada por (Lopes e Milani, 2000):

$$\Delta\overline{\varphi}_{i,k}^{p} \equiv \varphi_{i,k}^{p} - \varphi_{0,k}^{p}, \quad \forall\, i \in [1,N\text{-}1],\ p \in \wp_k,\ k \in [1,T]. \tag{3.2}$$

Em condições ideais, a diferença simples da fase da portadora é uma observação linear do respectivo vetor linha de visada:

$$\Delta\overline{\varphi}_{i,k}^{p} = \frac{2\pi}{\lambda} a_i^T A_k s_k^p \quad \forall\, i \in [1,N\text{-}1],\ p \in \wp_k,\ k \in [1,T]. \tag{3.3a}$$

Ou de outra forma:

$$\Delta\overline{\varphi}_{i,k}^{p} = \frac{2\pi}{\lambda} a_i^T u_k^p \quad \forall\, i \in [1,N\text{-}1],\ p \in \wp_k,\ k \in [1,T], \tag{3.3b}$$

onde λ é o comprimento de onda da portadora L_1, e a_i o i-ésimo vetor de linha de base entre as antenas (posição relativa da i-ésima antena-escravo com respeito à antena-mestre). A figura abaixo mostra a geometria da fase da portadora na determinação de atitude.

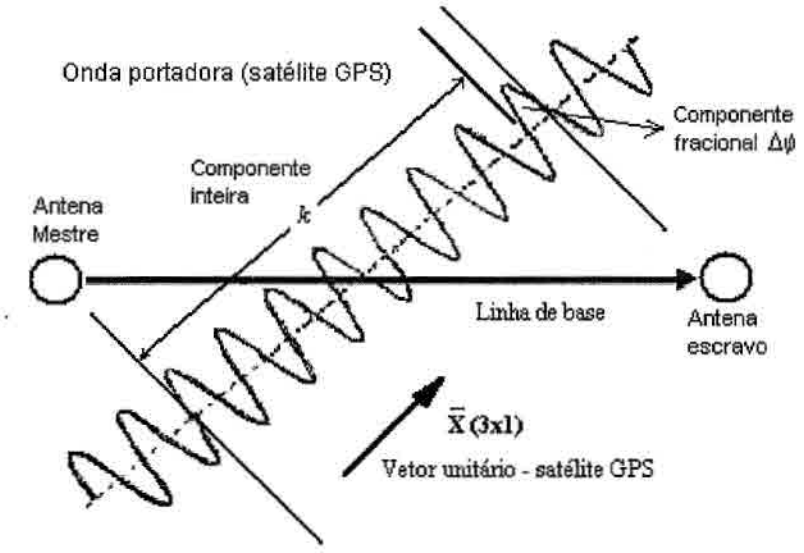

Fig. 3.1: Geometria da fase da portadora em uma observação de atitude (Fonte: Cohen, 1994).

Em princípio, u_k^p pode ser obtido diretamente da Eq. 3.3b, dado um conjunto de diferenças simples para ao menos duas linhas de base não-colineares.

Uma vez obtido um conjunto de s_k^p e u_k^p a matriz de atitude pode ser obtida pela equação 3.1, como normalmente é feito em problemas de determinação de atitude.

Observando as considerações apresentadas anteriormente, a diferença simples de fase é representada de forma mais realística por:

$$\Delta\varphi_{i,k}^p = \Delta\overline{\varphi}_{i,k}^p + 2\pi K_{i,k}^p + \frac{2\pi}{\lambda}\delta a_i^T u_k^p + d_i + \delta\varphi_{i,k}(u)\Big|_{u=u_k^p} + \varepsilon_{i,k}^p \,, \qquad (3.4)$$

onde δa_i representa o erro na i-ésima linha de base devido à variação do centro de fase; d_i é o atraso de hardware; $\delta\varphi_{i,k}$, o atraso de multicaminho e $\varepsilon_{i,k}^p$, o ruído aleatório. Neste trabalho a ambigüidade inteira foi admitida resolvida, uma vez que foge do escopo deste. Um algoritmo confiável foi proposto por Cohen e Parkinson, 1992.

A variação do centro de fase da antena é um *bias* constante mais uma função repetível do vetor linha de visada, enquanto o desalinhamento da linha de base δa_i é constante. Em princípio, o efeito deles na diferença simples de fase pode ser calibrado em solo. O atraso de hardware é um escalar, de *bias* constante e também pode ser calibrado em solo.

O multicaminho é, em geral, o erro mais difícil de se minimizar e é considerado o fator limitante no que diz respeito à precisão em algoritmos atuais para determinação de atitude baseada em GPS. Para a redução de multicaminho, algumas técnicas são realizadas tais como uma melhor escolha para o posicionamento das antenas e um algoritmo de calibração preciso.

No âmbito deste trabalho, considera-se que a geometria do satélite permanece fixa na vizinhança de influência das antenas. Neste caso, pode-se afirmar que o multicaminho torna-se uma função de *u* invariante no tempo, não distinguível de qualquer outra função repetível de *u*. Portanto, pode-se escrever a equação 3.4 da seguinte forma:

$$\Delta\varphi_{i,k}^{p} = \Delta\overline{\varphi}_{i,k}^{p} + 2\pi K_{i,k}^{p} + \delta\varphi_i(u)\Big|_{u=u_k^p} + \varepsilon_{i,k}^{p} , \qquad (3.5)$$

onde o sub-índice *k* foi removido do termo referente ao atraso de multicaminho a fim de indicar sua invariância no tempo.

O termo $\delta\varphi_i$ pode ser entendido como uma função de distorção generalizada da linha de visada do GPS no sistema do corpo que inclui variações no centro de fase da antena, atrasos de hardware e multicaminho. Uma solução ótima para a atitude para um dado conjunto de medidas $\Delta r_{i,p}$ (linha de base *i* e satélite *p*) é obtido minimizando a função custo, quadrática, para determinação de atitude (Cohen, 1996):

$$J(A) = \sum_{i=1}^{m}\sum_{p=1}^{n}\left(\Delta r_i^p - a_i^T A_k \hat{s}_k^p\right)^2 \qquad , \qquad (3.7)$$

para *m* linhas de base e *n* satélites, e tal que Δr_i^p é dado por:

$$\Delta r_i^p = \frac{\lambda}{2\pi}\Delta\varphi_{i,k}^{p} + \lambda K_{i,k}^{p} . \qquad (3.8)$$

O problema se dividiria em dois casos:

- Para a atitude conhecida a priori teríamos a equação 3.7 em função de *u*: a partir da equação 3.1 teríamos:

$$J_p(u(\rho)) = \sum_{i=1}^{m}\left(\Delta r_{i,k}^{p} - a_i^p u^p(\rho)\right)^2 , \; u^T u = 1 \qquad (3.9)$$

- Quando se desconhece a atitude a priori a equação 3.7 seria:

$$J(A,\rho)=\sum_{i=1}^{m}\left(As^{p}-u(\rho)^{p}\right)^{T}\left(As^{p}-u(\rho)^{p}\right),\ A^{T}A=I\ . \qquad (3.10)$$

CAPÍTULO 4

REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

4.1 - Introdução

Nos últimos anos o interesse em pesquisa dos mecanismos e estruturas do cérebro humano tem crescido intensamente. O resultado é o desenvolvimento de novos modelos computacionais, baseados nesse conhecimento biológico, para obtenção de soluções de problemas complexos como reconhecimento de padrões, processamento rápido de informações e adaptação.

O início da década de 1940 foi o marco inicial na área de estudos do potencial e capacidade de interconexão de alguns componentes básicos, baseados em modelos de neurônios estudados por McCulloch e Pitts (1943). Outros, como Hebb (1949), estavam interessados em leis de adaptação envolvendo sistemas neurais. Rosenblatt (1958) criou o nome *Perceptron* e planejou uma arquitetura na qual, mais tarde, foi dada uma especial atenção. Minsky e Panpert (1969) introduziram uma análise rigorosa do perceptron: provaram várias propriedades e apontaram limitações de alguns modelos.

Nos anos 70, o trabalho de Grossberg (1976) se tornou proeminente. Baseado em evidências biológicas e psicológicas propôs arquiteturas de sistemas dinâmicos não lineares com características modernas. Hopfield (1984) criou uma estrutura dinâmica não-linear particular para resolução de problemas como otimização, por exemplo. Hoje já existem várias arquiteturas bem definidas que podem ser usadas para manipulação de diversos problemas. Muitos são os exemplos de aplicações que vão desde a área financeira à aeroespacial, que recentemente vem sendo explorada (Hunt and Sbarbaro, 1992).

4.2 – Redes Neurais

A área de Redes Neurais Artificiais provê um meio alternativo a ser aplicado em problemas onde os enfoques algorítmico e simbólico são satisfatoriamente adequados. Elas são inspiradas no nosso conhecimento atual sobre os sistemas nervosos biológicos da natureza, e não buscam ser realísticas em todos os detalhes, isto é, a modelagem de sistemas nervosos biológicos não é o ponto de interesse. Portanto, algumas redes neurais artificiais podem até ser totalmente dissociadas de modelos biológicos. Em outras palavras, são técnicas computacionais que apresentam um modelo inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência. Uma grande rede neural artificial pode ter centenas ou milhares de unidades de processamento, enquanto que o cérebro de um mamífero pode ter muitos bilhões de neurônios. A rede neural artificial é um sistema de neurônios ligados por conexões sinápticas e divididos em neurônios de entrada, que recebem estímulos do meio externo, neurônios internos (ocultos), e neurônios de saída, que se comunicam com o exterior.

Em geral, redes neurais possuem alguma regra de treinamento, onde os pesos de suas conexões são ajustados de acordo com padrões apresentados. Arquiteturas neurais são tipicamente organizadas em camadas, com unidades que podem estar conectadas às unidades da camada posterior. Em geral estas camadas são organizadas da seguinte forma:

- Camadas de entrada: onde os padrões são apresentados à rede;
- Camadas intermediárias ou ocultas: onde é feita a maior parte do processamento, através de conexões ponderadas;
- Camada de saída: onde o resultado final é concluído e apresentado.

Uma rede é especificada principalmente pela sua topologia, pelo aprendizado e pelas regras de treinamento. Tais características serão apresentadas adiante.

4.3 – Modelo de um Neurônio

Um neurônio é uma unidade de processamento de informação fundamental para a operação de uma rede neural. Pode-se identificar três elementos básicos do modelo do neurônio (Haykin, 1999):

- Em um conjunto de sinapses, cada uma é caracterizada por um peso em particular. Especificamente, um sinal x_j na entrada da sinapse j conectada ao neurônio k é multiplicado pelo peso w_{kj}. O peso w_{kj} é positivo se a sinapse associada é excitatória e negativo se é inibidora.

- A constituição de um combinador linear, que soma os sinais de entrada ponderada pelos respectivos pesos;

- Uma função de ativação para limitar a amplitude da saída do neurônio. Tipicamente, o intervalo de amplitude normalizado da saída de um neurônio é escrito como um intervalo fechado [0,1] ou [-1,1].

A Figura 4.1 ilustra tais elementos.

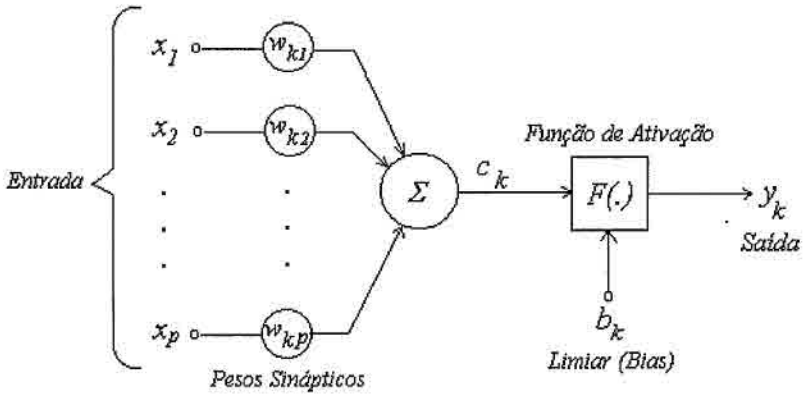

Fig. 4.1: Modelo não-linear de um neurônio (Haykin, 1999)

O modelo do neurônio mostrado na figura 4.1 também inclui uma espécie de "limiar" b_k que tem efeito de reduzir a entrada c_k sobre a função de ativação.

Por outro lado, a entrada c_k deve ser acrescida pelo emprego de um *bias* ao invés do "limiar"; o *bias* é justamente o negativo do "limiar" (Haykin).

Em termos matemáticos, Pode-se descrever um neurônio *k* pelo seguinte par de equações:

$$c_k = \sum_{j=1}^{p} w_{kj} x_j \,, \tag{4.1a}$$

$$y_k = f(c_k(.) + b_k) \,. \tag{4.1b}$$

4.4 - Estrutura geral de Redes Neurais Artificiais

Ainda que existiram vários modelos diferentes de Redes Neurais Artificiais, em geral, estes possuem precisamente as seguintes características (Nascimento e Yoneyama, 1997):

- Um conjunto de unidades processadoras lógicas ou físicas;
- Um estado de ativação para cada unidade (c_k);
- Uma função de saída para cada unidade $y = f(c)$;
- Um padrão de conectividade entre as unidades, ou seja, a topologia da rede a qual é definida pela matriz de pesos *W*;
- Uma função de ativação usada para propagar os estados de ativação das unidades ao longo da rede;
- Uma regra de ativação usada para atualizar o estado de ativação de cada unidade usando as entradas recebidas de outras unidades (caso estático) ou ainda, o valor atual do estado da ativação (caso dinâmico);
- Um ambiente externo que fornece informação para a rede e/ou interage com ela;

- Uma regra de treinamento ou aprendizado usada para modificar o padrão de conectividade da rede usando informações fornecidas pelo ambiente externo de forma a modificar a matriz de pesos W.

4.5 - Topologia de Redes Neurais Artificiais

Do ponto de vista topológico, uma rede neural artificial pode ser classificada como *feedforward* ou *feedback.*

Em uma rede do tipo *feedforward* uma unidade envia sua saída apenas para unidades das quais ela não recebe nenhuma entrada direta ou indiretamente, ou seja, via outras unidades. Em outras palavras não existem *loops* ou realimentação.

Já em uma rede do tipo feedback os *loops* existem. Uma rede neural separada em camadas, onde todas as unidades enviam suas saídas apenas para as unidades situadas na próxima camada, é chamada de estritamente *feedforward.* A figura a seguir ilustra essa diferença:

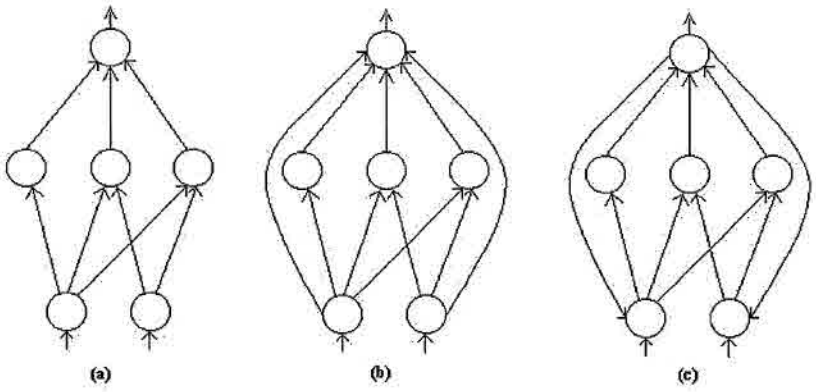

Fig. 4.2: Exemplo de topologia para redes neurais artificiais: (a) sem realimentação e camadas isoladas, (b) sem realimentação e conexões entre as camadas de entrada e saída, (c) com realimentação.

