

ESTUDO DOS TONS E SUAS CARACTERÍSTICAS PARA UTILIZAÇÃO EM UM
CLASSIFICADOR DE NAVIOS BASEADO EM REDES NEURAIAS

Marcos Damas Paula

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO DOS
PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE
FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM
ENGENHARIA ELÉTRICA.

Aprovada por:

Prof. Luiz Pereira Calôba, Dr. Ing.

Prof. José Manoel de Seixas, D. Sc.

Prof. Carlos Eduardo Parente Ribeiro, D. Sc.

Dr. William Soares Filho, D. Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

SETEMBRO DE 2007

PAULA, MARCOS DAMAS

Estudo dos Tons e suas Características para Utilização em um Classificador de Navios Baseado em Redes Neurais [Rio de Janeiro] 2007.

VI, 70 p. 29, 7 cm (COPPE/UFRJ, M.Sc., Engenharia Elétrica, 2007)

Dissertação - Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE

1. Classificação de Navios
2. Tons Característicos
3. Sonar Passivo
4. Redes Neurais

I. COPPE/UFRJ II. Título (série)

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todas as pessoas que conseguiram iluminar o meu caminho nos momentos em que eu só enxergava a escuridão;

Agradeço a todos que fisicamente próximos ou não estavam me apoiando a seguir em frente;

Agradeço ao Instituto de Pesquisas da Marinha, em particular ao Grupo de Sonar, por todo o apoio que recebi para a elaboração deste trabalho;

Agradeço a todos que participaram deste meu processo de aprendizado. Meu especial agradecimento ao Mestre Calôba por toda a orientação, apoio e confiança depositada em mim; a minha amiga Cleide, que me honra com a sua amizade e aos meus pais, que sempre me apoiaram e conseguem ver em mim virtudes que eu ainda não consegui enxergar.

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

ESTUDO DOS TONS E SUAS CARACTERÍSTICAS PARA UTILIZAÇÃO EM UM
CLASSIFICADOR DE NAVIOS BASEADO EM REDES NEURAIAS

Marcos Damas Paula

Setembro/2007

Orientador: Luiz Pereira Calôba

Programa: Engenharia Elétrica

No presente trabalho realiza-se o estudo de características extraídas dos tons visando a sua utilização na identificação da classe de navios. Os tons foram obtidos de sinais hidroacústicos emitidos por navios de quatro classes diferentes que pertencem à frota da Marinha do Brasil. Essas características, juntamente com a informação da velocidade de rotação dos eixos propulsores, são as variáveis de entrada para uma rede neural que realiza a classificação. Os tons empregados são os que, na prática, demonstraram maior relevância para a identificação de um contato, na opinião de um especialista em sonar. Os bons resultados obtidos neste estudo demonstram o potencial da classificação por tons.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

STUDY OF TONALS AND THEIR FEATURES TO USE IN A CLASSIFIER OF
SHIPS BASED ON NEURAL NETWORKS

Marcos Damas Paula

September/2007

Advisors: Luiz Pereira Calôba

Department: Electrical Engineering

This work presents a study of extracted features of tonals aiming to identify classes of war ships. The tonals were obtained from hydroacustics signals radiated from four different classes of Brazilian Navy ships. The features added to the rotation speed of the propeller shafts are the input variables for a neural network that performs the classification. It was used tonals which have demonstrated more relevance to identify a contact, being selected by a sonar expert. The results here obtained, point out to the good potencial of this classification using tonals.

Índice do texto:

1. INTRODUÇÃO.....	1
2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS.....	3
2.1. O Sonar.....	3
2.2. Sons Gerados pelas Embarcações.....	5
2.3. Propagação das Ondas Acústicas.....	9
2.3.1. Dispersão.....	10
2.3.2. Absorção.....	11
2.3.3. Reflexão.....	11
2.3.4. Refração.....	12
2.4. Som que Chega ao Sonar.....	16
2.5. Rede Neural.....	18
2.5.1. Passos para Usar a Rede Neural	25
3. CONJUNTO DE DADOS.....	28
4. METODOLOGIA.....	30
4.1. Extração dos Tons.....	30
4.2. Extração das Características dos Tons.....	39
4.3. Implementação da Rede Neural.....	50
5. RESULTADOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	66
5.1. Resultados.....	66
5.2. Análise dos Resultados.....	96
6. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS FUTURAS.....	99
6.1. Conclusões.....	99
6.2. Perspectivas Futuras.....	101

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	102
------------------------------------	-----

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

Uma das funções de um sistema sonar (*sound navigation and ranging*) é a classificação de sinais acústicos submarinos. Esta classificação consiste em identificar a fonte do sinal acústico que chega nos receptores do sonar. O trabalho de um operador de sonar consiste em perceber a presença de embarcações e destas obter características que possibilitem a sua identificação. Para isto, ele utiliza a sua capacidade e/ou habilidade auditiva, que foi aprimorada após vários anos de treinamento e também conta com o apoio de ferramentas computacionais existentes no sistema sonar.

A identificação destes contatos é freqüentemente obtida através de seus espectros de frequências. Análises como LOFAR (*Low Frequency Analysis and Recording*) e DEMON (*Demodulation On Noise*), além da análise Áudio, são ferramentas utilizadas, na prática, nesta identificação. As máquinas dos navios (sistemas de propulsão, máquinas auxiliares, bombas, etc) produzem tons característicos que no espectrograma são visualizados como linhas espectrais, e estas mostram a variação dos tons ao longo do tempo.

A associação das informações obtidas em cada uma destas análises possibilita estabelecer relações entre elas e assim obter padrões característicos que identifiquem a plataforma ou a classe à qual estes padrões pertencem.

Este trabalho está baseado no uso de uma rede neural para a identificação da classe de navios, utilizando como entradas as características extraídas de tons, obtidos com a análise LOFAR, e a RPM obtida na análise DEMON. Os sinais acústicos submarinos utilizados são de navios de 4 classes diferentes, que pertencem à Marinha do Brasil.

A experiência do operador sonar se faz presente na escolha dos tons a terem suas características extraídas.

O trabalho está dividido da seguinte maneira: o capítulo 2 apresenta uma base teórica, com a finalidade de facilitar a abordagem dos assuntos a serem vistos nos

próximos capítulos. O capítulo 3 descreve o conjunto de dados utilizados. No capítulo 4, é apresentada a metodologia utilizada. O capítulo 5 apresenta os resultados obtidos na classificação e se faz uma análise dos mesmos, e no capítulo 6 são apresentadas as conclusões e as perspectivas futuras.

CAPÍTULO 2

FUNDAMENTOS TEÓRICOS

2.1 O SONAR

A energia acústica é a forma de energia que se mostra mais adequada para ser utilizada na detecção de objetos debaixo da água. A água possui alta densidade e pouca elasticidade e isto faz com que seja um excelente condutor sonoro. Outras formas de detecção foram tentadas mas nenhuma conseguiu superar o uso das ondas sonoras.

A propagação das ondas sonoras na água já tinha sido estudada por Leonardo da Vinci em 1490, quando descreveu um instrumento que poderia ser usado para escutar sons submarinos e detectar a aproximação de navios [1]. Desde então, há o interesse de desenvolver um dispositivo que possibilite ao homem identificar os sons existentes no ambiente aquático. No início do século 19, iniciou-se o estudo científico da acústica submarina e em 1827, Colladon e Sturm criaram um dispositivo, que foi testado no lago Geneva na Suíça, que permitiu fazer as primeiras medições da velocidade do som na água [2]. Havia a necessidade de se descobrir uma forma para que a navegação fosse mais segura, pois no início do século XX, ainda não existia um meio eficaz de se identificar obstáculos abaixo d'água, sendo que em 1912, a colisão do Titanic com um iceberg evidenciou de modo dramático a vulnerabilidade dos navios. Mas, foi somente a descoberta do efeito piezométrico e o desenvolvimento da engenharia eletrônica que permitiu a elaboração de sistemas mais eficientes baseados em transdutores do tipo piezométricos. Com o desenvolvimento da eletrônica, conseguiu-se desenvolver um sonar ativo, em que um forte sinal sonoro, *tone burst*, é gerado. Do intervalo de tempo entre a geração e o retorno do eco e conhecendo a velocidade do som na água, obtém-se a distância até a fonte do eco. A potência do eco nos fornece informações sobre o tamanho do objeto, sua rigidez e outras informações relacionadas. Com isto, consegue-se obter importantes informações. Houve grandes progressos nos sonares ativos e estes passaram a ser usados na pesca, para se determinar a profundidade da água, e nos navios de guerra, para localizar alvos. Mas, em relação aos navios de guerra, há um grande inconveniente para o seu uso, principalmente nos submarinos,

pois os sonares ativos revelam a presença e a posição dos que o estão utilizando. No caso dos submarinos e navios anti-submarinos, sonares passivos, sonares que não emitem sinal sonoro, e que utilizam o ruído irradiado das embarcações para localizá-las são os mais indicados. Um sistema de sonar passivo é projetado para retirar do ruído a sua volta o máximo de informações possíveis. O ruído existente é uma mistura do ruído do próprio submarino, com o ruído ambiente e o ruído irradiado por outras embarcações [1].

A Figura 2.1 apresenta um diagrama esquemático de um sistema de sonar passivo típico [3]. Um sensor direcional capta os ruídos à sua volta, correspondendo a uma composição do ruído ambiente com o ruído do próprio submarino e com o ruído irradiado por outras embarcações. Este sensor é um arranjo de hidrofones cujas características determinam sua direcionalidade, sua faixa de frequência e sua imunidade ao ruído próprio. O sonar forma feixes em várias direções e monta um mapa que representa a energia, em cada um destes feixes, em função do tempo. Este mapa, chamado Marcação x Tempo, é usado para a detecção de contatos, observando-se quando a energia de um feixe aumenta significativamente em relação ao ruído de fundo em feixes adjacentes ou no mesmo feixe, em instantes anteriores. Outro mapa, também usado na detecção, é o mapa Marcação x Frequência, que representa, em um dado instante, as frequências associadas ao ruído, para cada marcação. Um contato, ao ser detectado em uma determinada marcação, é designado para o sistema de acompanhamento, que tentará acompanhá-lo mesmo que ele mude de marcação.

Este contato pode, também, ser designado para os módulos de análise e classificação. Um feixe direcional, especial para o módulo de análise e classificação, é formado na marcação do contato e fornece o sinal necessário às análises LOFAR e DEMON, e um sinal de áudio para o operador de sonar. Caso o contato mude de marcação, o sistema de acompanhamento avisa ao formador de feixes, que corrige o

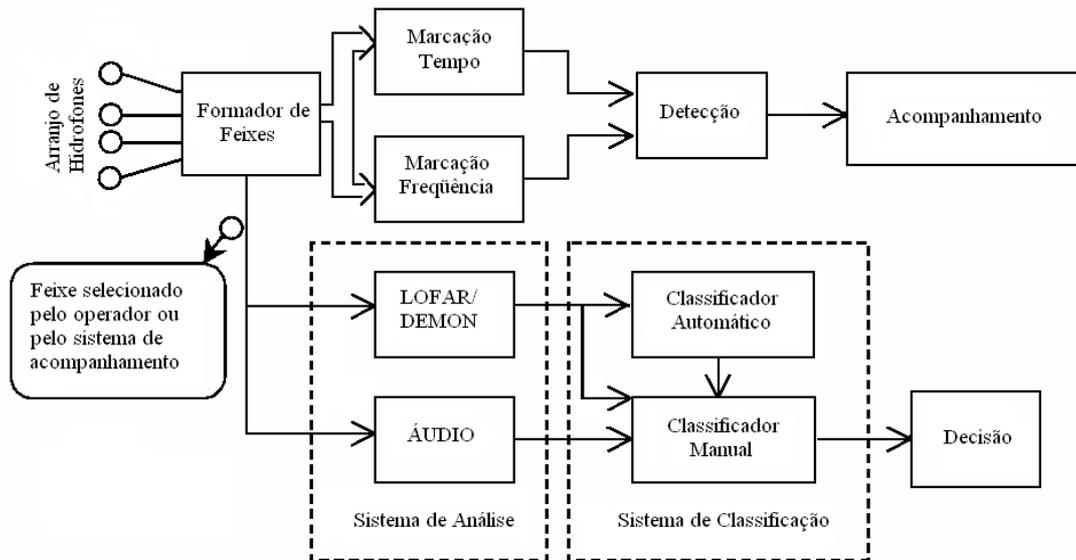


Figura 2.1 – Diagrama de um sistema sonar passivo [3].

feixe de análise e classificação, para mantê-lo sobre o contato. Caso o sistema possua um classificador automático, todo contato adquirido (detectado) tem seu sinal classificado e, dependendo do resultado da classificação, algumas tarefas podem ser iniciadas automaticamente, como por exemplo enviar um alerta ao operador e/ou iniciar um acompanhamento automático. O operador pode, por conta própria, ativar o classificador automático para re-classificar qualquer contato que ele selecione.

2.2 SONS GERADOS PELAS EMBARCAÇÕES

Um navio em movimento é uma grande fonte emissora de energia acústica, não somente pelo sistema de propulsão, mas também por outras fontes de emissão que estão envolvidas no processo que permite as condições necessárias para manter o navio operativo. Existem três fontes principais de som irradiado pelas embarcações [1]:

- Ruído das máquinas (principais ou auxiliares);
- Ruído do hélice;
- Ruído hidrodinâmico gerado pelo fluxo de água pelo casco.

As máquinas existentes nas embarcações podem estar relacionadas diretamente com a propulsão (motores diesel, motores principais, engrenagens redutoras, turbinas) e, assim são chamadas de máquinas principais, ou podem estar relacionadas com a manutenção das condições necessárias para a navegação, mas sem estar diretamente ligadas à propulsão (geradores, bombas, equipamentos de ar condicionado), e neste caso, são chamadas máquinas auxiliares.

Os motores a diesel têm um certo número de cilindros e a taxa de disparo destes determinará a frequência dominante do ruído gerado. Motores elétricos e geradores geram ruído na frequência da rotação do eixo e também em múltiplos desta, correspondendo ao número de pólos da armadura multiplicado pela frequência de rotação. No conjunto das máquinas principais, as engrenagens redutoras são também uma fonte de ruído muito significativa. Elas são responsáveis pelo acoplamento entre o eixo do motor de propulsão e o eixo do hélice e algumas vezes podem provocar mais ruído que os motores. Sua frequência fundamental corresponde ao número de dentes contactados por segundo. A Figura 2.2 mostra um diagrama das fontes de ruído de máquinas em uma embarcação com propulsão diesel-elétrica [3].

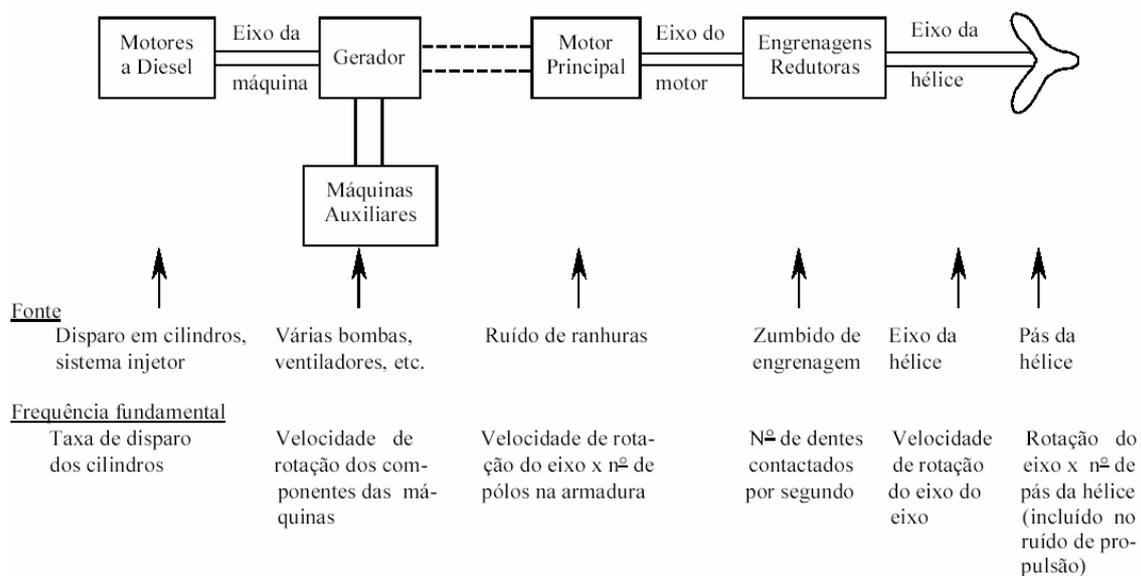


Figura 2.2 - Diagrama das fontes de ruído de máquinas de um navio [3].

O ruído produzido por cada máquina é gerado em frequências precisas e em seus harmônicos e isto é chamado de ruído tonal ou ruído de banda estreita e aparece como

picos estreitos no espectro da assinatura acústica do navio. Modificações nas condições de operação do navio farão com que as máquinas tenham comportamentos diferentes. Máquinas associadas com a propulsão gerarão ruído a uma frequência maior à medida que a velocidade do navio aumenta, mas as máquinas auxiliares, como por exemplo geradores e o sistema de ar condicionado, não se alterarão. As frequências que estas máquinas auxiliares geram som e a sua estabilidade podem revelar informações úteis para a identificação da embarcação. Um ponto importante é que a assinatura acústica de um navio não é estática, ela se modifica de acordo com o conjunto de máquinas que estão em operação.

O ruído gerado pelas máquinas é transmitido ao casco e deste ao oceano e este processo de transmissão e acoplamento casco/água é muito importante do ponto de vista militar. A transmissão do som através do casco é um ponto de destaque na pesquisa naval e absorvedores de choque são essenciais para diminuir a emissão do ruído. O hélice, embora seja parte integrante das máquinas de propulsão, tem características distintas no que tange ao ruído irradiado e por isso é entendido como uma fonte de ruído em separado das máquinas. O ruído das máquinas é produzido no interior das embarcações sendo transmitido à água através do casco, já o ruído do hélice se origina externamente ao casco pelo hélice em movimento. Os hélices gerarão diferentes sons dependendo se estão cavitando ou não e conforme o nível de cavitação [3,14].

A principal fonte do ruído de hélice é o ruído de cavitação, induzida pela rotação dos hélices. Quando o hélice gira na água, são criadas regiões de baixa pressão nas pontas e na superfície das pás do hélice. Se estas pressões se tornam baixas o suficiente, acontece a ruptura física da água e começam a aparecer cavidades, na forma de pequenas bolhas. Estas bolhas, produzidas pela cavitação, colapsam pouco depois – ou no fluxo turbulento ou contra o próprio hélice – e assim o fazendo emitem um pulso de som. O som produzido por uma grande quantidade destas bolhas colapsando é um chiado, que normalmente domina o extremo de alta frequência do espectro do ruído do navio. O ruído do hélice é modulado em amplitude, com aumentos periódicos de amplitude ocorrendo na velocidade de rotação do eixo propulsor, ou na frequência das pás dos hélices, correspondendo à frequência do eixo multiplicado pelo número de pás. Esta modulação, chamada de "batidas do hélice", é usada pelo operador de sonar para auxiliar na identificação dos contatos e para estimar a sua velocidade. Modificações no formato dos hélices já conseguiram reduzir drasticamente o ruído de cavitação,

contudo, a total eliminação é muito difícil. Os submarinos mais modernos possuem grandes hélices com muitas pás, que diminuem a cavitação, mas à medida que a velocidade aumenta ainda aparece o ruído de cavitação.

O ruído hidrodinâmico se origina no fluxo irregular de líquido passando pela embarcação em movimento. As flutuações de pressão associadas a este fluxo podem ser irradiadas, diretamente como som, a uma certa distância ou, de forma mais importante, podem excitar partes da embarcação em vibração ressonante. Exemplos desta excitação e reirradiação acontecem no caso do "hélice cantante", onde as pás do hélice são excitadas pelo fluxo, em uma vibração ressonante.

Cada uma destas fontes de ruído tem uma banda de frequência típica e exibe diferentes comportamentos sob diferentes condições. A maioria da informação está entre 10Hz e 2kHz, embora existam informações importantes em outras frequências. A Figura 2.3 mostra algumas dessas bandas de frequências e o seu relacionamento com as fontes de ruído irradiado [4].

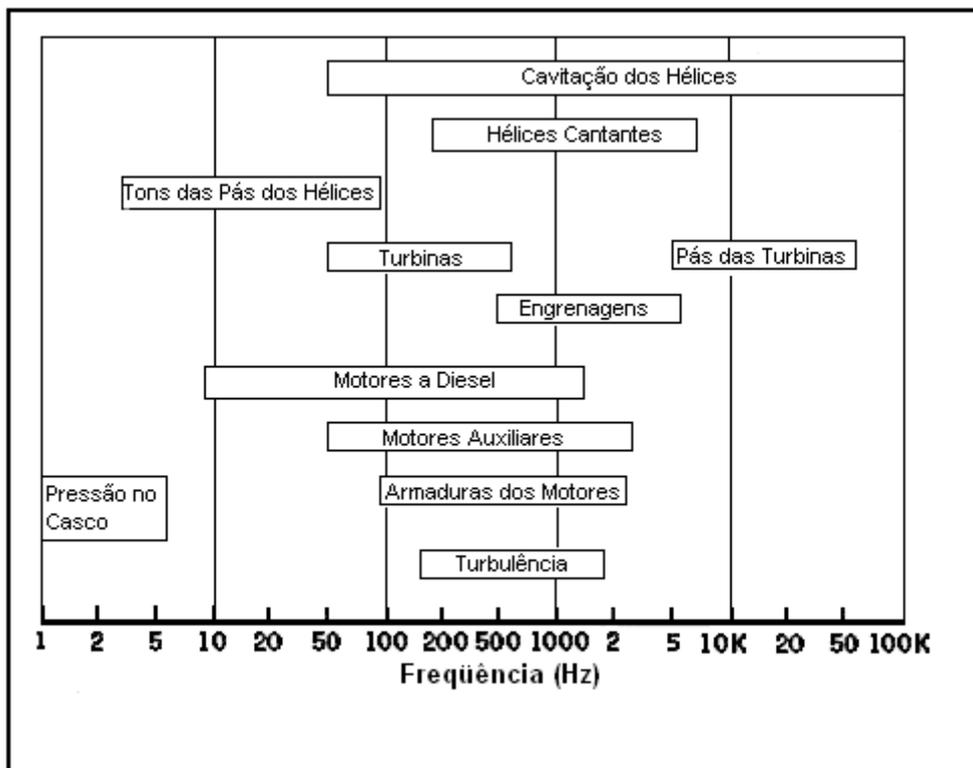


Figura 2.3 – Fontes de ruído e as bandas de frequências relacionadas.[4]

2.3 PROPAGAÇÃO DAS ONDAS ACÚSTICAS

A onda acústica é uma forma de energia mecânica, que se propaga pelo movimento de partículas ou moléculas. Entretanto, uma onda sonora não transporta matéria, mas sim energia. Se imaginarmos um diafragma imerso em um meio, ao qual é imprimido, mecânica ou eletricamente, uma vibração, observa-se a formação de regiões de compressão e rarefação, na medida em que o diafragma oscila entre suas posições extremas. As partículas comprimidas, agindo sucessivamente sobre as camadas adjacentes, propagam esse efeito, fazendo com que ele se afaste da fonte de perturbação. Se considerarmos uma molécula individual na água, quando a primeira perturbação a atinge, ela se move primeiro numa direção e depois em sentido oposto. Ela, de fato, tende a manter a sua posição média de repouso, vibrando em torno dela à semelhança das moléculas do diafragma. Evidentemente, outras causas, tais como as correntes, poderão provocar uma variação dessa posição média; as vibrações causadas pelo diafragma, entretanto, não o farão. A vibração molecular ocorre na direção de propagação da onda, motivo pelo qual as ondas acústicas são chamadas de ondas longitudinais [2].

A velocidade de propagação das ondas sonoras na água é de 1.500 m/seg, mais ou menos 3%, dependendo da temperatura, salinidade e pressão. Este valor é cerca de duzentas mil vezes menor que a velocidade de propagação das ondas eletromagnéticas (EM).

O comprimento de onda, λ , de uma onda acústica tem uma relação com a sua frequência dada por :

$$\lambda = \frac{v}{f} \quad (2.1)$$

Onde v é a velocidade do som na água

Como a velocidade do som na água varia mais que a velocidade da luz, os comprimentos de uma onda sonora serão, correspondentemente, mais variáveis. Do mesmo modo, devido à menor velocidade do som, o comprimento da onda sonora é muito menor do que o de uma onda EM de mesma frequência. Por exemplo, para uma

freqüência de 10.000 Hz, uma onda sonora terá o comprimento de 15 cm, enquanto o da onda EM será de 30 km.

A medida do grau de compressão ou rarefação de uma onda sonora é a pressão, normalmente obtida em micropascal (μPa).

O espectro acústico se estende de zero até cerca de 100 kHz. Existem três divisões principais dentro dessa faixa:

A região de 0–20 Hz é chamada de infra-sônica ou subsônica;

A região de 20–20.000 Hz é chamada de sônica;

Acima de 20.000 Hz, é a região ultra-sônica.

As freqüências sônicas são aquelas que o ouvido humano pode detectar.

É na região sônica que, em sua maioria, os sonares navais – ativos e passivos – operam. Em geral, os passivos na parte inferior (20 – 5.000 Hz) e os ativos na parte superior (1 kHz – 20 kHz). Existe alguma superposição, uma vez que é possível projetar sonares que podem operar em ambos os modos e na mesma freqüência.

Os efeitos que afetam a propagação das ondas acústicas e interessam diretamente ao desempenho dos sistemas e sensores utilizados em navegação são [2,15]:

- Dispersão;
- Absorção;
- Reflexão;
- Refração.

2.3.1 Dispersão

A atenuação da propagação de uma onda se processa de duas formas: por dispersão e por absorção. A energia disponível para a obtenção de um eco decresce com a distância, porque o impulso se dispersa à medida que se afasta da fonte. A queda de intensidade da energia irradiada é proporcional ao quadrado da distância percorrida. Se considerarmos que a energia refletida que produz um eco percorre a distância nos dois sentidos, vemos que a intensidade do sinal varia na razão inversa da quarta potência da distância. Assim, a intensidade do som é rapidamente atenuada na água.

2.3.2 Absorção

A propagação de ondas através de qualquer meio diferente do vácuo é sempre acompanhada de perdas causadas pela absorção de potência pelas partículas do meio. Assim, apenas as ondas EM, ao se propagarem pelo vácuo, não são atenuadas pela absorção. As ondas sonoras perdem uma pequena parcela de energia para cada partícula do meio. Os três tipos básicos dessas perdas são: perdas por viscosidade; pela condução de calor; e por trocas de energia a nível molecular. Os dois primeiros são modelados através de um coeficiente de absorção clássico dos fluidos, sendo que para a água as perdas por condução de calor não são significativas. As perdas por trocas de energia a nível molecular consistem na conversão de energia cinética das moléculas em: energia potencial armazenada (por exemplo, rearranjo de um grupo de moléculas); energia vibracional e rotacional das moléculas poliatômicas; e energia de associação e dissociação iônica. Na água do mar as perdas por trocas de energia a nível molecular devem ser consideradas em frequências abaixo de cerca de 500 KHz, decorrente da associação/dissociação do sulfato de magnésio e abaixo de 10 KHz para o ácido bórico. [2,15]

2.3.3 Reflexão

A reflexão das ondas acústicas é fator fundamental para o funcionamento dos sensores ativos, como o ecobatímetro e o sonar “doppler”. Além do próprio alvo, devem ser consideradas, no estudo da reflexão das ondas sonoras, as superfícies que limitam a sua propagação, no caso, a superfície e o fundo do mar. Dependendo da profundidade, características do fundo e potências envolvidas, as ondas sonoras podem sofrer várias reflexões entre a superfície e o fundo.

A presença de corpos estranhos no meio, tais como partículas em suspensão, algas, peixes, bolhas, etc., causa um espalhamento da energia sonora. A quantidade de energia espalhada é função do tamanho, densidade e concentração das partículas, bem como da frequência da onda sonora. A parcela da energia sonora espalhada que retorna à fonte toma o nome de reverberação.

A reverberação decorrente da reflexão das ondas sonoras nesses corpos estranhos ao meio é a chamada reverberação de volume ou de meio. Este tipo ocorre, principalmente, a distâncias relativamente grandes, pois é causada, na sua maior parte,

pelas camadas mais profundas. A reverberação de volume independe das condições de vento, estado do mar ou sua estrutura térmica. O outro tipo a considerar é a reverberação de limite. Entenda-se aqui por limite as barreiras físicas que confinam a propagação do som na água: o fundo e a superfície do mar. As reverberações de superfície diminuem com a distância (inversamente proporcional ao cubo da distância) e aumentam com o estado do mar, não só pela maior quantidade de bolhas na superfície como, também, pela reflexão desordenada dos raios sonoros que chegam a ela, fazendo com que grande quantidade deles retorne à fonte [5].

