

O USO DE PERCEPTRONS EM MULTICAMADAS NA CLASSIFICAÇÃO DE SINAIS ACÚSTICOS SUBMARINOS POR TONS

William Soares Filho

Instituto de Pesquisas da Marinha
Rua Ipirú, nº 2 – Ilha do Governador - RJ
wsoaresf@hotmail.com.br

Cleide Vital da Silva Rodrigues

Instituto de Pesquisas da Marinha
Rua Ipirú, nº 2 – Ilha do Governador - RJ
clevital@hotmail.com.br

Resumo

Este trabalho apresenta a aplicação de redes neurais para a classificação dos ruídos acústicos submarinos irradiados por diversas plataformas utilizando as frequências dos tons característicos e a rotação por minuto (RPM) dos eixos propulsores para cada corrida da plataforma. A rede neural implementada é a rede perceptrons em multicamadas com treinamento backpropagation e funções de ativação tangente hiperbólica. Este método foi aplicado a um conjunto de sinais provenientes de navios pertencentes a sete classes distintas contendo vários tons característicos. Classificadores neurais foram obtidos para identificar diferente número de classes e de tons.

Palavras-Chaves: Redes neurais; classificação; tons característicos; ruídos acústicos submarinos;

Abstract

This work presents the application of neural networks for the classification of underwater acoustic noise radiated from several vessels using frequencies of characteristic tonals and revolutions per minute (RPM) of the propeller shafts from each vessel run. The neural network implemented is the multilayer perceptrons with backpropagation training and hyperbolic tangent activation functions. This method was applied to the data set which consisted of samples for seven different classes with several characteristic tonals. Neural classifiers studied were obtained for the classification of different number of classes and tonals.

Keywords: Neural networks; classification; characteristic tonals; underwater acoustic noise;

1. INTRODUÇÃO

Os sinais acústicos submarinos que chegam nos receptores de um sonar (sound navigation and ranging) são constituídos de uma variedade de fontes sonoras associadas, entre outras, com a maquinaria do navio [1-3]. A identificação destas fontes sonoras individuais tais como, turbinas, geradores, etc, auxilia na classificação da classe da plataforma.

Redes neurais é um dos métodos que têm sido empregado na classificação de sinais acústicos submarinos. Diferentemente de outros trabalhos [4] em que a rede neural utiliza, como entrada, todos os valores dos espectros de frequência do ruído irradiado pelos navios, neste trabalho, os dados de entrada são as frequências dos tons característicos e a rotação por minuto (RPM) dos eixos propulsores para cada corrida da plataforma. Estes dados são obtidos nas análises LOFAR (Low Frequency Analysis and Recording) e DEMON (DEModulation

On Noise), respectivamente.

A rede neural implementada é a rede perceptrons em multicamadas tendo treinamento do tipo backpropagation e funções de ativação tangente hiperbólica. Considerou-se o uso de redes contendo na entrada, além da RPM, de 1 a 3 tons e seus desempenhos foram comparados.

O conjunto de dados utilizado é formado por corridas obtidas na raia acústica. Sete classes de navios participaram destas corridas para várias configurações de máquinas [5]. Neste trabalho, a quantidade de tons obtida em cada corrida foi considerada.

Este trabalho está dividido da seguinte maneira: a Seção 2 descreve o conjunto de dados utilizado, a Seção 3 apresenta a configuração da rede neural, a Seção 4 apresenta os resultados da aplicação da rede neural e, a Seção 5 apresenta as conclusões.

2. CONJUNTO DE DADOS

A Figura 1 apresenta exemplos de lofogramas de corridas das classes A, B, C, D, E, F, e G, onde é possível visualizar a presença de linhas espectrais que podem ser usadas para classificar as corridas. A Figura 2 apresenta exemplos de demograma nas quais a primeira linha espectral caracteriza a frequência fundamental, correspondendo à rotação do eixo (RPM), e as adjacentes, seus harmônicos.

Para cada corrida foram obtidas as frequências das linhas espectrais predominantes nos seus lofogramas e a RPM dos eixos, a partir dos demogramas. Foram consideradas apenas as corridas com frequências predominantes acima de 200Hz uma vez que o sistema está sendo desenvolvido para uso com um sensor que tem esta frequência como limite inferior de recepção. A Tabela 1 apresenta, para cada classe, a quantidade de corridas segundo o número de tons presentes usadas no treinamento e no teste dos classificadores.