Redes neurais do tipo *feedforward* implementam um mapeamento estático do seu espaço de entrada para o seu espaço de saída. Uma rede tipo *feedback* apresenta um comportamento dinâmico não-linear e, portanto a estabilidade da

rede torna-se um tópico de grande importância (Nascimento e Yoneyama, 1997).

4.6 - Regras ou Leis de Aprendizado

As regras de aprendizado são usadas para alterar valores da matriz de pesos *W* e outros parâmetros modificáveis que a rede possa ter. Neste contexto, o termo *aprendizado* significa simplesmente alterações nos parâmetros da rede. Existem dois tipos principais de aprendizado: supervisionado e não-supervisionado. Em ambos os casos o meio externo fornece o conjunto de vetores de entrada para ser usado durante aprendizado.

No aprendizado supervisionado é fornecido também pelo meio externo o conjunto de vetores de saída desejados. Em outras palavras, para cada vetor de entrada fornecido durante o aprendizado tem-se um vetor de saída associado. Um caso especial é o aprendizado por reforço onde o meio externo fornece apenas a informação de que a saída produzida pela rede é boa ou má.

Tratando-se do aprendizado não-supervisionado o meio externo não provê informações sobre as saídas desejadas nem tampouco classifica a saída da rede. Neste caso, usando uma medida de correlação entre os vetores de entrada, a regra de aprendizado modifica os pesos da rede de forma a agrupar tais vetores em *clusters* tal que vetores de entrada semelhantes produzam saídas semelhantes. Idealmente, a regra de aprendizado determina o número de *clusters* e as suas respectivas localizações para os dados usados durante o aprendizado (Chen e Billings, 1992).

Uma vez selecionados os dados de treinamento, os problemas subseqüentes, na ordem em que eles devem ser resolvidos, podem ser classificados em três áreas principais: representação, aprendizado e generalização.

O problema de representação baseia-se em projetar a estrutura da rede neural de maneira que exista ao menos uma solução (conjunto de pesos para a rede)

que possa aprender o conjunto de dados do treinamento. O problema de aprendizado é como determinar um destes possíveis conjuntos de treinamento, isto é, como treinar a rede. Em seguida, o problema de generalização consiste em determinar como a rede irá responder a dados não presentes no conjunto de treinamento. Normalmente uma medida de generalização da rede é obtida verificando-se o desempenho da rede usando um conjunto de dados de teste.

4.7 – Redes Neurais tipo *feedforward*

Uma rede neural do tipo *feedforward* (alimentação direta) trata do mapeamento cuja entrada de n_0 elementos resulta em uma saída composta de n_l elementos. Em geral esse tipo de rede apresenta várias camadas de neurônios em que cada uma é composta por vários neurônios não-dinâmicos. Ainda, cada camada é capaz de ponderar sua própria entrada com pesos e aplicar uma função de ativação (f^k) ao somatório das entradas ponderadas, para cada saída. A figura 4.3 representa uma camada genérica de uma rede.

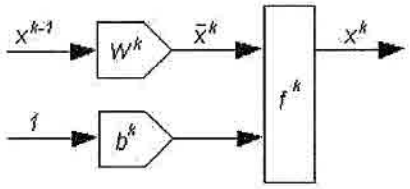

Fig. 4.3: Representação de uma camada k de uma rede neural artificial com entrada e saída: W^k é a matriz de peso da camada k (ordem n_k x n_{k-1}); x^{k-1}, vetor de entrada (ordem n_{k-1} x *1*) e x^k, o vetor de saída de ordem n_{k-1} x *1* (Carrara, 1997).

Pode-se agrupar várias camadas para formar-se uma rede estática. Estas podem se dividir em entrada, camada intermediária e camada de saída. Em geral em camadas intermediárias (ou camadas ocultas) tem-se a mesma função de ativação. Já na camada de saída esta função se difere. Redes estáticas com duas camadas (uma oculta e outra de saída) aplicam primeiramente uma função de ativação não-linear (sigmóide ou tangente

hiperbólica) nos parâmetros de entrada, para em seguida combiná-los linearmente na saída.

A qualidade dos resultados da rede tem influência direta do número de camadas da mesma, de forma que uma rede com número maior de camadas apresenta melhores resultados que uma rede com menor número de camadas e mesma quantidade de neurônios (Chen e Billings, 1992). Entretanto um número excessivo de camadas e também de neurônios pode comprometer o tempo de treinamento.

Redes estáticas podem ser aplicadas para modelar sistemas dinâmicos com a condição de que informações a respeito do comportamento de tal sistema sejam fornecidas como parâmetros de entrada. O treinamento desse tipo de rede baseia-se em métodos de obtenção de seus parâmetros tais como pesos associados às conexões e respectivos *bias*. Os algoritmos de treinamento tipicamente partem da minimização do erro apresentado na saída da rede como forma de obtenção dos pesos e variam também de acordo com a forma da implementação.

Após concluir o treinamento de uma rede estática, a diferença entre seu resultado e o sistema real depende única e exclusivamente do número de neurônios, do número de camadas empregadas e da forma de treinamento. O número de neurônios e de camadas é ajustado de forma empírica, pois não há regras pré-estabelecidas matematicamente para relacionar tais variáveis com o grau de representação desejado para o modelo (Carrara, 1997).

Quanto à forma de treinamento, conta-se com diversos algoritmos que podem ser escolhidos baseado no objetivo de implementação da rede.

O algoritmo de retro-propagação consiste em uma regra de aprendizado que se resume numa fórmula recorrente para obter a variação apresentada na saída de um dado neurônio quando um dos pesos da rede é alterado. Tal derivada

pode ser colocada em função das derivadas dos neurônios da camada imediatamente anterior, caracterizando uma relação recorrente.

Neste trabalho, o algoritmo utilizado foi o algoritmo de treinamento de Levenberg-Marquardt, devido ao seu reduzido tempo de processamento e convergência. O software Matlab possui um *toolbox* específico para redes neurais, no qual tal algoritmo já está implementado.

4.8 – Rede Neural treinada neste trabalho

É utilizado uma rede neural do tipo *feedforward*, com duas camadas: uma camada oculta contendo 45 neurônios e uma cada de saída, que possui 2 neurônios. Veja figura 4.4 que segue.

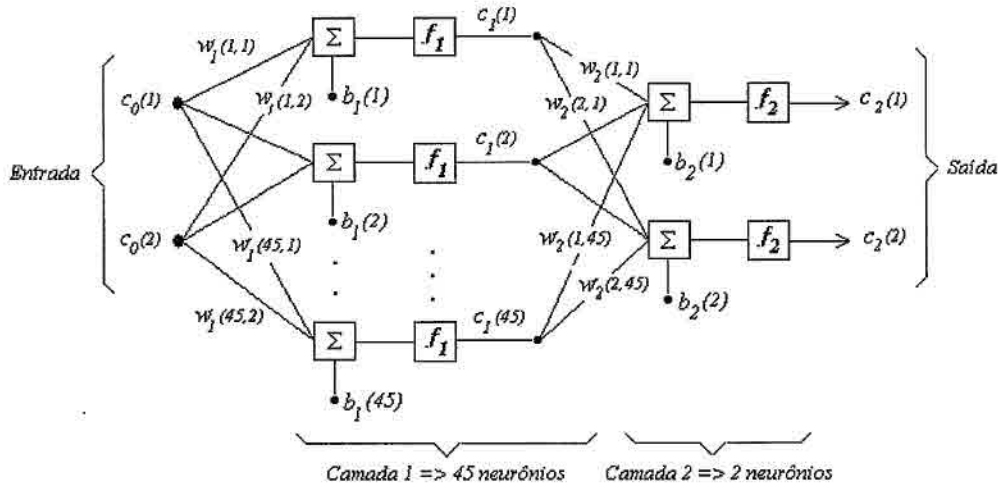

Fig. 4.4: Rede *feedforward* com duas camadas: camada 1 com 45 neurônios e camada 2 com dois neurônios.

A entrada da rede para os neurônios de cada camada é dada por:

$$\begin{aligned} n_1(i) &= \sum_{j=1}^{2} w_1(i,j)c_0(j) + b_1(i) \\ n_2(j) &= \sum_{i=1}^{45} w_2(j,i)c_1(i) + b_2(j) \end{aligned} \quad , \quad \text{i=1,2,...,45 e j=1,2.} \qquad (4.2)$$

Na equação 4.2, $c_0(j)$ é a entrada da rede e b, o bias. O sub-indice 1 e 2 indicam as camadas oculta e de saída, respectivamente.

As saídas de cada neurônio para a camada 1 e 2 são dadas respectivamente por:

$$\begin{matrix} c_1(i) = f_1(n_1(i)) \\ c_2(j) = f_2(n_2(j)) \end{matrix}, \text{ onde } f \text{ é a função de ativação.} \quad (4.3)$$

Uma vez obtida a saída da rede, pode-se definir o erro em sua saída para k iterações (Hagan e Menhaj, 1994):

$$\varepsilon(k) = y^d(k) - y(k), \quad (4.4)$$

onde $y^d(k)$ é o vetor de saídas desejadas para a rede e $y(k)$ é a saída real da rede dada pelo vetor composto por $c_2(j)$.

A tarefa da rede é *aprender* associações entre um conjunto especificado de pares de entrada-saída. A função a ser minimizada consiste no erro quadrático na saída da rede e assim, o índice de performance para a rede é dado por:

$$V(t) = \frac{1}{2}\varepsilon(k)^T \varepsilon(k). \quad (4.5)$$

Pelo algoritmo de treinamento de Levenberg-Marquardt, os pesos são atualizados segundo a seguinte equação (Hagan e Menhaj, 1994):

$$W_{k+1} = W_k - (\mathrm{J}_k^{\mathrm{T}}\mathrm{J}_k + \mu I)^{-1}\mathrm{J}_k^{\mathrm{T}}\varepsilon, \quad (4.6)$$

onde W é a matriz dos pesos da rede, $\mathbf{J}$ é a matriz jacobiana do erro ε (dado pela equação 4.4) em relação a cada peso, μ é um escalar positivo (constante) e I é a matriz identidade. O super-índice $^{\mathrm{T}}$ indica o transposto da matriz, e o sub-indice $_{\mathrm{k}}$ indica a k-ésima iteração da rede neural.

O valor para o escalar μ, não pode ser muito pequeno, pois o algoritmo de treinamento se tornaria o método de Gauss-Newton, e também, não pode ser muito grande, pois o algoritmo se tornaria *steepest descent* (Hagan e Menhaj, 1994). Neste trabalho o valor para μ foi de 0.01. Tal valor foi adotado após alguns testes de treinamento da rede e verificado que resulta em um melhor resultado em um menor número de interações.

CAPÍTULO 5

METODOLOGIA

Neste capítulo descreve-se o procedimento de calibração a bordo do multi-caminho para determinação de atitude por GPS. Primeiramente é feita a observação de atitude por interferometria GPS e sua determinação por mínimos quadrados sem levar em conta o efeito do multi-caminho. Em seguida é feita a calibração do multi-caminho através do ajuste do modelo de redes neurais artificiais. Para isso, são acumulados dados coletados pelas antenas em vários instantes e várias direções. Através da diferença simples de fase e do treinamento de redes neurais pelo algoritmo de Levenberg-Marquardt, calibra-se o efeito do multi-caminho diretamente sobre a direção do sinal da portadora e não sobre a fase da portadora. Com isso pretende-se minimizar a carga computacional, pois a direção da linha de visada de um satélite GPS possui apenas dois graus de liberdade, enquanto que diferenças de fase estão associadas às linhas de base, em princípio em número ilimitado.

Feito isso, o próximo passo foi avaliar o desempenho da calibração processando as medidas de forma instantânea e usando o modelo de calibração que foi ajustado para corrigir as medidas. Todo o processo é testado por simulação digital. Em particular, a simulação do multi-caminho é baseada nos resultados experimentais da campanha em solo realizada no DLR em 1999 (Lopes et ali, 2000), para uma única linha de base, mas pode-se simular em quantas linhas de base se fizerem necessárias. Séries de harmônicos esféricos são utilizadas neste caso para obter um modelo de simulação onde o modelamento é feito sobre o próprio atraso do multi-caminho (Lopes e Milani, 2000).

Foram analisados três situações com diferentes propósitos:

- Atitude conhecida;

- Atitude desconhecida;
- Desalinhamento em um eixo (com a atitude conhecida e desconhecida, sem multicaminho);

No primeiro caso, foi admitido que a atitude já havia sido determinada, para então iniciar o processo de calibração através da rede e obter um novo valor para ela, que é como o processo se passaria em solo. Este caso serve apenas como etapa intermediária ao desenvolvimento do procedimento final, que se aplica ao segundo caso, para aplicações em órbita, onde se desconhece a atitude.

O terceiro caso visa apenas estudar o comportamento das redes neurais. Ele se caracteriza por um pequeno desalinhamento em um eixo causado propositalmente a fim de analisar a sua influência na etapa de calibração, admitindo-se que a atitude seja conhecida e também, para o caso em que a atitude não é conhecida. O desalinhamento é provocado entre a etapa de simulação e de calibração. O multicaminho é eliminado, para que seja analisado apenas efeito de rotação. A determinação da nova atitude se dá de forma semelhante ao primeiro e segundo caso.

A figura 5.1 ilustra a metodologia para a correção de multi-caminho tal como a determinação de atitude.

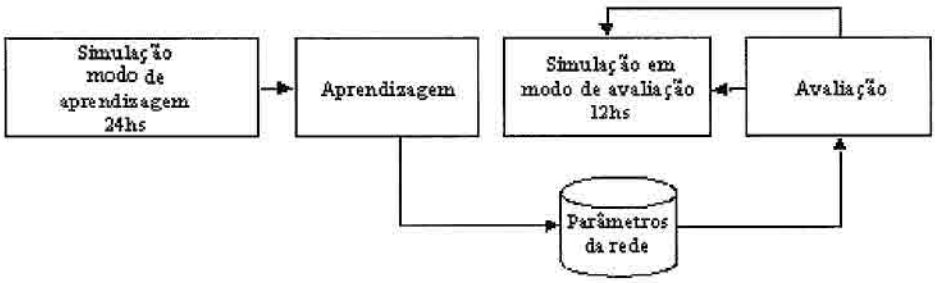

Fig 5.1: Diagrama de blocos ilustrando as etapas para a correção do multicaminho e determinação de atitude

Cada um dos blocos é decomposto abaixo. O bloco correspondente à simulação em modo de aprendizagem e o de simulação em modo de avaliação são descritos de forma idêntica, diferenciando-se apenas pelo período de simulação.