A reverberação de fundo sofre influência da natureza e irregularidades do fundo e do próprio comprimento de onda. Além da absorção pelo fundo de uma considerável parcela de energia, dependendo das suas características e do ângulo de incidência da frente de onda, poderá ocorrer, ou não, um deslocamento de fase no fundo. A reverberação de fundo assume importância quando operando em águas rasas (menos de 200 metros). Um fundo de pedra, coral ou conchas é uma fonte potencial de reverberação, ao passo que a areia funciona como um bom refletor, permitindo que a maior parte da energia siga a sua trajetória. Um fundo de lama não causará reverberação digna de nota, porém atuará como absorvente de energia sonora.

Na reflexão das ondas acústicas no fundo, o ângulo de incidência é igual ao ângulo de reflexão.

Na propagação das ondas acústicas na água, observam-se reflexões do som por obstáculos existentes no meio líquido, menores que o comprimento da onda sonora. Este fenômeno é denominado “scattering” (dispersão ou espalhamento). Os pequenos obstáculos funcionam como se fossem fontes puntiformes geradoras de som, irradiando ecos para todas as direções (ondas esféricas). Outros obstáculos são os peixes, pois suas bexigas natatórias, cheias de ar, refletem as ondas sonoras.

2.3.4 Refração

Sempre que uma frente de onda – seja ela EM ou sonora – se propaga por um meio onde ocorre uma variação de densidade, haverá um encurvamento do feixe. Dos dois meios considerados – atmosfera e oceano – o segundo é o mais variável. Assim, a refração das ondas sonoras assume papel importante na propagação nesse meio. Em última análise, a causa da refração é a variação da velocidade de propagação. A

velocidade do som é função da temperatura, salinidade e pressão da água do mar, guardando proporção direta com a variação de qualquer desses fatores. À medida que o som se propaga em um determinado meio, sofre encurvamentos na direção das regiões em que a velocidade é menor (Lei de Snell: os senos dos ângulos de incidência e de refração são proporcionais, respectivamente, às velocidades de propagação nos meios considerados).

As maiores variações de temperatura ocorrem nas profundidades menores, até cerca de 1.000 metros. Nesta faixa, a velocidade do som varia quase proporcionalmente à temperatura. Abaixo dessa profundidade, a temperatura é quase constante, e as variações são causadas, principalmente, pela pressão. A combinação desses efeitos faz, geralmente, com que um raio sonoro seja inicialmente encurvado para baixo, em direção às maiores profundidades, até um ponto em que essa tendência se inverte e o raio começa a se encurvar para cima. Se a profundidade local for suficiente, o raio poderá sofrer refrações sucessivas nas regiões profundas e na superfície, guardando certa semelhança com as reflexões sucessivas entre os limites – fundo e superfície. A grande diferença entre os dois fenômenos é que, no caso da refração, desenvolve-se um efeito de focalização dos raios sonoros, à medida em que eles se aproximam da superfície. Esse efeito, chamado de convergência, cria uma região, de forma anular, que circunda a fonte, chamada zona de convergência, onde a intensidade sonora é maior do que nas regiões vizinhas. A trajetória de um feixe sonoro ao se deslocar na massa líquida irá depender das propriedades da área considerada (temperatura, salinidade e pressão) e do seu perfil de velocidade do som. Essa trajetória pode variar desde uma simples linha reta até configurações bastante complexas. Poderemos, para facilidade de raciocínio, imaginar que a massa líquida é composta de uma série de camadas superpostas, nas quais a temperatura, pressão e salinidade, e, conseqüentemente, a velocidade do som, são constantes. Teremos, assim, uma série de pequenas separações que, justapostas, formariam o encurvamento final do feixe (Figura 2.5) [2]. Esta figura mostra um perfil de temperatura negativo, com o conseqüente encurvamento do feixe para baixo. Caso se tratasse de um perfil positivo, o encurvamento ocorreria em sentido contrário, isto é, para cima. O traçado apresentado é, na realidade, mera aplicação da Lei de Snell, que estabelece uma relação matemática entre a velocidade do som (V), nas regiões limítrofes das camadas vizinhas, e o ângulo formado pelo feixe sonoro com aquela linha hipotética.

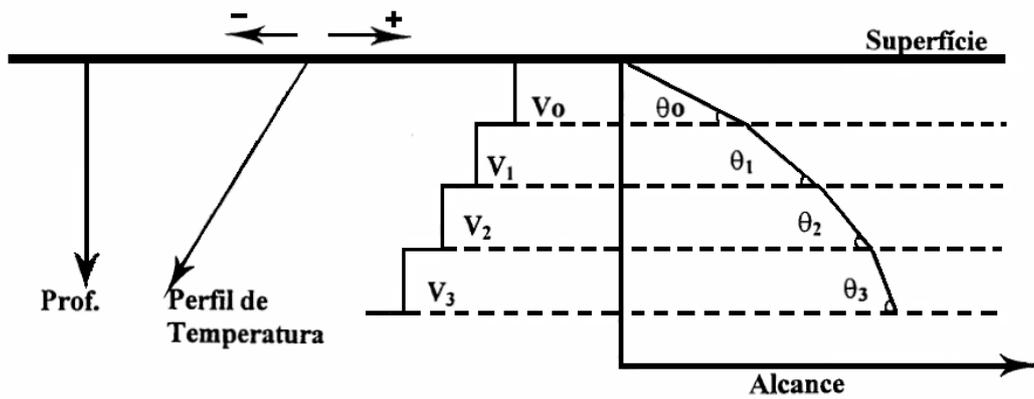


Figura 2.5 – Traçado de feixe sonoro [2].

A Figura 2.6 mostra o traçado de raios relacionados com a temperatura e a pressão [2].

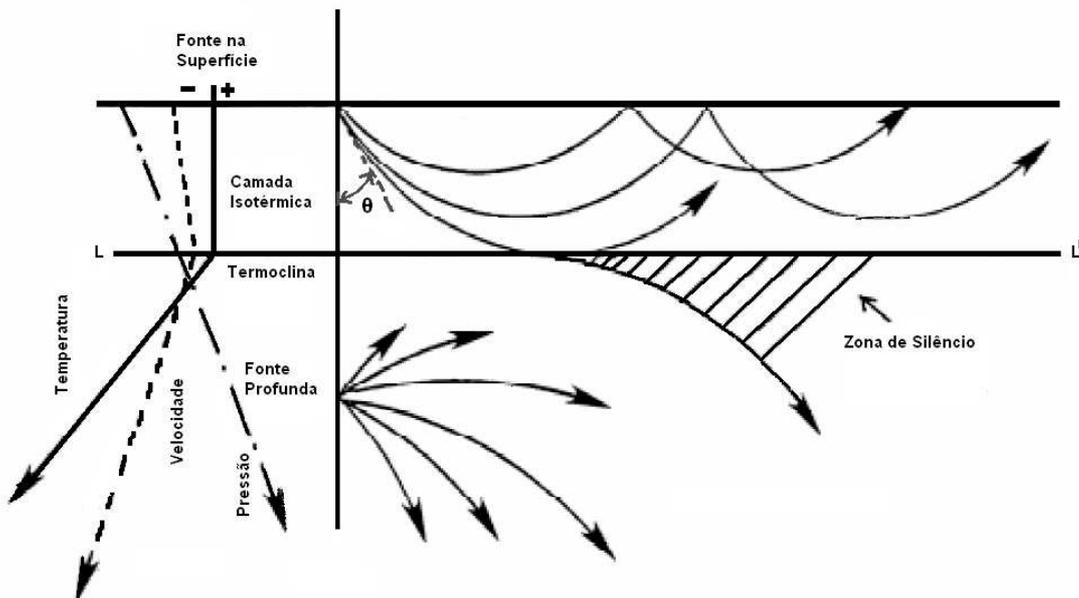


Figura 2.6 - Traçado de raios relacionados com a temperatura e a pressão [2].

À esquerda da Figura 2.6, estão representados três perfis em relação à profundidade. Um deles, mostrado em linha cheia, é o gradiente de temperatura. Pode-

se observar que a temperatura é constante na camada mais próxima da superfície. Esta temperatura constante, ou situação isotérmica, é causada pela ação misturadora dos ventos e ondas, sendo comum ao longo da maior parte dos oceanos. Abaixo dessa camada superficial, pode ser observada uma queda, aproximadamente constante, da temperatura. O gradiente de pressão está representado pela linha interrompida (mista). A pressão cresce constantemente com a profundidade. A combinação desses dois gradientes – temperatura e pressão – está representada pela linha tracejada, que representa o perfil de velocidade do som na água. Na camada superficial, a temperatura constante e o aumento de pressão causam um gradiente de velocidade ligeiramente positivo. Abaixo da camada isotérmica predomina o efeito da temperatura, produzindo um gradiente de velocidade resultante negativo (o efeito da salinidade, não foi considerado por ser, normalmente, menos significativo).

A linha LL', separa a camada isotérmica da região de início da termoclina. No limite LL' (que, na realidade, não é uma linha definida), há uma inversão do gradiente de velocidade, passando de positivo a negativo.

A Figura 2.6 mostra o comportamento de raios emitidos por duas fontes sonoras, uma próxima da superfície e outra em profundidade maior. Podemos observar o comportamento de vários raios que se originam das duas fontes. Todos os raios emitidos pela fonte da superfície apresentam, inicialmente, enquanto percorrem a camada isotérmica, um raio de curvatura ascendente decorrente do gradiente ligeiramente positivo de velocidade. Os raios de menor inclinação com relação à vertical, ao atingirem o limite (LL'), ingressam na termoclina, onde seus raios de curvatura passam a ser descendentes devido ao gradiente negativo. As ondas acústicas emitidas por um ecobatímetro na vertical (isto é, $\theta = 0^\circ$) passam pela termoclina, sem refração notável.

Um raio de grande importância, pelas conseqüências que advêm do seu comportamento, é o que tangencia a fronteira LL'. Esse raio divide-se em dois, com parte da energia refratando de volta à superfície e parte penetrando na termoclina e dirigindo-se às águas mais profundas. Todos os raios com ângulo de incidência maior do que este serão refratados de volta à superfície, continuando com seu raio de curvatura ascendente, ao passo que os demais, com inclinação menor, penetrarão na termoclina e sofrerão a refração que os encurvará para baixo. Constata-se, portanto, uma zona de silêncio, na qual a presença de energia sonora é muito pequena. A

profundidade na qual ocorre essa bifurcação do feixe sonoro é chamada de profundidade de camada, que se caracteriza pela presença de gradientes positivos ou isotérmicos, seguidos de um gradiente negativo. Os submarinos podem escapar à detecção navegando imediatamente abaixo da profundidade de camada.

Outro aspecto a observar é a possibilidade de que os raios de grande inclinação, portanto com curvaturas ascendentes, sejam aprisionados na camada isotérmica por reflexões sucessivas na superfície, formando os chamados dutos de superfície. Quando tal fenômeno ocorre, as perdas por dispersão são menores, pois a dispersão passa a ser cilíndrica, proporcionando grandes alcances a pequenas profundidades (cota periscópica).

Um outro fenômeno decorrente da refração causada pela presença sucessiva de diferentes gradientes de velocidade é a formação de canais sonoros, que ocorrem a grandes profundidades, quando a um gradiente negativo se segue um isotérmico ou positivo. Este fenômeno é raro a pequenas profundidades. A existência desses canais tem grande significação para detecção a longas distâncias, havendo notícia de que já foram detectados sons de baixa frequência a distâncias de 10.000 milhas da fonte, graças às pequenas perdas por absorção e ao confinamento do feixe, proporcionando excelentes condições de propagação.

Os dutos, como o próprio nome indica, são regiões onde a energia é aprisionada, confinada e concentrada por efeito de refrações sucessivas, de modo a atingir regiões bem além do horizonte normal e, em conseqüência, possibilitando a detecção de alvos a distâncias que, normalmente, estariam além do alcance dos sensores.

2.4 SOM QUE CHEGA AO SONAR

O som que é irradiado de um navio sofre perdas no processo de propagação e quando é captado pelo sonar passivo de um submarino está também misturado com o ruído ambiente, com o ruído do próprio submarino e com o ruído irradiado por outras embarcações. Isto mostra o quanto é difícil o trabalho dos operadores de sonar que, mesmo com estes obstáculos, conseguem identificar alvos. Isto também mostra o quanto é importante, para estes operadores, ter o apoio de ferramentas para ajudar a identificação.

Em relação ao ruído ambiente existem várias fontes:

- As condições atmosféricas da superfície (chuva, neve, vento, tempestades) interagindo com a água do oceano provocam a agitação da superfície e conseqüentemente ruído;
- O som produzido por fontes biológicas, ou seja os animais marinhos que emitem uma grande variedade de sons ;
- A atividade sísmica, mesmo a de pequena intensidade, é transmitida pelos oceanos não necessitando estar relacionada a grandes terremotos ou vulcões em atividade;
- O crescimento do tráfego marítimo e das plataformas de petróleo estão contribuindo para o aumento do nível de ruído ambiente nos oceanos.

Nas baixas frequências (0,1 – 10Hz), as fontes predominantes são terremotos, atividades vulcânicas submarinas, tempestades distantes, turbulência no oceano e na atmosfera, bem como processos de interação não lineares nas ondas do mar.

Nas frequências da banda de 50 a 300 Hz, as componentes ruidosas estão vinculadas, principalmente, ao tráfego de navios distantes. A atenuação do som nesta faixa de frequência é pequena nos oceanos profundos e, como tal, um contínuo ruído de fundo permanece.

Nas frequências de 0,5 a 50 kHz, o ruído está diretamente associado ao estado do mar e ao vento na área considerada. Há muitos mecanismos diretamente responsáveis pela geração de ruído nesta faixa, incluindo o quebrar das ondas e o colapso de bolhas de ar na camada de superfície.

A agitação molecular é o ruído dominante nas frequências acima de 100 kHz.

O ruído biológico produzido pelos animais marinhos, em certas regiões e em alguns períodos, é extremamente relevante. Este tipo de ruído é muito importante no estudo comportamental da fauna marinha.

Na Figura 2.7 temos a comparação das fontes de ruído no oceano [6].

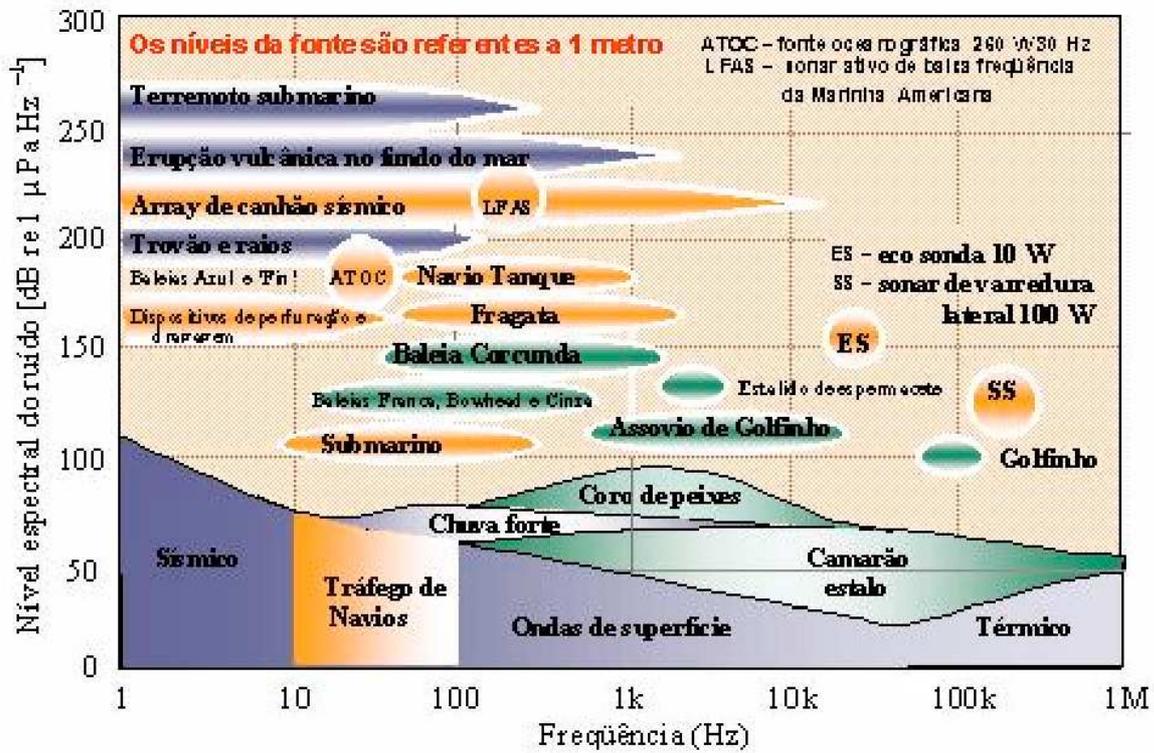


Figura 2.7 - Fontes de ruído no oceano [6].

2.5 REDE NEURAL

Redes neurais artificiais (RNA's) são sistemas paralelos distribuídos formados por unidades de processamento simples (neurônios) que realizam funções matemáticas, geralmente não-lineares. As RNA's tiveram sua origem na tentativa de gerar um modelo artificial que simulasse a estrutura do cérebro humano, mas atualmente podem ser definidas como uma metodologia estatística capaz de resolver com sucesso vários problemas de engenharia e de outras áreas.

As redes neurais artificiais são amplamente empregadas na resolução de problemas de reconhecimento e classificação de padrões. Ao contrário dos sistemas heurísticos, assim chamados porque procuram obter sistemas inteligentes baseados em lógica e em processamento simbólico (por exemplo, os sistemas especialistas), as redes neurais

artificiais se inspiram em um modelo biológico para a inteligência, isto é, na maneira como o cérebro é organizado em sua arquitetura elementar. Da mesma maneira que no cérebro, as redes neurais artificiais são organizadas na forma de um número de elementos individuais simples (os neurônios), que se interconectam uns aos outros, formando redes capazes de armazenar e transmitir informação provinda do exterior. Outra capacidade importante das redes neurais artificiais é a auto-organização, ou seja, através de um processo de aprendizado, é possível alterar-se os padrões de interconexão entre seus elementos. Uma rede neural artificial é formada por diversos neurônios artificiais [7].

A Figura 2.8 representa um neurônio esquematicamente. Em um modelo de neurônio, podem ser identificados alguns elementos básicos:

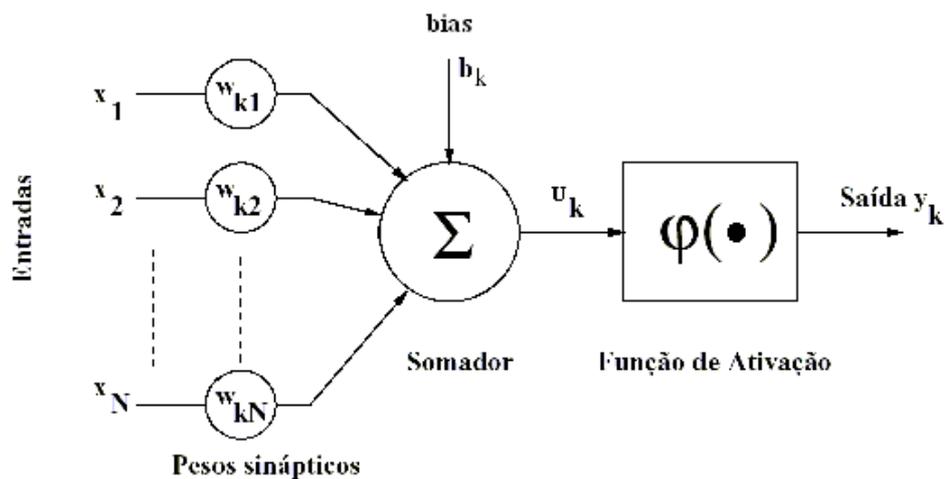


Figura 2.8 – Modelo de um neurônio artificial

a) sinapses, que são responsáveis pelas conexões, cada uma caracterizada por um peso sináptico w_{kN} , onde o índice k corresponde ao número do neurônio e N ao estímulo de entrada;

b) um somatório dos sinais de entrada já multiplicados por seus respectivos pesos (combinação linear), resultando no valor U_k ;

c) uma função de ativação, que visa limitar os sinais de saída, y_k , a um determinado intervalo, normalmente entre 0 e 1 ou -1 e 1;

d) o bias ou *polarizador*, b_k , que possui um efeito de diminuir ou aumentar o valor da combinação linear das entradas (U_k) na função de ativação.

Entre as funções de ativação podemos ter:

Função Threshold;

É descrita da seguinte forma:

$$y_k = \begin{cases} 1 & \text{se } U_k \geq 0 \\ 0 & \text{se } U_k < 0 \end{cases} \quad \text{onde } U_k = \sum_{j=1}^N w_{kj} x_j + b_k \quad (2.2)$$

conforme mostrada na Figura 2.9.

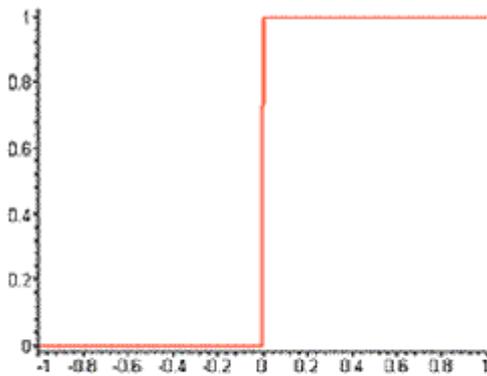


Figura 2.9 - Função Threshold

Função Sigmoide;

Um exemplo desta função é dado por:

$$\varphi(U) = \frac{1}{1 + \exp(-aU)} \quad (2.3)$$

onde a é o parâmetro de inclinação da função sigmóide.

Esta função pode assumir uma variedade de valores entre 0 e 1,

conforme mostrada na Figura 2.10.

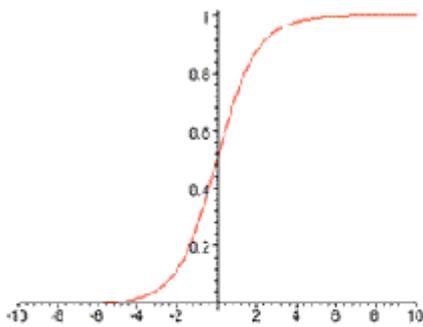


Figura 2.10 - Função sigmóide

Função tangente hiperbólica.

É descrita por:

$$\varphi(U) = \tanh(U) \quad (2.4)$$

Tem a forma da função sigmóide mas pode assumir valores entre -1 e 1 ,

conforme a Figura 2.11.

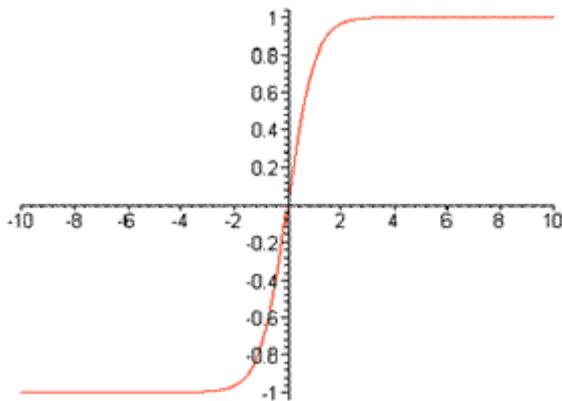


Figura 2.11 - Função tangente hiperbólica

Num dos modelos mais simples de redes neurais artificiais, os neurônios recebem as entradas vindas do exterior, ou de outros elementos da rede. Cada conexão, equivalente à sinapse biológica, tem um valor numérico fixo, que pode ser negativo, zero ou positivo. No neurônio, é efetuada a multiplicação de cada entrada com o peso da sinapse correspondente, e todos os valores obtidos são somados algebricamente. Dependendo da função de ativação, o neurônio produz um valor de saída. Este valor de saída é então enviado a todos os neurônios que a ele estão conectados. O modelo do neurônio inclui, também um polarizador, cujo efeito é alterar a faixa de operação da função de ativação.

Existem diversas maneiras de se organizar uma rede (a topografia da rede neural). O *perceptron multicamadas (MLP)* é um dos mais utilizados atualmente. Nele, os neurônios são organizados em camadas, em imitação ao que acontece nos sistemas sensoriais. As entradas da rede representam a informação existente. Elas alimentam a primeira camada intermediária de neurônios, sendo esta camada intermediária composta de uma ou mais camadas de neurônios interligados. O número de neurônios e camadas é função do problema a ser resolvido.

Esta primeira camada de neurônios recebe os valores de entrada. Os resultados do cômputo efetuados por estes neurônios, obtidos após a função de ativação, é a resposta do neurônio e são enviados aos neurônios da camada seguinte. Este procedimento se repete até ser atingida a camada de saída, quando, por fim será obtida a resposta da rede, que corresponde às respostas dos neurônios da camada de saída, conforme mostrado na Figura 2.12.

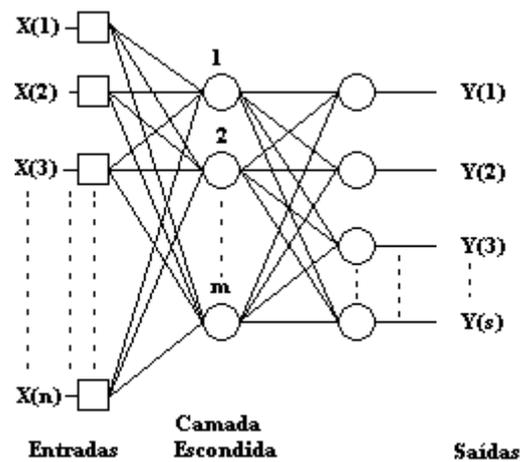


Figura 2.12- Perceptron multicamadas (duas camadas de neurônios).

Na Figura 2.12, temos uma rede com uma camada de entrada, n entradas, e duas camadas de neurônios, uma camada escondida de m neurônios e uma camada de saída com s neurônios.

A propriedade mais importante das redes neurais é a sua capacidade de se auto corrigir, aprendendo com seus erros, e com isso melhorando seu desempenho. Isso é feito através de um processo iterativo de ajustes aplicado a seus pesos, o treinamento. O aprendizado ocorre quando a rede neural atinge uma solução generalizada para uma classe de problemas.

No processo de aprendizado, os pesos sinápticos não ficam fixos, ou seja, eles são alterados gradativamente, de modo que ocorra uma classificação cada vez mais correta dos padrões de entrada (em outras palavras, sucessivos exemplos de padrões de entrada são apresentados à camada de entrada, e a rede se auto-ajusta de modo a otimizar a classificação dos mesmos). Existem dois modos de obter esse aprendizado:

No aprendizado supervisionado, os exemplos fornecidos à rede já têm uma classificação conhecida de antemão.

No aprendizado não supervisionado, os resultados da classificação não são conhecidos, e a rede efetua uma separação automática entre os padrões, de modo a produzir grupos os mais homogêneos possíveis.

Denomina-se algoritmo de aprendizado a um conjunto de regras bem definidas para a solução de um problema de aprendizado. Existem muitos tipos de algoritmos de aprendizado específicos para determinados modelos de redes neurais, que diferem entre si principalmente pelo modo como os pesos são modificados. Um dos mais utilizados é o *error back-propagation algorithm*, mais conhecido como *back-propagation*.

Durante o treinamento com o algoritmo backpropagation, a rede opera em uma seqüência de dois passos. Primeiro, um padrão é apresentado à camada de entrada da rede. A atividade resultante flui através da rede, camada por camada, até que a resposta seja produzida pela camada de saída (modo progressivo *feed-forward*). No segundo passo, a saída obtida é comparada à saída desejada para esse padrão particular. Se esta não estiver correta, o erro é calculado. O erro é propagado a partir da camada de saída até a camada de entrada, e os pesos das conexões das unidades das camadas internas vão sendo modificados conforme o erro é retropropagado.

Denomina-se ciclo uma apresentação de todos os N pares (entrada e saída) do conjunto de treinamento no processo de aprendizado. A correção dos pesos num ciclo pode ser executada de dois modos:

- Modo Seqüencial: A correção dos pesos acontece a cada apresentação à rede de um exemplo do conjunto de treinamento. Cada correção de pesos baseia-se somente no erro do exemplo apresentado naquela iteração. Assim, em cada ciclo ocorrem N correções.

- Modo Batelada (Batch): Apenas uma correção é feita por ciclo. Todos os exemplos do conjunto de treinamento são apresentados à rede, o acréscimo a ser aplicado nas sinapses é calculado para cada exemplo, e aplica-se o valor médio do acréscimo por sinapse.

Depois que a rede estiver treinada e o erro estiver em um nível aceitável, ela poderá ser usada como uma ferramenta para classificação. Para isto, a rede deverá ser utilizada apenas no modo progressivo. Ou seja, novas entradas são apresentadas à camada de entrada, são processadas na camada intermediária e os resultados são apresentados na camada de saída, como no treinamento, mas sem a retropropagação do erro. A saída apresentada é a classificação destas novas entradas, baseada no aprendizado e na capacidade de generalização da rede.