Tabela 1 – Número de corridas usadas no treinamento e no teste conforme o número de tons.

Classe	Corridas para treinamento							Corridas para teste						
	Número de tons						Total	Número de tons						Total
	1	2	3	4	5	>6		1	2	3	4	5	>6	
A	29	14	8	7	1	0	59	53	35	16	5	1	0	110
B	11	11	20	17	13	18	90	4	4	11	11	6	12	50
C	35	12	5	1	1	0	54	11	10	6	0	0	0	27
D	14	24	22	21	6	3	90	11	7	11	9	6	4	48
E	13	12	4	2	5	1	37	11	2	5	1	1	1	21
F	6	6	4	0	0	0	16	1	4	3	0	0	0	8
G	1	9	4	0	0	0	14	0	4	2	1	0	0	6
Total	109	88	67	48	26	22	360	180	66	54	27	14	17	270

O conjunto de treinamento para 1 tom foi formado considerando como amostra cada tom característico encontrado em cada corrida e a RPM correspondente. Para os conjuntos com mais do que 1 tom, considerou-se como amostra cada combinação de r tons dentre os n tons existentes na corrida ($r \leq n$), sem levar em conta a ordem. Esta formação foi feita para conjuntos com até 3 tons.

A Tabela 2 apresenta a quantidade de amostras provenientes das combinações dos tons presentes em cada corrida de cada classe para os conjuntos de treinamento e de teste. Para treinar a rede neural, o conjunto de treinamento foi equilibrado e misturado.