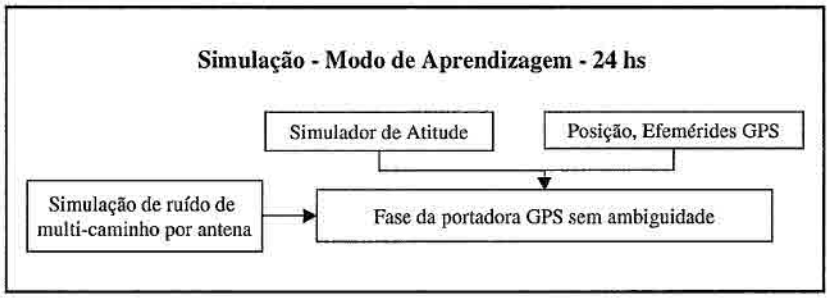

Fig. 5.2: Fase de simulação

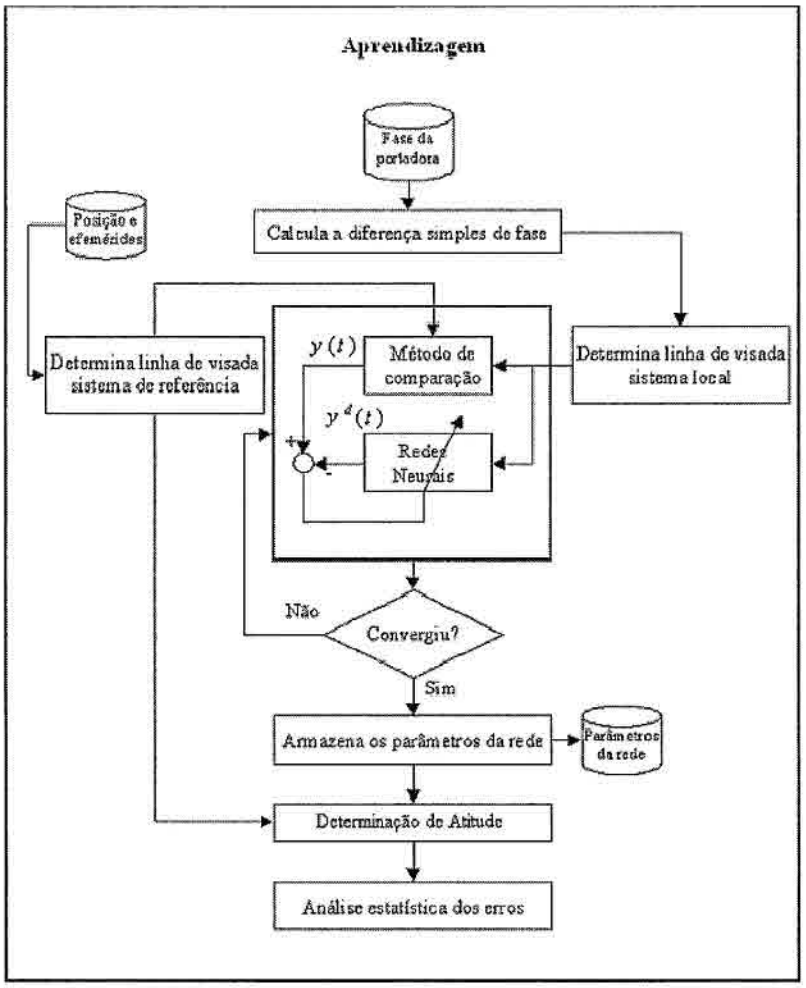

Fig. 5.3: Fase de aprendizagem

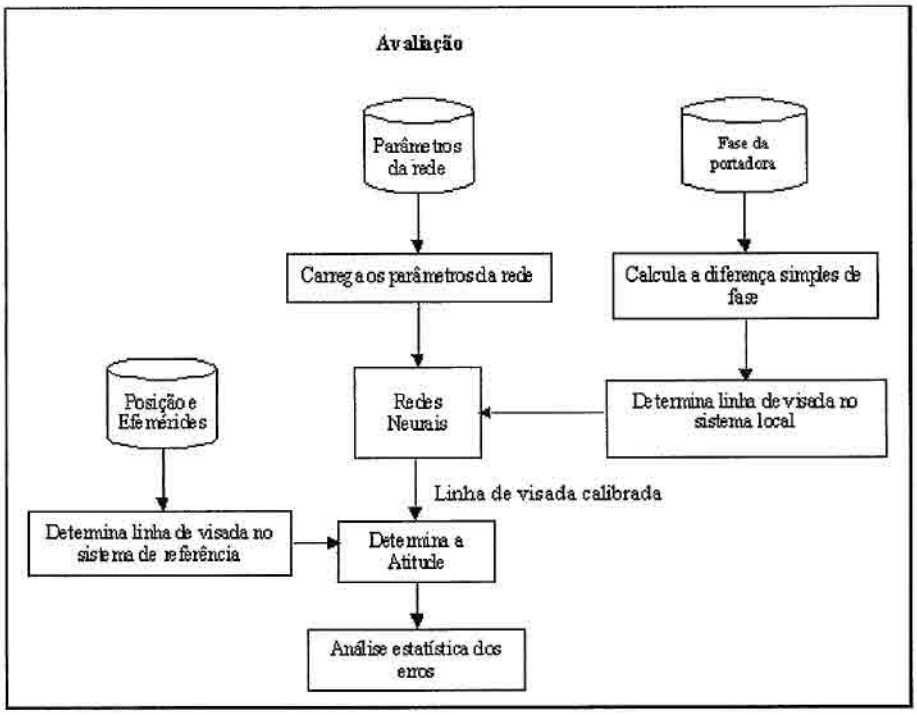

Fig. 5.4: Fase de avaliação

O efeito do multicaminho sobre os vetores linha de visada podem ser classificados em dois tipos: desalinhamento, que equivale a uma única rotação do campo de visada como um todo; e distorção, que equivale a uma rotação específica para cada linha de visada, sem qualquer tendência global perceptível.

No objetivo de quantificar o resultado e atestar o ganho na aplicação da rede neural para correção do multicaminho, foram criados dois parâmetros de desempenho, um para cada tipo de efeito. O primeiro deles é o vetor desalinhamento médio, baseado numa analogia com o vetor momento angular, envolvendo os vetores linha de visada de um determinado satélite GPS. O segundo é o vetor distorção média, associada ao valor rms das rotações do tipo distorção. A definição destes vetores é apresentada a seguir.

Primeiramente, apresenta-se o vetor desalinhamento médio. Se a cada par de coordenadas (x,y) dos satélites observados no plano focal for associado um ponto de massa arbitrária *m* constante; cada deslocamento do versor linha de

visada devido ao efeito de multicaminho for associado um movimento durante um intervalo arbitrário Δt, então o momento angular associado ao conjunto de pares (x,y) será:

$$\vec{L}_o = \sum_{\forall i} m\vec{u}_{v_i} \wedge \left(\frac{\vec{u}_{o_i} - \vec{u}_{v_i}}{\Delta t} \right) = \sum_{\forall i} m \frac{\vec{u}_{v_i} \wedge \vec{u}_{o_i}}{\Delta t}, \tag{5.1}$$

onde $\vec{u}_{v_i}$ representa o versor linha de visada verdadeira, isto é, sem efeito de multicaminho ou qualquer outro tipo de ruído, e $\vec{u}_{o_i}$ representa o versor linha de visada obtido pelo processamento das observações, sem qualquer calibração.

Por sua vez, a matriz momento de inércia associada ao conjunto de pares (x,y) será:

$$J = \sum_{\forall i} m\left(I - u_{v_i} u_{v_i}^T\right), \tag{5.2}$$

onde I representa a matriz identidade 3×3 e ^{T} indica o transposto.

Além disso, se $\Delta\theta_o$ for o vetor de rotação do campo de visada, então o vetor velocidade angular ω_o será dado por:

$$\omega_o = \frac{\Delta\theta_o}{\Delta t}. \tag{5.3}$$

Como $\vec{L}_o = J\omega_o$ então o vetor desalinhamento angular médio é definido por:

$$\Delta\theta_o \equiv \left\langle I - u_v u_v^T \right\rangle^{-1} \left\langle \vec{u}_v \wedge \vec{u}_o \right\rangle, \tag{5.4}$$

onde $\langle\cdot\rangle$ indica o valor médio na amostra.

Analogamente, as componentes do vetor de distorção média D_o são a raiz quadrada dos elementos da diagonal da matriz de covariância, Ψ_o relacionada

com a matriz de covariância dos vetores de rotação de cada linha de visada, definida por:

$$\Psi_o \equiv \left\langle I - u_v u_v^T \right\rangle^{-1} \left\langle [\vec{u}_v \wedge (\vec{u}_o - \Delta\theta_o \wedge \vec{u}_v)][\vec{u}_v \wedge (\vec{u}_o - \Delta\theta_o \wedge \vec{u}_v)]^T \right\rangle \left\langle I - u_v u_v^T \right\rangle^{-1} . \quad (5.5)$$

A vantagem da aplicação do procedimento de calibração pode ser vista comparando-se estes dois parâmetros de desempenho $\Delta\theta_o$ e Ψ_o com seus respectivos valores $\Delta\theta_c$ e Ψ_c, obtidos quando se substitui $\vec{u}_o$ por $\vec{u}_c$ onde o subindice *o* representa os valores observados e o sub-indice *c* representa os valores calibrados.

Na etapa de calibração, para as coordenadas planares do vetor linha de visada, foi adotado o sistema de projeção estereográfica azimutal, dado pela seguinte equação (Lopes e Milani, 2000):

$$\begin{Bmatrix} x \\ y \end{Bmatrix} = \frac{2E_{xy}u_k^p}{1 + E_z u_k^p}, \text{ onde } E_{xy} \equiv \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \text{ e } E_z \equiv [0 \quad 0 \quad 1], \quad (5.6)$$

e u_k^p é o vetor linha de visada para o p-ésimo satélite no instante *k*.

A figura abaixo ilustra a projeção:

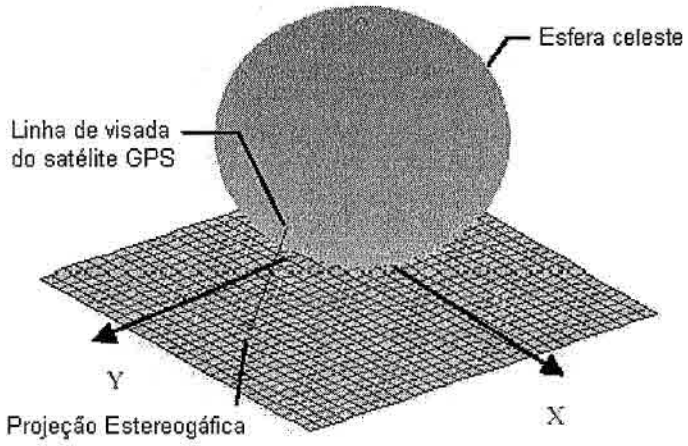

Fig 5.5: Projeção Estereográfica (Fonte: Lopes e Milani, 2000)

E para converter o sistema de projeção estereográfica no sistema de coordenadas cartesiana, tem-se a seguinte equação:

$$\hat{u}_k^p = \begin{Bmatrix} 4x \\ 4y \\ 4 - x^2 - y^2 \end{Bmatrix} \frac{1}{4 + x^2 + y^2} \cdot \tag{5.7}$$

5.1 - A órbita simulada no trabalho

Primeiramente, foram simuladas órbitas para os satélites GPS e para o satélite usuário.

No caso dos satélites GPS tem-se 6 planos orbitais (órbitas circulares, com 4 satélites por plano orbital) com 55° de inclinação e argumento do nodo ascendente de [60°, 120°, 180°, 240°, 300°, 360°] para cada plano orbital (Leick, 1995). A anomalia verdadeira inicial (somado ao argumento do perigeu) em cara um dos planos orbitais tem-se (Leick, 1995):

[75 250 210 305 5 45]; [330 300 180 70 95 165];

[180 95 150 210 225 270]; [210 10 55 330 140 300].

Para o satélite usuário, a órbita foi suposta já determinada, por técnica de determinação de atitude usando GPS, com precisão tal que seu efeito sobre a determinação de atitude seja desprezível, o que se justifica em face da grande distância entre os satélites GPS e o satélite usuário. Tal técnica não é detalhada aqui, pois o escopo do trabalho se restringir à determinação de atitude.

A respeito da propagação da órbita, a mesma foi feita baseada no modelo Kleperiano, cuja órbita é circular, com inclinação de 23°, argumento do nodo ascendente igual a 0° e argumento do perigeu somado à anomalia verdadeira inicial igual a 0°.

CAPÍTULO 6

Apresentação e Análise dos Resultados

Neste capítulo apresenta-se uma breve abordagem sobre o modelo computacional desenvolvido, além da apresentação dos resultados e sua análise.

Abaixo, é apresentado uma tabela contendo o resumo dos dados para o processo de simulação.

Nº de antenas, configuração e ângulo de máscara.	4 antenas coplanares, 15°
Multicaminho	Modelo de harmônicos esféricos de 15° ordem
Período da amostra	24h na fase de calibração e 12h na fase de avaliação
Intervalo da amostra	300s
Órbita e atitude	circular, inclinação: 23°, atitude inercialmente estabilizada, altitude: 625Km

Tabela 6: Cenário de simulação

Neste trabalho foi implementada uma rede neural do tipo *feedforward* com duas camadas contendo 40 neurônios na camada oculta e 2 neurônios na camada de saída. A função de ativação para a camada oculta é a função tangente hiperbólica e para a camada de saída, a linear. A rede foi treinada utilizando-se o algoritmo de Levenberg-Marquardt.

Foi simulada uma órbita circular, em coordenadas cartesianas, com inclinação de 23° e $2{,}6 \times 10^6$m como semi-eixo maior para o satélite usuário. Para o satélite GPS, a inclinação foi de 55° e semi-eixo maior igual a 7×10^6m.

Para dois dos casos analisados (atitude conhecida e atitude desconhecida), na fase de treinamento a rede alcançou um erro de aproximadamente 10^{-5}. Tal

erro foi alcançado em 9 iterações para ambos casos. Já no caso do desalinhamento proposital a rede alcançou 10^{-6} de erro em apenas 2 iterações.

No caso da atitude desconhecida, o processo de calibração e determinação da atitude foi realizado através de um *loop* o qual chegou à convergência em apenas duas iterações. Devido a isso, os resultados para a atitude desconhecida a priori ficaram próximos aos resultados para a atitude conhecida, como será constatado a seguir.

As figuras das distorções na linha de visada estão em coordenadas estereográficas azimutais, conforme mencionado no capítulo anterior. Os dados estão igualmente espaçados em azimute e elevação.

Os resultados simulados são apresentados a seguir, divididos de acordo com os casos analisados.