2.5.1 Passos para Usar a Rede Neural

Após a obtenção dos dados relativos ao problema, devemos fazer a sua separação em um conjunto de treinamento e um conjunto de testes. Esta tarefa requer uma análise cuidadosa sobre o problema para minimizar ambigüidades e erros nos dados. Além disso, os dados coletados devem ser significativos e cobrir amplamente o domínio do problema; não devem cobrir apenas as operações normais ou rotineiras, mas também as exceções e as condições nos limites do domínio do problema.

Normalmente, os dados coletados são separados em duas categorias: dados de treinamento, que serão utilizados para o treinamento da rede e dados de teste, que serão utilizados para verificar seu desempenho sob condições reais de utilização. Além dessa divisão, pode-se usar também um terceiro conjunto, criando um conjunto de validação, utilizado para verificar a eficiência da rede quanto a sua capacidade de generalização.

Depois de determinados estes conjuntos, eles são, geralmente, colocados em ordem aleatória para prevenção de tendências associadas à ordem de apresentação dos dados. Além disso, pode ser necessário pré-processar estes dados antes de serem utilizados na rede. Nesta fase, pode ser necessário equilibrar as amostras do conjunto de treinamento, criando um conjunto mais homogêneo, fazer normalizações dos conjuntos que serão usados e também conversões de formato visando tornar os dados mais apropriados à sua utilização na rede.

O próximo passo é a definição da configuração da rede, que pode ser dividido em três etapas:

- 1) Seleção do tipo de rede neural apropriado à aplicação.
- 2) Determinação da topologia da rede a ser utilizada - o número de camadas, o número de unidades em cada camada, etc.
- 3) Determinação de parâmetros do algoritmo de treinamento e funções de ativação. Este passo tem um grande impacto no desempenho do sistema resultante.

Usualmente estas escolhas são feitas de forma empírica.

Tendo feito a definição da configuração da rede, o passo seguinte é o treinamento da rede. Nesta fase, seguindo o algoritmo de treinamento escolhido, serão ajustados os pesos das conexões. É importante considerar, nesta fase, alguns aspectos tais como a inicialização da rede, o modo de treinamento e o tempo de treinamento.

Uma boa escolha dos valores iniciais dos pesos da rede pode diminuir o tempo necessário para o treinamento. Normalmente, os valores iniciais dos pesos da rede são números aleatórios uniformemente distribuídos, em um intervalo definido. A escolha errada destes pesos pode levar a uma paralisia prematura no treinamento. Quanto ao tempo de treinamento, vários fatores podem influenciar a sua duração, porém sempre será necessário utilizar algum critério de parada. Vários critérios de parada do algoritmo backpropagation são possíveis, mas geralmente é estabelecido um número máximo de ciclos. Pode ocorrer que em um determinado instante do treinamento a generalização comece a degenerar, causando o problema de over-training, ou seja a rede se especializa no conjunto de dados do treinamento e perde a capacidade de generalização. Nesta situação usa-se uma parada antecipada. O treinamento deve ser interrompido quando a

rede apresentar uma boa capacidade de generalização e quando a taxa de erro for suficientemente pequena, ou seja menor que um erro admissível. Assim, deve-se encontrar um ponto ótimo de parada com erro mínimo e capacidade de generalização máxima.

O próximo passo é o teste da rede. Durante esta fase, o conjunto de teste é utilizado para determinar o desempenho da rede com dados que não foram previamente utilizados. O desempenho da rede, medido nesta fase, é uma boa indicação de seu desempenho real. Caso exista o conjunto de validação, este é usado para se testar a capacidade de generalização da rede durante o controle do overtraining.

CAPÍTULO 3

CONJUNTO DE DADOS

Este trabalho baseou-se em gravações realizadas na raia acústica da Marinha do Brasil em Arraial do Cabo, no Rio de Janeiro, as quais serviram para simular o procedimento de aquisição de dados de um sonar operando em modo passivo. Na raia acústica, encontra-se posicionado, próximo ao fundo, um hidrofone não direcional, a uma profundidade de aproximadamente 45 m. Cada navio percorreu esta raia (o que é denominado de corrida), várias vezes para a gravação dos sinais emitidos pelo mesmo. O navio iniciou sua corrida a cerca de 1000 metros antes do hidrofone e a encerrou a cerca de 500 metros após passar pelo ponto de maior aproximação (PMA), que é quando o navio encontra-se exatamente acima do hidrofone. Em cada corrida, o navio manteve rumo, velocidade e configuração de máquinas constantes. A Figura 3.1 mostra o diagrama de uma corrida de um navio na raia acústica [3].

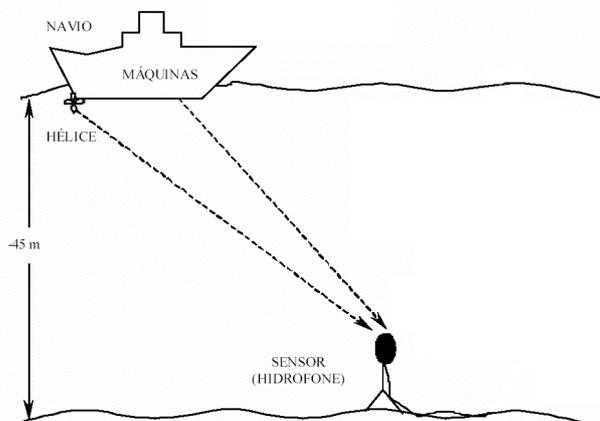


Figura 3.1 –Diagrama de uma corrida na raia acústica [3].

O sinal recebido pelo hidrofone foi gravado e posteriormente digitalizado utilizando-se uma frequência de amostragem de 22.050Hz, com 16 bits de resolução de amplitude. Para cada corrida, foram selecionados trechos que apresentassem características significativas dos navios, que pudessem ser importantes para a discriminação entre as classes, e destes trechos foram gerados os arquivos de áudio, no formato "Windows *.WAV".

O conjunto de dados utilizados neste trabalho consiste dos arquivos “.WAV” que pertencem a navios de 4 classes, tendo configurações de máquinas diferentes. As classes dos navios foram identificadas por uma letra maiúscula de A a D, enquanto que os navios de uma mesma classe foram identificados por um número adicionado ao lado da letra correspondente a sua classe. Assim, A1 e A2 são dois navios diferentes da classe A. Para cada corrida realizada por um navio com uma determinada configuração de máquinas, foram obtidos seus respectivos espectrograma e demongrama. De cada espectrograma, foram extraídas informações dos tons e do demongrama correspondente, foi obtida a rotação do eixo (RPM). Os tons utilizados foram indicados por um especialista da área, operador sonar, que os escolheu baseado em sua experiência, como sendo os mais relevantes em cada corrida.

Os dados utilizados na classificação são compostos, então, pelas informações extraídas dos tons e pela RPM obtida em cada corrida. A Tabela 3.1 apresenta, para cada classe, o número de corridas realizadas por cada navio e também o número de tons. Devido ao fato dos navios serem navios de guerra, pertencentes à Marinha do Brasil (MB), os nomes dos navios e suas classes, não são identificados.

Tabela 3.1 – Tabela com número de corridas realizadas pelos navios

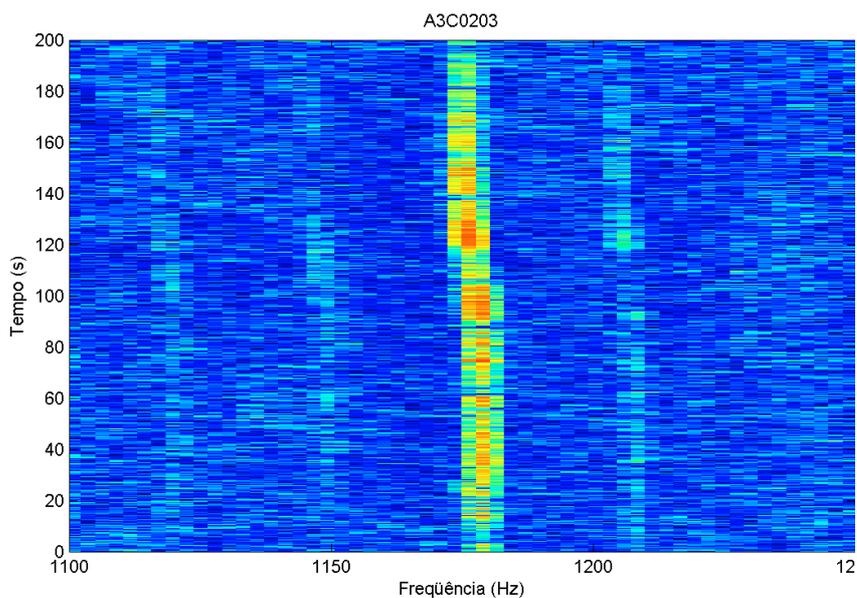
CONJUNTO DE CORRIDAS						
Classe A						
Navio	A1	A2	A3	A4		Total
Número de corridas	15	12	25	37		89
Número de tons	28	28	34	70		160
Classe B						
Navio	B1	B2	B3	B4	B5	Total
Número de corridas	14	28	6	7	14	69
Número de tons	23	35	12	13	22	105
Classe C						
Navio	C1	C2	C3	C4		Total
Número de corridas	13	14	7	8		42
Número de tons	21	56	14	13		104
Classe D						
Navio	D1	D2	D3	D4		Total
Número de corridas	12	-	-	11		23
Número de tons	21	-	-	20		41
TOTAL DE CORRIDAS						223
TOTAL DE TONS						410

CAPÍTULO 4

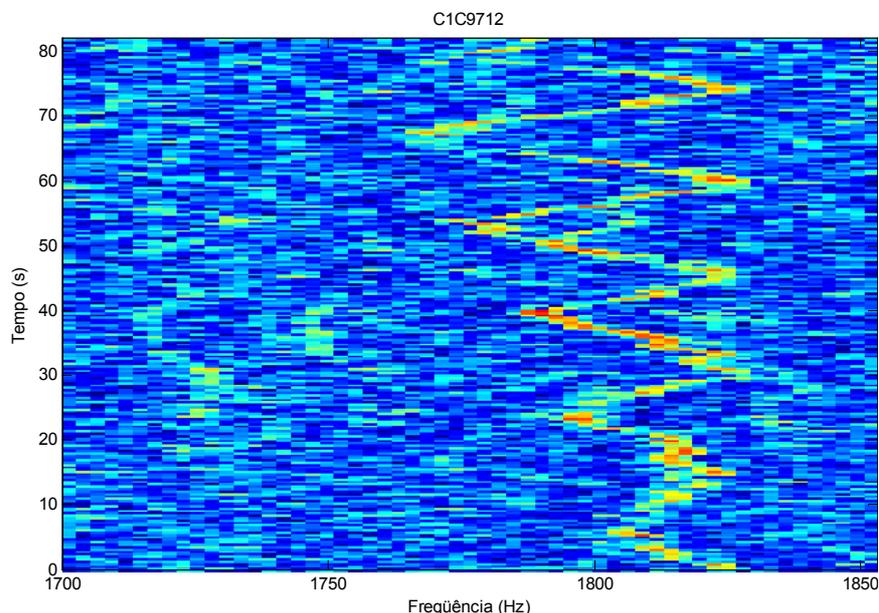
METODOLOGIA

4.1 EXTRAÇÃO DOS TONS

O sinal acústico submarino frequentemente é processado no domínio da frequência, obtendo-se como resultado o espectrograma (Energia X Frequência X Tempo), onde as características espectrais são visualizadas com detalhes. No espectrograma, o eixo horizontal representa a escala de frequência e o eixo vertical, o tempo. Neste trabalho, as amplitudes dos espectros são dadas por cores, onde o azul representa os sinais mais fracos e o vermelho os mais fortes. Através do espectrograma, é possível identificar fontes sonoras individuais, como por exemplo, turbinas, geradores, etc. As máquinas dos navios produzem tons característicos que, no espectrograma, são visualizados como linhas espectrais [8]. Estas linhas espectrais podem apresentar variações na frequência, na largura das linhas e nas condições de estabilidade e persistência no tempo. A Figura 4.1 apresenta dois exemplos de espectrogramas onde em um, o tom é predominantemente reto (a) e no outro, sinuoso (b).



(a) – Espectrograma com tom predominantemente reto



(b) – Espectrograma com tom sinuoso

Figura 4.1 – Dois exemplos de espectrogramas

Os arquivos digitalizados das corridas, arquivos extensão WAV, tinham um taxa de amostragem de 22,050 KHz e foram processados para gerar os espectrogramas. A Figura 4.2 mostra o diagrama do processamento efetuado.

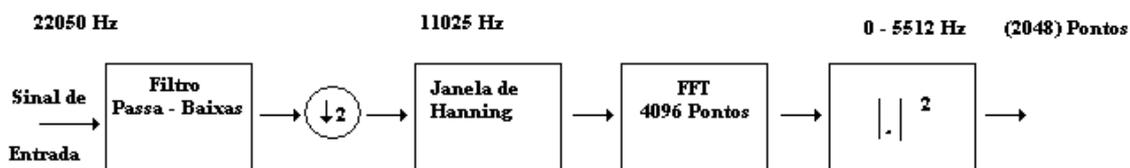


Figura 4.2 – Diagrama do processamento

O sinal de cada corrida foi filtrado e decimado por um fator de 2, sendo usado um filtro passa-baixas, Chebyshev Tipo 1 de oitava ordem com uma frequência de corte de 4,4 kHz, com ripple na banda de passagem de 0,5 dB e atenuação de cerca de 55dB na frequência de 11.025Hz, evitando-se o aliasing [9,10]. Com a nova taxa de

amostragem de 11.025Hz após a decimação, blocos consecutivos de 4096 pontos foram multiplicados por uma janela de Hanning e, a partir deles, foram obtidos os espectros de potência, usando a transformada rápida de Fourier (FFT). A faixa de frequência dos espectros resultantes foi de 0 a 5.512,5 Hz, com resolução em frequência, Δf , de 2,69 Hz e Δt de ~ 371 ms. Nenhuma sobreposição dos blocos de sinal foi usada, por se considerar que as variações dos sinais analisados ocorrem lentamente, quando se considera a janela de análise de 371ms.

Um fator a ser considerado é a presença no local da medição do ruído de fundo, fazendo com que o ruído que foi gerado pelo navio sempre apareça adicionado a este ruído de fundo. Para se realizar a extração dos tons foi feita uma estimativa do ruído de fundo.

O ruído de fundo foi estimado usando-se o algoritmo *Two-Pass Split Window* (TPSW) [2,11]. Esse algoritmo consiste no cálculo, em duas etapas, de um valor médio local, utilizando uma janela de largura n , $H(w)$, com uma fenda central de largura p , como indicado na Figura 4.3.

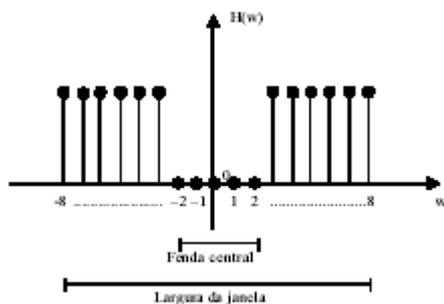


Figura 4.3 – Janela usada no algoritmo TPSW.

Uma primeira convolução da janela $H(w)$ com o espectro estima uma média local inicial, que corresponde, para cada ponto do espectro, à média dos pontos vizinhos a ele. Um pico existente dentro da fenda central da janela não participa da média, levando a um resultado mais próximo do ruído de fundo real. Essa média local inicial é multiplicada por um fator, definindo um limiar de detecção. Os pontos do espectro que excedem o limiar são substituídos pela média local naqueles pontos. Uma segunda convolução desse espectro modificado com a janela $H(w)$ produz a estimativa final da média local. Essa média local estimada corresponde à estimativa do ruído de fundo no espectro.

Considerando $x^k(n)$ o n-ésimo espectro da classe k , e $y^k(n)$ o espectro corrigido, neste estudo o espectro corrigido foi obtida da seguinte forma:

$$y^k(n) = \log(x^k(n)) - \text{TPSW}(\log(x^k(n))) \quad (4.1)$$

A equação 4.1, além de fazer a correção do espectro, efetua a sua normalização[3]. A correção é feita para enfatizar a informação sobre os picos em cada espectro, sendo que a aplicação do logaritmo tem o efeito de comprimir a faixa dinâmica das amplitudes dos picos presentes no espectro, de forma que sinais de baixas amplitudes, fiquem com amplitudes mais próximas dos sinais de mais altas amplitudes.

A experiência do operador sonar foi fundamental neste trabalho, pois ele indicava em cada corrida os tons a serem utilizados, sendo os tons escolhidos por serem os mais relevantes, na opinião do especialista, para a identificação da classe do navio. Assim existem corridas com a indicação de apenas um tom e também corridas com indicação de vários tons (foram 5 o número máximo de tons indicados em uma corrida). Neste trabalho os tons indicados possuíam o mesmo grau de importância na avaliação do operador sonar, pois este, quando indicava mais de um tom em uma corrida, não informava ser um tom mais importante que outro para a classificação.

Do espectrograma gerado, foi extraído o tom na frequência indicada pelo especialista, ou seja, foram obtidas as frequências formadoras do tom no decorrer do tempo [12]. Para isto, primeiramente foram obtidos em cada linha do espectrograma original, mostrado na Figura 4.4, os máximos locais. Após isto as linhas do espectrograma apresentavam apenas os picos, máximos locais, de cada espectro .

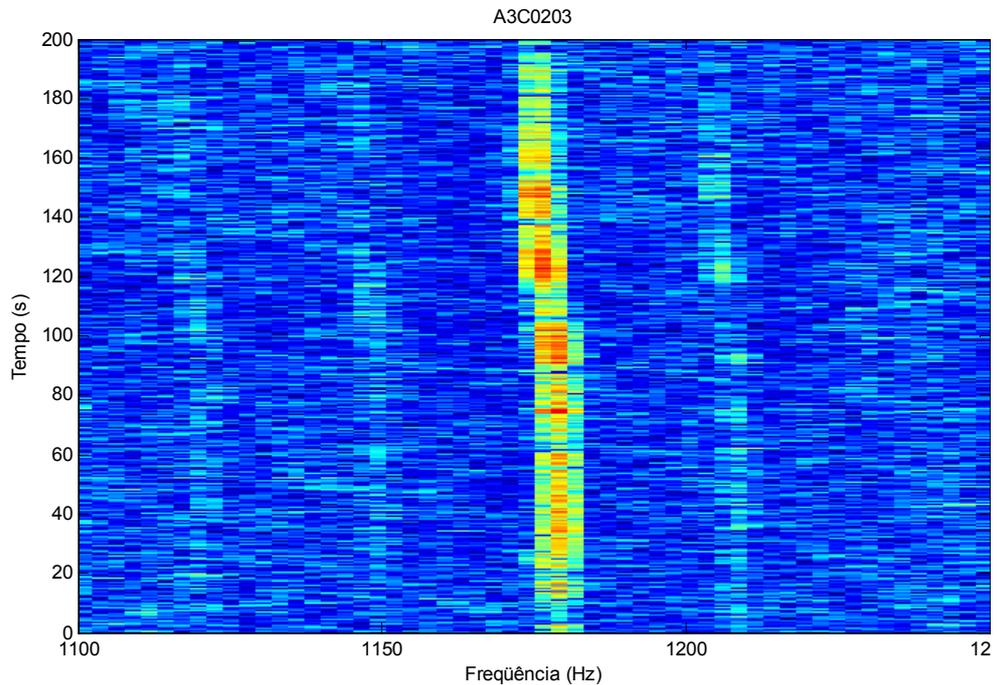


Figura 4.4 – Espectrograma original com tom em detalhe

A resolução de frequência, Δf , de 2,69 Hz, permitia a apresentação de uma expressiva quantidade de picos próximos nos espectros, mas por outro lado esta proximidade dificultava a parte relacionada com a extração dos tons. Para se contornar este problema, foi pesquisada a separação mínima possível dos máximos locais que possibilitasse a extração e foi encontrada a separação mínima de $3\Delta f$. Assim foi feita esta separação dos máximos locais, anteriormente obtidos, resultando em cada linha do espectrograma os maiores picos com uma separação mínima de $3\Delta f$, apresentado na Figura 4.5.

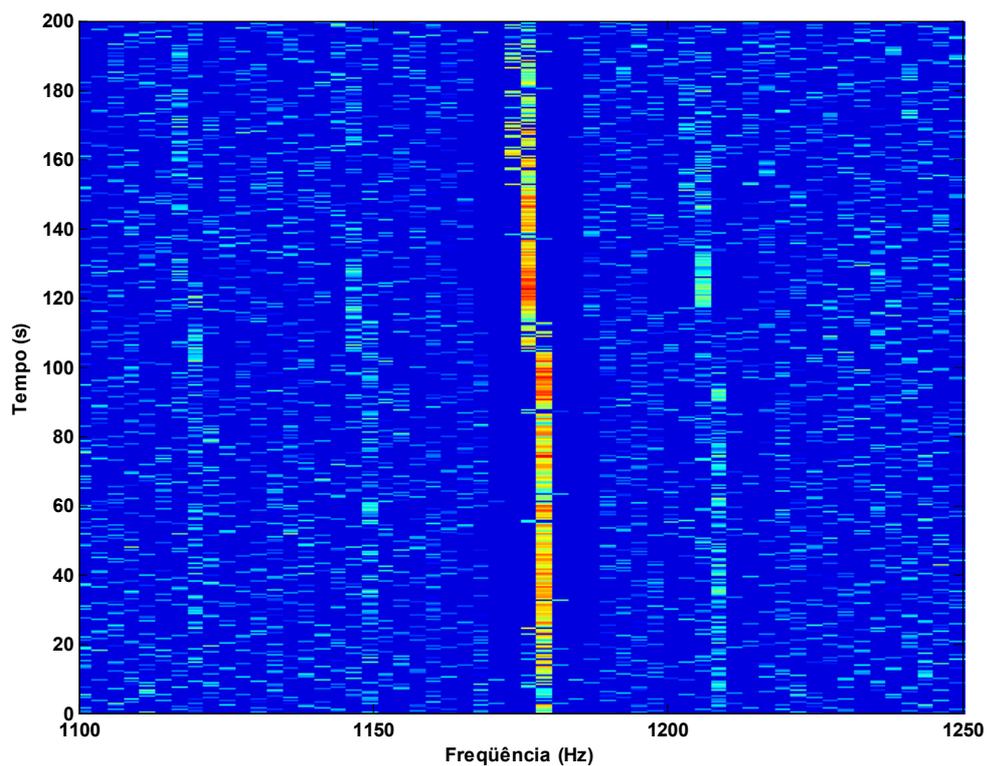


Figura 4.5 – Espectrograma apresentando apenas os picos máximos locais do espectro separados de $3\Delta f$.

Do espectrograma resultante, após a separação dos picos, foi feita a eliminação dos picos isolados, ou seja, os picos que também não apresentavam contato direto com outro verticalmente e lateralmente, o resultado da retirada dos picos isolados pode ser visto na Figura 4.6.

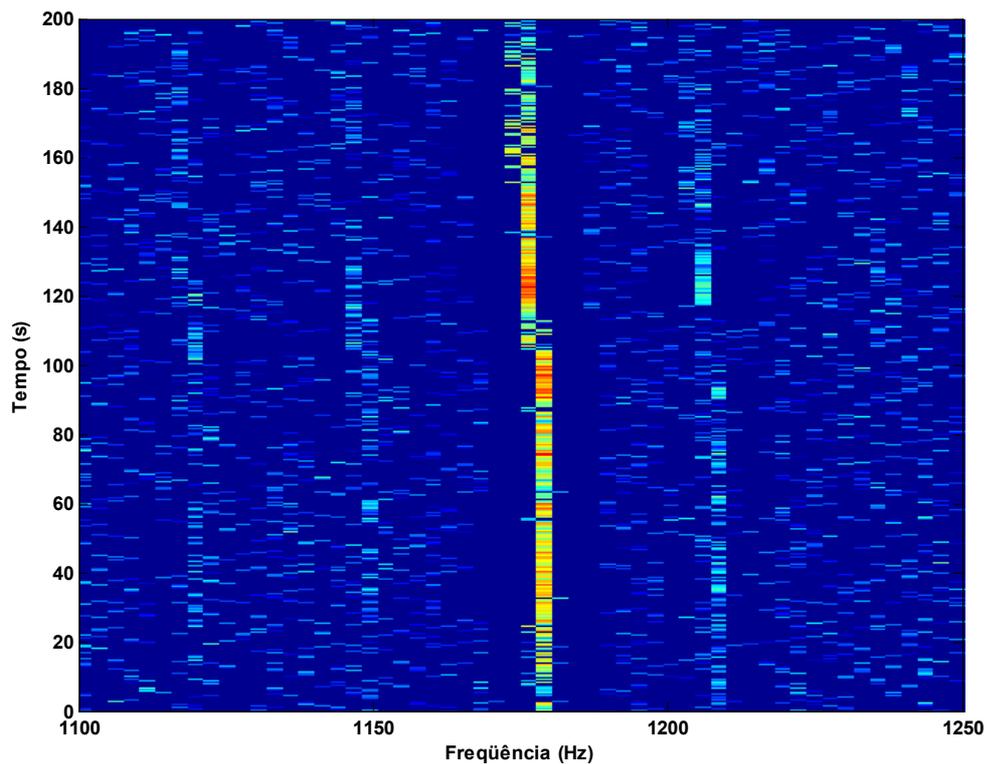


Figura 4.6 – Espectrograma após a retirada dos picos isolados

Os procedimentos anteriores de separação e retirada dos picos isolados fizeram com que o tom, para o qual se desejava extrair as frequências formadoras, se apresentasse mais separado e destacado no espectrograma, e esta situação facilitou os próximos passos.

O espectrograma resultante após a retirada dos picos isolados foi usado para extrair as frequências geradoras dos tons no decorrer do tempo. Para isto indicou-se um intervalo de frequências que continha o tom, como também o tempo inicial e final em que se encontrava o tom. Na Figura 4.7, pode-se ver um exemplo em que o intervalo de frequências é de 1160 Hz a 1200 Hz e o intervalo de tempo de 0 a 200 segundos.

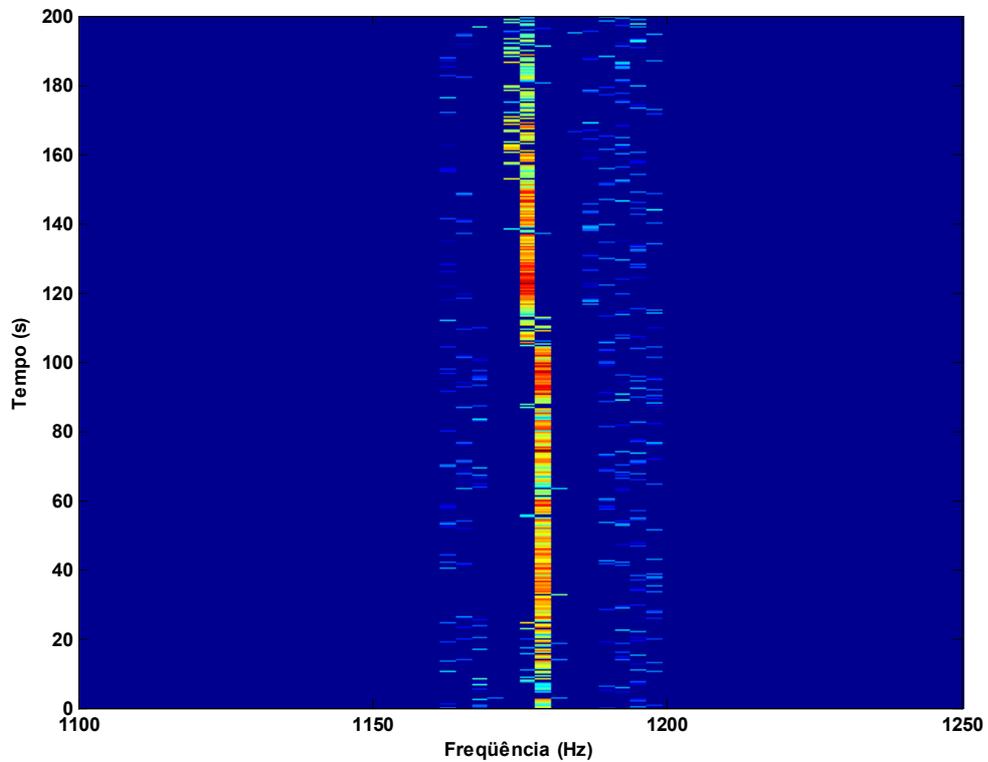


Figura 4.7 – Tom a ser extraído no intervalo de frequências de 1160 Hz a 1200 Hz e no intervalo de tempo de 0 a 200 segundos.