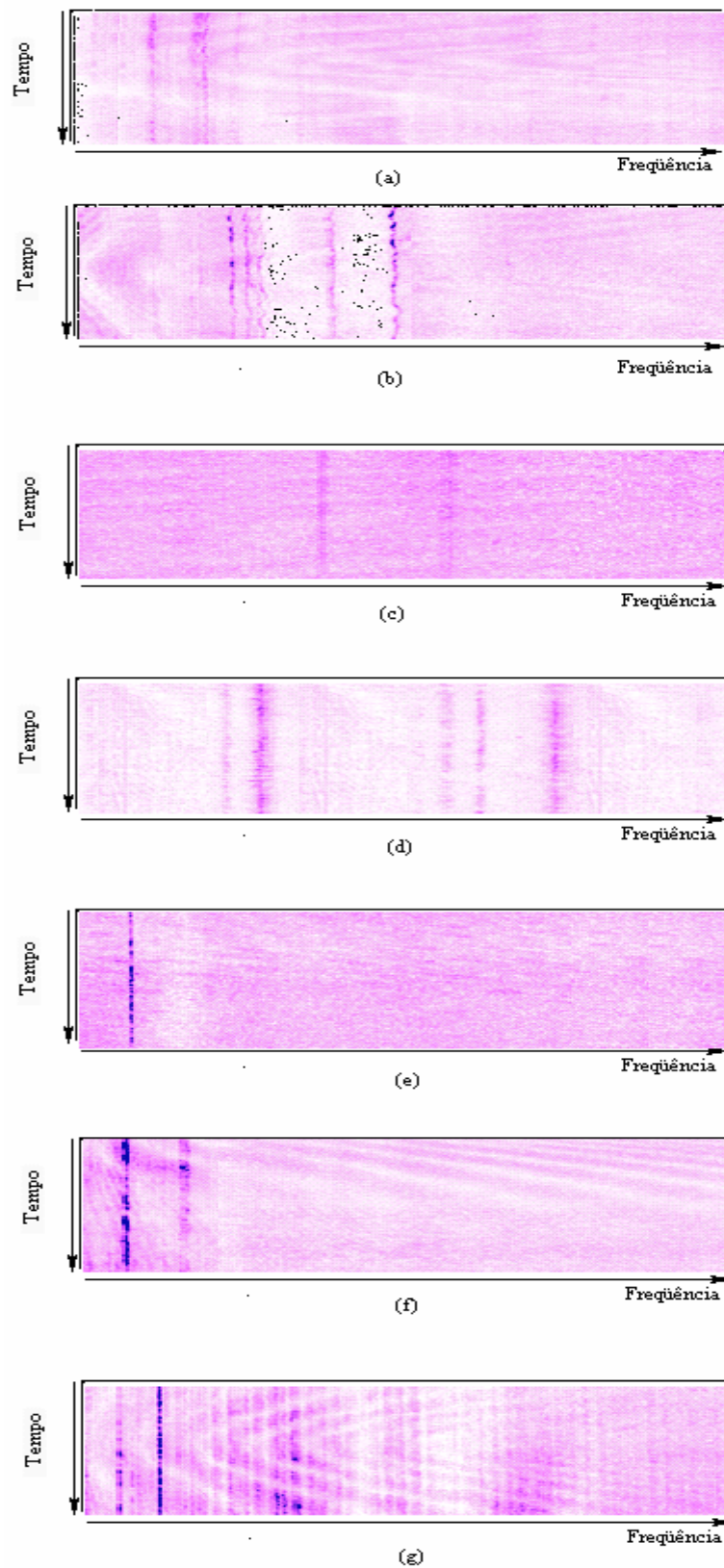


Figura 1–Exemplos de lofargramas das classes: (a) A, (b) B, (c) C, (d) D, (e) E, (f) F e (g) G.

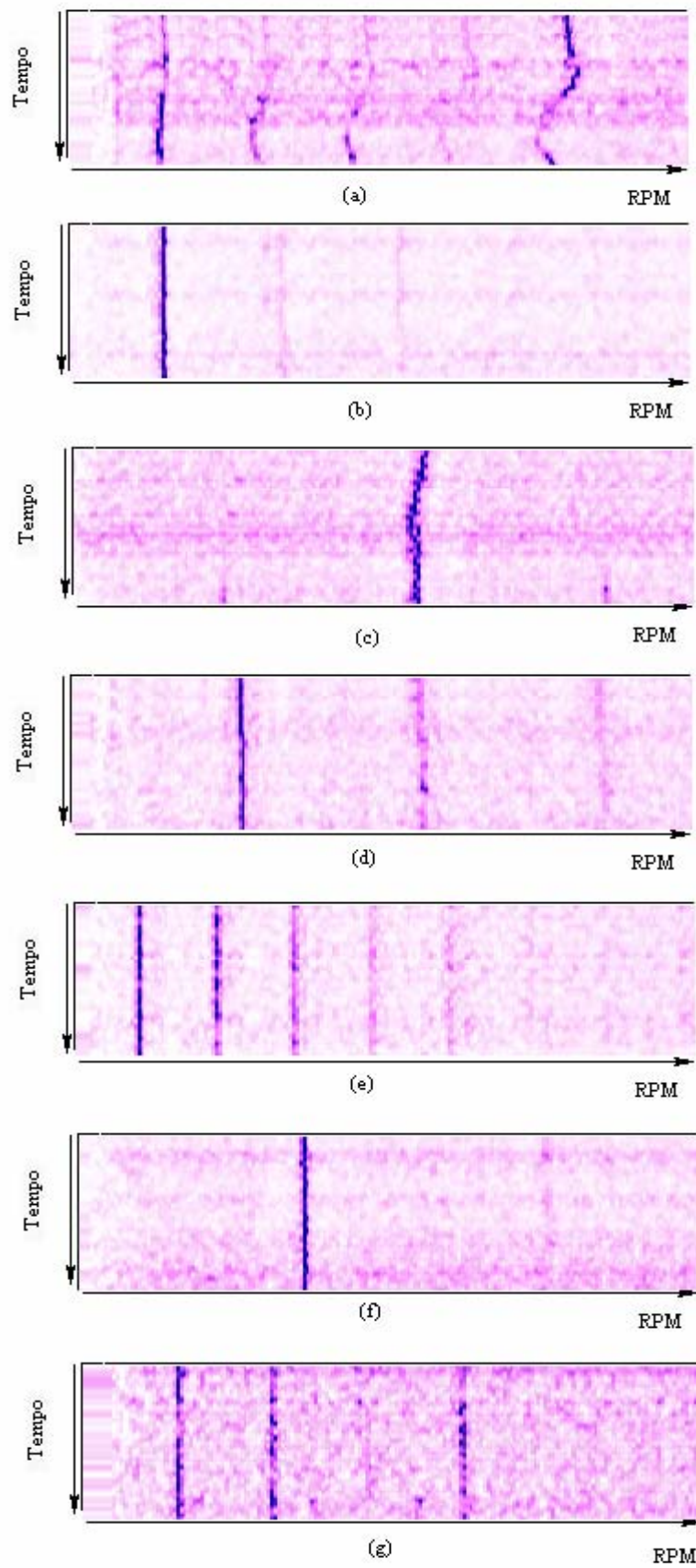


Figura 2 –Exemplos de demongramas das classes:(a) A, (b) B, (c) C, (d) D, (e) E, (f) F e (g)G.