6.1 – Atitude Conhecida

Este caso trata da calibração do multicaminho quando se conhece a atitude a priori. Uma vez conhecendo-se a atitude, o multicaminho é calibrado, um novo vetor linha de visada é calculado e conseqüentemente, é obtido um novo valor para a atitude.

A fig. 6.1 mostra a distorção provocada pelo multicaminho (modelado por harmônicos esféricos de 15° ordem) no vetor linha de visada nos eixos x e y, antes e após a calibração. O centro da figura representa o centro da antena.

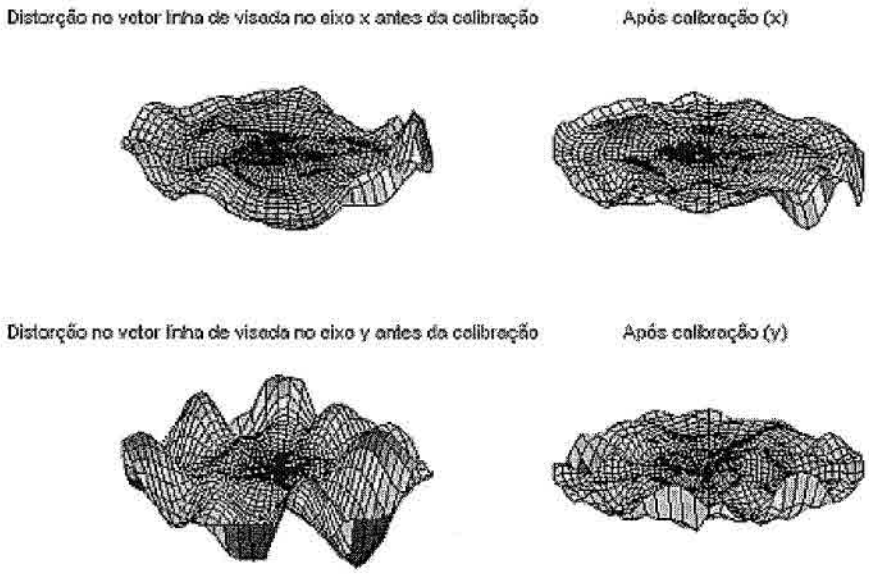

Fig 6.1: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (eixos x e y) devido ao multicaminho (modelado por Série de Harmônicos Esféricos)

Nota-se na figura 6.1 que o efeito da distorção sobre o vetor linha de visada foi razoavelmente reduzido após o processo de calibração. Na região mais próxima à antena tal redução não é tão nítida, mas à medida que se afasta da mesma (onde se pode notar o efeito mais intenso do multicaminho, conforme fig 6.1) a correção do efeito do multicaminho é nitidamente maior.

A redução no efeito da distorção no vetor linha de visada no eixo y após a calibração foi bastante acentuado. Pode-se observar que o efeito do multicaminho sobre o vetor linha de visada no eixo x é bem menos intenso do que no eixo y. Isto reflete o fato de que o modelo utilizado para a simulação do multicaminho foi ajustado a partir de dados reais obtidos sob a interferência de duas placas metálicas dispostas ao longo de uma linha de base no eixo Y (o mesmo é válido para todos os casos analisados). Mesmo após a calibração, o vetor linha de visada no eixo y ainda está sob um considerável efeito da distorção. O pouco acúmulo de observações é o principal fator para tal ocorrência.

A figura 6.2 mostra as posições dos satélites GPS visíveis em relação ao satélite usuário.

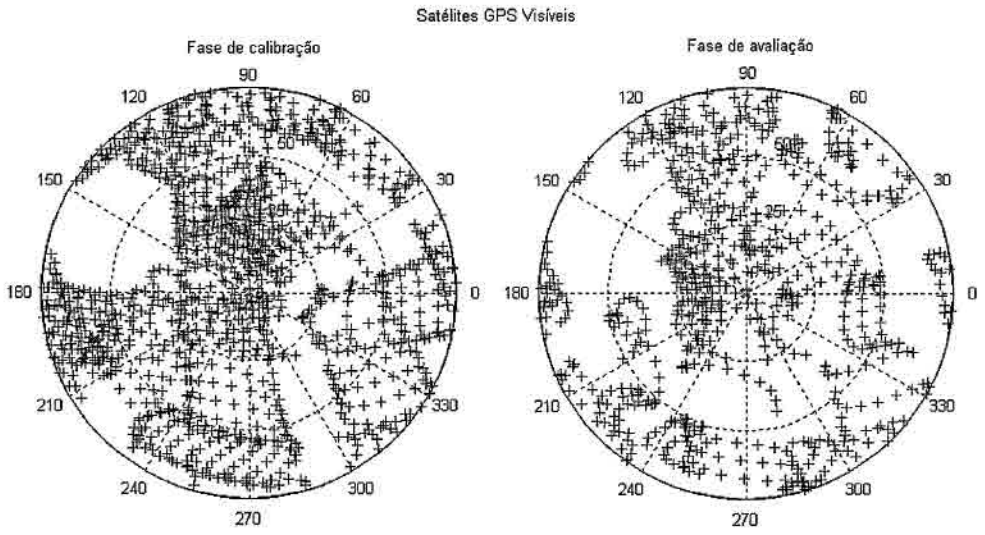

Fig 6.2: Posições para os satélites GPS visíveis na fase de avaliação e calibração

Observa-se que na fase de avaliação há uma certa dispersão dos satélites, mas com algumas lacunas. Estas lacunas são devido à geometria da órbita dos satélites GPS. Já na fase de calibração pode-se observar que as posições dos satélites estão bem definidas tal como os pontos onde não há nenhum satélite visível.

As figuras 6.3 e 6.4 que seguem, tratam da distribuição de probabilidade do erro residual e do erro em Atitude, respectivamente. Elas comparam a performance antes e após a calibração em termos da Distribuição de Probabilidade.

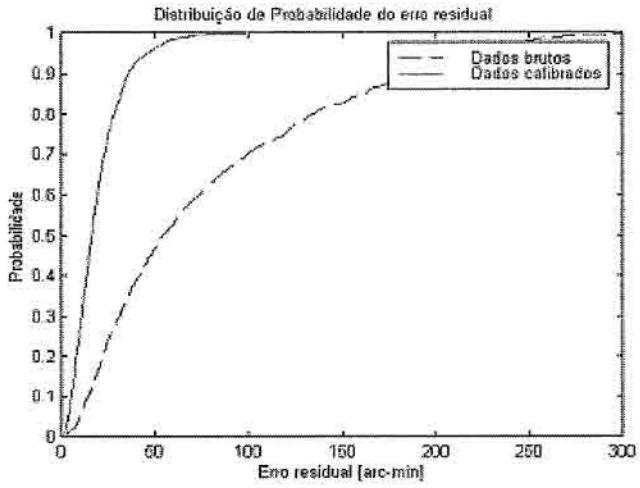

Fig 6.3: Função Distribuição de Probabilidade do erro residual no vetor linha de visada antes e após a calibração.

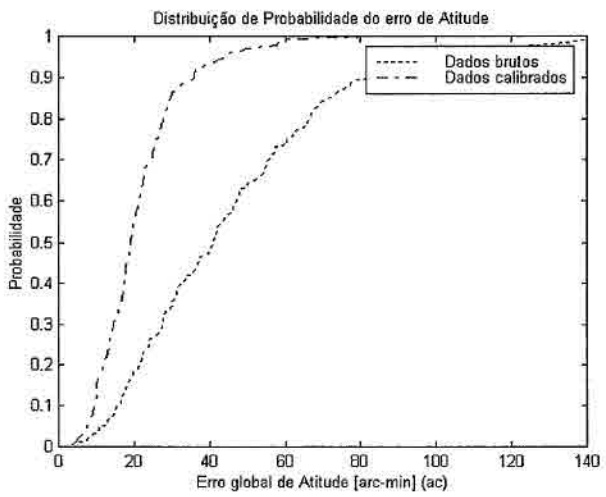

Fig 6.4: Função Distribuição de Probabilidade do Erro em Atitude antes e após a calibração

Tanto no erro residual quanto no erro global de atitude há uma melhora nítida. O uso da rede neural na calibração contribuiu de forma considerável para a redução erro. Observa-se na figura 6.3 que para a probabilidade de 0.8, o erro

residual cai de 150 arcos-minutos para próximo de 30 arcos-minutos, (comparando-se antes e após a calibração) apresentando-se dessa forma, uma queda bastante significativa. Na figura 6.4, a análise é análoga. Para uma probabilidade de 0.5 o erro em atitude reduz-se de 40 arcos-minutos, antes da calibração, para 20 arcos-minutos depois de calibrado.

A figuras 6.5 trata da precisão de atitude para diferentes números de satélites GPS visíveis em relação ao satélite usuário antes e após a calibração.

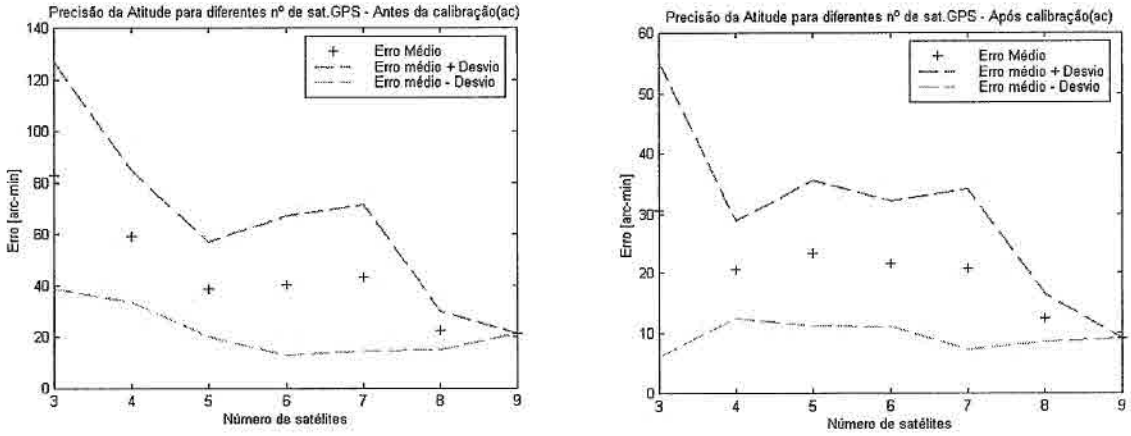

Fig 6.5: Precisão da Atitude para Diferentes números de satélites GPS visíveis antes e após a calibração

Observa-se que o erro caiu, em média, pela metade sob um mesmo número de satélites visíveis. Ainda, nota-se que entre 5 e 7 satélites visíveis o erro permanece constante.

Na figura 6.6 tem-se o comportamento da precisão da atitude em simulação de 12 horas.

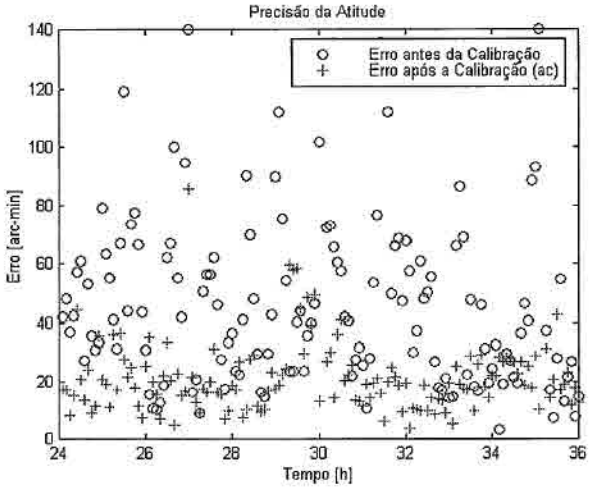

Fig 6.6: Precisão da Atitude de acordo com o tempo de simulação (antes e após a calibração)

A redução do erro também foi bastante satisfatória. O erro, que antes da calibração estava disperso entre 10 e 80 arc-min, passou a concentrar-se basicamente entre 10 e 40 arc-min após o processo de calibração.

As figuras 6.7 e 6.8 apresentam pequenos vetores que mostram o comportamento das linhas de visada sob efeito do multicaminho, antes e após a calibração. O comprimento dos vetores mostra a intensidade da distorção.

Fig 6.7: Pequenos vetores na direção da deformação – Antes da calibração

Fig 6.8: Pequenos vetores na direção da deformação – Após a calibração

Após a calibração, a intensidade reduz-se significantemente e a direção se torna mais uniforme. Os pontos no qual isso não ocorre (gráfico 6.8, próximo às beiradas) se dá pelo fato da ausência no acumulo de observações. A proximidade do centro da antena e um maior acúmulo de observações fez com que a região central concentrasse as maiores uniformidades, tanto em intensidade quanto em sentido.

Nas tabelas que seguem tem-se os valores para os parâmetros de desempenho antes e após a calibração.

	Desalinhamento Médio	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	4,371	1,781
y	2,426	0,933
z	0,820	0,664
Total	5,067	2,116

Tabela 6.1: Desalinhamento médio - Atitude conhecida

	Distorção Média	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	17,416	6,312
y	10,075	4,341
z	18,364	7,814
Total	27,237	10,942

Tabela 6.2: Distorção média - Atitude Conhecida

Observando os valores alcançados tanto para o desalinhamento médio quanto para a distorção média tem-se uma excelente performance do processo de calibração do multicaminho utilizando redes neurais. No total do desalinhamento médio o ganho foi de aproximadamente 60% e da distorção média, 50%. Analisando os resultados isoladamente em cada eixo, percebemos que o comportamento da rede não se mostrou uniforme quanto à correção do desalinhamento médio. Enquanto que no eixo x e y há um ganho próximo de 60% no desalinhamento médio, no eixo z a melhora foi de aproximadamente 20%. Na distorção média os efeitos do multicaminho e demais ruídos mostraram-se mais presentes e o comportamento da rede mostrou-se mais uniforme quanto à melhora.

6.2 – Atitude Conhecida – Desalinhamento proposital em um eixo

Neste caso, os resultados mostram o comportamento da rede quando a atitude sofre um pequeno desalinhamento proposital em um eixo sem o efeito do multicaminho e demais ruídos aleatórios. Os dados apresentam-se divididos de acordo com cada eixo.

Nas seções seguintes, para o parâmetro de desempenho (desalinhamento médio e distorção média) o ganho obtido pela calibração é analisado em forma de percentual, ou seja, através de um comparativo entre o valor obtido para o parâmetro de desempenho antes e após a calibração. Para isso, toma-se a porcentagem do valor calibrado em relação ao valor antes da calibração. O ganho é justamente a porcentagem do quanto foi corrigido.

6.2.1 – Desalinhamento proposital no eixo X

A figura 6.9 mostra o efeito da distorção sobre o vetor linha de visada nos eixos x e y, resultante apenas pelo desalinhamento provocado.