Nesta parte restrita do espectrograma criada pelos intervalos de tempo e frequência, foram obtidos em cada linha do espectrograma os maiores picos e destes foram excluídos os que ficaram isolados, acarretando como resultado a parte do espectrograma de onde se extraiu o tom (Figura 4.8).

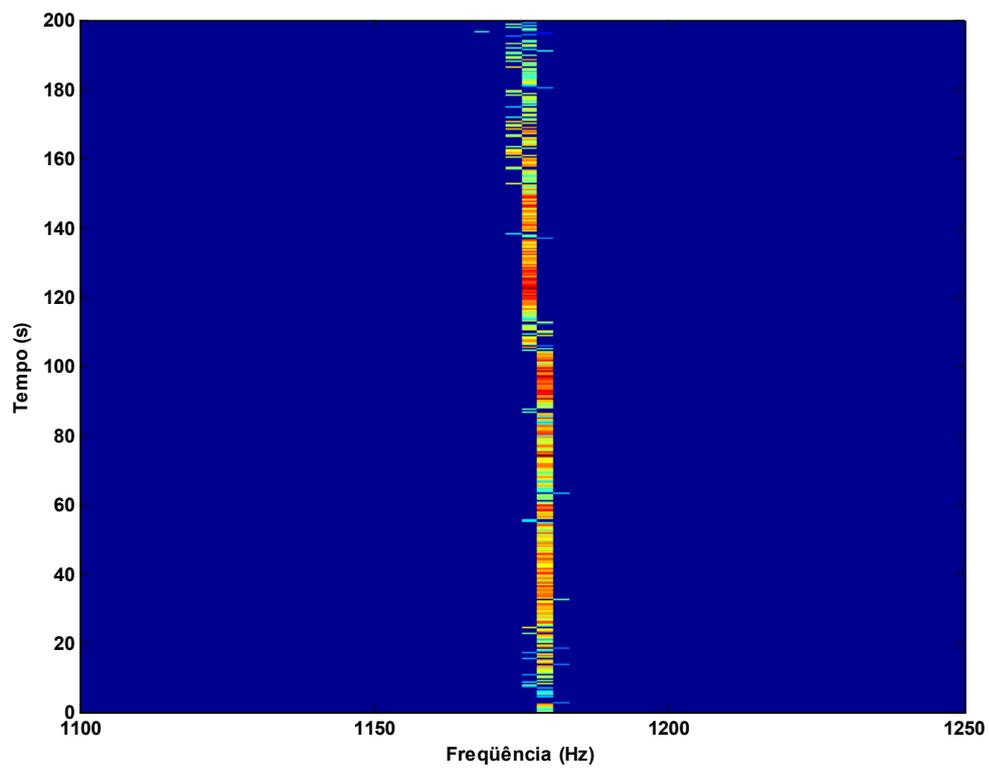


Figura 4.8 – Tom a serem extraídas as frequências formadoras no decorrer do tempo.

Na Figura 4.9 podemos ver o diagrama com os procedimentos realizados para a extração dos tons.

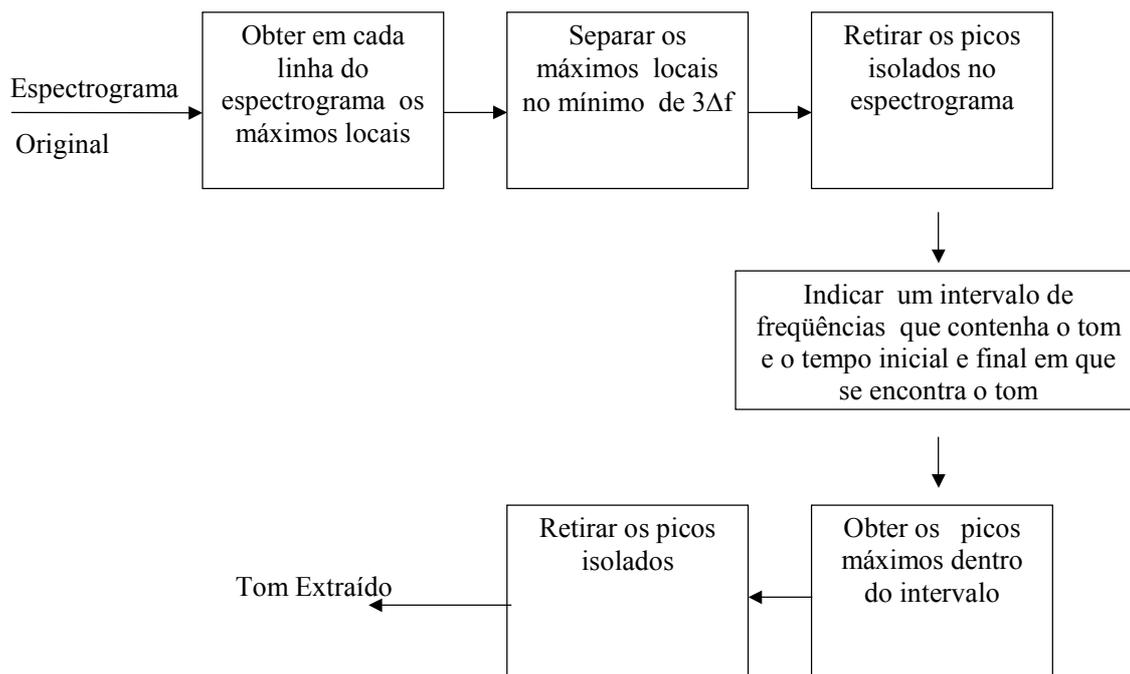


Figura 4.9 – Diagrama para a extração do tom.

4.2 EXTRAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS DOS TONS

Após a extração do tom, indicou-se a frequência inicial do tom e também os tempos de início e final do tom, visando buscar o encadeamento das frequências, no decorrer do tempo, que formam o tom. Este encadeamento foi feito buscando-se os picos que possuíam a amplitude mais próxima. Para esta busca, indicou-se uma janela horizontal (eixo das frequências), intervalo máximo das frequências para a busca, uma janela vertical (eixo do tempo), intervalo mínimo de tempo para a busca e também o valor máximo que poderia ser incrementado à janela vertical para busca, com todos os

valores indicados em número de bins (espaçamentos iguais ao Δf . no eixo das freqüências e Δt no eixo do tempo). Tal procedimento permitia o deslocamento da janela para a localização do pico com amplitude mais próxima, no eixo do tempo e no eixo da freqüência, e também, a parada da busca quando um pico no intervalo máximo do incremento não era encontrado.(Figura 4.10).

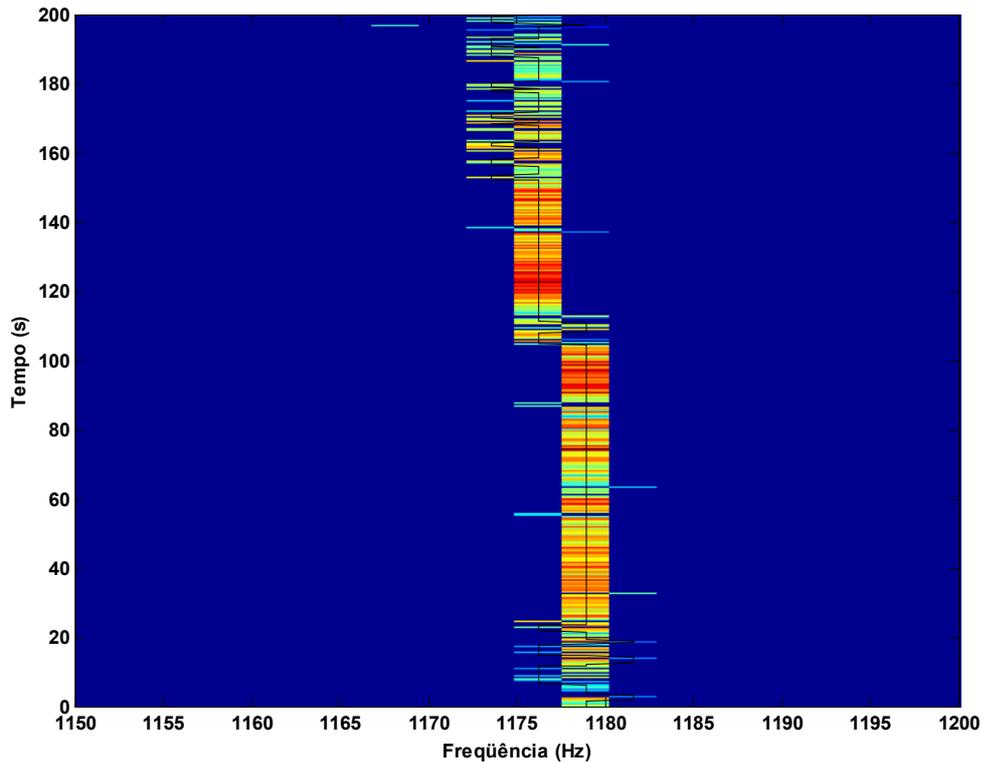


Figura 4.10 – Tom em detalhe e traçado indicando encadeamento das freqüências no decorrer do tempo.

Como o processo de extração ainda não está automatizado, foi necessário realizar algumas tentativas, para encontrar os valores das janelas (horizontal, vertical e de incremento) afim de possibilitar a extração dos tons. A Figura 4.11, apresenta o traçado indicando o encadeamento das freqüências no decorrer do tempo para a extração de um tom sinuoso.

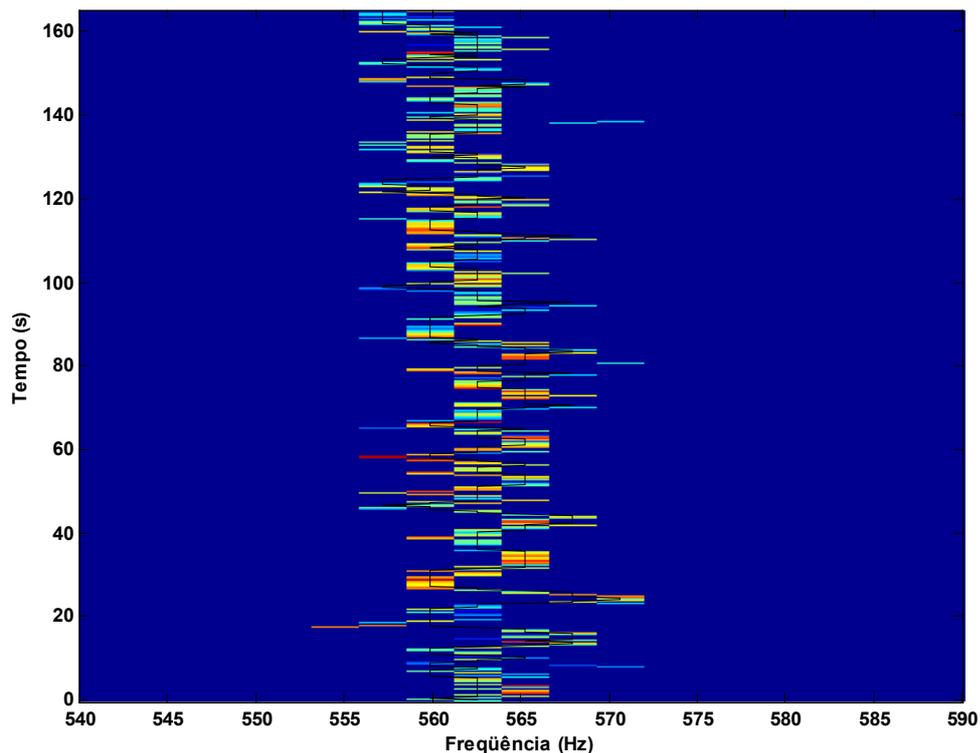
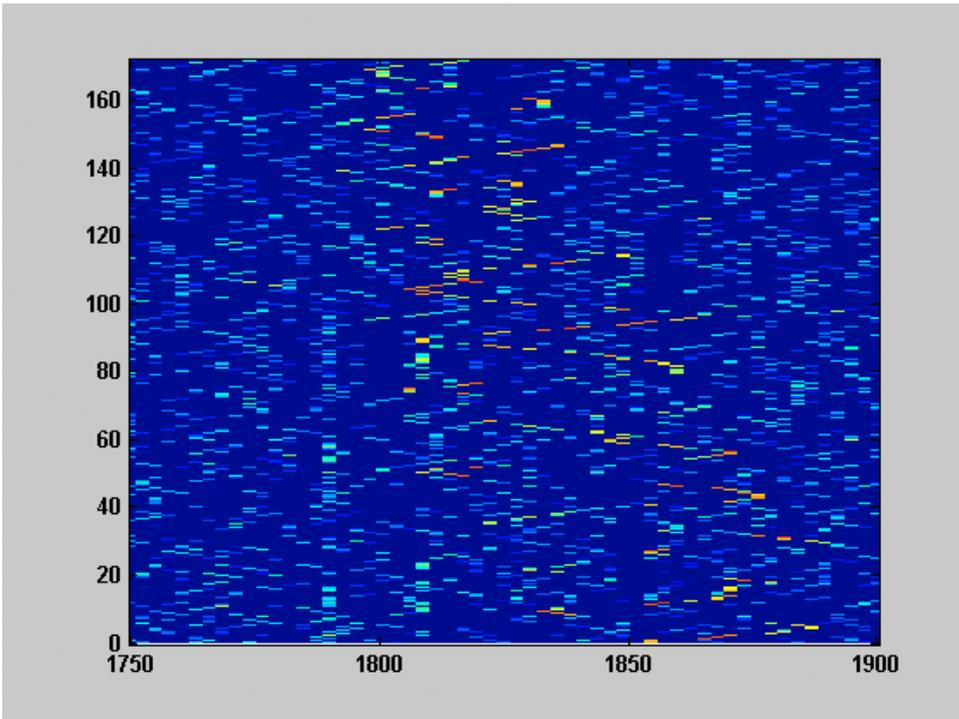


Figura 4.11 - Extração de um tom sinuoso.

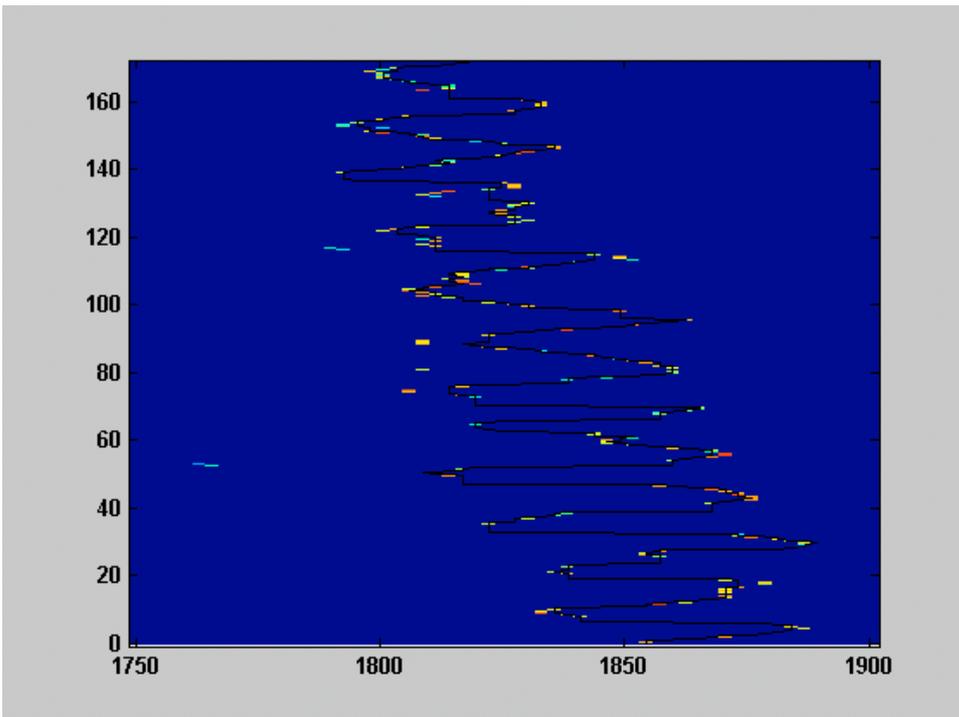
Observou-se que a escolha dos valores de configuração do algoritmo TPSW influenciava no processo de extração dos tons, pois a retirada do ruído de fundo produzia diferença na quantidade de pontos existentes no espectrograma para se realizar a extração, e esta diferença poderia facilitar ou não a extração dos tons.

Para este trabalho, também foram determinados, experimentalmente, os valores de configuração do algoritmo TPSW. A escolha dos valores de configuração do algoritmo TPSW ocasionou a diferença na quantidade de pontos existentes no espectrograma para se realizar a extração, e esta diferença influenciava no processo de extração. Foi verificado que valores de largura de janela, $n = 10$, largura de fenda central, $p = 1$ e fator para cálculo do limiar, $a = 1,3$ permitiam uma melhor extração dos tons. Nas figuras 4.12 e 4.13 são mostrados exemplos de resultados da extração dos tons conforme a escolha dos valores de configuração do algoritmo TPSW. Na Figura 4.12, pode-se ver em (a) um tom sinuoso a ser extraído e em (b) o traçado indicando o encadeamento das frequências quando se utilizou a largura de janela, $n = 10$, largura de

fenda central, $p = 1$ e fator para cálculo do limiar, $a = 1,3$ para configurar o algoritmo TPSW. Na Figura 4.13, o mesmo tom a ser extraído mas com os valores de configuração da largura de janela, $n = 20$, largura de fenda central, $p = 5$ e fator para cálculo do limiar, $a = 2,0$. Neste caso o encadeamento foi interrompido. Nos dois exemplos os valores utilizados das janelas (horizontal, vertical e de incremento), para se conseguir a extração do tom, foram os mesmos.

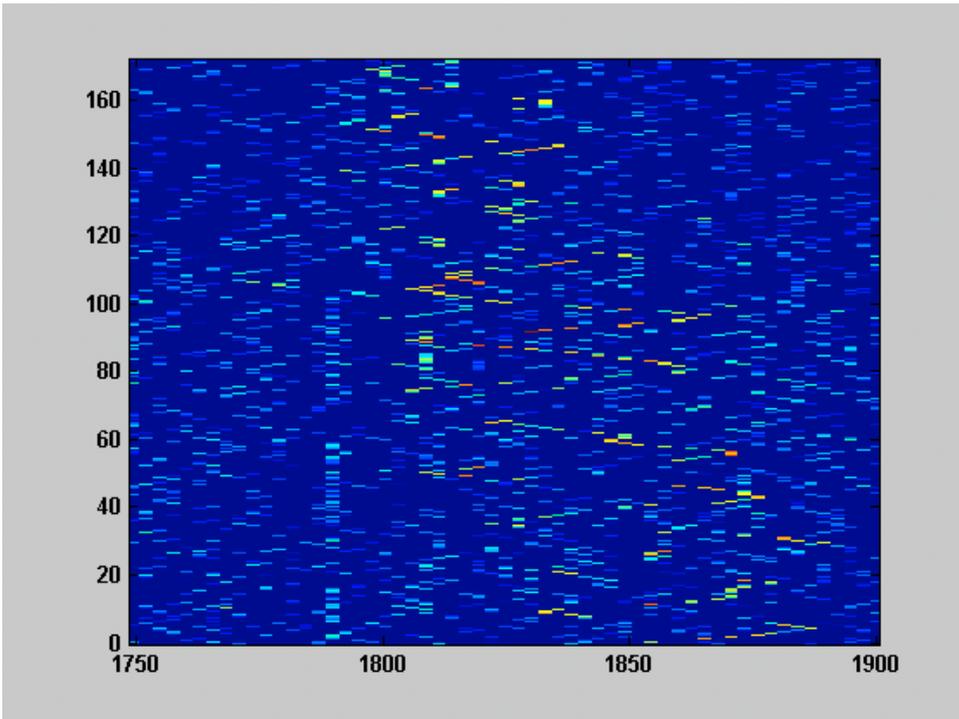


(a)

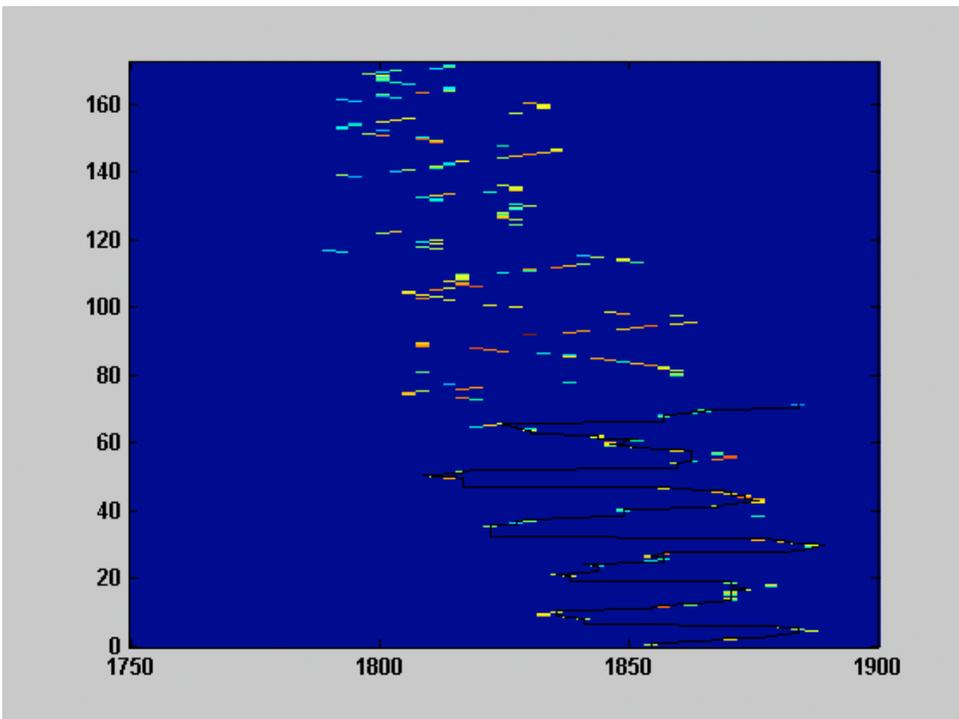


(b)

Figura 4.12 - Usando TPSW configurado com largura de janela, $n = 10$, largura de fenda central, $p = 1$ e fator para cálculo do limiar, $a = 1,3$ (a) Tom a ser extraído (b) o traçado indicando o encadeamento



(a)



(b)

Figura 4.13 - Usando TPSW configurado com largura de janela, $n = 20$, largura de fenda central, $p = 5$ e fator para cálculo do limiar, $a = 2,0$ (a) Tom a ser extraído (b) o traçado indicando o encadeamento

Na Figura 4.14 pode-se ver o diagrama com os procedimentos realizados para a extração das frequências formadoras do tom..

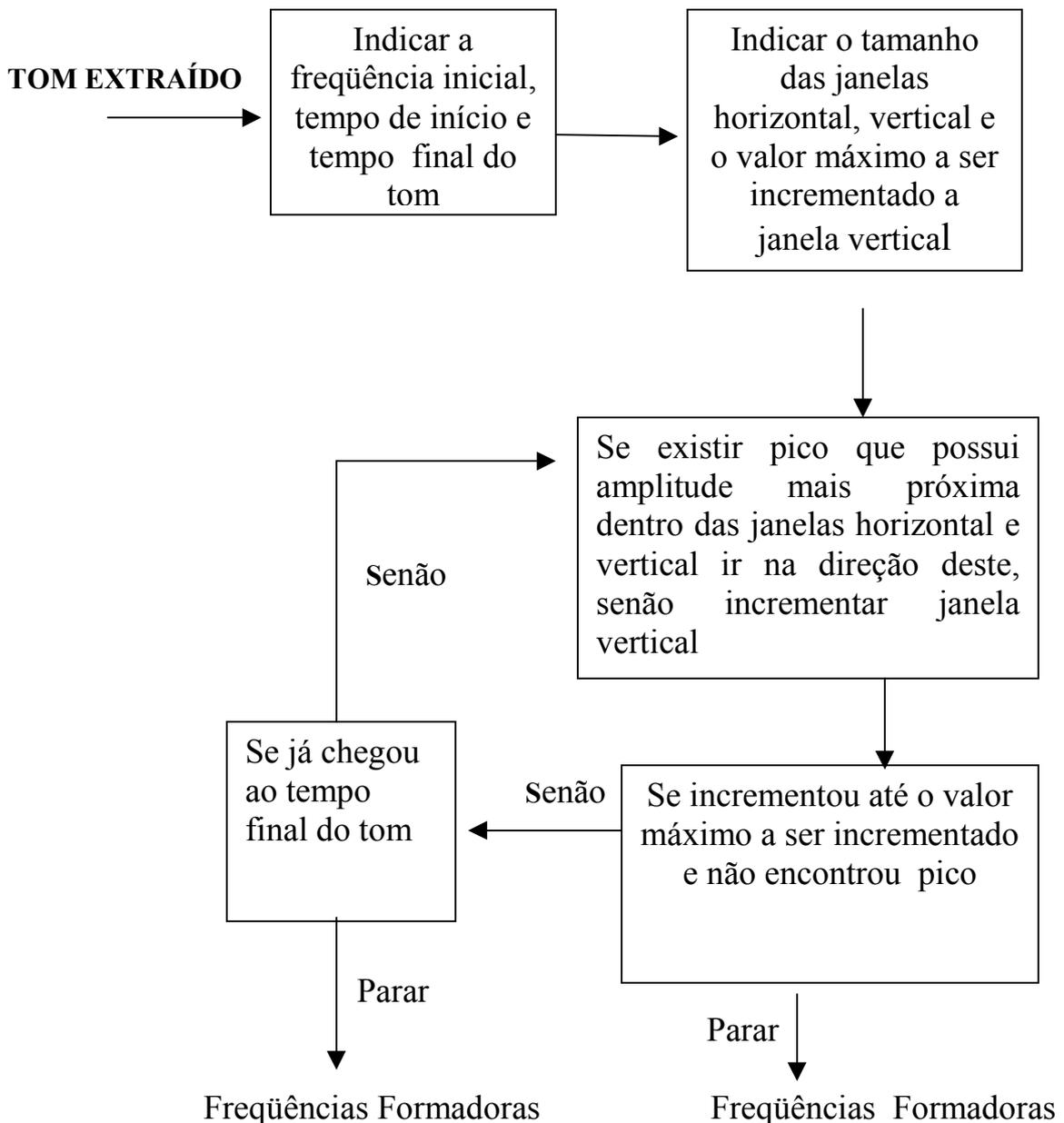
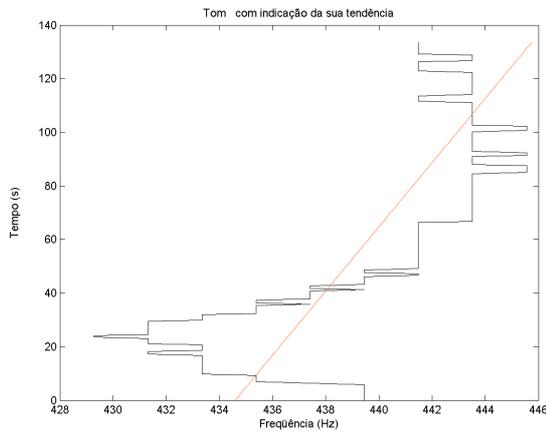


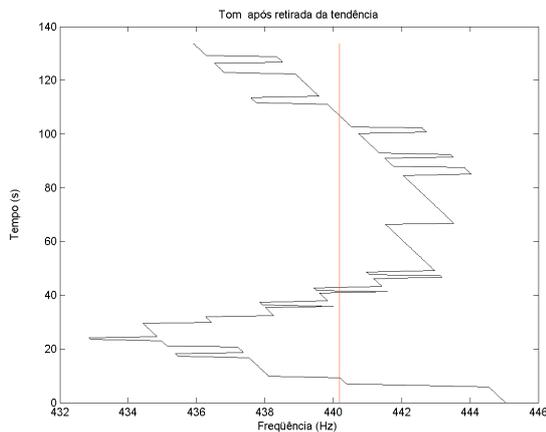
Figura 4.14 – Diagrama para a extração das frequências formadoras do tom.

De cada tom, foram extraídas as frequências ao longo do tempo e com estes dados se obteve a frequência média, a variação entre a maior e a menor frequência do tom e informações estatísticas (desvio padrão, curtose, assimetria).

Também eram obtidas as características com a presença da tendência e quando se retirava a tendência do tom. Na Figura 4.13, podemos ver um tom com a tendência (a) e o mesmo tom após a retirada da tendência (b). O valor da tendência também foi obtido, correspondendo à tangente da linha indicadora da tendência.



(a) Tom com tendência (linha indicadora).



(b) Tom anterior após a retirada da tendência.

Figura 4.13 – Tom com tendência e após a retirada da tendência.

Neste trabalho, obteve-se uma variável que foi denominada de Frequência Principal da Banda Base (FPBB), que tem a característica de indicar a frequência principal das frequências formadoras do tom no decorrer do tempo.