Tabela 2 –Número de amostras dos conjuntos de treinamento e de teste segundo o número de tons.

Classe	Conjunto de treinamento				Conjunto de teste			
	Número de tons			Total	Número de tons			Total
	1	2	3		1	2	3	
A	113	86	42	252	53	35	16	110
B	344	634	758	2727	119	163	116	444
C	83	42	19	151	49	28	6	83
D	275	383	388	1753	121	148	104	416
E	88	101	82	325	38	33	19	97
F	30	18	4	52	18	13	3	34
G	31	21	4	56	18	16	6	41
Total	964	1285	1297	5316	416	436	270	1225

A Figura 3 apresenta as frequências dos tons característicos versus a RPM para todas as classes. A região de 200-2800Hz e 60-160RPM concentra a maioria das amostras.

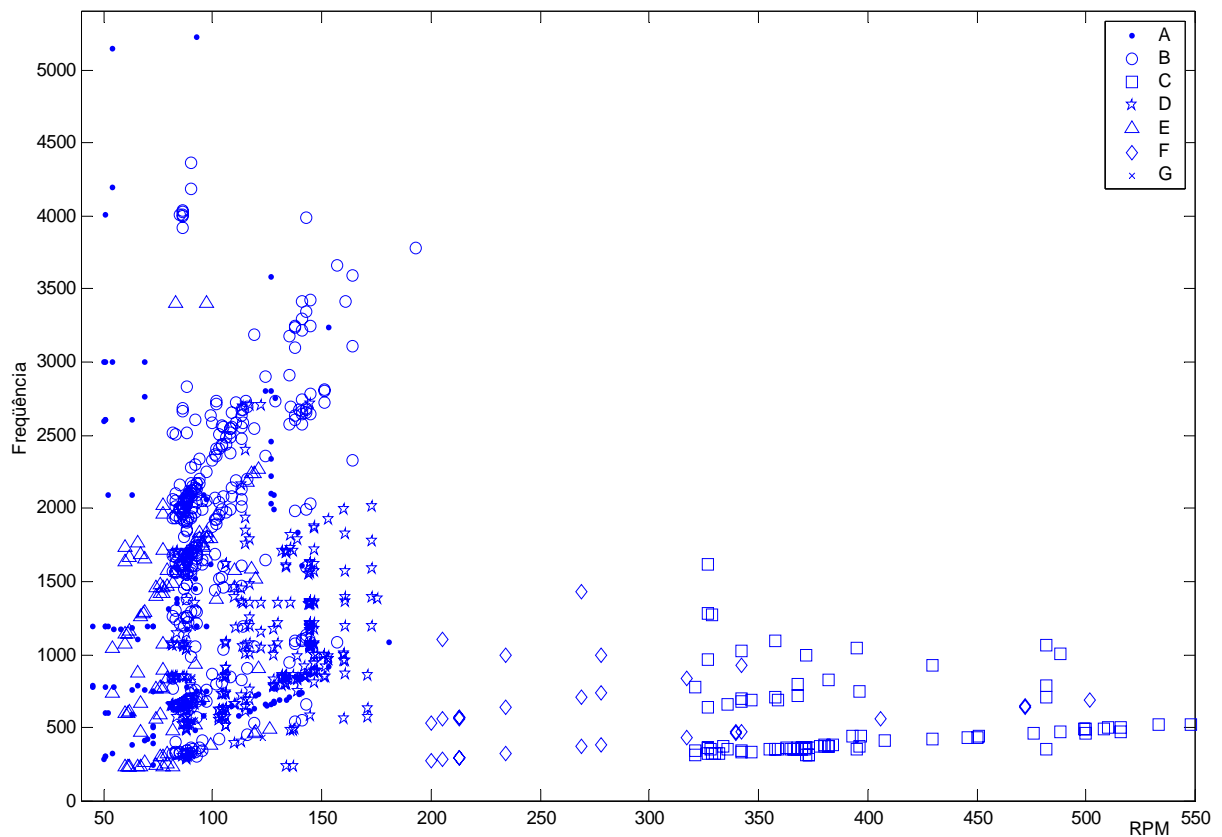


Figura 3 – Gráfico dos tons característicos para todas as classes.