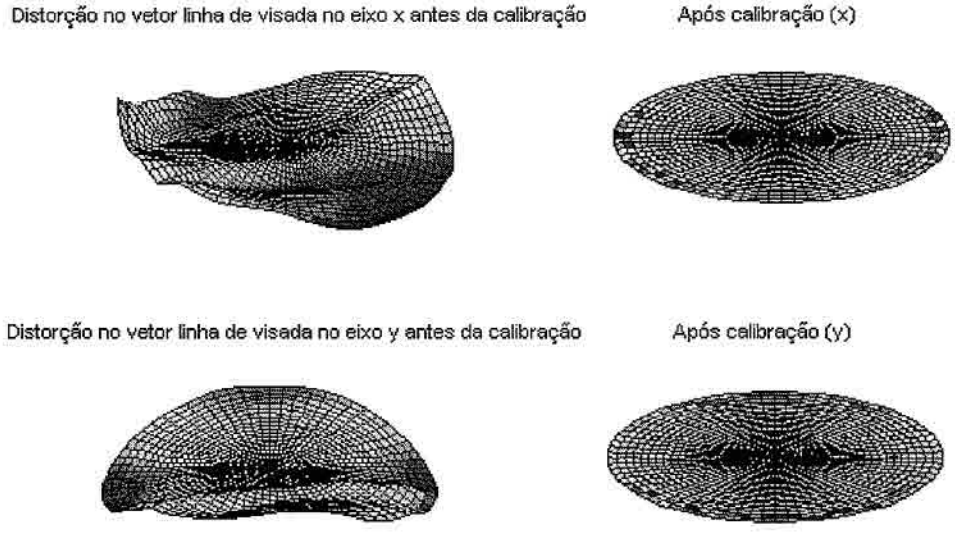

Fig 6.9: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com desalinhamento no eixo X

Como não há o efeito do multicaminho nem do ruído aleatório, a distorção no vetor linha de visada reduz-se substancialmente, mesmo antes da calibração. Para o eixo x da antena, antes da calibração, observamos distorções completamente sem uniformidade, enquanto que no eixo y há uma certa simetria na distorção apresentada. Sob efeito de um pequeno desalinhamento proposital no eixo x de rotação, a rede neural se comportou de tal forma que, após a calibração, praticamente não apareceram distorções mostrando uma excelente melhora da calibração.

As figuras 6.10 e 6.11 apresentam pequenos vetores que mostram o comportamento das linhas de visada sob efeito apenas do desalinhamento provocado, antes e após a calibração. O comprimento dos vetores mostra a intensidade da distorção.

Fig 6.10: Pequenos vetores na direção da deformação – Antes da calibração: rotação no eixo x

Fig 6.11: Pequenos vetores na direção da deformação – Após a calibração: rotação no eixo x

Observa-se que as linhas de visada sofrem um deslocamento bastante uniforme na direção do desalinhamento provocado. Após a calibração (figura 6.11), tal deslocamento se reduz substancialmente assim como sua magnitude. Não há mais a mesma uniformidade e a maior parte das linhas estão voltadas para o centro.

Quanto ao parâmetro de desempenho para este caso, tem-se a tabela 6.3 que apresenta os dados para o desalinhamento médio, e a tabela 6.4 que apresenta os dados para a distorção média.

	Desalinhamento Médio	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	9,862	1,177
y	0,134	0,110
z	0,207	0,160
Total	9,865	1,133

Tabela 6.3: Desalinhamento médio - Atitude conhecida, com desalinhamento em x.

	Distorção Média	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	0,682	0,320
y	0,810	0,381
z	0,574	0,264
Total	1,202	0,565

Tabela 6.4: Distorção média - Atitude conhecida, com desalinhamento em x.

Lembrando-se que não há efeito do multicaminho e de ruídos aleatórios, nota-se neste caso que o desalinhamento médio e a distorção média são em geral, menores. No desalinhamento médio no eixo x a rede neural se mostrou bastante eficiente ao corrigir em aproximadamente 90% (essa porcentagem é um comparativo entre o antes e o depois da calibração, ou seja, o valor calibrado representa 10% do valor antes da calibração).

Observa-se que antes da calibração os valores são bastante reduzidos. Isso se deve pelo fato da ausência de ruídos, ficando apenas por conta do desalinhamento. Ainda assim, houve um taxa de correção bastante satisfatória, estando em torno de 50% para a distorção média.

6.2.2 – Desalinhamento proposital no eixo Y

A figura 6.12 apresenta o efeito da distorção sobre o vetor linha de visada, quando provocado um desalinhamento no eixo Y.

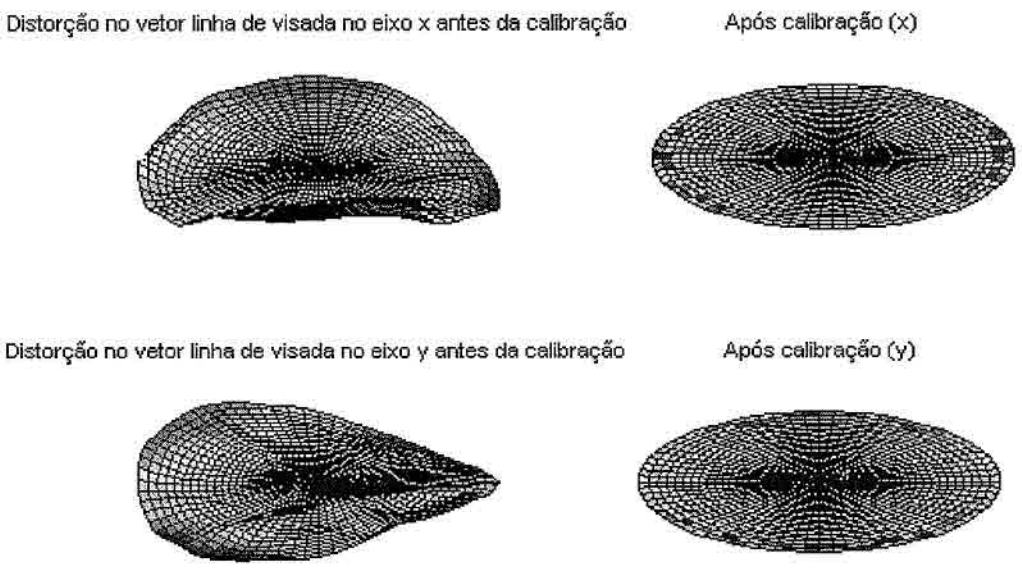

Fig 6.12: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com desalinhamento no eixo Y

Analogamente ao caso anterior (desalinhamento em x), a ausência de multicaminho não mostra distorções acentuadas no vetor linha de visada antes da calibração.

Após a calibração através da rede, a distorção praticamente não é notada, tanto no eixo x quanto no eixo y da antena. Assim como no caso anterior, elas se dão em locais onde as observações são reduzidas, ou até mesmo ausentes. A rede corrigiu bem o efeito de rotação (desalinhamento) provocado no eixo Y, tal como ocorreu no caso do eixo X.

As figuras 6.13 e 6.14 apresentam pequenos vetores que mostram o comportamento das linhas de visada sob efeito apenas do desalinhamento provocado. Tratam da deformação na direção e intensidade do vetor linha de visada, antes e após a calibração.

Fig 6.13: Pequenos vetores na direção da deformação – Antes da calibração: rotação no eixo y

Fig 6.14: Pequenos vetores na direção da deformação – Após da calibração: rotação no eixo y

Tal como explicitado no caso anterior, as linhas de visada antes da calibração estão muito bem definidas e o seu deslocamento na direção da deformação está nítido. Após a calibração, nota-se que a correção foi semelhante ao caso anterior. A distorção teve sua intensidade bastante reduzida.

Em seguida é analisado através das tabelas 6.5 e 6.6, o desempenho da rede neural de acordo com o desalinhamento médio e distorção média.

	Desalinhamento Médio	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	0,802	0,159
y	8,914	1,938
z	0,281	0,198
Total	8,953	1,954

Tabela 6.5: Desalinhamento médio - Atitude conhecida, com desalinhamento em y.

	Distorção Média	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	0,721	0,470
y	0,897	0,583
z	0,589	0,383
Total	1,292	0,840

Tabela 6.6: Distorção média - Atitude conhecida, com desalinhamento em y.

Observe que os ganhos após a calibração estão bem próximos do caso anterior. Para o desalinhamento médio no eixo y (eixo no qual houve o desalinhamento proposital em atitude) houve um ganho em torno de 80%, e para a distorção média no mesmo eixo, o ganho esteve próximo de 35%.

6.2.3 – Desalinhamento proposital no eixo Z

A figura 6.15 apresenta a distorção no vetor linha de visada nos eixos x e y da antena, antes e após a calibração. O efeito da distorção se dá apenas pelo desalinhamento que foi provocado intencionalmente no eixo Z do satélite.

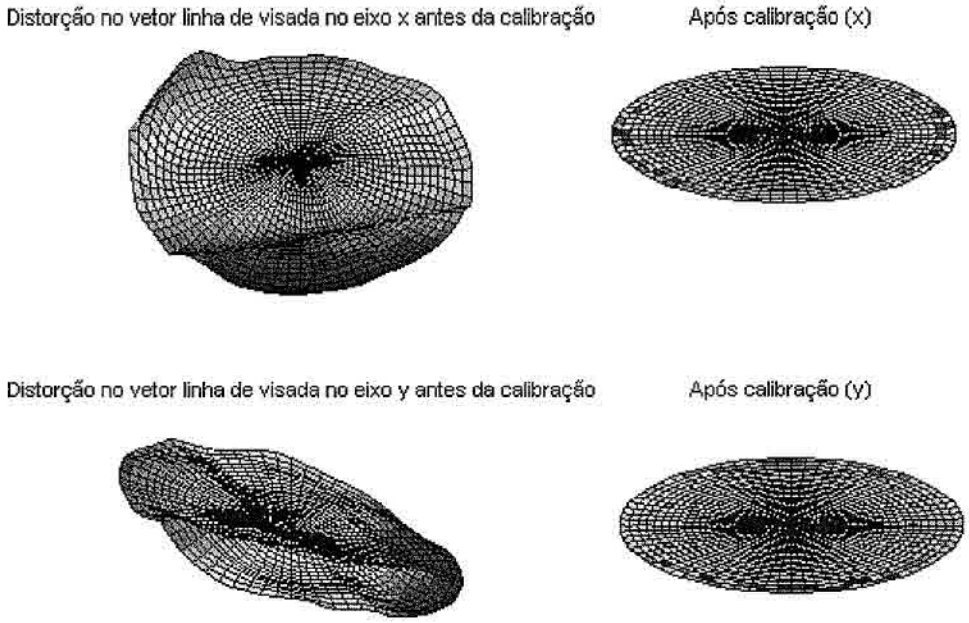

Fig 6.15: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com desalinhamento no eixo Y

Análogo aos dois casos anteriores, tem-se uma pequena distorção, devida apenas ao efeito da rotação provocada e uma correção bastante eficiente, como é notado no gráfico referente à situação pós-calibração, da figura 6.15.

Fig 6.16: Pequenos vetores na direção da deformação – Antes da calibração: rotação no eixo z

Fig 6.17: Pequenos vetores na direção da deformação – Após a calibração: rotação no eixo z

A figura 6.16 mostra que a distorção foi muita bem corrigida no que diz respeito à intensidade e a direção das setas que representam a linha de visada estão do centro para a borda tal como os casos anteriores. Apenas algumas poucas setas indicam nitidamente tal mudança, mas as demais, que aparecem muito pequenas na figura 6.16, tendem a seguir na mesma direção.

Os resultados para o desalinhamento médio e distorção média calibrados podem atestar tal fato.

	Desalinhamento Médio	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	0,802	0,159
y	0,514	0,203
z	9,881	2,012
Total	9,926	2,028

Tabela 6.7: Desalinhamento médio - Atitude conhecida, com desalinhamento em z.

	Distorção Média	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	0,812	0,332
y	0,726	0,297
z	0,908	0,372
Total	1,418	0,580

Tabela 6.8: Distorção média - Atitude conhecida, com desalinhamento em z.

No eixo z a correção do desalinhamento médio foi de aproximadamente 80% após a calibração. Já para os eixos x e y, houve uma redução bem menos significativa, o que é absolutamente compreensível uma vez que não houve rotação nestes eixos. Os casos anteriores comprovam isto. Portanto, comparando os três casos, observam que os resultados são análogos e que a rede neural conseguiu corrigir o desalinhamento com excelente precisão mostrando que independente do eixo no qual o satélite sofra a rotação, o

resultado tanto para o desalinhamento médio quanto para a distorção média, os eixos x, y e z possuem resultados da mesma ordem de grandeza.

Quanto à distorção média, comparando-se as tabelas 6.4, 6.6 e 6.8 pode-se observar que nos três casos os valores estão razoavelmente próximos, principalmente ao analisar-se o ganho corrigido da distorção média total: ganho de aproximadamente 40% para todos os casos. Isso mostra que no caso da distorção média a rede teve um comportamento semelhante, e de que a rede pode estar mais sensível a rotações do que distorções. No tópico mais adiante, analisaremos o comportamento dos pesos e bias da rede sob efeito das mesmas rotações analisadas nestes três últimos casos.

6.3 – Atitude Desconhecida a priori – Desalinhamento proposital em um eixo

Este caso é análogo ao anterior, diferindo pelo fato da atitude não ser conhecida a priori. Da mesma forma que na seção 6.2, o multicaminho foi excluído, e uma pequena rotação é provocada propositalmente. Com o objetivo de comparar com o caso anterior (atitude conhecida) e de analisar o comportamento da rede quando sujeita a pequenas rotações e a atitude inicialmente desconhecida, este tópico apresenta gráficos de distorções no vetor linha de visada e também, do parâmetro de desempenho.

6.3.1 – Desalinhamento proposital no eixo X – Atitude desconhecida

A figura 6.18 apresenta a distorção causada no vetor linha de visada, nos eixos x e y da antena, devida somente ao desalinhamento provocado no eixo X do satélite. A figura está dividida em antes e após a calibração.

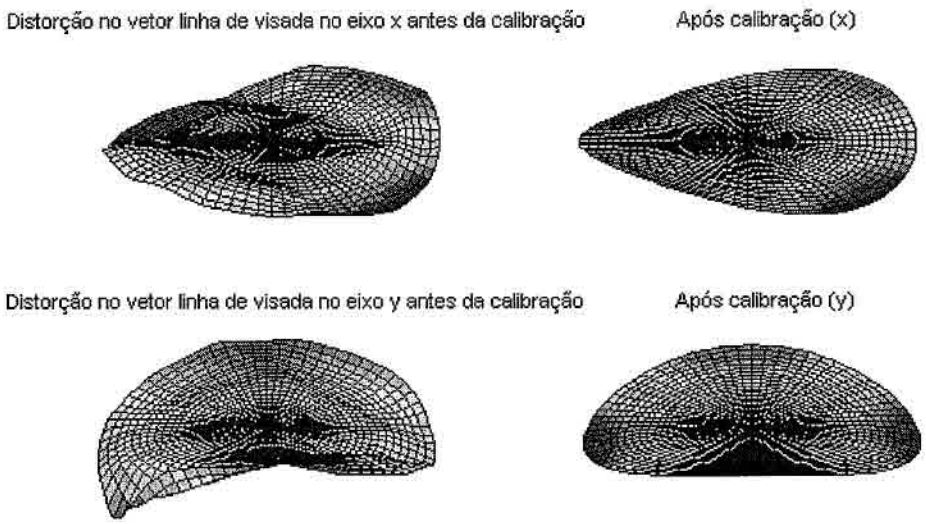

Fig 6.18: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com desalinhamento no eixo X

Pode-se observar na figura 6.18 que a distorção foi satisfatoriamente corrigida, mas ao comparar esta figura com a figura 6.9 (tópico 6.2.1), nota-se após a

calibração que houve uma ligeira melhora. Na figura 6.9, os gráficos após a calibração são praticamente planos, enquanto que na figura 6.18 isso não ocorre. Tal fato mostra que houve perda na precisão quando não se conhece a atitude a priori.