Do tom extraído, Figura 4.14, primeiramente foi retirada a tendência, Figura 4.15. Após este procedimento, para se obter a FPBB foi retirada a média, Figura 4.16, e por último, aplicou-se uma FFT de 512 pontos nas frequências que formavam este tom deslocado, Figura 4.17. Na Figura 4.18 pode-se ver o resultado da FFT em detalhe.

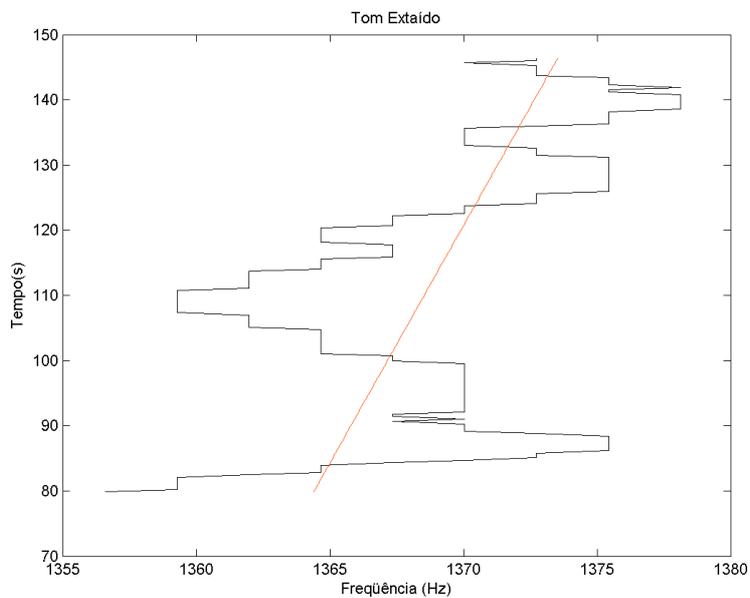


Figura 4.14 – Tom extraído com indicação da tendência

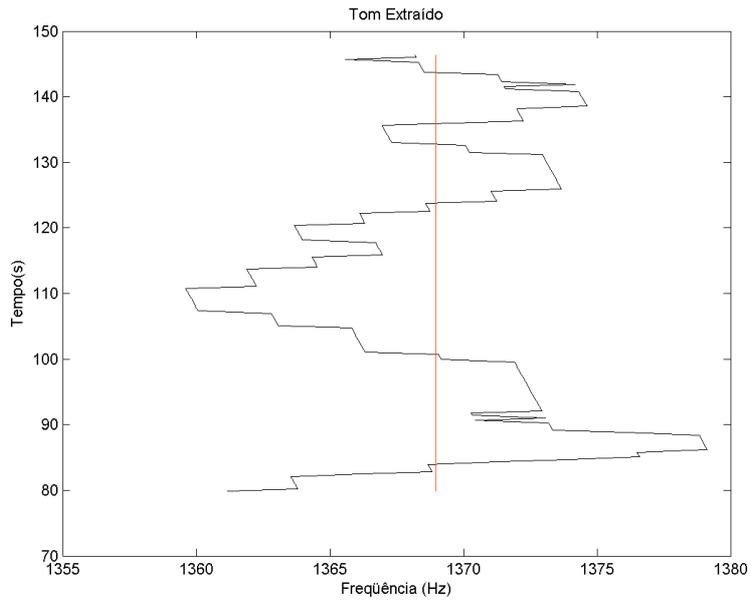


Figura 4.15 – Tom extraído após a retirada da tendência

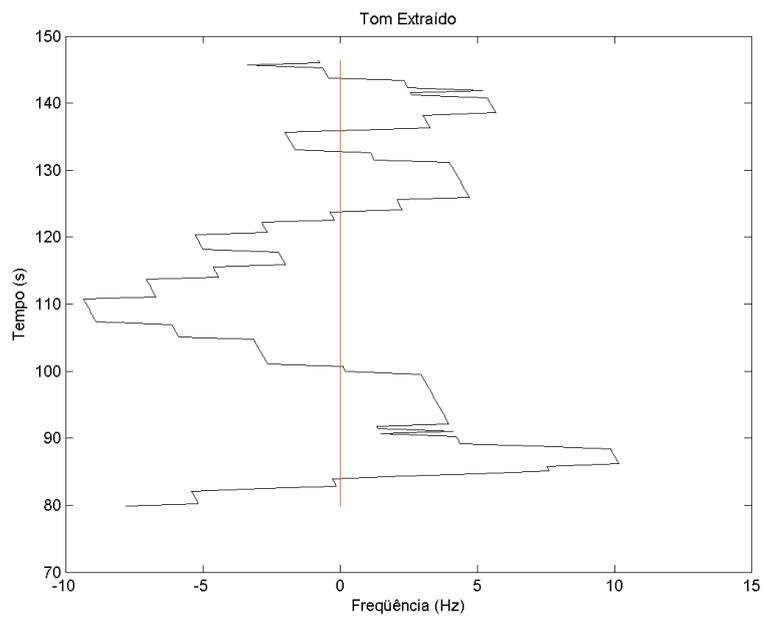


Figura 4.16 – Tom após a retirada da tendência e da média

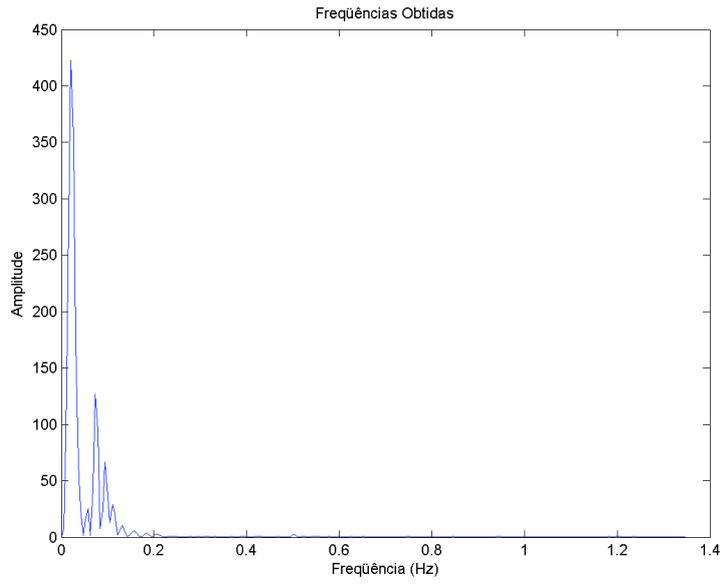


Figura 4.17 – Frequências obtidas após a FFT

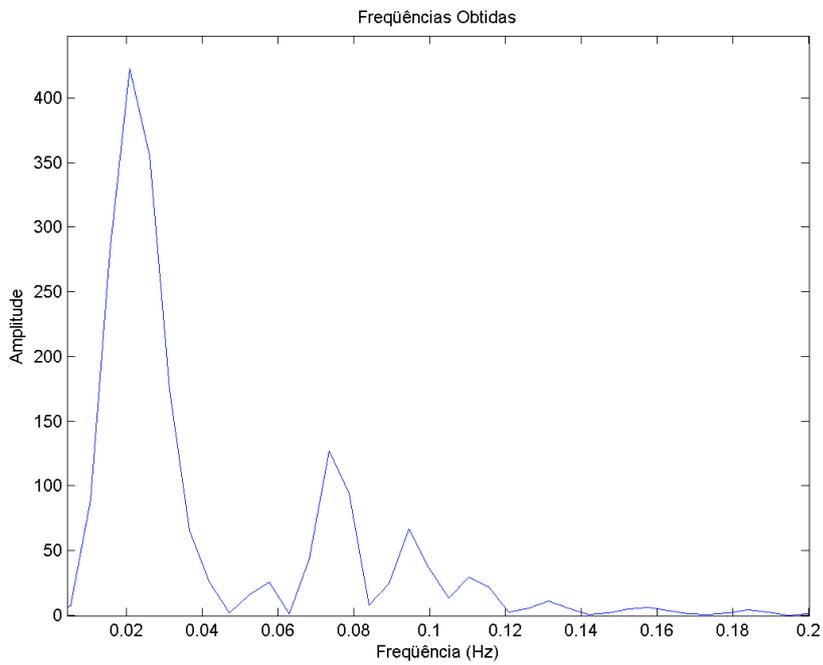


Figura 4.18 - Resultado da FFT em detalhe.

Das frequências obtidas pela FFT buscou-se a frequência com maior potência, denominada neste trabalho de FPBB. Na Figura 4.18 a frequência FPBB é 21 mHz.

Os tons e as suas características extraídas estão relacionadas com as configurações das máquinas dos navios usadas em cada corrida. Não foi o objetivo deste trabalho identificar as fontes geradoras dos tons, que é uma tarefa bastante complexa e depende do operador sonar. Deu-se ênfase a identificação das características extraídas mais relevantes para a classificação baseada em redes neurais.

Além destas informações retiradas do tom, também é conhecido o valor da velocidade de rotação do eixo do navio em cada corrida (RPM).

4.3 IMPLEMENTAÇÃO DA REDE NEURAL

Foram utilizadas redes neurais para a classificação, sendo que os dados foram divididos em conjuntos de treinamento, teste e validação. A divisão dos dados em três conjuntos foi feita com o propósito de se avaliar o grau de generalização da rede. No conjunto de teste, se encontram navios que também estão no conjunto de treinamento só que em corridas diferentes. O conjunto de validação foi formado por navios que não participaram dos conjuntos de treinamento e teste. Este conjunto é o teste de generalização mais difícil e tem como objetivo avaliar o desempenho da rede neural na identificação de navios que, ainda que pertencentes a uma classe, não apresentavam amostras para o treinamento da rede.

Os conjuntos de treinamento e teste foram formados após a retirada dos dados para formar o conjunto de validação.

A preparação dos dados para a classificação foi feita da seguinte maneira. Das 4 classes, foram retirados todos os navios do tipo A3, B3, C3 para compor os dados para o teste de validação. Ou seja, esses dados não passaram pelo treinamento. Fazendo-se uma analogia, seriam navios desconhecidos. Do conjunto de treinamento inicial, tentou-se igualar as populações, para isso se fez cópias de alguns dados. Os dados foram colocados em ordem aleatória para prevenção de tendências associadas à ordem de apresentação e também foram normalizados antes de serem utilizados na rede.

A rede para o classificador é uma rede feedforward com 2 camadas de neurônios, todos com função de ativação tangente hiperbólica. Foram experimentados diversos tipos de configurações para a rede. Alterava-se o número de neurônios da primeira camada, a taxa de aprendizado, o número de épocas e arbitrou-se, como ponto de parada, para o treinamento o erro médio quadrático igual a 0,02. A rede escolhida após vários testes tem 100 neurônios na primeira camada e 4 neurônios na camada de saída, um para cada classe, conforme Figura 4.19. O algoritmo de treinamento usado foi o backpropagation, algoritmo resilient backpropagation, com otimização tipo gradiente descendente, tendo proteção contra overtraining. As entradas eram as características obtidas do tom e a RPM do eixo.

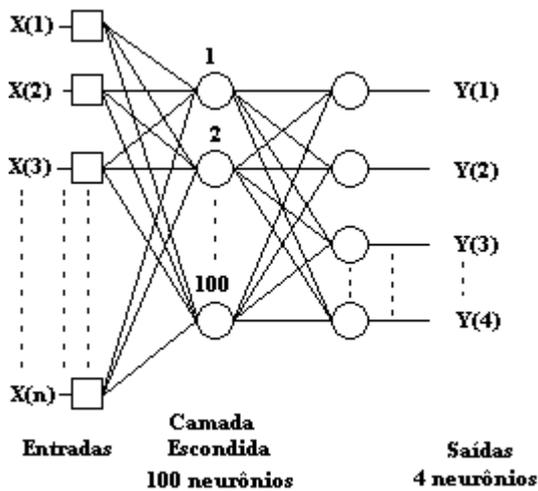


Figura 4.19 – Modelo da rede neural utilizada

Na camada de saída, o neurônio que apresentasse o maior valor, dentro do intervalo de -1 e 1 , indicava a classe. Na Figura 4.13 temos a seguinte relação:

$y(1)$ = classe A;

$y(2)$ = classe B;

$y(3)$ = classe C; e

$y(4)$ = classe D.

A avaliação do conjunto de treinamento foi feita sempre confrontando-se os resultados obtidos na classificação realizada pela rede e a classe real de cada tom, ou

seja, a avaliação foi feita considerando-se cada tom. Os resultados foram apresentados nas matrizes de confusão, onde os elementos da diagonal principal indicam o percentual dos acertos totais para cada classe e os elementos fora da diagonal o percentual de erros relacionados com cada classe.

Já para os conjuntos de teste e validação, a avaliação foi feita de três formas diferentes:

- Considerando-se cada tom, separadamente;
- Considerando-se a utilização de todos os tons indicados em cada corrida;
- Considerando-se a utilização de dois tons para a classificação.

A avaliação usando-se cada tom separadamente foi feita da mesma forma utilizada no conjunto de treinamento, ou seja confrontando os resultados obtidos na classificação realizada pela rede e a classe real de cada tom. Esta avaliação serve para fazer uma simulação de corridas que apresentam apenas um tom e também para verificar a capacidade da rede para identificar as classes com o uso de apenas um tom.

A avaliação por corridas foi feita utilizando-se todos os tons indicados em cada corrida para a obtenção da classe do navio. De cada tom se obtinha, na camada de saída, o valor da resposta de cada neurônio relacionado com a sua classe, (na Figura 4.19 são os valores de $y(1)$ a $y(4)$), após isto se calculava a média dos resultados dos neurônios de cada classe, para todos os tons relacionados com a corrida. A indicação da classe do navio era dada pelo grupo de neurônios que possuía a maior média encontrada. A avaliação dos conjuntos de teste ou validação foi feita sempre confrontando os resultados obtidos na classificação indicada pela rede e a classe real de cada corrida. Esta avaliação serve para simular a capacidade da rede para identificar as classes dos navios conforme os tons que o operador consegue indicar em cada corrida. Nesta avaliação, existe uma variação do número de tons para cada corrida.

Na avaliação utilizando dois tons, foram feitas combinações para simular corridas com dois tons, sendo utilizadas, para isto, corridas que apresentassem dois ou mais tons. A indicação da classe do navio foi obtida da mesma forma que a anterior. Nesta situação, pretendeu-se pesquisar a classificação de corridas com um número de tons mais equilibrado, pois no caso anterior existiam corridas com apenas 1 tom e corridas

com até 5 tons (navio C2 do conjunto de teste). Neste trabalho, os tons possuíam a mesma ordem de prioridade, ou seja, para a classificação todos tinham o mesmo grau de importância.

As Tabelas de 4.1 a 4.14 mostram a quantidade de amostras que foram separadas de cada classe para o treinamento, o teste e a validação. No capítulo 5, são apresentadas as matrizes de confusão dos resultados obtidos destas avaliações.

As Tabelas de 4.1 a 4.5 apresentam informações sobre o conjunto de treinamento.

Tabela 4.1 - Conjunto de Treinamento.

Conjunto de treinamento número de tons			
Classe A			
Número de tons			
Navio	Situação inicial	Número de cópias somadas (*)	Situação final
A1	18	18	36
A2	20	20	40
A4	53	0	53
Total classe A	91		129
Classe B			
Número de tons			
Navio	Situação inicial	Número de cópias somadas (*)	Situação final
B1	14	14	28
B2	19	19	38
B4	9	27	36
B5	14	14	28
Total classe B	56		130
Classe C			
Número de tons			
Navio	Situação inicial	Número de cópias somadas (*)	Situação final
C1	14	28	42
C2	39	0	39
C4	5	35	40
Total classe C	58		121
Classe D			
Número de tons			
Navio	Situação inicial	Número de cópias somadas (*)	Situação final
D1	13	52	65
D4	13	52	65
Total classe D	26		130
Número de tons para o treinamento inicialmente		Número de tons do conjunto de treinamento	
Total	231	Total	510

(*) cópias somadas para igualar as populações.

Tabela 4.2 – Classe A do conjunto de treinamento (Situação inicial)

Navio A1		Navio A4	
Identificação da corrida	Número de tons	Identificação da corrida	Número de tons
1101	2	1401	2
1102	1	1402	4
1103	2	1403	4
1104	2	1404	3
1105	1	1405	4
1106	1	1406	3
1107	3	1407	5
1108	1	1408	3
1109	2	1409	1
1110	3	1410	2
Total : 10	Total: 18	1411	2
		1412	1
NAVIO A2		1413	2
1201	4	1414	1
1202	4	1415	2
1203	2	1416	1
1204	1	1417	2
1205	3	1418	1
1206	2	1419	1
1207	3	1420	2
1208	1	1421	1
Total : 8	Total: 20	1422	2
		1423	1
		1424	1
		1425	2
		Total: 25	Total: 53
Total de corridas: 43		Total de tons: 91	

Tabela 4.3 – Classe B do conjunto de treinamento (Situação inicial)

Navio B1		Navio B4	
Identificação da corrida	Número de tons	Identificação da corrida	Número de tons
2101	2	2401	3
2102	1	2402	1
2103	1	2403	2
2104	3	2404	1
2105	1	2405	2
2107	1	Total: 5	Total: 9
2108	3	Navio B5	
2109	1		
2110	1		
Total: 9	Total: 14	2501	2
Navio B2		2502	2
		2503	1
		2504	1
2201	1	2505	1
2202	1	2506	2
2203	1	2507	2
2204	2	2508	2
2205	1	2509	1
2206	1	Total: 9	Total: 14
2209	1		
2214	1		
2215	1		
2218	1		
2219	1		
2221	1		
2222	1		
2223	1		
2225	3		
2226	1		
Total: 16	Total: 19		
Total de corridas: 39		Total de tons: 56	

Tabela 4.4 – Classe C do conjunto de treinamento (Situação inicial)

Navio C1		Navio C4	
Identificação da corrida	Número de tons	Identificação da corrida	Número de tons
3101	1	3401	1
3102	2	3402	2
3103	1	3404	1
3104	1	3405	1
3106	2	Total: 4	Total: 5
3107	1		
3108	2		
3109	1		
3110	3		
Total: 9	Total: 14		
Navio C2			
3201	5		
3202	5		
3203	3		
3204	6		
3205	3		
3206	5		
3207	4		
3208	3		
3209	5		
Total: 9	Total: 39		
Total de corridas: 22		Total de tons: 58	

Tabela 4.5 – Classe D do conjunto de treinamento (Situação inicial)

Navio D1		Navio D4	
Identificação da corrida	Número de tons	Identificação da corrida	Número de tons
4101	3	4401	2
4102	3	4402	2
4103	1	4403	2
4104	1	4404	2
4105	1	4406	3
4106	1	4407	1
4107	1	4408	1
4108	2	Total: 7	Total: 13
Total: 8	Total: 13		
Total de corridas : 15		Total de tons: 26	

As Tabelas de 4.6 a 4.10 apresentam informações sobre o conjunto de teste, e também informações sobre o número de combinações dos tons dois a dois.

Tabela 4.6 – Conjunto de Teste

CONJUNTO DE TESTE					
Classe A					
Navio	A1	A2	A4		Total
Número de corridas	5	4	12		21
Número de tons	10	8	17		35
Classe B					
Navio	B1	B2	B4	B5	Total
Número de corridas	5	12	2	5	24
Número de tons	9	16	4	8	37
Classe C					
Navio	C1	C2	C4		Total
Número de corridas	4	5	4		13
Número de tons	7	17	8		32
Classe D					
Navio	D1		D4		Total
Número de corridas	4		4		8
Número de tons	8		7		15
TOTAL DE CORRIDAS DO CONJUNTO DE TESTE					66
TOTAL DE TONS DO CONJUNTO DE TESTE					119

Tabela 4.7 – Classe A do conjunto de teste e combinação de tons 2 a 2.

Navio A1		Navio A4	
Identificação da corrida	Número de tons	Identificação da corrida	Número de tons
1101	1	1401	3
1102	4	1402	1
1103	1	1403	1
1104	1	1404	1
1105	3	1405	1
Total : 5	Total: 10	1406	1
Número de combinações: 9		1407	1
		1408	2
Navio A2		1409	3
1201	3	1410	1
1202	1	1411	1
1203	1	1412	1
1204	3	Total : 12	Total : 17
Total : 4	Total : 8	Número de combinações: 7	
Número de combinações: 6			
Total de corridas: 21		Total de tons: 35	
Número de combinações: 22			
Total de 7 corridas e 21 tons utilizados para gerar as 22 combinações.			

Tabela 4.8 – Classe B do conjunto de teste e combinação de tons 2 a 2.

Navio B1		Navio B4	
Identificação da corrida	Número de tons	Identificação da corrida	Número de tons
2101	1	2401	3
2102	2	2402	1
2103	3	Total: 2	Total: 4
2104	2	Número de combinações: 3	
2105	1		
Total: 5	Total: 9	NAVIO B5	
Número de combinações: 5		2501	1
		2502	2
Navio B2		2503	2
2201	1	2504	2
2202	1	2505	1
2203	1	Total: 5	Total: 8
2204	1	Número de combinações: 3	
2205	1		
2206	2		
2207	2		
2208	1		
2210	1		
2211	1		
2212	3		
2213	1		
Total: 12	Total: 16		
Número de combinações: 5			
Total de corridas: 24		Total de tons: 37	
Número de combinações: 16			
Total de 10 corridas e 23 tons utilizados para gerar as 16 combinações.			

Tabela 4.9 – Classe C do conjunto de teste e combinação de tons 2 a 2.

Navio C1		Navio C4	
Identificação da corrida	Número de tons	Identificação da corrida	Número de tons
3101	3	3401	1
3103	1	3402	1
3104	2	3405	3
3106	1	3407	3
Total: 4	Total: 7	Total: 4	Total: 8
Número de combinações: 4		Número de combinações: 6	
Navio C2			
3201	1		
3202	3		
3203	3		
3204	5		
3205	5		
Total: 5	Total: 17		
Número de combinações: 26			
Total decorridas: 13		Total de tons: 32	
Número de combinações: 36			
Total de 8 corridas e 27 tons utilizados para gerar as 36 combinações			

Tabela 4.10 – Classe D do conjunto de teste e combinação de tons 2 a 2.

Navio D1		Navio D4	
Identificação da corrida	Número de tons	Identificação da corrida	Número de tons
4101	3	4401	3
4102	2	4402	1
4103	2	4403	1
4104	1	4404	2
Total: 4	Total: 8	Total: 4	Total: 7
Número de combinações: 5		Número de combinações: 4	
Total de corridas: 8		Total de tons: 15	
Número de combinações: 9			
Total de 5 corridas e 12 tons utilizados para gerar as 9 combinações			

As Tabelas de 4.11 a 4.14 são do conjunto de validação e apresentam também informações sobre o número de combinações dos tons dois a dois.

Tabela 4.11 – Conjunto de Validação

CONJUNTO DE VALIDAÇÃO			
Classe	Navio	Número de corridas	Número de tons
A	A3	25	34
B	B3	6	12
C	C3	7	14
TOTAL DE CORRIDAS DO CONJUNTO DE VALIDAÇÃO			38
TOTAL DE TONS DO CONJUNTO DE VALIDAÇÃO			60

Tabela 4.12 – Conjunto de validação e combinação de tons 2 a 2.

Navio A3		Navio B3	
Identificação da corrida	Número de tons	Identificação da corrida	Número de tons
1301tr*	2	2301tr*	1
1301ts*	2	2301ts*	2
1302tr*	1	2302tr*	2
1302ts*	2	2302ts*	1
1303tr*	1	2303	4
1303ts*	1	2304	2
1304tr*	1	Total: 6	Total: 12
1304ts*	1	Número de combinações: 9	
1305tr*	4	Total de 4 corridas e 10 tons utilizados para gerar as 9 combinações.	
1305ts*	1		
1306tr*	1		
1306ts*	2		
1307tr*	3	Navio C3	
1307ts*	1	3301tr*	1
1308tr*	1	3301ts*	1
1308ts*	1	3302tr*	2
1309tr*	1	3302ts*	1
1309ts*	1	3303	4
1310	1	3304	3
1311	1	3305	2
1312	1	Total: 7	Total: 14
1313	1	Número de combinações: 11	
1314	1	Total de 4 corridas e 11 tons utilizados para gerar as 11 combinações.	
1315	1		
1316	1		
Total: 25	Total: 34		
Número de combinações: 13			
Total de 6 corridas e 15 tons utilizados para gerar as 13 combinações.		* tons obtidos em corridas com RPM diferentes	

Tabela 4.13 – Conjunto de teste resumo do número de corridas, tons e combinações.

CONJUNTO DE TESTE					
Classe A					
Navio	A1	A2	A4		Total
Número de corridas	5	4	12		21
Número de tons	10	8	17		35
Número de combinações dos tons 2 a 2	9	6	7		22
Classe B					
Navio	B1	B2	B4	B5	Total
Número de corridas	5	12	2	5	24
Número de tons	9	16	4	8	37
Número de combinações dos tons 2 a 2	5	5	3	3	16
Classe C					
Navio	C1	C2	C4		Total
Número de corridas	4	5	4		13
Número de tons	7	17	8		32
Número de combinações dos tons 2 a 2	4	26	6		36
Classe D					
Navio	D1		D4		Total
Número de corridas	4		4		8
Número de tons	8		7		15
Número de combinações dos tons 2 a 2	5		4		9
TOTAL DE CORRIDAS DO CONJUNTO DE TESTE					66
TOTAL DE TONS DO CONJUNTO DE TESTE					119

Tabela 4.14 – Conjunto de validação resumo do número de corridas, tons e combinações.

CONJUNTO DE VALIDAÇÃO				
Classe	Navio	Número de corridas	Número de tons	Número de combinações dos tons 2 a 2
A	A3	25	34	13
B	B3	6	12	9
C	C3	7	14	11
TOTAL DE CORRIDAS DO CONJUNTO DE VALIDAÇÃO				38
TOTAL DE TONS DO CONJUNTO DE VALIDAÇÃO				60

A Figura 4.20 apresenta o gráfico RPM x Freqüência média do tom para todas as classes dos navios do conjunto de treinamento, a Figura 4.21 o gráfico do conjunto de teste e a Figura 4.22 do conjunto de validação.

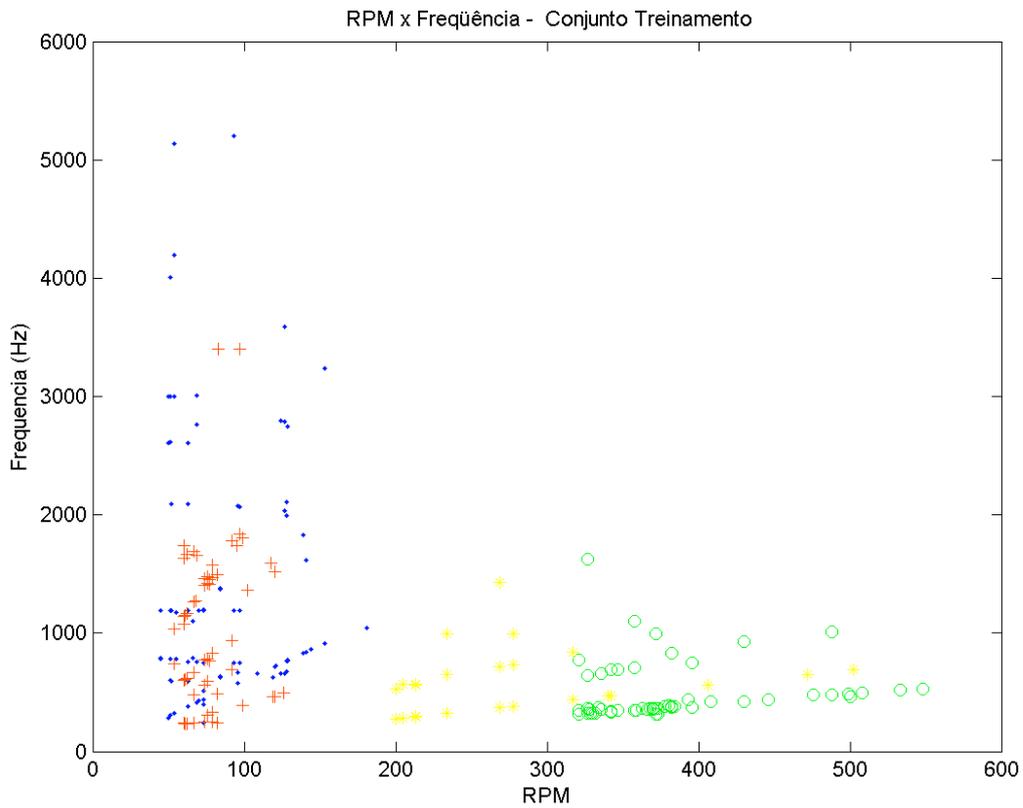


Figura 4.20 – Gráfico RPM X Freqüência do conjunto de treinamento.