3. METODOLOGIA

A metodologia proposta neste trabalho consistiu em implementar um classificador neural cujas variáveis de entrada são as frequências dos tons e a RPM obtidas pelas análises LOFAR e DEMON, respectivamente. A rede neural implementada foi a rede perceptrons em multicamadas tendo treinamento do tipo backpropagation e funções de ativação tangente hiperbólica. A arquitetura da rede neural, apresentada na Figura 4, consistiu de duas camadas além da camada de entrada. Foram implementadas várias redes neurais considerando como entrada 2 a 4 neurônios para a investigação das situações em que se deseja selecionar de 1 até 3 tons. A camada de saída teve o número de neurônios definido de acordo com o número de classes selecionadas para a identificação. A notação considerada neste trabalho para cada classificador neural foi (nnce:nnci:nncs), onde nnce, nnci e nncs são os números de neurônios nas camadas de entrada, intermediária e de saída, respectivamente

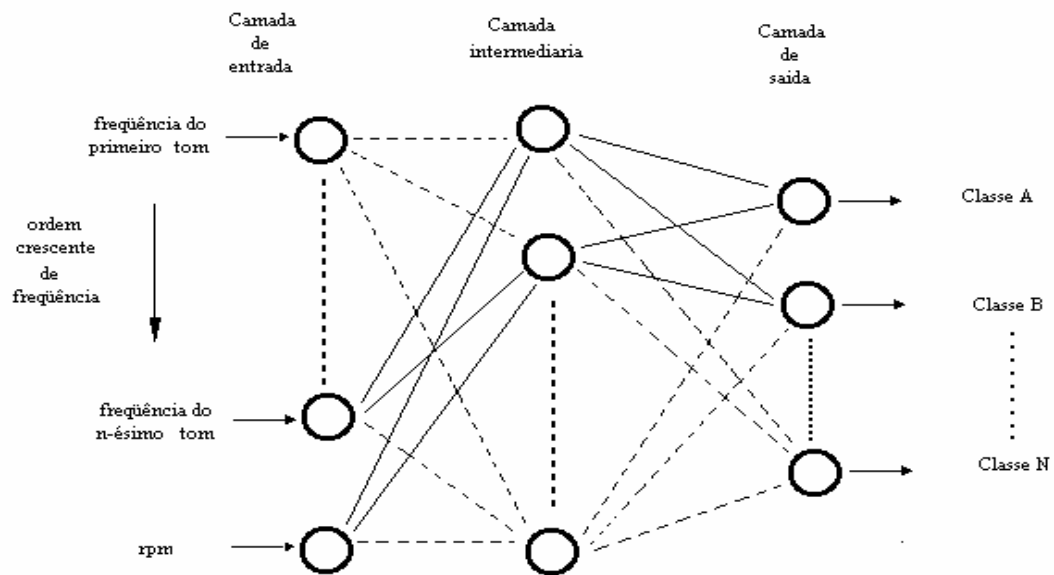


Figura 4 – Arquitetura da rede neural utilizada para a identificação das classes de navios.

4. RESULTADOS

Esta seção apresenta os resultados da aplicação dos classificadores neurais obtidos conforme descrito na seção 3 para a identificação de 4 e 7 classes, considerando-se separadamente o conjunto de treinamento e o conjunto de teste e utilizando-se 1 até 3 tons para a classificação.

Primeiramente foi considerado o classificador neural (2:300:7) tendo como entrada apenas um tom e a RPM da corrida. Para cada corrida, investigou-se as situações da seleção de até 3 tons. No caso de uma corrida possuir mais de um tom, cada tom foi usado separadamente na rede e o maior valor obtido nas saídas para todos os tons correspondeu à classe vencedora para esta corrida. Para a situação em que todas as classes participam da classificação, as Tabelas 3 e 4 apresentam, respectivamente, as matrizes de confusão para 1 até 3 tons dos conjuntos de treinamento e de teste. Observa-se que neste caso as classes C, F e G ficaram com valores percentuais de acertos sempre acima de 78%. A classe D apresentou as piores probabilidades de acertos além de ser a única que apresentou decréscimo nas probabilidades de acertos com o aumento do número de tons selecionados para a classificação. Nas classes A, B e F, as probabilidades de acertos aumentaram quando o número de tons selecionados cresceu. As classes C e G conservavam seus percentuais de acertos independentes do número de tons selecionados.