Essa perda na precisão pode ser constatada também nos resultados para o desalinhamento médio e distorção média, como mostram as tabelas 6.9 e 6.10.

	Desalinhamento Médio	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
X	9,154	3,089
Y	0,829	0,391
Z	0,715	0,418
Total	9,219	3,141

Tabela 6.9: Desalinhamento médio - Atitude desconhecida, com desalinhamento em x.

	Distorção Média	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
X	0,910	0,691
Y	0,782	0,589
Z	0,691	0,497
Total	1,384	1,035

Tabela 6.10: Distorção média - Atitude conhecida, com desalinhamento em x.

No eixo X, em que a rotação proposital foi provocada, o desalinhamento médio foi reduzido em 2/3, ou seja, um ganho de aproximadamente 63%. No desalinhamento médio total, reduziu-se de 9,219 arc-min para 3,141 arc-min, um ganho de 66%, aproximadamente. Comparando-se com o caso do

desalinhamento proposital em X com atitude conhecida, observa-se novamente uma queda na precisão, reduzindo-se o ganho de 90% para 66%. A redução na precisão também é observada na medida da distorção média. No total, a redução neste caso foi de 1,384 arc-min para 1,035 arc-min, um ganho de aproximadamente 25%, enquanto que no caso do desalinhamento com atitude conhecida, o ganho foi de 50%.

6.3.2 – Desalinhamento proposital no eixo Y – Atitude desconhecida

Na figura 6.19 tem-se o resultado do desalinhamento provocado no eixo Y do satélite, em forma de distorção no vetor linha de visada, nos eixos x e y da antena, antes e após a calibração.

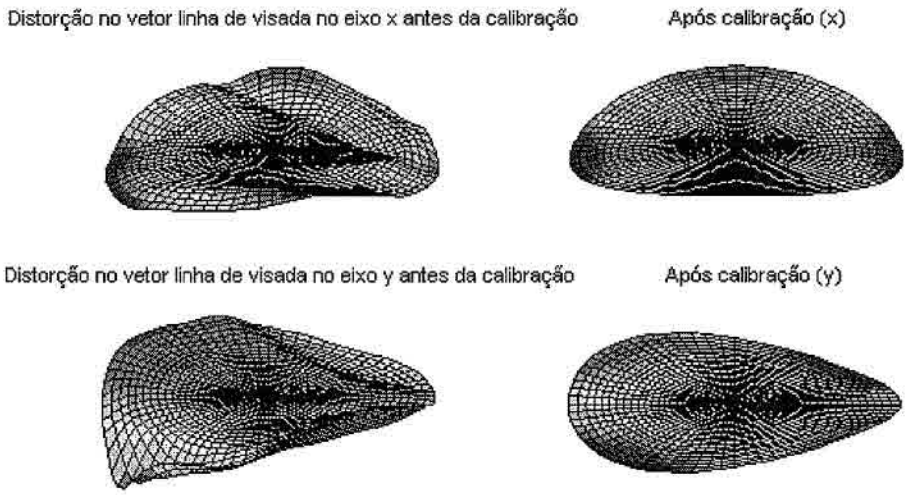

Fig 6.19: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com desalinhamento no eixo Y

Analogamente à seção anterior, observa-se a nítida correção da distorção, mostrando assim, a eficiência da rede neural. Novamente, ao comparar com a figura 6.12 (seção 6.2.2), pode-se observar a precisão após a calibração foi menor neste caso.

Quanto ao parâmetro de desempenho, tem-se os valores para o desalinhamento médio e para a distorção média, apresentados na tabela 6.11 e 6.12 respectivamente.

	Desalinhamento Médio	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	0,602	0,316
y	9,891	3,638
z	0,635	0,379
Total	9,929	3,671

Tabela 6.11: Desalinhamento médio - Atitude desconhecida, com desalinhamento em y.

Mais uma vez os valores para o desalinhamento médio foram bastante reduzidos, mostrando-se muito bem calibrados. No eixo y, onde a rotação foi provocada, o desalinhamento médio caiu de 9,891 arc-min para 3,638 arc-min, uma redução de 65%, aproximadamente.

No caso da distorção média, tem-se o mesmo cenário dos casos anteriores: a ausência do multicaminho tornou seus valores reduzidos e a calibração não foi muito acentuada. Os valores para a distorção média estão apresentados na tabela 6.12 que segue.

	Distorção Média	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	0,713	0,628
y	0,968	0,612
z	0,659	0,431
Total	1,371	0,977

Tabela 6.12: Distorção média - Atitude desconhecida, com desalinhamento em y.

6.3.3 – Desalinhamento proposital no eixo Z – Atitude desconhecida

Finalizando a análise do comportamento da rede neural sob efeito de pequenas rotações, ou seja, de um desalinhamento proposital, apresenta-se a seguir a figura 6.20, a respeito da distorção no eixo x e y da antena, resultante de tal desalinhamento. Neste caso o desalinhamento é no eixo Z do satélite.

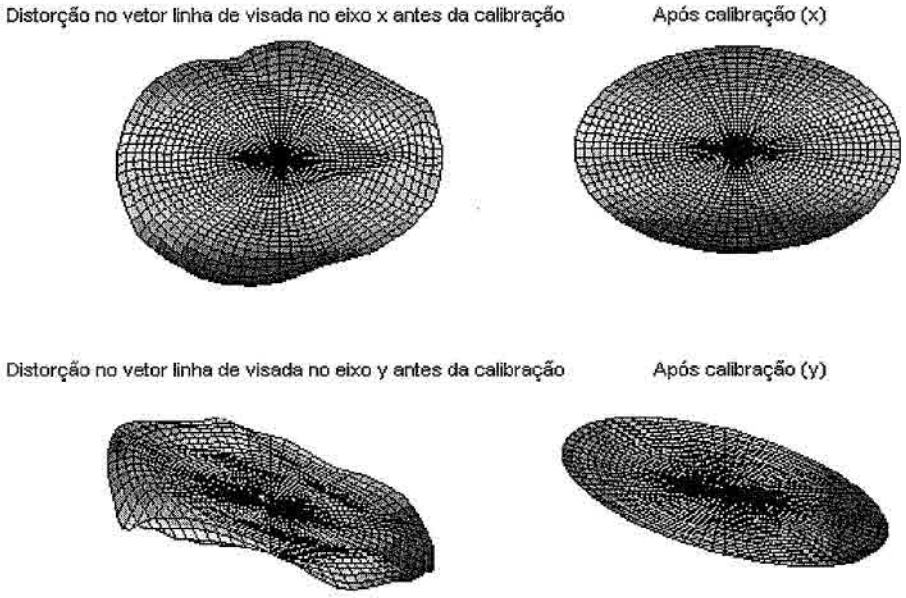

Fig 6.20: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com desalinhamento no eixo Z

Juntamente com os itens analisados anteriormente, este caso comprova a eficiência da rede neural na correção do desalinhamento causado por uma pequena rotação no satélite usuário. Na figura 6.20 pode-se observar tal fato e, em seguida, os parâmetros de desempenho representados pelas tabelas 6.11 e 6.12 mostram os resultados antes e após a calibração, reforçando ainda mais a eficiência do algoritmo adotado para a calibração.

	Desalinhamento Médio	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	0,602	0,316
y	0,851	0,638
z	9,059	2,012
Total	9,118	2,134

Tabela 6.11: Desalinhamento médio - Atitude desconhecida, com desalinhamento em z.

Analisando os valores da tabela 6.11, conclui-se que o desalinhamento médio ao longo do campo de visada foi bastante reduzido. Nota-se que o valor obtido para o desalinhamento médio no eixo x após a calibração teve um ligeiro crescimento em comparação ao obtido na tabela 6.7(caso em que a atitude é conhecida, seção 6.2.3). Entende-se essa diferença como uma perda na precisão devido ao fato da atitude não ser conhecida a priori.

A mesma análise pode ser observada na tabela 6.12, referente à distorção média.

	Distorção Média	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	0,746	0,598
y	0,684	0,527
z	0,813	0,713
Total	1,298	1,069

Tabela 6.12: Distorção média - Atitude desconhecida, com desalinhamento em z.

Devido à ausência do multicaminho, os valores para a distorção média são reduzidos. Ainda, mais uma vez comprova-se que, ao se desconhecer a atitude a priori, o ganho da calibração se reduz. Pode-se constatar isso ao comparar

os valores para a distorção média após a calibração da tabela 6.12 com a tabela 6.8 da seção 6.2.3.

6.4 – Atitude Desconhecida a priori

Este tópico apresenta os resultados da calibração do multicaminho através de redes neurais quando a atitude não é conhecida a priori. A figura 6.18 apresenta a distorção devido ao multicaminho, no vetor linha de visada, antes e após a calibração, nos eixos x e y da antena.

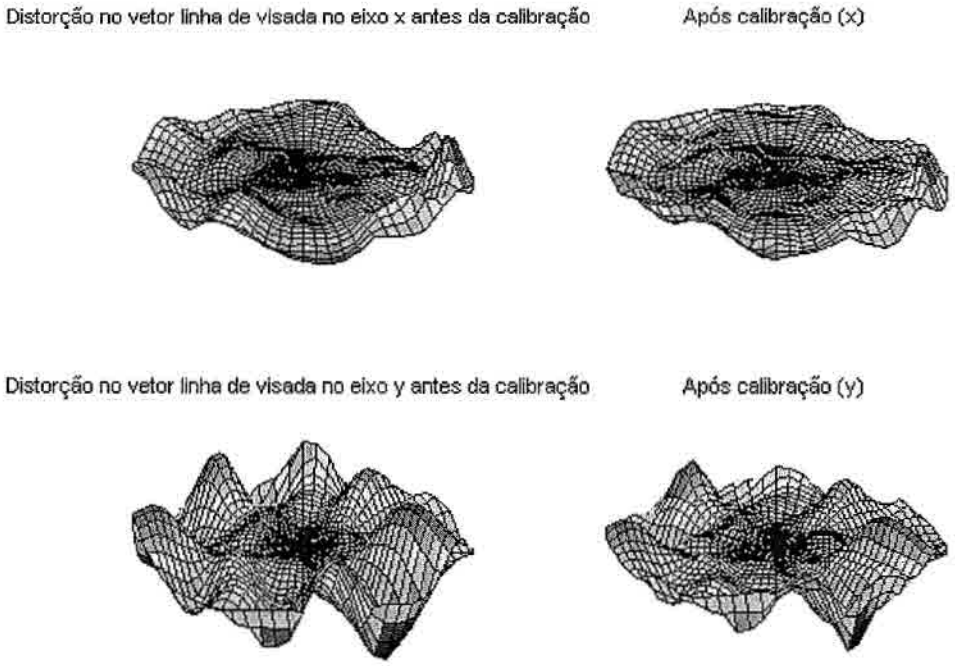

Fig 6.21: Efeito da distorção sobre o vetor linha de visada (nos eixos x e y) com atitude desconhecida a priori

De acordo com o gráfico 6.21, o efeito da distorção foi corrigido em proporções semelhantes ao caso em que a atitude é conhecida a priori (vide figura 6.1), com um discreto aumento na distorção após a calibração no eixo y. O gráfico mostra que a distorção foi pouco corrigida, principalmente no caso da distorção no eixo x.

A figura 6.22 apresenta as posições dos satélites GPS visíveis em relação ao satélite usuário, na fase de calibração e na fase de avaliação.

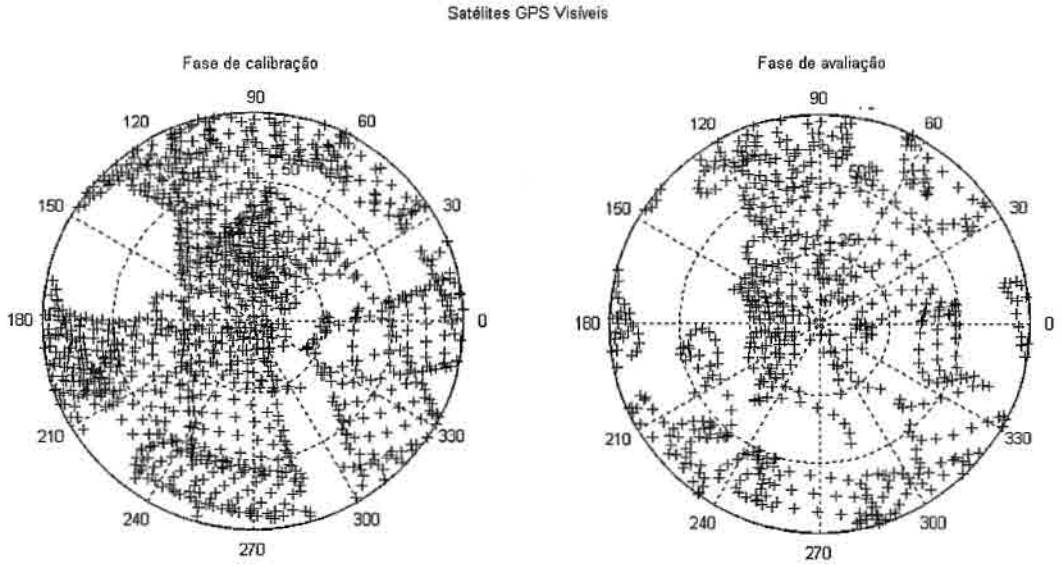

Fig 6.22: Posições para os satélites GPS visíveis na fase de avaliação e calibração

As posições dos satélites GPS também tiveram o mesmo comportamento do primeiro caso, ou seja, as regiões visíveis e as lacunas em que não se observa nenhum satélite são praticamente as mesmas.

Para a Distribuição de Probabilidade do erro residual e do erro em atitude, seguem as figuras 6.23 e 6.24.