- (.) de cor azul - Tons da classe A;
- (o) de cor verde - Tons da classe B;
- (+) de cor vermelha - Tons da classe C;
- (*) de cor amarela – Tons da classe D.

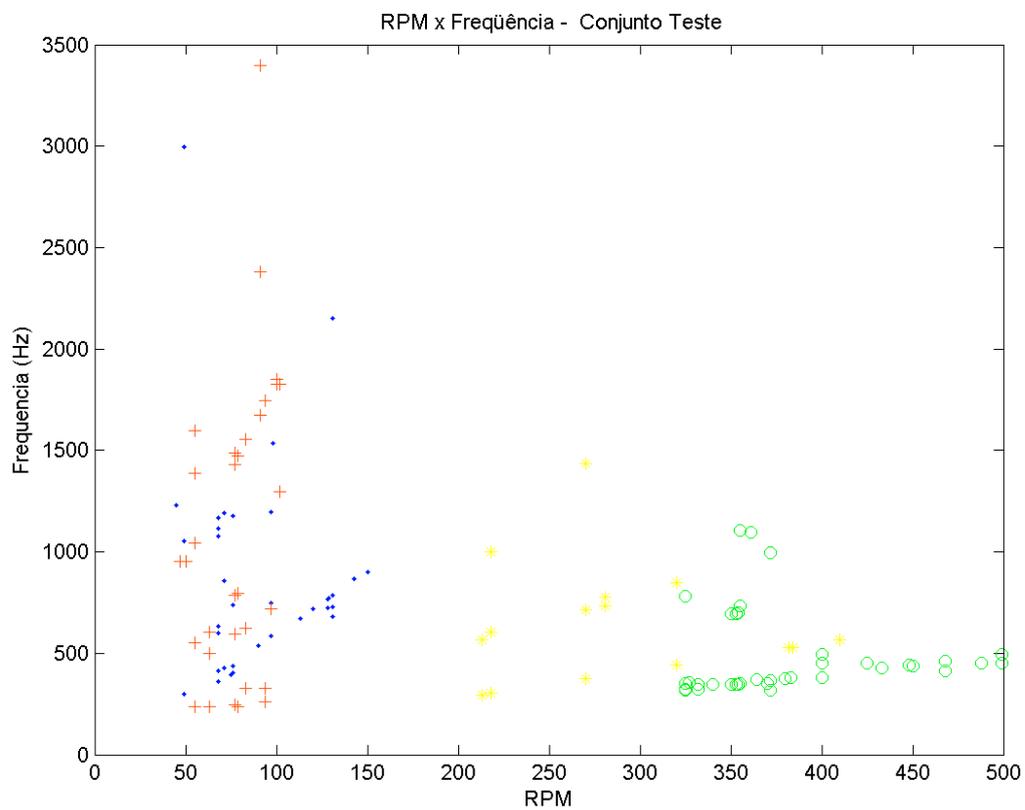


Figura 4.21 – Gráfico RPM X Frequência do conjunto de teste.

- (.) de cor azul - Tons da classe A;
- (o) de cor verde - Tons da classe B;
- (+) de cor vermelha - Tons da classe C;
- (*) de cor amarela – Tons da classe D.

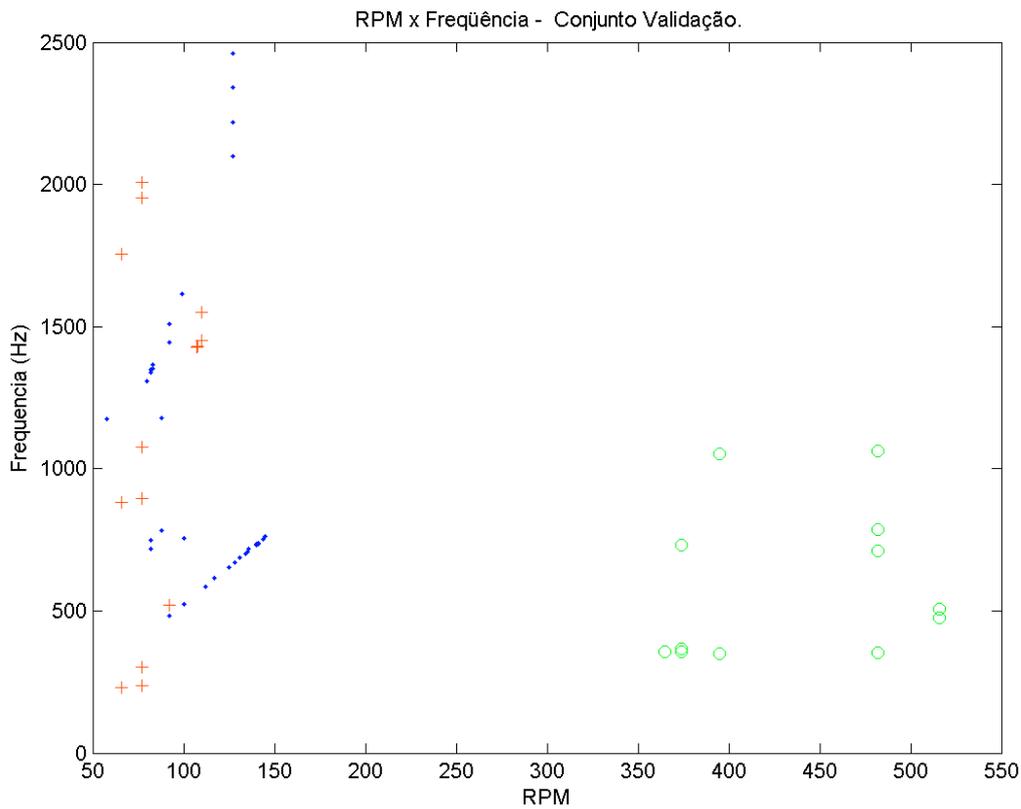


Figura 4.22 – Gráfico RPM X Frequência do conjunto de validação.

- (.) de cor azul - Tons da classe A;
- (o) de cor verde - Tons da classe B;
- (+) de cor vermelha - Tons da classe C;

Nos gráficos relacionados com o conjunto de treinamento e teste, Figuras 4.20 e 4.21, nota-se que as frequências médias dos tons e a RPM das classes A e C se apresentam bastante misturadas, ocorrendo também a mesma situação para as classes B e D. Tal fato demonstra a dificuldade que a rede neural tem para fazer a classificação. No conjunto de validação, não existem tons da classe D, mas pode-se notar a proximidade das classes A e C.

CAPÍTULO 5

RESULTADOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS

5.1 RESULTADOS

Várias redes neurais foram testadas, com diferentes combinações das seguintes características extraídas do tom: Freqüência média; FPBB; Tendência; Diferença entre a maior e a menor freqüência formadora do tom ; Desvio padrão; Curtose; Assimetria. Características obtidas com e sem a presença da tendência. Além das características dos tons também se utilizou a velocidade de rotação dos eixos propulsores (RPM), sendo que os melhores resultados foram obtidos com as seguintes entradas da rede:

- Freqüência média dos tons e a RPM;
- Freqüência média dos tons, a RPM e a FPBB;
- Freqüência média dos tons, a RPM , a tendência e a FPBB;
- Freqüência média dos tons, a RPM e a tendência;
- Freqüência média dos tons, a RPM, a FPBB e a diferença entre a maior e a menor freqüência;
- Freqüência média dos tons, a RPM, a FPBB e a diferença entre a maior e a menor freqüência (retirando a tendência);
- Freqüência média dos tons, a RPM e a diferença entre a maior e a menor freqüência;
- Freqüência média dos tons, a RPM e a diferença entre a maior e a menor freqüência (retirando a tendência);

As Tabelas de 5.1 a 5.8 apresentam os resultados obtidos para estas entradas da rede.

Tabela 5.1 – Frequência média dos tons e a RPM.

Entrando com a frequência média dos tons e a RPM.									
Resultados do Número de Acertos dos Tons - Treinamento			Matriz de Confusão dos Tons - Treinamento						
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D		
A	129	121	A	93,8	0,0	6,2	0,0		
B	130	130	B	0,0	100,0	0,0	0,0		
C	121	107	C	11,6	0,0	88,4	0,0		
D	130	130	D	0,0	0,0	0,0	100,0		
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste						
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D		
A	21	20	A	95,2	0,0	4,8	0,00		
B	24	24	B	0,0	100,0	0,0	0,0		
C	13	11	C	15,4	0,0	84,6	0,0		
D	8	8	D	0,0	0,0	0,0	100,0		
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Teste (um tom por vez)			Matriz de Confusão dos Tons – Teste (um tom por vez)						
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D		
A	35	32	A	91,4	0,00	8,6	0,00		
B	37	37	B	0,0	100,0	0,0	0,0		
C	32	24	C	25,0	0,0	75,0	0,0		
D	15	15	D	0,0	0,0	0,0	100,0		
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação						
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D		
A	25	23	A	92,0	0,0	8,0	0,0		
B	6	6	B	0,0	100,0	0,0	0,0		
C	7	6	C	14,3	0,0	85,7	0,0		
D	x	x	D	x	x	x	x		
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Validação (um tom por vez)			Matriz de Confusão dos Tons - Validação (um tom por vez)						
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D		
A	34	31	A	91,2	0,0	8,8	0,0		
B	12	10	B	0,0	83,3	0,00	16,7		
C	14	12	C	14,3	0,00	85,7	0,0		
D	x	x	D	x	x	x	x		
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)			Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)						
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste						
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D		
A	22	20	A	90,9	0,0	9,1	0,0		
B	16	16	B	0,0	100,0	0,0	0,0		
C	36	33	C	8,3	0,00	91,7	0,00		
D	9	9	D	0,0	0,0	0,0	100,0		
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)			Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)						
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação						
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D		
A	13	10	A	76,9	0,0	23,1	0,0		
B	9	8	B	0,0	88,9	0,0	11,1		
C	11	9	C	18,2	0,0	81,8	0,0		
D	x	x	D	x	x	x	x		

As Figuras 5.1 a 5.3 mostram as regiões mapeadas, pela rede neural, no gráfico RPM x Frequência Média, para os conjuntos de treinamento, teste e validação, na avaliação de um tom por vez, sendo que os valores estão normalizados. Nas Figuras, as cores se relacionam com as classes e os símbolos com os tons de cada classe. O ideal seria encontrar na área mapeada para cada classe (cores) os tons (símbolos) relacionados.

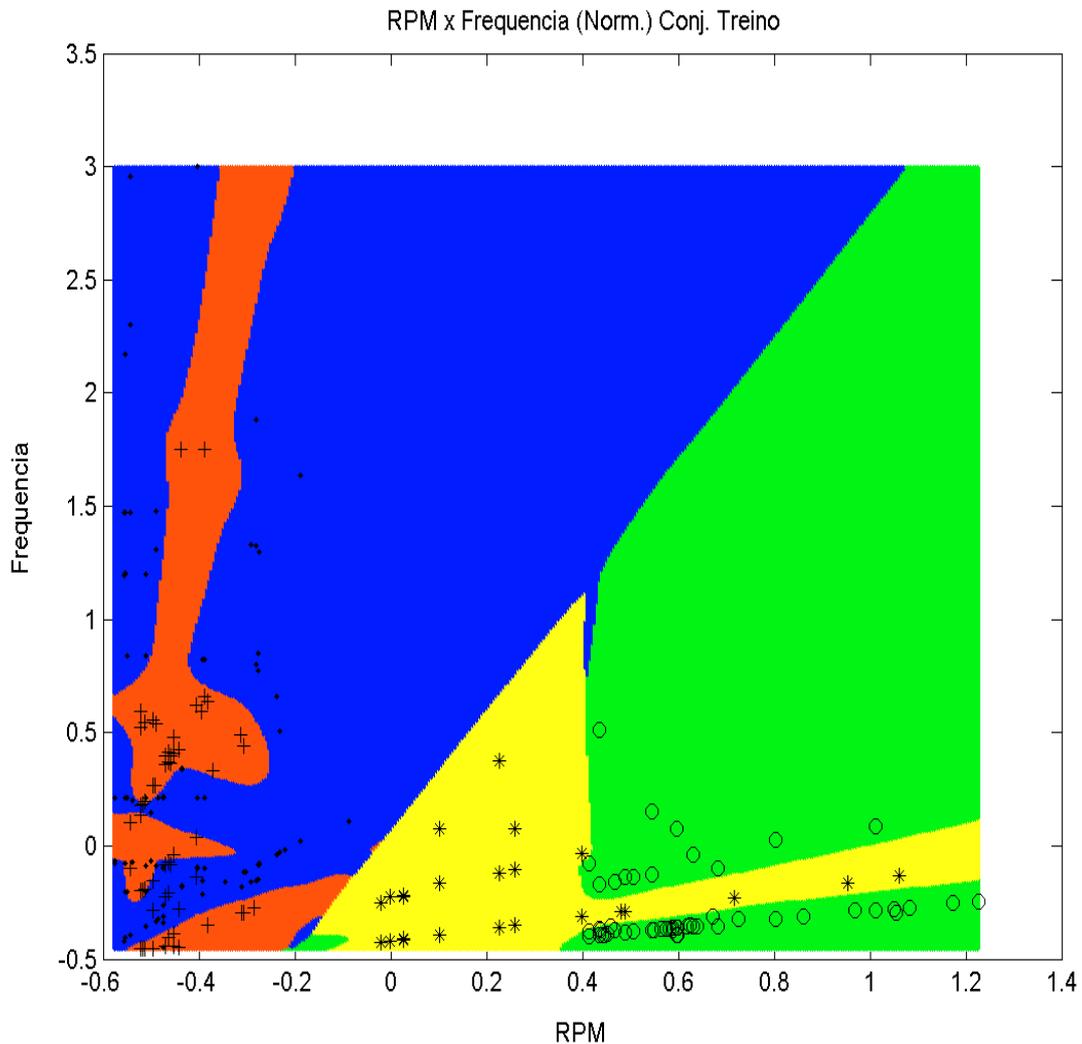


Figura 5.1 – Gráfico RPM X Frequência (Normalizados) do conjunto de treinamento. Cor azul – classe A e (.) - Tons da classe A; Cor verde – classe B e (o) - Tons da classe B; Cor vermelha – classe C e (+) - Tons da classe C e Cor amarela – classe D e (*) – Tons da classe D.

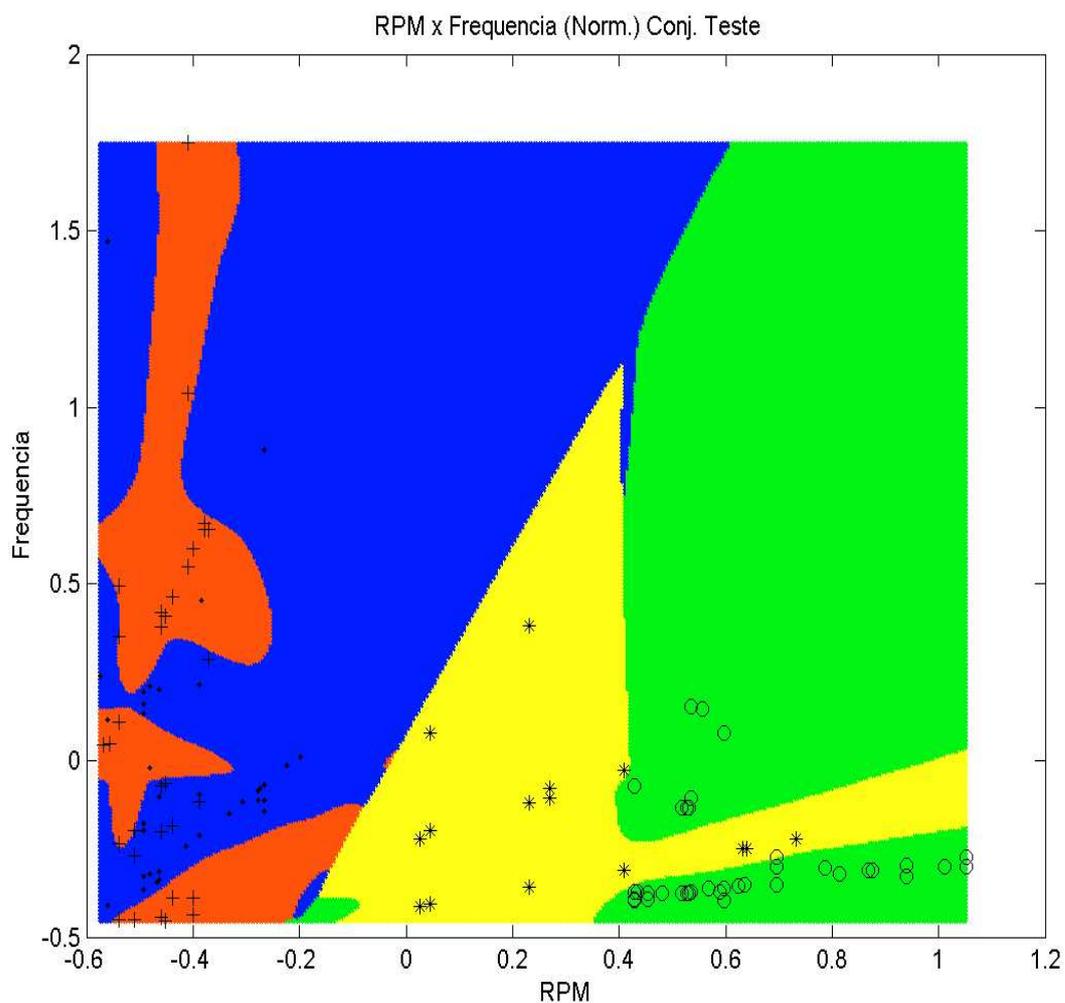


Figura 5.2 – Gráfico RPM X Frequência (Normalizados) do conjunto de teste.

Cor azul – classe A e (.) - Tons da classe A;

Cor verde – classe B e (o) - Tons da classe B;

Cor vermelha – classe C e (+) - Tons da classe C;

Cor amarela – classe D e (*) – Tons da classe D.

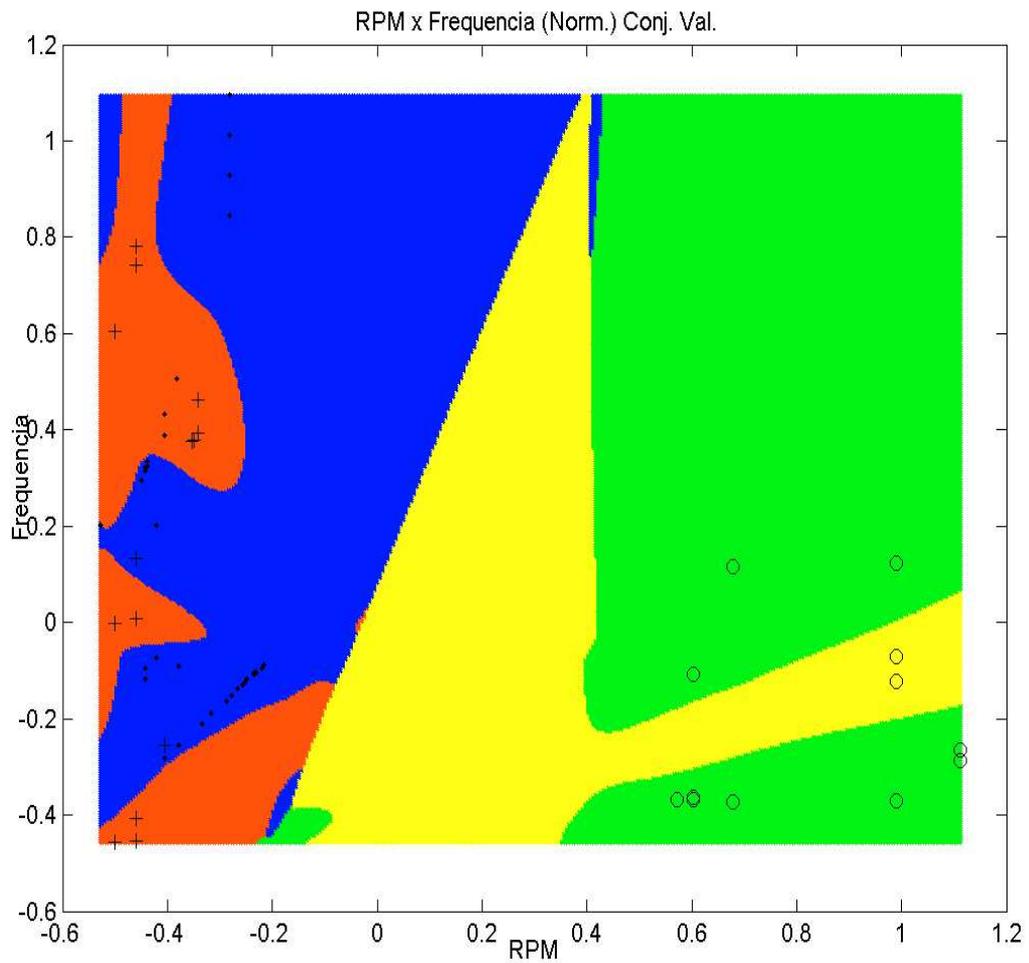


Figura 5.3 – Gráfico RPM X Frequência (Normalizados) do conjunto de validação.

Cor azul – classe A e (.) - Tons da classe A;

Cor verde – classe B e (o) - Tons da classe B;

Cor vermelha – classe C e (+) - Tons da classe C;

Cor amarela – classe D e (*) – Tons da classe D.

Tabela 5.2 – Frequência média dos tons, a RPM e a FPBB.

Entrando com a frequência média dos tons, a RPM e a FPBB.									
Resultados do Número de Acertos dos Tons - Treinamento					Matriz de Confusão dos Tons - Treinamento				
Classe	Tons	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	129	129			A	100,0	0,0	0,0	0,0
B	130	130			B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	121	118			C	2,5	0,0	97,5	0,0
D	130	130			D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste					Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	21	19			A	90,5	0,0	9,5	0,0
B	24	24			B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	13	12			C	7,7	0,0	92,3	0,0
D	8	8			D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Teste (um tom por vez)					Matriz de Confusão dos Tons – Teste (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	35	32			A	91,4	0,00	8,6	0,00
B	37	35			B	0,0	94,6	0,0	5,4
C	32	28			C	12,5	0,0	87,5	0,0
D	15	15			D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação					Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	25	22			A	88,0	0,0	12,0	0,0
B	6	6			B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	7	6			C	14,3	0,0	85,7	0,0
D	x	x			D	x	x	x	x
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Validação (um tom por vez)					Matriz de Confusão dos Tons - Validação (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	34	28			A	82,4	0,00	17,6	0,00
B	12	11			B	0,00	91,7	0,00	8,3
C	14	10			C	28,6	0,00	71,4	0,00
D	x	x			D	x	x	x	x
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)					Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste					Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	22	20			A	90,9	0,0	9,1	0,0
B	16	16			B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	36	32			C	11,1	0,0	88,9	0,0
D	9	9			D	0,0	0,0	0,0	100,0
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)					Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação					Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	13	10			A	76,9	0,0	23,1	0,0
B	9	7			B	0,0	77,8	0,00	22,2
C	11	10			C	9,1	0,0	90,9	0,0
D	x	x			D	x	x	x	x

Tabela 5.3 – Frequência média dos tons, a RPM, a tendência e a FPBB

Entrando com a frequência média dos tons, a RPM, a tendência e a FPBB.							
Resultados do Número de Acertos dos Tons - Treinamento			Matriz de Confusão dos Tons - Treinamento				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	129	128	A	99,2	0,0	0,8	0,0
B	130	130	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	121	118	C	2,5	0,0	97,5	0,0
D	130	130	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	21	18	A	85,7	0,0	14,3	0,0
B	24	24	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	13	10	C	23,1	0,0	76,9	0,0
D	8	8	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Teste (um tom por vez)			Matriz de Confusão dos Tons – Teste (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	35	28	A	80,0	0,0	20,0	0,0
B	37	37	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	32	23	C	28,1	0,00	71,9	0,00
D	15	13	D	0,00	13,3	0,00	86,7
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	25	19	A	76,0	0,0	24,0	0,0
B	6	5	B	0,00	83,3	0,00	16,7
C	7	6	C	14,3	0,0	85,7	0,0
D	x	x	D	x	x	x	x
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Validação (um tom por vez)			Matriz de Confusão dos Tons - Validação (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	34	26	A	76,5	0,00	23,5	0,00
B	12	9	B	0,0	75,0	0,0	25,0
C	14	10	C	28,6	0,00	71,4	0,00
D	x	x	D	x	x	x	x
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)			Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	22	18	A	81,8	0,0	18,2	0,0
B	16	16	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	36	28	C	22,2	0,0	77,8	0,0
D	9	9	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)			Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	13	10	A	76,9	0,0	23,1	0,0
B	9	6	B	0,00	66,7	0,00	33,3
C	11	8	C	27,3	0,00	72,7	0,00
D	x	x	D	x	x	x	x

Tabela 5.4 – Frequência média dos tons, a RPM e a tendência.

Entrando com a frequência média dos tons, a RPM e a tendência.							
Resultados do Número de Acertos dos Tons - Treinamento			Matriz de Confusão dos Tons - Treinamento				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	129	125	A	96,9	0,0	3,1	0,0
B	130	130	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	121	115	C	5,0	0,00	95,0	0,00
D	130	130	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	21	18	A	85,7	0,0	14,3	0,0
B	24	24	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	13	10	C	23,1	0,0	76,9	0,0
D	8	8	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Teste (um tom por vez)			Matriz de Confusão dos Tons – Teste (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	35	29	A	82,9	0,00	17,1	0,00
B	37	37	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	32	21	C	34,4	0,0	65,6	0,0
D	15	15	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	25	22	A	88,0	0,0	12,0	0,0
B	6	6	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	7	5	C	28,6	0,00	71,4	0,00
D	x	x	D	x	x	x	x
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Validação (um tom por vez)			Matriz de Confusão dos Tons - Validação (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	34	28	A	82,4	0,00	17,6	0,00
B	12	11	B	0,00	91,7	0,00	8,3
C	14	11	C	21,4	0,00	78,6	0,00
D	x	x	D	x	x	x	x
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)			Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	22	16	A	72,7	0,00	27,3	0,00
B	16	16	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	36	24	C	33,3	0,00	66,7	0,00
D	9	9	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)			Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	13	10	A	76,9	0,0	23,1	0,0
B	9	7	B	0,0	77,8	0,0	22,2
C	11	11	C	0,0	0,0	100,0	0,0
D	x	x	D	x	x	x	x

Tabela 5.5 – Frequência média dos tons, a RPM, a FPBB e a diferença entre a maior e a menor frequência.

Entrando com a frequência média dos tons, a RPM, a FPBB e a diferença entre a maior e a menor frequência.									
Resultados do Número de Acertos dos Tons - Treinamento					Matriz de Confusão dos Tons - Treinamento				
Classe	Tons	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	129	129			A	100,0	0,0	0,0	0,0
B	130	130			B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	121	120			C	0,8	0,00	99,2	0,00
D	130	130			D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste					Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	21	20			A	95,2	0,00	4,8	0,00
B	24	24			B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	13	11			C	15,4	0,0	84,6	0,0
D	8	6			D	0,0	25,0	0,0	75,0
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Teste (um tom por vez)					Matriz de Confusão dos Tons – Teste (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	35	33			A	94,3	0,0	5,7	0,0
B	37	36			B	0,0	97,3	0,0	2,7
C	32	25			C	21,9	0,00	78,1	0,00
D	15	13			D	0,00	13,3	0,00	86,7
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação					Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	25	21			A	84,0	0,0	16,0	0,0
B	6	6			B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	7	6			C	14,3	0,0	85,7	0,0
D	x	x			D	x	x	x	x
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Validação (um tom por vez)					Matriz de Confusão dos Tons - Validação (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	34	26			A	76,5	0,00	23,5	0,00
B	12	11			B	0,00	91,7	0,00	8,3
C	14	10			C	28,6	0,00	71,4	0,00
D	x	x			D	x	x	x	x
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)					Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste					Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	22	21			A	95,5	0,00	4,5	0,00
B	16	16			B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	36	32			C	11,1	0,0	88,9	0,0
D	9	8			D	0,0	11,1	0,0	88,9
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)					Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação					Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos			Classe	A	B	C	D
A	13	10			A	76,9	0,0	23,1	0,0
B	9	6			B	0,0	66,7	0,00	33,3
C	11	8			C	27,3	0,00	72,7	0,0
D	x	x			D	x	x	x	x

Tabela 5.6 - Frequência média dos tons, a RPM, a FPBB e a diferença entre a maior e a menor frequência (retirando a tendência);

Entrando com a frequência média dos tons, a RPM, a FPBB e a diferença entre a maior e a menor frequência (retirando a tendência).							
Resultados do Número de Acertos dos Tons - Treinamento			Matriz de Confusão dos Tons - Treinamento				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	129	129	A	100,0	0,0	0,0	0,0
B	130	130	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	121	121	C	0,0	0,0	100,0	0,0
D	130	115	D	0,00	11,5	0,00	88,5
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	21	20	A	95,2	0,00	4,8	0,00
B	24	24	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	13	12	C	7,7	0,0	92,3	0,0
D	8	5	D	0,0	37,5	0,0	62,5
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Teste (um tom por vez)			Matriz de Confusão dos Tons – Teste (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	35	33	A	94,3	0,0	5,7	0,0
B	37	36	B	0,0	97,3	2,7	0,0
C	32	30	C	6,3	0,00	93,7	0,00
D	15	11	D	0,00	26,7	0,00	73,3
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	25	22	A	88,0	0,0	12,0	0,0
B	6	6	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	7	5	C	28,6	0,00	71,4	0,00
D	x	x	D	x	x	x	x
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Validação (um tom por vez)			Matriz de Confusão dos Tons - Validação (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	34	29	A	85,3	0,0	14,7	0,0
B	12	12	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	14	10	C	28,6	0,00	71,4	0,00
D	x	x	D	x	x	x	x
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)			Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	22	22	A	100,0	0,0	0,0	0,0
B	16	16	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	36	33	C	8,3	0,00	91,7	0,00
D	9	9	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)			Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	13	12	A	92,3	0,0	7,7	0,0
B	9	9	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	11	5	C	54,5	0,0	45,5	0,00
D	x	x	D	x	x	x	x

Tabela 5.7 - Frequência média dos tons, a RPM, e a diferença entre a maior e a menor frequência.

Entrando com a frequência média dos tons, a RPM e a diferença entre a maior e a menor frequência.							
Resultados do Número de Acertos dos Tons - Treinamento			Matriz de Confusão dos Tons - Treinamento				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	129	123	A	95,3	0,00	4,7	0,00
B	130	130	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	121	118	C	2,5	0,0	97,5	0,0
D	130	130	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	21	20	A	95,2	0,00	0,0	0,00
B	24	24	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	13	11	C	15,4	0,0	84,6	0,0
D	8	8	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Teste (um tom por vez)			Matriz de Confusão dos Tons – Teste (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	35	33	A	94,3	0,0	5,7	0,0
B	37	36	B	0,0	97,3	0,0	2,7
C	32	26	C	18,8	0,00	81,2	0,00
D	15	15	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	25	20	A	80,0	0,0	20,0	0,0
B	6	6	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	7	5	C	28,6	0,00	71,4	0,00
D	x	x	D	x	x	x	x
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Validação (um tom por vez)			Matriz de Confusão dos Tons - Validação (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	34	27	A	79,4	0,0	20,6	0,0
B	12	10	B	0,00	83,3	0,00	16,7
C	14	10	C	28,6	0,00	71,4	0,00
D	x	x	D	x	x	x	x
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)			Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	22	20	A	90,9	0,0	9,1	0,0
B	16	16	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	36	34	C	5,6	0,00	94,4	0,00
D	9	9	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)			Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	13	9	A	69,2	0,00	30,8	0,00
B	9	6	B	0,00	66,7	0,00	33,3
C	11	5	C	54,5	0,00	45,5	0,00
D	x	x	D	x	x	x	x

Tabela 5.8 - Frequência média dos tons, a RPM e a diferença entre a maior e a menor frequência (retirando a tendência).

Entrando com a frequência média dos tons, a RPM e a diferença entre a maior e a menor frequência (retirando a tendência).							
Resultados do Número de Acertos dos Tons - Treinamento			Matriz de Confusão dos Tons - Treinamento				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	129	122	A	94,6	0,00	5,4	0,00
B	130	130	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	121	119	C	1,7	0,00	98,3	0,00
D	130	130	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	21	20	A	95,2	0,00	4,8	0,00
B	24	24	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	13	11	C	15,4	0,0	84,6	0,0
D	8	8	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Teste (um tom por vez)			Matriz de Confusão dos Tons – Teste (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	35	33	A	94,3	0,0	5,7	0,0
B	37	35	B	0,0	94,6	0,0	5,4
C	32	25	C	21,9	0,0	78,1	0,0
D	15	14	D	0,00	6,7	0,00	93,3
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	25	20	A	80,0	0,0	20,0	0,0
B	6	6	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	7	5	C	28,6	0,00	71,4	0,00
D	x	x	D	x	x	x	x
Resultados do Número de Acertos dos Tons – Validação (um tom por vez)			Matriz de Confusão dos Tons - Validação (um tom por vez)				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	34	25	A	73,5	0,00	26,5	0,00
B	12	10	B	0,00	83,3	0,00	16,7
C	14	10	C	28,6	0,00	71,4	0,00
D	x	x	D	x	x	x	x
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)			Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	22	22	A	100,0	0,0	0,0	0,0
B	16	16	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	36	29	C	19,4	0,00	80,6	0,00
D	9	9	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)			Simulando todas as corridas com 2 tons (combinando os tons)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	13	9	A	69,2	0,00	30,8	0,00
B	9	8	B	0,0	88,9	0,0	11,1
C	11	5	C	54,5	0,00	45,5	0,00
D	x	x	D	x	x	x	x

Com os dados obtidos das respostas da rede do conjunto de treinamento, também elaborou-se uma interpretação estatística, visando obter a porcentagem “da certeza” com que o classificador está informando a classe do navio. Esta interpretação estatística foi feita com as duas redes neurais que obtiveram os melhores resultados na classificação das corridas nos conjuntos de validação. Foram usadas, assim, as entradas:

- Frequência média dos tons e a RPM;
- Frequência média dos tons, a RPM e a FPBB;

Para isto, obteve-se em cada neurônio de saída, relacionado com cada uma das classes, o valor de U_k , valor este obtido antes de passar pela função de ativação. Então, foi feita a separação dos valores de U_k para todas as classes relacionando-se os valores de U_k com a indicação real da classe dada pelo operador sonar.

Por exemplo, obtinha-se os valores de U_A no neurônio de saída relacionado com a classe A para todos os tons dos navios indicados pelo operador sonar como sendo da classe A e também obtinha-se os valores de U_A no mesmo neurônio de saída relacionado com a classe A para todos os tons diferentes da classe A. O mesmo procedimento era feito para U_B , U_C e U_D . Na Figura 5.4, podemos ver o esquema para os 4 neurônios de saída.

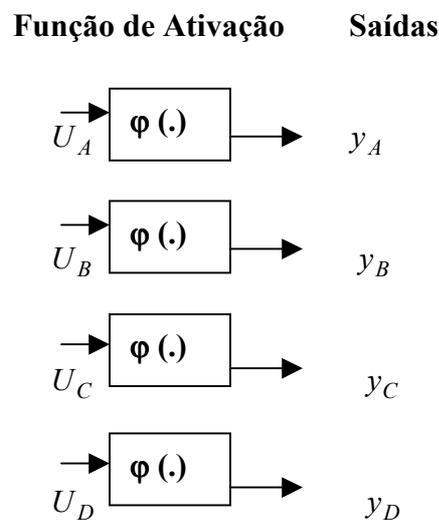


Figura 5.4 - Esquema para os 4 neurônios da camada de saída.

Uma vez obtidos os valores de U_A , U_B , U_C e U_D foram gerados histogramas para se verificar como estavam distribuídos estes valores. Para se calcular o percentual de indicação das classes, ajustou-se uma função de distribuição aos dados, utilizou-se uma distribuição normal. Deve ser ressaltado que o objetivo em foco é uma proposta de uma metodologia que permita informar ao operador sonar mais detalhes sobre a indicação dada pelo classificador. A distribuição normal foi escolhida por ser de fácil aplicação para se demonstrar esta metodologia e também por se entender que esta distribuição se aplica a maioria dos fenômenos na natureza, possibilitando, ainda que com restrições, a informação de um percentual para a indicação de cada classe. Em um aprofundamento do estudo, distribuições mais adequadas poderão ser pesquisadas e utilizadas [13].

Na Figura 5.5, pode-se ver os resultados dos histogramas e as curvas da distribuição normal obtidos para os valores de U_A , U_B , U_C e U_D (U_k) para as indicações relacionadas com as classes A, B, C e D (k) do conjunto de treinamento.

As Figuras de 5.5 a 5.8 relacionam-se com os resultados obtidos com as redes com entradas frequência média dos tons e a RPM.

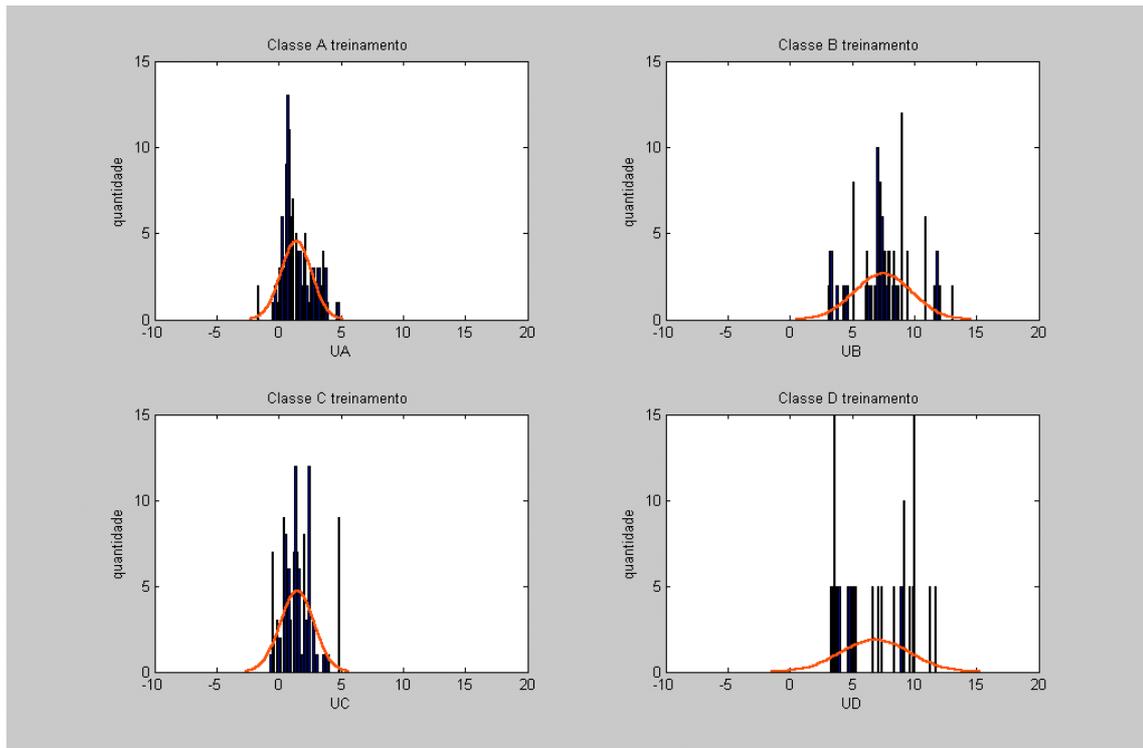


Figura 5.5 - Histogramas e as curvas da distribuição normal obtidos para os valores de U_A , U_B , U_C e U_D para as indicações relacionadas com as classes A, B, C e D (k) do conjunto de treinamento.

A Figura 5.6 mostra os histogramas e as curvas da distribuição normal obtidos para os valores de U_A , U_B , U_C e U_D (U_k) para as indicações relacionadas com as classes diferentes de A, B, C e D (k) do conjunto de treinamento.

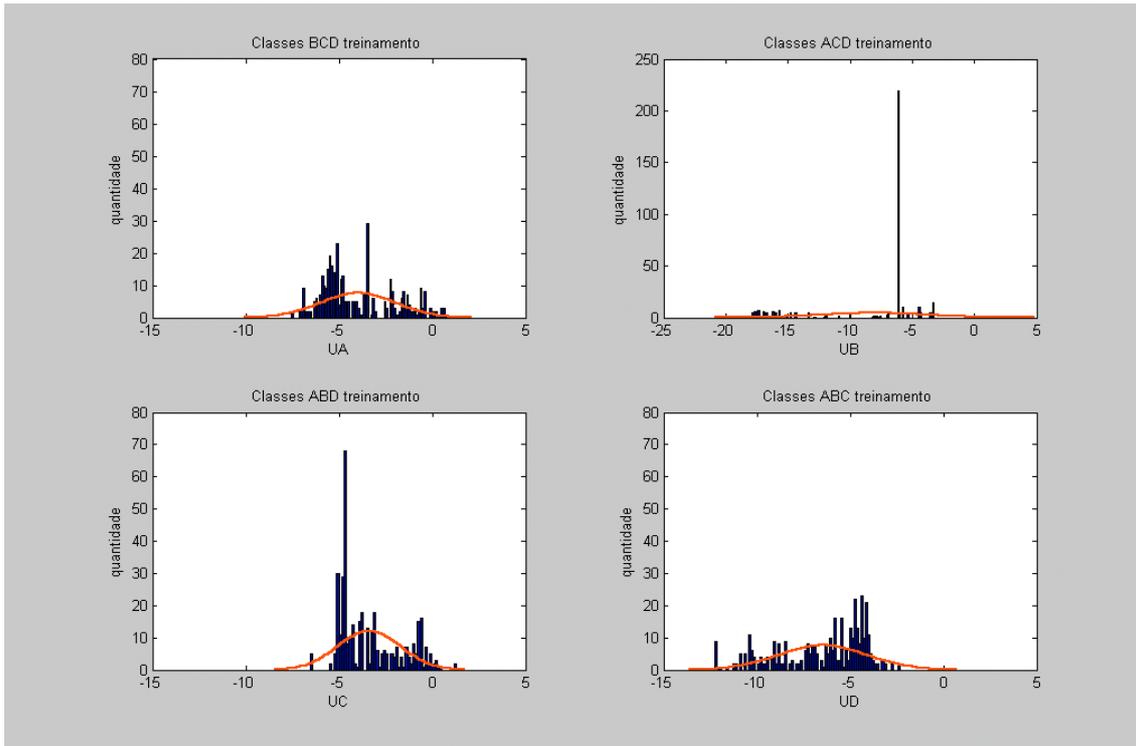


Figura 5.6 - Histogramas e as curvas da distribuição normal obtidos para os valores de U_A , U_B , U_C e U_D para as indicações relacionadas com as classes diferentes de A, B, C e D (k) do conjunto de treinamento.

Na Figura 5.7, pode-se observar a função da distribuição da densidade normal que foi ajustada para os resultados obtidos do conjunto de treinamento. Nos gráficos, as curvas com os valores de U_k positivos são os relacionados com as classes k e as curvas mais à esquerda são os valores de U_k para as classes diferentes de k.

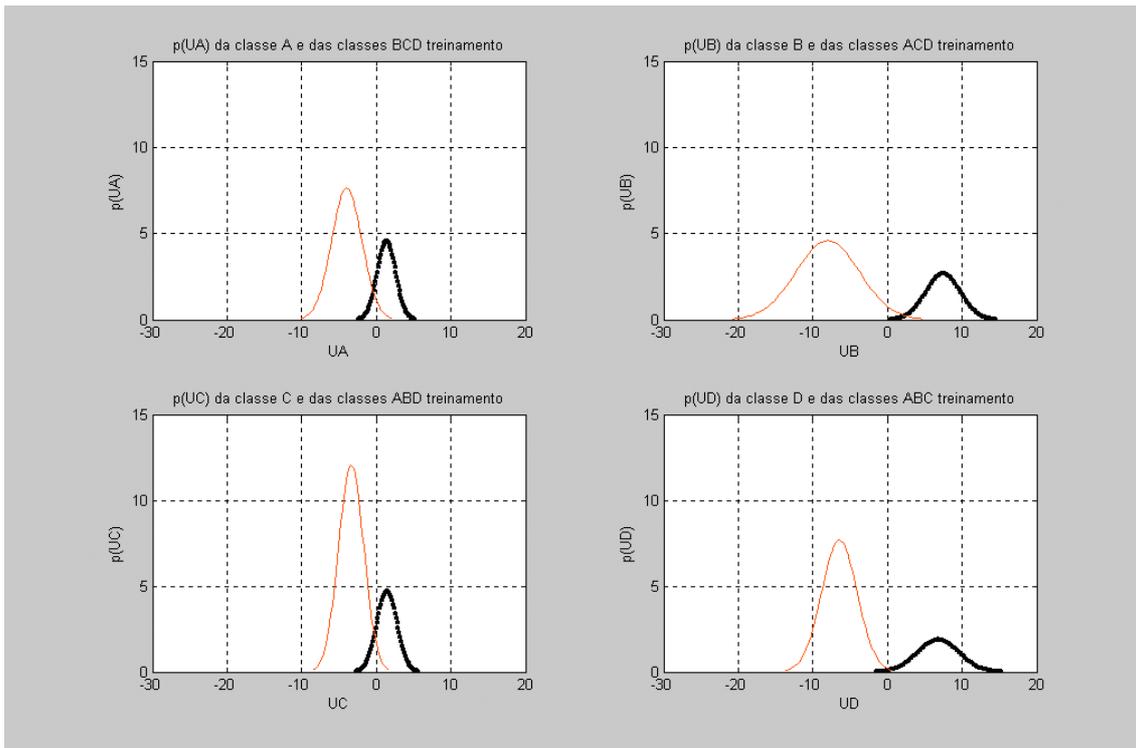


Figura 5.7 - Função da distribuição da densidade para os resultados obtidos do conjunto de treinamento. Os valores de U_k positivos são os relacionados com as classes k e as curvas mais à esquerda são os valores de U_k para as classes diferentes de k .

Após obter a função da distribuição da densidade normal, utilizou-se os valores de U_A , U_B , U_C e U_D dos conjuntos de teste e validação, para encontrar na curva o respectivo valor da função da densidade $p(U_k)$.

Na Figura 5.8, podemos ver de forma gráfica, o resultado da utilização dos valores de U_A , U_B , U_C e U_D gerados por uma entrada do conjunto de teste e os pontos encontrados nas curvas normais.

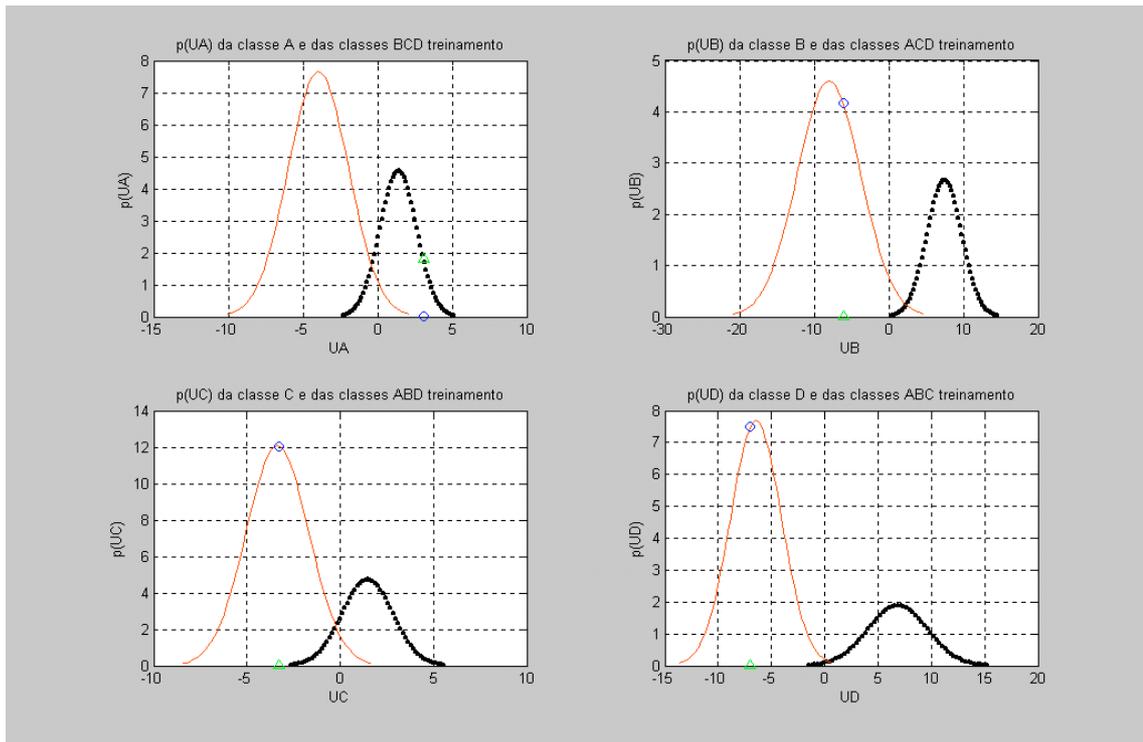


Figura 5.8 - Resultado da utilização dos valores de U_A , U_B , U_C e U_D gerados por uma entrada do conjunto de teste e os pontos encontrados nas curvas normais. O triângulo verde relaciona-se com a curva dos valores de U_k das classes k e o círculo azul com os valores de U_k para as classes diferentes de k.

Com os valores obtidos na distribuição normal, calculou-se o percentual relativo para as indicações dos U_k s (relativo U_k), através da seguinte fórmula (5.1):

$$\text{relativo } U_k = \frac{p U_k}{(p U_k + p \bar{U}_k)} \quad (5.1)$$

onde $p \bar{U}_k$ é o valor de $p U_k$ das classes diferentes de k.

Desta forma, calculou-se o relativo U_A , relativo U_B , relativo U_C e relativo U_D .

Para encontrar-se o valor a ser informado do percentual da classe (Pdaclasse k), dividiu-se cada percentual relativo pelo somatório de todos os percentuais relativos, segundo a fórmula abaixo (5.2) :

$$\text{Pdaclasse k} = \frac{100 \times \text{relativo } U_k}{(\text{relativo } U_A + \text{relativo } U_B + \text{relativo } U_C + \text{relativo } U_D)} \quad (5.2)$$

A Tabela 5.9, mostra o resultado da indicação da classe A para o exemplo da Figura 5.8.

Tabela 5.9 – Probabilidade da entrada pertencer a uma classe.

% A	% B	% C	% D
99,9	0,0	0,1	0,0

Os resultados obtidos com o uso da distribuição normal para a avaliação das corridas dos conjuntos de teste e validação estão na Tabela 5.10. As indicações com o percentual de cada classe para o conjunto de teste encontram-se na Tabela 5.11 e para o conjunto de validação na Tabela 5.12. As tabelas também indicam a ocorrência de acertos confrontando os resultados com a classe real.

Tabela 5.10 - Resultados obtidos com a rede neural e utilizando a distribuição normal.

Entrando com a frequência média dos tons e a RPM. (Utilizando a Distribuição Normal)									
Resultados do Número de Acertos dos Tons - Treinamento			Matriz de Confusão dos Tons - Treinamento						
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D		
A	129	121	A	93,8	0,0	6,2	0,0		
B	130	130	B	0,0	100,0	0,0	0,0		
C	121	107	C	11,6	0,0	88,4	0,0		
D	130	130	D	0,0	0,0	0,0	100,0		
Resultados do Número de Acertos dos Tons - Treinamento (Distribuição Normal)			Matriz de Confusão dos Tons - Treinamento (Distribuição Normal)						
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D		
A	129	121	A	93,8	0,0	6,2	0,0		
B	130	130	B	0,0	100,0	0,0	0,0		
C	121	106	C	12,4	0,0	87,6	0,0		
D	130	130	D	0,0	0,0	0,0	100,0		
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste						
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D		
A	21	20	A	95,2	0,0	4,8	0,0		
B	24	24	B	0,0	100,0	0,0	0,0		
C	13	11	C	15,4	0,0	84,6	0,0		
D	8	8	D	0,0	0,0	0,0	100,0		
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste (Distribuição Normal)			Matriz de Confusão das Corridas - Teste (Distribuição Normal)						
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D		
A	21	20	A	95,2	0,0	4,8	0,0		
B	24	23	B	0,0	95,8	0,0	4,2		
C	13	11	C	15,4	0,0	84,6	0,0		
D	8	8	D	0,0	0,0	0,0	100,0		
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação						
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D		
A	25	23	A	92,0	0,0	8,0	0,0		
B	6	6	B	0,0	100,0	0,0	0,0		
C	7	6	C	14,3	0,0	85,7	0,0		
D	x	x	D	x	x	x	x		
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação (Distribuição Normal)			Matriz de Confusão das Corridas - Validação (Distribuição Normal)						
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste						
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D		
A	25	23	A	92,0	0,0	8,0	0,0		
B	6	5	B	0,0	83,3	0,0	16,7		
C	7	6	C	14,3	0,0	85,7	0,0		
D	x	x	D	x	x	x	x		

Foram verificados os erros na indicação da classe em comum entre os resultados obtidos com a rede neural e a distribuição normal nos conjunto de teste e validação, sendo indicados nas Tabelas 5.11 e 5.12.

Tabela 5.11 – Percentual para indicação de cada classe e os erros em comum (continuação).

Conjunto Teste - Corridas						
% A	% B	% C	% D	Classe Indicada	Erro = 0 Acerto = 1	Classe Real
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
16,4	0,0	83,6	0,0	C	1	C
27,7	0,0	72,3	0,0	C	1	C
54,2	0,0	45,8	0,0	A	0	C *
18,0	0,0	82,0	0,0	C	1	C
79,4	0,0	20,6	0,0	A	0	C *
47,2	0,0	52,8	0,0	C	1	C
34,1	0,0	65,9	0,0	C	1	C
40,0	0,0	60,0	0,0	C	1	C
36,2	0,0	63,8	0,0	C	1	C
16,9	0,0	83,1	0,0	C	1	C
6,0	0,0	94,0	0,0	C	1	C
2,3	0,0	97,7	0,0	C	1	C
36,6	0,0	63,4	0,0	C	1	C
0,0	0,0	0,0	100,0	D	1	D
0,0	0,0	0,0	100,0	D	1	D
0,0	0,0	0,0	100,0	D	1	D
0,0	0,0	0,0	100,0	D	1	D
0,1	0,0	0,0	99,9	D	1	D
0,0	0,0	0,0	100,0	D	1	D
0,0	0,0	0,0	100,0	D	1	D
0,0	0,2	0,0	99,8	D	1	D

(*) erro na indicação da classe em comum entre os resultados obtidos com a rede neural e a distribuição normal.

Tabela 5.12 – Percentual para indicação de cada classe e os erros em comum.

Conjunto Validação - Corridas						
% A	% B	% C	% D	Classe Indicada	Erro = 0 Acerto = 1	Classe Real
86,6	0,0	13,4	0,0	A	1	A
68,0	0,0	32,0	0,0	A	1	A
71,8	0,0	28,2	0,0	A	1	A
55,2	0,0	44,8	0,0	A	1	A
1,4	0,0	98,6	0,0	C	0	A *
64,1	0,0	35,9	0,0	A	1	A
59,3	0,0	40,7	0,0	A	1	A
83,1	0,0	16,9	0,0	A	1	A
100,0	0,0	0,0	0,0	A	1	A
97,1	0,0	2,9	0,0	A	1	A
69,2	0,0	30,8	0,0	A	1	A
65,9	0,0	34,1	0,0	A	1	A
99,0	0,0	1,0	0,0	A	1	A
32,0	0,0	68,0	0,0	C	0	A *
99,2	0,0	0,7	0,1	A	1	A
76,1	0,0	23,9	0,0	A	1	A
98,3	0,0	1,7	0,0	A	1	A
95,7	0,0	4,3	0,0	A	1	A
92,3	0,0	7,7	0,0	A	1	A
96,4	0,0	3,6	0,0	A	1	A
98,2	0,0	1,8	0,0	A	1	A
94,6	0,0	5,4	0,0	A	1	A
98,0	0,0	2,0	0,0	A	1	A
98,3	0,0	1,7	0,0	A	1	A
89,8	0,0	10,2	0,0	A	1	A
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	5,7	0,1	94,2	D	0	B
0,0	99,9	0,1	0,0	B	1	B
69,9	0,0	30,1	0,0	A	0	C *
5,3	0,0	94,7	0,0	C	1	C
4,1	0,0	95,9	0,0	C	1	C
5,1	0,0	94,9	0,0	C	1	C
36,5	0,0	63,5	0,0	C	1	C
2,4	0,0	97,6	0,0	C	1	C
3,9	0,0	96,1	0,0	C	1	C

(*) erro na indicação da classe em comum entre os resultados obtidos com a rede neural e a distribuição normal.

A mesma interpretação estatística foi feita para o conjunto com as entradas Frequência média dos tons, RPM e FPBB. Assim, na Figura 5.9, pode-se ver os resultados dos histogramas e as curvas da distribuição normal obtidos para os valores de U_A , U_B , U_C e U_D (U_k) para as indicações relacionadas com as classes A, B, C e D (k) do conjunto de treinamento.