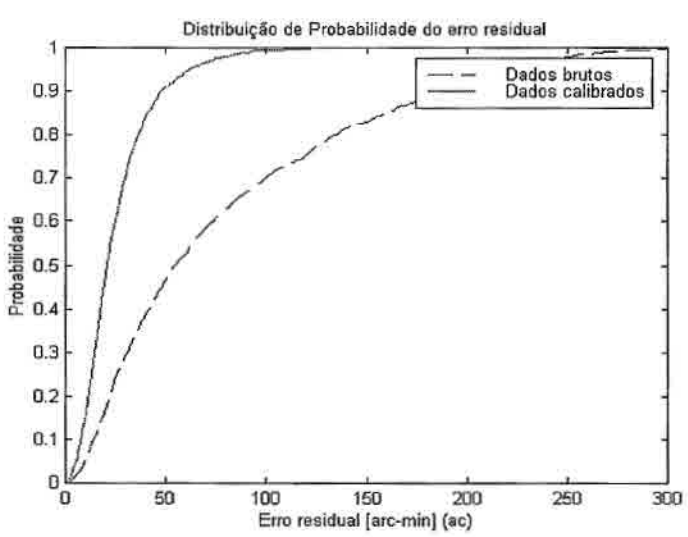

Fig 6.23: Função Distribuição de Probabilidade do erro residual no vetor linha de visada antes e após a calibração – Atitude desconhecida

Observando a figura 6.23, tem-se que antes da calibração, para uma probabilidade de 0.8 o erro é de aproximadamente 150 arc-min, e após a calibração, para a mesma probabilidade, o erro passou para próximo de 40 arc-min. Comparando com o caso da atitude conhecida (figura 6.3) para a mesma probabilidade, o erro obtido estava próximo de 30 arcos-minutos, ou seja, uma perda na precisão.

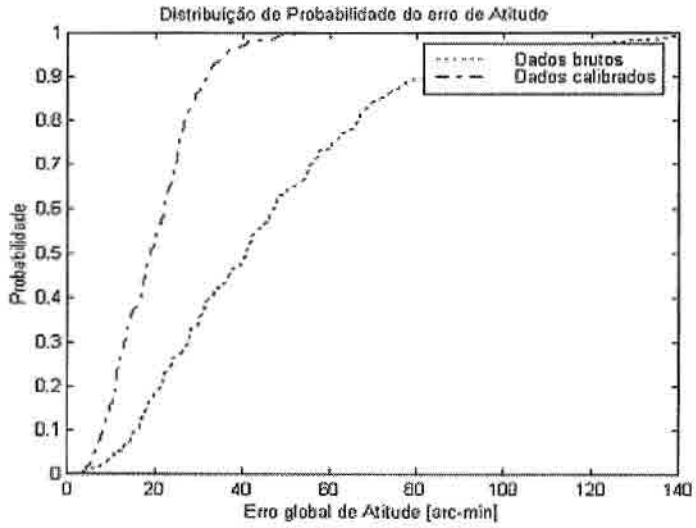

Fig 6.24: Função Distribuição de Probabilidade do Erro em Atitude antes e após a calibração –Atitude desconhecida

Quanto à precisão da Atitude de acordo com diferentes números de satélites GPS visíveis tem-se a figura 6.25 que segue.

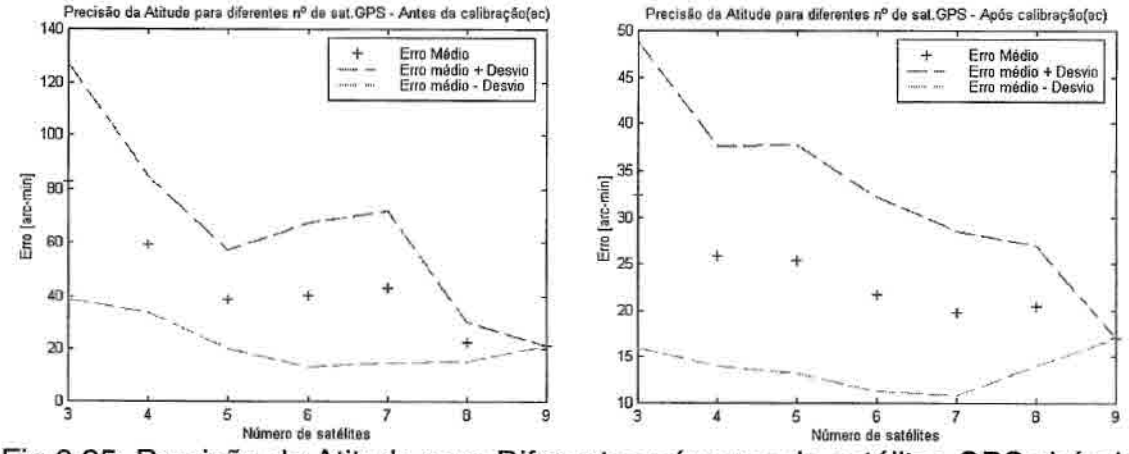

Fig 6.25: Precisão da Atitude para Diferentes números de satélites GPS visíveis antes e após a calibração – Atitude desconhecida a priori

Houve uma redução média no erro de 50% após a calibração. Comparando com o resultado da atitude conhecida, observa-se uma ligeira piora no resultado calibrado, por exemplo: para 3 satélites visíveis tínhamos 29 arc-min e agora, tem-se 32,5 arc-min. Já para 4 satélites visíveis, com atitude conhecida tínhamos aproximadamente 20 arc-min contra aproximadamente 25 arc-min neste caso.

Na figura 6.26 tem-se o comportamento da precisão da atitude em simulação de 12 horas.

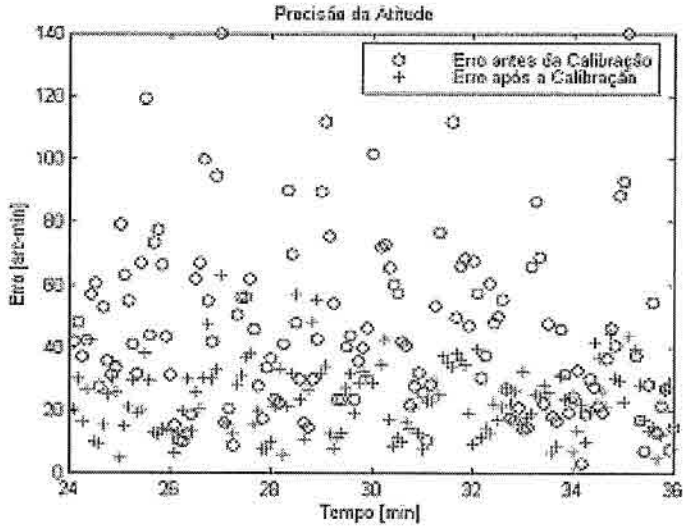

Fig 6.26: Precisão da Atitude de acordo com o tempo (antes e após a calibração) – Atitude desconhecida

Assim como no caso da atitude conhecida, o gráfico da precisão da atitude para este caso (figura 6.26), teve a maioria dos seus pontos corrigidos entre 0 e 40 arc-min.

As figuras 6.27 e 6.28 apresentam pequenos vetores que mostram o comportamento das linhas de visada sob efeito do multicaminho, antes e após a calibração. O comprimento dos vetores mostra a intensidade da distorção.

Fig 6.27: Pequenos vetores na direção da deformação – Antes da calibração para atitude desconhecida a priori

Fig 6.28: Pequenos vetores na direção da deformação – Após a calibração para atitude desconhecida a priori

Observando as figuras 6.27 e 6.28, sobre a direção da deformação nas linhas de visada, observa-se que antes da calibração as linhas de visada possuem as mais diversas direções e intensidades. Após a calibração, as linhas diminuem bastante de intensidade, exceto em alguns pontos onde a distorção é nítida. Ainda sobre a figura 6.28, observa-se em alguns pontos isolados da borda que

a intensidade da distorção aumentou, e em uma pequena região à esquerda do gráfico a distorção praticamente não foi corrigida. Isso se deve ao provável fato do pouco acúmulo de observações nestas regiões. Ao comparar com o caso da atitude conhecida a priori (figura 6.8), observa-se que teve uma sensível piora na correção, o que era esperado.

	Desalinhamento Médio	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	4,371	2,498
y	2,426	1,491
z	0,820	0,791
Total	5,067	3,014

Tabela 6.13: Desalinhamento médio - Atitude desconhecida

	Distorção Média	
Eixo	Antes da Calibração[arc-min]	Após a Calibração[arc-min]
x	17,416	7,820
y	10,075	5,427
z	18,364	9,082
Total	27,237	13,156

Tabela 6.14: Distorção média - Atitude desconhecida.

Ao observar as tabelas 6.13 e 6.14, referentes aos parâmetros de desempenho, nota-se que o desalinhamento médio obteve um ganho razoável: 45% no total. Quanto a distorção, o ganho foi bastante reduzido, ficando em torno de 25%. Tal redução na precisão já era esperada, uma vez que não conhecendo-se a atitude a priori a probabilidade do erro é maior como

comprovado nos gráficos de distribuição de probabilidade exibidos anteriormente.

6.5 – Análise dos Pesos e Bias da Rede Neural com desalinhamento proposital em um eixo

Para analisar o comportamento da rede neural quando a atitude sofre um desalinhamento em um eixo (ou seja, uma pequena rotação), tomou-se os principais parâmetros da rede: Pesos e Bias. O objetivo é verificar como se comporta tais parâmetros sob o efeito da pequena rotação em cada eixo.

A seguir, tem-se os gráficos de Pesos e Bias pelo ângulo de rotação.

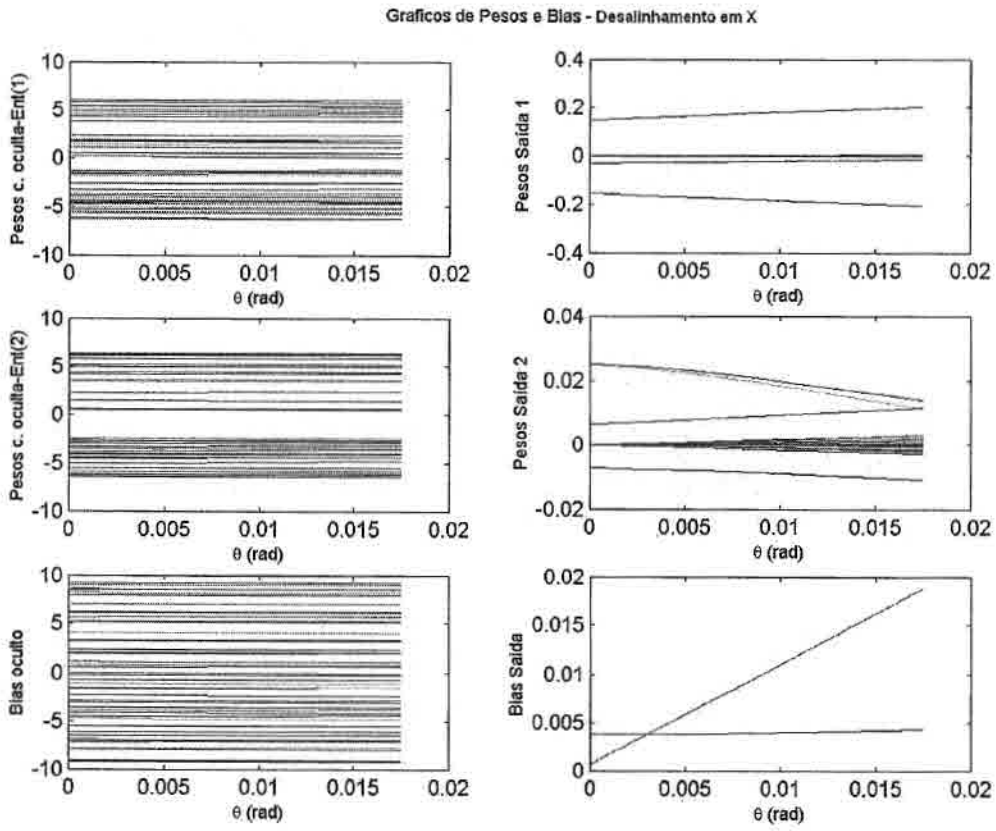

Fig 6.29: Comportamento dos Pesos e Bias (camada oculta e camada de saída) da Rede de acordo com o ângulo de desalinhamento sofrido no eixo x.

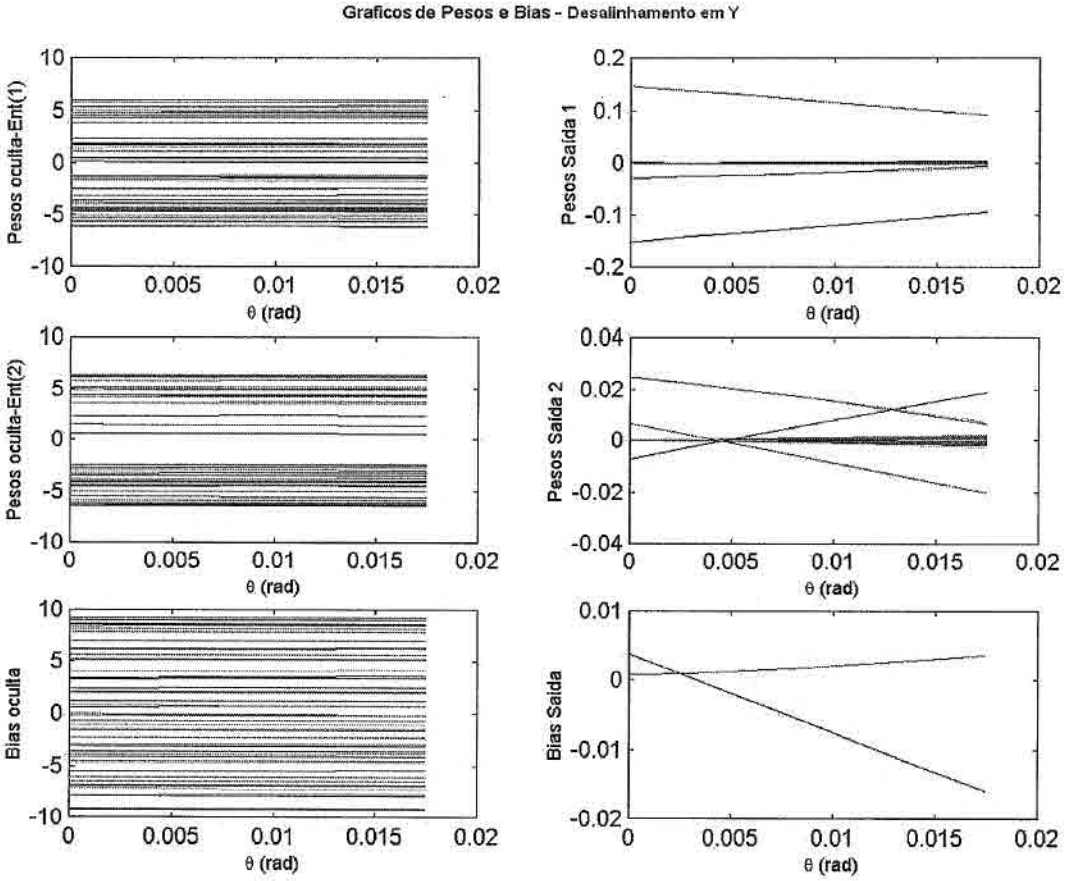

Fig 6.30: Comportamento dos Pesos e Bias (camada oculta e camada de saída) da Rede Neural de acordo com o ângulo de desalinhamento sofrido no eixo y.