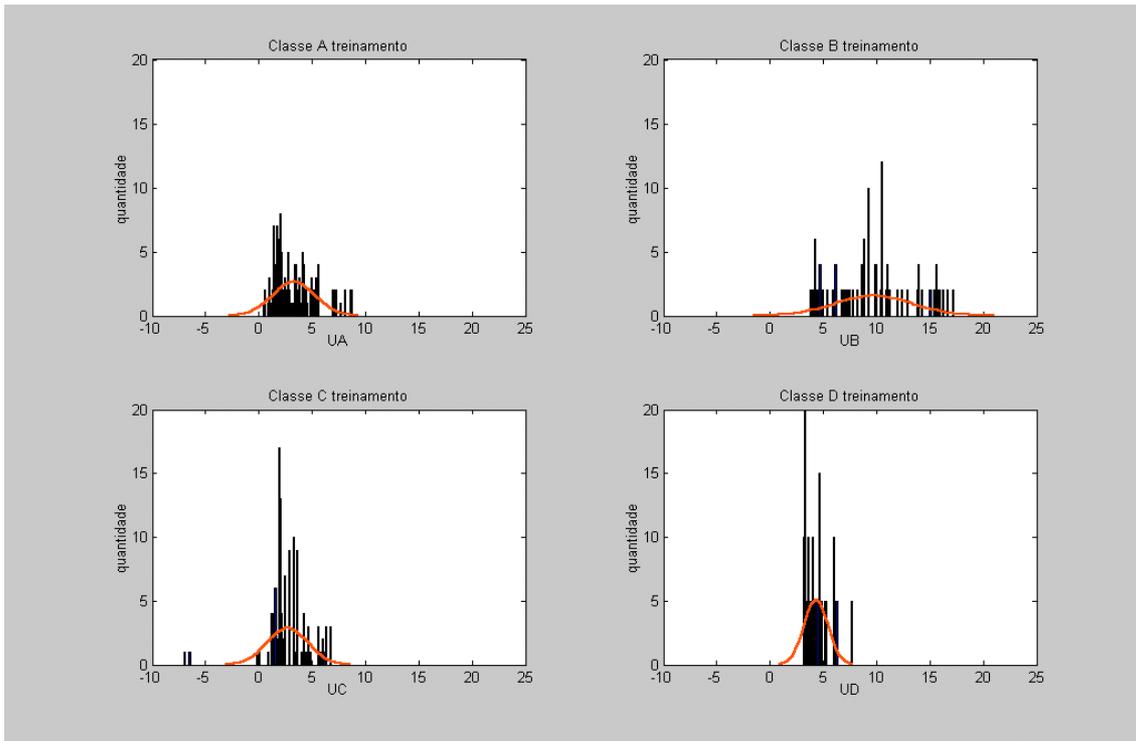


Figura 5.9 - Histogramas e as curvas da distribuição normal obtidos para os valores de U_A , U_B , U_C e U_D para as indicações relacionadas com as classes A, B, C e D (k) do conjunto de treinamento. Conjunto com as entradas Frequência média dos tons, a RPM e a FPBB.

A Figura 5.10 mostra os histogramas e as curvas da distribuição normal obtidos para os valores de U_A , U_B , U_C e U_D (U_k) para as indicações relacionadas com as classes diferentes de A, B, C e D (k) do conjunto de treinamento.

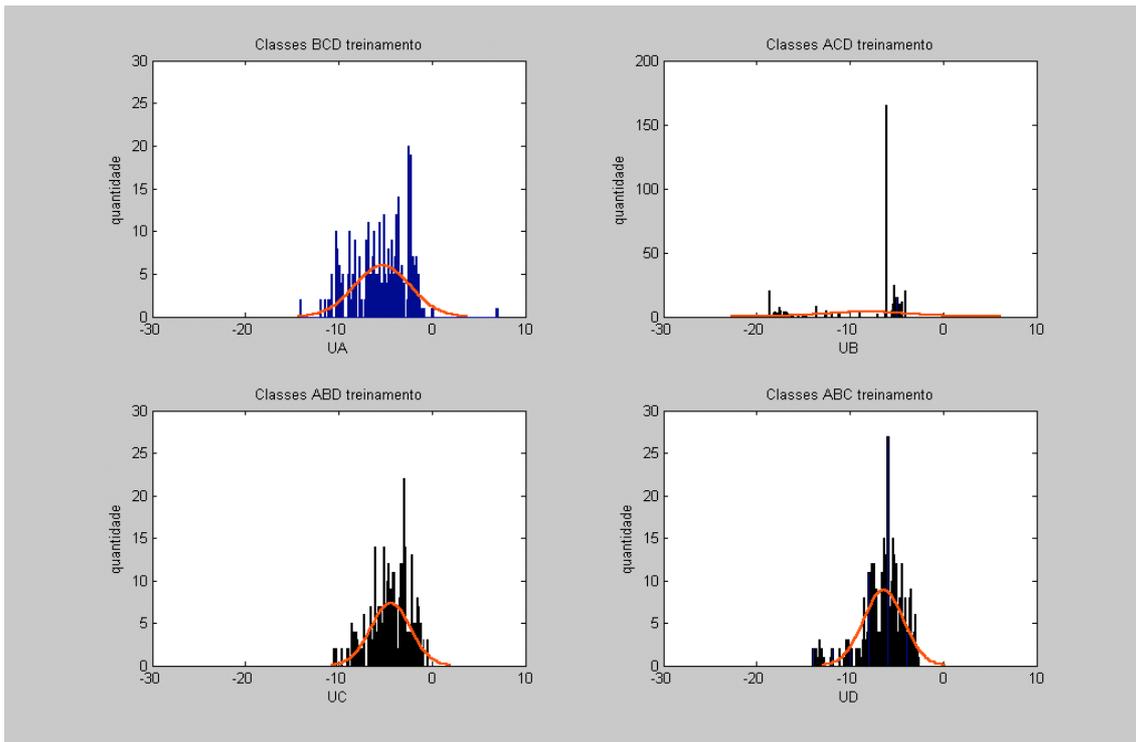


Figura 5.10 - Histogramas e as curvas da distribuição normal obtidos para os valores de U_A , U_B , U_C e U_D para as indicações relacionadas com as classes diferentes de A, B, C e D (k) do conjunto de treinamento. Conjunto com as entradas Freqüência média dos tons, a RPM e a FPBB.

Na Figura 5.11, pode-se observar a função da distribuição da densidade normal que foi ajustada para os resultados obtidos do conjunto de treinamento. Nos gráficos, as curvas com os valores de U_k positivos são os relacionados com as classes k e as curvas mais à esquerda são os valores de U_k para as classes diferentes de k.

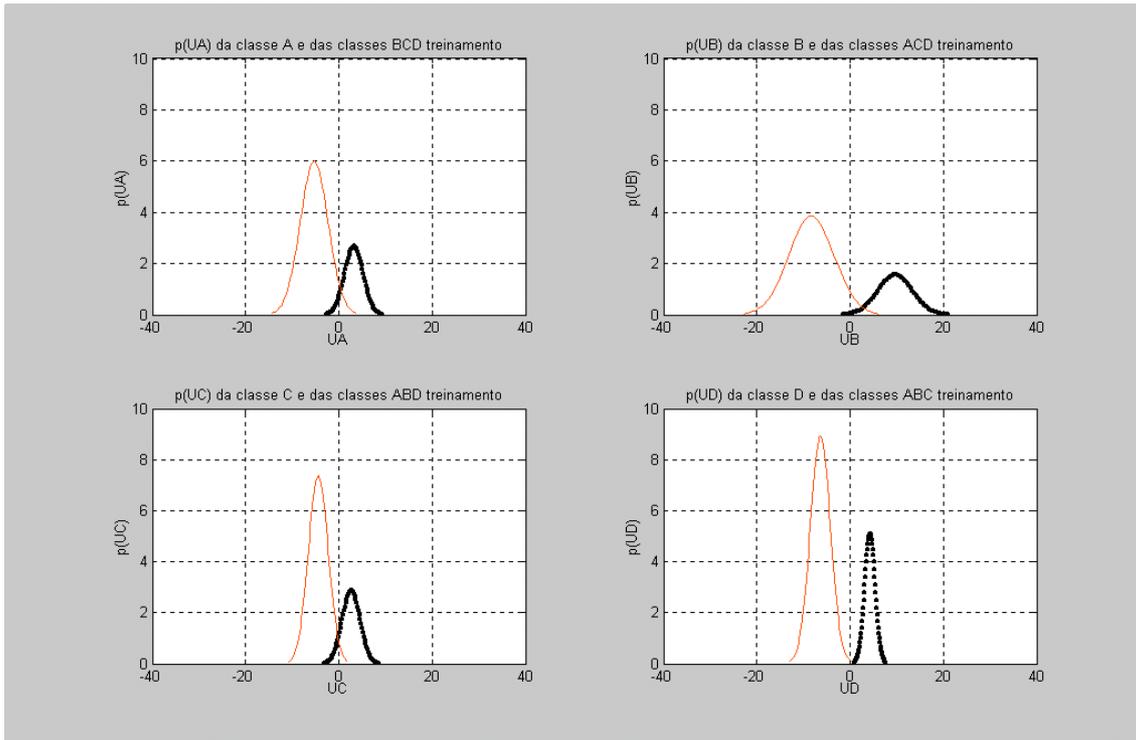


Figura 5.11 - Função da distribuição da densidade para os resultados obtidos do conjunto de treinamento. Os valores de U_k positivos são os relacionados com as classes k e as curvas mais à esquerda são os valores de U_k para as classes diferentes de k . Conjunto com as entradas Frequência média dos tons, RPM e FPBB.

Os resultados obtidos com o uso da distribuição normal para a avaliação das corridas do conjunto de teste e validação estão na Tabela 5.13. As indicações com o percentual de cada classe para o conjunto de teste encontram-se na Tabela 5.14 e para o conjunto de validação na Tabela 5.15. As tabelas também indicam se houve acertos confrontando os resultados com a classe real. Os erros em comum na indicação da classe das corrida entre os resultados obtidos com a rede neural e a distribuição normal nos conjunto de teste e validação também estão indicados.

Tabela 5.13 - Resultados obtidos com a rede neural e utilizando a distribuição normal.

Entrando com a frequência média dos tons, a RPM e a FPBB. (Utilizando a Distribuição Normal)							
Resultados do Número de Acertos dos Tons - Treinamento			Matriz de Confusão dos Tons - Treinamento				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	129	129	A	100,0	0,0	0,0	0,0
B	130	130	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	121	118	C	2,5	0,0	97,5	0,0
D	130	130	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos dos Tons - Treinamento (Distribuição Normal)			Matriz de Confusão dos Tons - Treinamento (Distribuição Normal)				
Classe	Tons	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	129	129	A	100,0	0,0	0,0	0,0
B	130	130	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	121	119	C	1,7	0,0	98,3	0,0
D	130	130	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	21	19	A	90,5	0,0	9,5	0,0
B	24	24	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	13	12	C	7,7	0,0	92,3	0,0
D	8	8	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste (Distribuição Normal)			Matriz de Confusão das Corridas - Teste (Distribuição Normal)				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	21	19	A	90,5	0,0	9,5	0,0
B	24	24	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	13	12	C	7,7	0,0	92,3	0,0
D	8	8	D	0,0	0,0	0,0	100,0
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação			Matriz de Confusão das Corridas - Validação				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	25	22	A	88,0	0,0	12,0	0,0
B	6	6	B	0,0	100,0	0,0	0,0
C	7	6	C	14,3	0,0	85,7	0,0
D	x	x	D	x	x	x	x
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Validação (Distribuição Normal)			Matriz de Confusão das Corridas - Validação (Distribuição Normal)				
Resultados do Número de Acertos das Corridas - Teste			Matriz de Confusão das Corridas - Teste				
Classe	Corridas	Acertos	Classe	A	B	C	D
A	25	21	A	84,0	0,0	16,0	0,0
B	6	5	B	0,0	83,3	16,7	0,0
C	7	6	C	14,3	0,0	85,7	0,0
D	x	x	D	x	x	x	x

Tabela 5.14 – Percentual para indicação de cada classe e os erros em comum.

Conjunto Teste - Corridas						
% A	% B	% C	% D	Classe Indicada	Erro = 0 Acerto = 1	Classe Real
0,5	0,0	99,5	0,0	C	0	A *
75,6	0,0	24,4	0,0	A	1	A
91,5	0,0	8,5	0,0	A	1	A
89,1	0,0	10,9	0,0	A	1	A
100,0	0,0	0,0	0,0	A	1	A
96,3	0,0	3,7	0,0	A	1	A
88,7	0,0	11,3	0,0	A	1	A
77,7	0,0	22,3	0,0	A	1	A
99,9	0,0	0,1	0,0	A	1	A
62,4	0,0	37,6	0,0	A	1	A
99,6	0,0	0,4	0,0	A	1	A
93,0	0,0	7,0	0,0	A	1	A
9,1	0,0	90,9	0,0	C	0	A *
99,9	0,0	0,1	0,0	A	1	A
98,2	0,0	1,8	0,0	A	1	A
99,7	0,0	0,3	0,0	A	1	A
96,1	0,0	3,9	0,0	A	1	A
52,3	0,0	47,7	0,0	A	1	A
97,6	0,0	2,4	0,0	A	1	A
99,6	0,0	0,4	0,0	A	1	A
99,9	0,0	0,1	0,0	A	1	A
0,2	99,8	0,0	0,0	B	1	B
0,0	99,9	0,1	0,0	B	1	B
2,0	98,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
2,2	97,8	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,2	66,6	0,9	32,3	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,1	99,9	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	99,5	0,5	0,0	B	1	B
0,1	95,1	2,5	2,3	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,1	99,9	0,0	0,0	B	1	B

(*) erro na indicação da classe em comum entre os resultados obtidos com a rede neural e a distribuição normal.

Tabela 5.14 – Percentual para indicação de cada classe e os erros em comum.
(continuação)

Conjunto Teste – Corridas						
% A	% B	% C	% D	Classe Indicada	Erro = 0 Acerto = 1	Classe Real
0,2	99,8	0,0	0,0	B	1	B
0,6	99,4	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
32,5	0,0	67,5	0,0	C	1	C
0,1	0,0	99,9	0,0	C	1	C
21,6	0,0	78,4	0,0	C	1	C
0,0	0,0	100,0	0,0	C	1	C
100,0	0,0	0,0	0,0	A	0	C *
34,3	0,0	65,7	0,0	C	1	C
0,1	0,0	99,9	0,0	C	1	C
17,4	0,0	82,6	0,0	C	1	C
7,5	0,0	92,5	0,0	C	1	C
0,4	0,0	99,6	0,0	C	1	C
0,5	0,0	99,5	0,0	C	1	C
3,3	0,0	96,7	0,0	C	1	C
1,2	0,0	98,8	0,0	C	1	C
0,0	0,2	3,0	96,8	D	1	D
0,5	0,1	0,0	99,4	D	1	D
0,1	0,5	0,1	99,3	D	1	D
0,0	0,0	0,2	99,8	D	1	D
17,5	0,0	0,4	82,1	D	1	D
0,2	9,4	0,0	90,4	D	1	D
0,0	0,0	0,0	100,0	D	1	D
0,0	0,1	0,0	99,9	D	1	D

(*) erro na indicação da classe em comum entre os resultados obtidos com a rede neural e a distribuição normal.

Tabela 5.15 – Percentual para indicação de cada classe e os erros em comum.

Conjunto Validação - Corridas						
% A	% B	% C	% D	Classe Indicada	Erro = 0 Acerto = 1	Classe Real
73,4	0,0	26,6	0,0	A	1	A
99,4	0,0	0,6	0,0	A	1	A
38,6	0,0	61,4	0,0	C	0	A
99,8	0,0	0,2	0,0	A	1	A
50,4	0,0	49,6	0,0	A	1	A
0,0	0,0	100,0	0,0	C	0	A *
11,3	0,0	88,7	0,0	C	0	A *
100,0	0,0	0,0	0,0	A	1	A
76,0	0,0	24,0	0,0	A	1	A
84,0	0,0	16,0	0,0	A	1	A
97,2	0,0	2,8	0,0	A	1	A
73,3	0,0	26,7	0,0	A	1	A
99,6	0,0	0,4	0,0	A	1	A
26,1	0,0	73,9	0,0	C	0	A *
99,8	0,0	0,2	0,0	A	1	A
99,4	0,0	0,6	0,0	A	1	A
99,5	0,0	0,5	0,0	A	1	A
99,8	0,0	0,2	0,0	A	1	A
99,5	0,0	0,5	0,0	A	1	A
99,8	0,0	0,2	0,0	A	1	A
97,8	0,0	2,2	0,0	A	1	A
100,0	0,0	0,0	0,0	A	1	A
99,4	0,0	0,6	0,0	A	1	A
100,0	0,0	0,0	0,0	A	1	A
84,4	0,0	15,6	0,0	A	1	A
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	100,0	0,0	0,0	B	1	B
0,0	22,1	76,4	1,5	C	0	B
0,0	99,9	0,1	0,0	B	1	B
99,7	0,0	0,3	0,0	A	0	C *
0,0	0,0	100,0	0,0	C	1	C
0,0	0,0	100,0	0,0	C	1	C
0,0	0,0	100,0	0,0	C	1	C
36,0	0,0	64,0	0,0	C	1	C
25,1	0,0	74,9	0,0	C	1	C
1,5	0,0	98,5	0,0	C	1	C

(*) erro na indicação da classe em comum entre os resultados obtidos com a rede neural e a distribuição normal.

5.2 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Nas tabelas 5.1. a 5.8, com os oito melhores resultados obtidos para as várias combinações das entradas testadas, pode-se observar que as combinações frequência média dos tons e a RPM (Tabela 5.1) e frequência média dos tons, a RPM e a FPBB (Tabela 5.2), são as duas únicas combinações das entradas, que possuem todos os resultados na classificação acima de 70% em todas as avaliações. Todas as outras seis combinações apresentaram no mínimo um resultado abaixo de 70% na classificação das corridas com 2 tons.

Existem duas combinações que além dos resultados abaixo de 70% na classificação das corridas com 2 tons apresentaram resultados abaixo de 70% nas outras avaliações. A combinação frequência média dos tons, RPM e tendência, Tabela 5.4, apresentou para a classe C o índice de acerto de 65,6%, no conjunto de teste, para a classificação por tons, e a combinação frequência média dos tons, RPM, FPBB e a diferença entre a maior e a menor frequência (retirando a tendência), Tabela 5.6, apresentou para a classe D o índice de acerto de 62,5%, no conjunto de teste, para a classificação por corridas.

Comparando-se os três tipos de avaliações, a classificação por corridas apresentou na maioria das combinações de entradas os melhores resultados, sendo seguida da avaliação por tons. A avaliação de corridas com dois tons apresentou os piores resultados para a classificação.

Pode-se perceber as seguintes melhorias nos percentuais de acertos, usando a classificação por corridas, quando se compara com a classificação por tons:

- A classe B apresentou a maior diferença no percentual de acertos entre a classificação por corridas e por tons, chegou a 16,7%. Esta diferença aconteceu nas combinações: Frequência média dos tons e RPM, Tabela 5.1; Frequência média dos tons, RPM e diferença entre a maior e a menor frequência, Tabela 5.7; e frequência média dos tons, RPM e diferença entre a maior e a menor frequência (retirando a tendência), Tabela 5.8. Nas três combinações a melhoria dos resultados aconteceu no conjunto de validação;

- A classe C apresentou melhoria de 14,3% na comparação da classificação entre corridas e tons. Esta diferença aconteceu nas combinações: Frequência média dos tons,

RPM e FPBB, Tabela 5.2; Frequência média dos tons, RPM , tendência e FPBB, Tabela 5.3; e frequência média dos tons, RPM, FPBB e diferença entre a maior e a menor frequência , Tabela 5.5. Novamente a melhoria dos resultados aconteceu no conjunto de validação;

- Foi também na combinação frequência média dos tons, RPM, FPBB e diferença entre a maior e a menor frequência, Tabela 5.5, no conjunto de validação, que houve o maior aumento para a classe A, 7,5%;

- Além da classe C, a combinação frequência média dos tons, RPM , tendência e FPBB, Tabela 5.3, também obteve o aumento máximo de 13,3%, no conjunto de teste para a classe D;

Comparando-se os dois melhores resultados obtidos nas combinações frequência média dos tons e a RPM (Tabela 5.1) e frequência média dos tons, a RPM e a FPBB (Tabela 5.2), pode-se observar:

- Na avaliação por corridas, nas entradas frequência média dos tons e RPM todos os percentuais de acertos obtidos, nos conjuntos de teste e validação, foram acima de 84,6% e nas entradas frequência média dos tons, a RPM e a FPBB todos foram acima de 85,7%;

- No caso da classificação usando tons, todos os percentuais de acertos obtidos ficaram acima de 75,0% (conjunto teste e validação) para as entradas frequência média dos tons e RPM. Para as entradas frequência média dos tons, a RPM e a FPBB todos foram acima de 71,4%;

- Para as corridas usando dois tons todos os percentuais de acertos foram acima de 76,9% (conjunto teste e validação) para ambas as combinações das entradas.

Os resultados obtidos na classificação, nas duas combinações de entradas que obtiveram os melhores resultados em todas as três avaliações, indicam uma boa eficiência e capacidade de generalização. Este índice se apresenta abaixo de outros classificadores, como pode ser verificado no estudo feito por Fernandez [16], que em seu trabalho, usando espectros e 8 classes diferentes, elaborou uma comparação de vários classificadores, em que os resultados apresentavam eficiência acima de 90%. Entretanto para trabalhos que utilizam tons na classificação, como por exemplo os

trabalhos de Rodrigues e Soares Filho [17,18] que pesquisando a utilização de tons na classificação, usando 7 classes diferentes, apresentaram alguns resultados no conjunto de teste abaixo de 70%, os resultados obtidos neste trabalho podem ser considerados bons. Deve-se observar que neste trabalho foram utilizadas 4 classes diferentes enquanto que nos trabalhos de Rodrigues e Soares Filho foram utilizadas 7 classes diferentes.

CAPÍTULO 6

CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS FUTURAS

6.1 CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou a identificação de quatro classes de navios utilizando as características extraídas dos tons, juntamente com a informação da velocidade de rotação dos eixos propulsores como entradas de uma rede neural que realiza a classificação.

A experiência do operador sonar, na escolha dos tons, fez parte da metodologia utilizada neste trabalho. Os resultados obtidos indicam o bom potencial desta união.

Nos três tipos de avaliações, a classificação por corridas apresentou na maioria das combinações de entradas os melhores resultados, sendo seguida da avaliação por tons. A avaliação de corridas com dois tons apresentou os piores resultados para a classificação.

Quando a classificação foi feita usando um tom por vez, numa simulação de corridas com um único tom, utilizou-se o mínimo de informação, quando comparada com a classificação de corridas com todos os tons e a classificação de corridas com dois tons. Mesmo com esta quantidade mínima de informação, foram obtidos resultados em 7 das 8 combinações de entradas, em que todos os resultados, tanto nos conjuntos de teste como nos de validação, apresentavam índices de acerto acima de 70%.

Nas simulações de todas as corridas com dois tons, houve uma redução na variedade dos tons, pois nos conjuntos de teste e validação existem um grande número de corridas com somente um tom, e estas não foram utilizadas. Nesta classificação, se um tom for “problemático” para a classificação, ele terá um peso maior, pois representará no mínimo 50 % da informação a ser usada na classificação e além disso poderá aparecer em mais de uma combinação. Provavelmente esta redução influenciou nos resultados obtidos na classificação, pois das oito combinações de entradas, somente duas possuíam todos os índices de acerto acima de 70% para os conjuntos de teste e validação.

No caso da classificação das corridas usando todos os tons existentes, existe a possibilidade da influência de um tom “problemático” ser atenuada, pois se compararmos com a forma anterior, este poderá aparecer em uma corrida com mais de dois tons. Nesta classificação, utiliza-se o máximo de informação produzindo os melhores resultados, das oito combinações de entradas, somente uma possuía um resultado abaixo de 70% e também foi nesta classificação que foram obtidos, em duas combinações das entradas, resultados acima de 84,0% de acerto, nos conjuntos de teste e validação, para todas as classes.

A frequência média dos tons e a frequência principal da banda base (FPBB) foram as características extraídas dos tons que juntamente com a velocidade de rotação dos eixos propulsores (RPM) obtiveram os melhores resultados na classificação. Nas combinações apresentadas nas Tabelas 5.1 e 5.2, em todas as avaliações (um tom por vez, corridas e corridas com 2 tons), todos os resultados foram acima de 70%, sendo que na avaliação usando todos os tons existentes na corrida, nos conjuntos de teste e validação, todos os resultados ficaram acima de 84%.

A distribuição normal foi usada, ainda que com restrições, para informar ao operador sonar a probabilidade do navio pertencer a uma das 4 classes. Os erros em comum entre a rede neural e a distribuição normal, na maioria dos testes, indicam a possibilidade de uso desta distribuição.

A pouca quantidade de corridas dos navios das classes C e D também se mostrou um fator importante nos resultados obtidos.

Deve ser observado que os sinais de áudio utilizados foram obtidos na raia acústica, que é em um ambiente controlado, não possuindo as interferências mais frequentes que um operador sonar se depara, como o ruído próprio e o ruído irradiado por múltiplos contatos.

6.2 PERSPECTIVAS FUTURAS

Neste trabalho, se deu ênfase a identificação das características extraídas dos tons mais relevantes para a classificação. Um estudo buscando identificar as fontes geradoras dos tons seria uma grande contribuição ao assunto.

O processo de extração dos tons e de suas características não se encontra automatizado, mas a automatização é fundamental para qualquer sistema que venha a usar a classificação por tons.

O estudo da classificação quando existe uma ordem de prioridade dos tons, dada pelo operador, seria interessante para uma comparação com este trabalho.

Mais pesquisas podem ser realizadas com outras classes, com outros projetos de redes neurais, outras funções de distribuição de probabilidades e outras características extraídas dos tons. Ou seja, a utilização dos tons, ainda possui um amplo campo de opções a serem estudadas.

Atualmente a maioria dos classificadores utiliza espectros. Esta diferença de abordagem pode proporcionar a criação de ferramentas que facilitem o trabalho dos operadores de sonar.

CAPÍTULO 7

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] URICK, R. J., *Principles of Underwater Sound*, McGraw-Hill Book Company, 3ª ed., 1983.
- [2] CLAY, C. S. e MEDWIN, H., *Fundamentals of Acoustic Oceanography*, New York, Academic Press, 1998.
- [3] SOARES-FILHO, W., *Classificação do Ruído Irrradiado por Navios Usando Redes Neurais*. Tese de D. Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2001.
- [4] LOBO, V. J. A. S., *Ship Noise Classification a Contribution to Prototype Based Classifier Design*. Tese de D. Sc., Nova Universidade de Lisboa, Lisboa, Portugal, 2002
- [5] BURDIC, W. S., *Underwater Acoustic System Analysis*, New Jersey, Prentice-Hall, 2ª ed., 1991.
- [6] COATES, R., *Advanced Sonar Course*, Seiche Com. Ltd., 2002.
- [7] HAYKIN, S., *Neural Networks - A Comprehensive Foundation Second Edition*, New Jersey, Prentice-Hall, 1999
- [8] RODRIGUES, C. V. S., SOARES FILHO, W., *Classificação dos Sinais Acústicos Submarinos Utilizando Tons Característicos*, Documento IPqM-013-0260-RT/01, Instituto de Pesquisas da Marinha, Rio de Janeiro, RJ, 2001.
- [9] MITRA, S. K., *Digital Signal Processing A Computer-Based Approach Second Edition*, McGraw-Hill Higher Education, 2002.
- [10] OPPENHEIM, A., SCHAFER, R., *Discrete-Time Signal Processing*, Prentice Hall International , 1989.

- [11] NIELSEN, R. O., *Sonar Signal Processing*, Artech House, 1991.
- [12] SANTOS, F. L., *Auxílio à Classificação Sonar Passiva por Tons Característicos*. Dissertação de M. Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2005.
- [13] RODRIGUES, C. V., *Métodos para Estimação do Desempenho de um Detector Sonar*. Tese de D. Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2002.
- [14] ROSS, D., *Mechanics of Underwater Noise*, Península Publishing, 1987.
- [15] SOUZA, L. A. L., *Princípios de Sonar*, Documento IPqM-013-0177-ET/97, Instituto de Pesquisas da Marinha, Rio de Janeiro, RJ, 1997.
- [16] FERNANDEZ, H. L., *Classificação de Navios Baseada em Curvas Principais*. Dissertação de M. Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2005.
- [17] RODRIGUES, C. V., SOARES FILHO, W., “Classificação de Sinais Acústicos Submarinos Utilizando Tons Característicos”, *VII Simpósio de Pesquisa Operacional da Marinha (SPOLM 2004)*, CASNAV, Rio de Janeiro, RJ, Dezembro de 2004.
- [18] RODRIGUES, C. V., SOARES FILHO, W., “O Uso de Perceptrons em Multicamadas na Classificação de Sinais Acústicos Submarinos por Tons”, *VIII Simpósio de Pesquisa Operacional da Marinha (SPOLM 2005)*, CASNAV, Rio de Janeiro, RJ, Agosto de 2005.