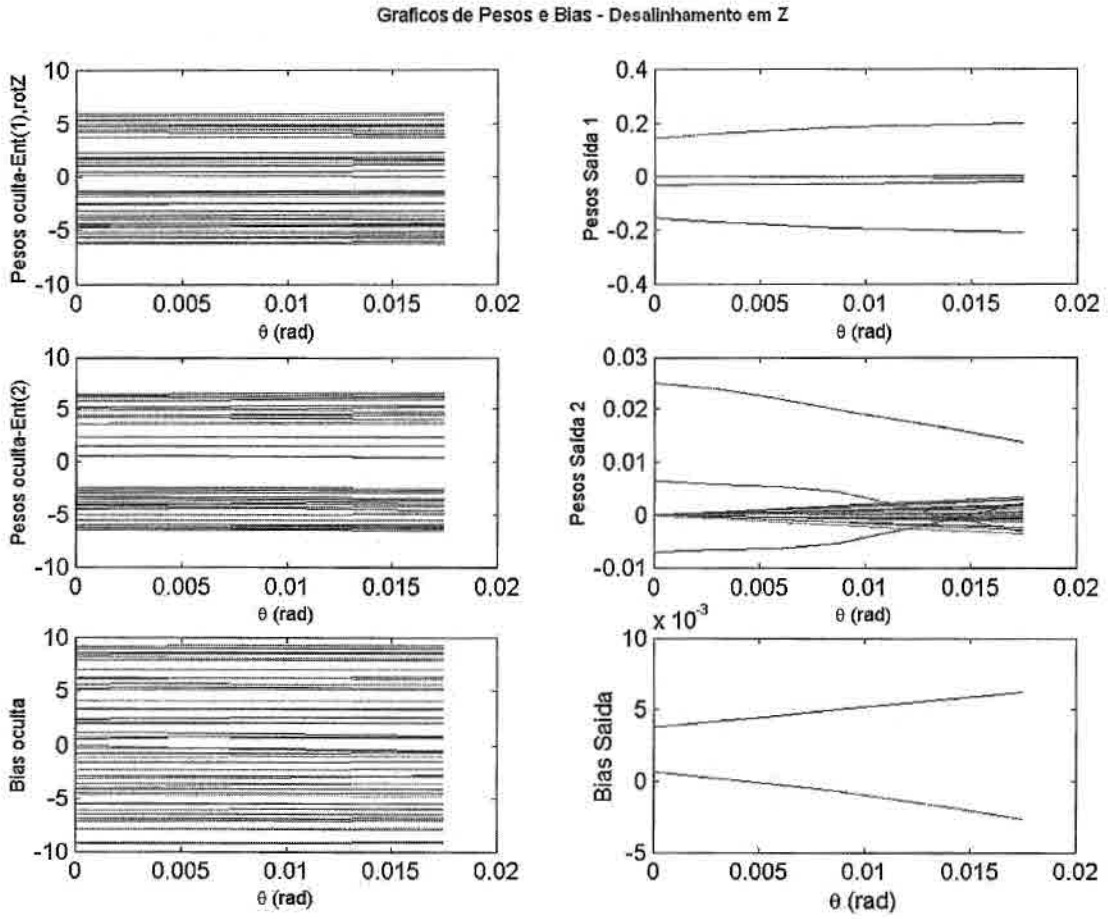

Fig 6.31: Comportamento dos Pesos e Bias (camada oculta e camada de saída) da Rede Neural de acordo com o ângulo de desalinhamento sofrido no eixo z.

Observando-se os gráficos dos pesos e bias da camada oculta (figuras 6.29, 6.30 e 6.31) pode-se afirmar que estes possuem o mesmo comportamento independente do eixo no qual sofreu o desalinhamento.

No caso dos pesos e bias da camada de saída, o comportamento para o efeito do desalinhamento em cada eixo se difere bastante. Nota-se que um mesmo peso (ou bias) possui comportamento diferente para efeito de rotação em eixos diferentes. E ainda, cada peso na camada de saída tem um comportamento diferente para uma rotação no mesmo eixo. Há pesos (ou bias) que permanecem praticamente constantes, ou seja, não são sensíveis a efeitos de rotação. Através destes gráficos, pode-se concluir que somente os pesos e

bias da camada de saída são sensíveis ao efeito de rotação e, para cada tipo de rotação, os pesos e bias são diferentes.

CAPÍTULO 7

Conclusões e Sugestões

Em face dos resultados apresentados, conclui-se que o uso de Redes Neurais Artificiais na calibração do efeito de multicaminho mostrou-se bastante preciso. Conhecendo-se a atitude a priori a rede neural se comporta de forma a obter melhoras na determinação de atitude após a calibração. Isso pode ser constatado, por exemplo, através dos dois itens do parâmetro de desempenho: Desalinhamento Médio e Distorção Média.

O Desalinhamento Médio, que foi definido basicamente como uma analogia entre o vetor momento angular e os vetores linha de visada, obteve após a calibração, para o caso da atitude conhecida 2,11 arc-min contra 3,01 arc-min para a atitude desconhecida conforme as tabelas 6.1 e 6.13. Houve uma perda na precisão, como previsto.

Quanto à Distorção média, que foi definida como sendo uma associação ao valor rms das rotações do tipo distorção, foi obtida após a calibração, 10,94 arc-min conhecendo-se a atitude a priori enquanto que a atitude desconhecida o valor obtido foi de 13,15 arc-min, como apresentado nas tabelas 6.2 e 6.14. Com isso, conforme esperado, tem-se que a precisão da calibração através da rede neural tende a uma pequena piora quando não se conhece a atitude.

A precisão na atitude também foi bastante melhorada. Ao se comparar a precisão da atitude de acordo com o número de satélites visíveis, antes e após a calibração, houve um ganho bastante sensível. Isso comprova mais uma vez que a rede neural foi bastante eficiente no processo de calibração.

Ao se comparar os resultados da atitude desconhecida com a atitude conhecida a priori, foi observada uma sensível diferença entre eles: houve uma redução no ganho da calibração e um aumento no erro da determinação de

atitude. Isso se deve ao fato da rotina computacional que calibra o multicaminho ter convergido em apenas duas iterações comprometendo assim o melhor resultado. Os pesos da rede foram usados como critério de convergência, levando-se a acreditar ao fim do trabalho que um outro parâmetro de convergência poderia ser também estudado a fim de fazer com que um maior número de iterações fosse possível para que melhores resultados para a atitude fossem obtidos.

Pode-se concluir também que a rede neural implementada com as características utilizadas neste trabalho corrigiu bem efeitos de rotação. O caso em que foi provocado um desalinhamento em cada eixo da atitude, eliminando-se o multicaminho e ruídos aleatórios da rotina computacional foi justamente para analisar o comportamento da rede sob efeitos de rotações. O ganho alcançado foi muito bom, como foi constatado pelos parâmetros de desempenho: desalinhamento médio e distorção média.

Analisando os parâmetros da rede (pesos e bias) foi observado que na camada de saída o comportamento é totalmente aleatório, sem grandes variações enquanto que na camada de entrada, tais parâmetros permaneciam constantes. Uma das dificuldades foi saber tratar esses parâmetros de forma que a precisão a ser alcançada fosse melhorada. Uma outra dificuldade, também relacionada à rede neural, foi implementar uma rotina para o caso da atitude desconhecida a priori de forma que a rede neural fosse capaz de atualizar os seus pesos e bias (em um *loop*) podendo-se obter melhores valores para o vetor linha de visada e conseqüentemente, uma melhor calibração do multicaminho.

Assim, fica como uma sugestão para trabalhos futuros uma análise mais profunda dos parâmetros da rede neural, de maneira que, ao submetê-la a um *loop* a rotina possa convergir e o vetor linha de visada possa chegar a níveis de calibração ainda melhores.

Como conclusão final, destaca-se a grande importância da utilização de redes neurais artificiais para correção do multicaminho, a bordo. Os ganhos mostram sua grande eficiência, porém conhecendo-se mais profundamente os detalhes intrínsecos da mesma, acredita-se que tais ganhos podem vir a ser ainda melhores.

Referências Bibliográficas

Braasch, M.S. *Multipath effects.* AIAA - American Institute of Aeronautics and Astronautic, V. 14, p. 547-568. 1995

Carrara,V. *Redes Neurais Aplicadas ao Controle de Atitude de Satélites com Geometria Variável.* Tese de Doutorado (Curso Engenharia e Tecnologia Espaciais/ Mecânica Espacial e Controle), São José dos Campos, 1997. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.

Chen,S.; Billings,S.A. *Neural Networks for Nonlinear Dynamics System Modelling and Indentification.* International Journal of Control, v. 56, n. 2, p. 319-346, 1992

Chiaradia, A. P. M. *Aplicação de Sistema GPS para Determinação Preliminar de Órbita de Satélite.* São José dos Campos, 136p. Dissertação (Mestrado), Instituto Tecnológico de Aeronáutica, 1996.

Cohen, C. E. and Parkinson, B. W. *Mitigating Multipath Error in GPS Based Attitude Determination.*(AAS 91-024) Advances in The Astronautical Sciences, V. 74, pp. 53-68, 1991;

Cohen, C. E.; Parkinson, B. W. *Integer Ambiguity Resolution of the GPS Carrier for Spacecraft Attitude Determination.* (AAS 92-015) Advances in The Astronautical Sciences, V. 78, pp. 107-118, 1992;

Cohen, C. E.; Parkinson, B. W. and McNally, B. D. *Flight Tests of Attitude Determination Using GPS Compared Against an Inertial Navigation Unit.* NAVIGATION: Journal of The Institute of Navigation, 41(1):83-97, Spring, 1994;

Cohen, C. E. Attitude Determination, In.: Spilker, B.J. *Global Positioning System: Theory and Applications.* Washington: Penina Axelrad, v. II, p. 519-538, 1996.

Dana, P.H. *Global Positioning System Overview*. Department of Geography, University of Texas, Austin [online] http://www.utexas.edu/depts/grg/gcraft/notes/gps/gps.html, 1998.

Fabri, S.M. *Determinação de Atitude de Satélites Artificiais Estabilizados por Rotação com uso do GPS.* Curitiba, 1997. Dissertação (Doutorado em Ciências Geodésicas). Universidade Federal do Paraná.

Grossberg, S. *Adaptive pattern classification and universal recording: I. Parallel development and coding of neural feature detectors. Biological Cybernetics, 23, 121-134.* 1976.

Hagan, M. T. and Menhaj, M. B. *Training Feedforward Networks with the Marquardt Algoritm.* IEEE Transactions on Neural Networks, V. 5, N° 6, p. 989 – 993, 1994.

Haykin, S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation.* Prentice-Hall, 2nd Ed. New York 1999.

Hebb, D. O. *The Organization of Behaviour.* Wiley, New York. 1949.

Hope, A. S. *Ground test of satellite attitude determination using GPS.* (AAS 94-105) Advances in The Astronautical Sciences, V. 74, pp. 67-78, 1994;

Hopfield, J. J. *Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons.* Proc. of the National Academy of Sciences, 81, p. 3088-3092. 1984

Hunt, K. J.; Sbarbaro, D.; Zbikowski, R.; Gawthrop, P.J. *Neural Networks for Control Systems – A Survey.* Automatica, V. 28, n, 6, p. 1083 -1112, 1992.

Leick, A. GPS Satellite Surveying. New York, NY, Jonh Wiley – 2nd Edition, 1995;

Lightsey, E. G.; Cohen, C. E.; Fess, W.A. and Parkinson, B. W. *Analysis of Spacecraft Atitude Measurements Using Onboard GPS.* AAS (94-063) Advances in The Astronautical Sciences, 86, PP. 521-532, 1994;

Lopes, R. V. F.; Kuga, H. K.; Fabri, S. M. and Ferreira, L. D. D. *GPS-Based Navigation Solution and Spin-Axis Attitude Determination: Numerical results of On The Ground Experiment.* Proceedings, 12th International Symposium on Space Flight Dynamics, pp 221-225. Darmstadt, Germany, june 2-6, 1997;

Lopes, R. V. F.; Milani, P.G. *Consistent On-board Multipath Calibration for GPS-based Spacecraft Attitude Determination.* Proceedings, ION GPS 2000, Salt Lake City, USA, 19-22 Sept. 2000, pp 2216-2226.

Lopes, R. V. F.; Carrara, V.; Enderle, W.; Arbinger, C. *Mitigating Multipath Error by Neural Network.* (AAS 00-207) Advances in The Astronautical Sciences, Vol. 105, Part II, pp. 1639-1650, 2000.

Lopes, R. V. F.; Fabri, S. M. and Ferreira, L. D. D. *Attitude Determination for Spin Stabilized Satellites from GPS Interferometry.* AAS (97-165) Advances in The Astronautical Sciences, V. 95-II, pp. 783-802, 1997;

Lopes, R. V. F.; Enderle, W.; Fabri, S. M. and Ferreira, L. D. D. *Attitude Determination from GPS Interferometry Applied to Spin Stabilized Satellites at Arbitrary Spin Rate. 14th International Symposium of Space Flight Dynamics,* Foz do Iguaçu, Brazil, February 08-12, 1999.

Lucas, R.; Martin-Neira, M. *The GPS Integrated Navigation and Attitude Determination System (GINAS).* ESA Journal, 14, pp. 289 – 302, 1990.

Martin-Neira, M.; Lucas,R. *Using GPS to Determine the Attitude of a Spacecraft.* GPS World, p. 49-54, March 1993.

McCulloch, W. S. and W. Pitts. *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity.* Bulletin of Mathematical Biophysics, 9, pag 127-147. 1943

Nascimento Jr., C. L; Yoneyama, T. *Inteligência Artificial em Automação e Controle.* Instituto Tecnológico de Aeronáutica, 1997 – Publicação Interna.

Nascimento, J.M; Kuga, H.K; Prado, A.F.B.A. *Utilização da solução de navegação do GPS para determinação de órbita de satélites a baixa altitude* [CD-ROM]. In: COBEM97, Bauru, 1997. Anais. 1997.

Nascimento, J.M. *Utilização da solução de Navegação do GPS para Determinação de Órbita de Satélites.* São José dos Campos, 1997. Dissertação (Engenharia e Tecnologia Espacial – Mecânica Espacial e Controle). Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.

Paiva, R.N. *Determinação Autônoma de Órbita.* São José dos Campos, 230p. (INPE-4815-TDL/361). Dissertação (Doutorado em Mecânica Orbital) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1988.

Rosenblatt, F. *The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain.* Psychological Review, 65, p. 386 – 408. 1958.

Sebbag, I. et Issler, J. L. *Mesure D´Attitude par Interferométrie GPS,* Colloque Systemes et Services a Petits Stellites, Dánneci, France, Juin, 1996.

Shuster, M. D. *Thee-Axis Attitude Determination from vector observation.* Journal of Guidance, Control and Dynamics, V.4, n. I, p. 70-77, Jan – Fev, 1981;

van Nee, R. J. *Multipath effects on GPS Code Phase Measurements.* Journal Institute of Navigation. V. 39, Nº2, p. 177-190.

Wertz, J.R. (ed) Spacecraft Attitude Determination and Control. D. Reidel, Boston, 1978;