Tabela 3 – Matriz de confusão do conjunto de treinamento considerando de 1 a 3 tons para todas as classes do classificador (2:300:7).

		A	B	C	D	E	F	G
1 Tom	A	0,51	0,18	0,00	0,08	0,14	0,00	0,09
	B	0,05	0,62	0,00	0,07	0,18	0,00	0,08
	C	0,00	0,00	0,98	0,00	0,00	0,02	0,00
	D	0,11	0,09	0,00	0,55	0,08	0,01	0,16
	E	0,11	0,09	0,00	0,04	0,58	0,00	0,18
	F	0,00	0,00	0,03	0,00	0,00	0,97	0,00
	G	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,97
2 Tons	A	0,60	0,23	0,00	0,03	0,07	0,00	0,07
	B	0,01	0,71	0,00	0,05	0,13	0,00	0,10
	C	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	D	0,10	0,12	0,00	0,43	0,09	0,00	0,26
	E	0,14	0,07	0,00	0,00	0,61	0,00	0,18
	F	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
	G	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
3 Tons	A	0,74	0,23	0,00	0,01	0,00	0,00	0,02
	B	0,00	0,80	0,00	0,04	0,06	0,00	0,10
	C	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	D	0,12	0,26	0,00	0,31	0,06	0,00	0,25
	E	0,12	0,04	0,00	0,00	0,71	0,00	0,13
	F	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
	G	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00

Tabela 4 – Matriz de confusão do conjunto de teste considerando de 1 a 3 tons para todas as classes do classificador (2:300:7).

		A	B	C	D	E	F	G
1 Tom	A	0,43	0,09	0,00	0,09	0,21	0,00	0,16
	B	0,07	0,64	0,00	0,04	0,18	0,01	0,06
	C	0,00	0,00	0,94	0,00	0,00	0,06	0,00
	D	0,10	0,07	0,00	0,40	0,10	0,02	0,31
	E	0,16	0,08	0,03	0,05	0,53	0,00	0,15
	F	0,00	0,00	0,22	0,00	0,00	0,78	0,00
	G	0,06	0,00	0,00	0,06	0,00	0,00	0,88
2 Tons	A	0,66	0,08	0,00	0,00	0,09	0,00	0,17
	B	0,04	0,73	0,00	0,05	0,16	0,00	0,02
	C	0,00	0,00	0,96	0,00	0,00	0,04	0,00
	D	0,11	0,09	0,00	0,30	0,08	0,00	0,42
	E	0,03	0,12	0,00	0,06	0,55	0,00	0,24
	F	0,00	0,00	0,15	0,00	0,00	0,85	0,00
	G	0,00	0,00	0,00	0,12	0,00	0,00	0,88
3 Tons	A	0,81	0,06	0,00	0,00	0,00	0,00	0,13
	B	0,03	0,81	0,00	0,09	0,07	0,00	0,00
	C	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	D	0,13	0,12	0,00	0,19	0,05	0,00	0,51
	E	0,00	0,11	0,00	0,05	0,63	0,00	0,21
	F	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
	G	0,00	0,00	0,00	0,17	0,00	0,00	0,83

As Tabelas 5 e 6 apresentam as matrizes de confusão para classificadores neurais variando o número de neurônios na entrada de acordo com o número de tons selecionados para a situação em que todas as classes participam da classificação. As classes C e F apresentaram as maiores probabilidades de acerto, ficando sempre acima de 0,75. As classes A e D foram as que apresentaram as probabilidades de acerto reduzidas ao selecionar um número de tons maior. O uso de classificadores neurais para cada número de tons selecionados provocou decréscimos de cerca de 14 pontos percentuais na probabilidade de acerto da classe A no caso da seleção de 2 tons e de 37 pontos na de 3 tons, quando comparado com o caso de seleção de apenas 1 tom.

Tabela 5 – Matriz de confusão do conjunto de treinamento considerando 1 e 3 tons para todas as classes para os classificadores variáveis.

		A	B	C	D	E	F	G
(2:300:7)								
1 Tom	A	0,51	0,18	0,00	0,08	0,14	0,00	0,09
	B	0,05	0,62	0,00	0,07	0,18	0,00	0,08
	C	0,00	0,00	0,98	0,00	0,00	0,02	0,00
	D	0,11	0,09	0,00	0,55	0,08	0,01	0,16
	E	0,11	0,09	0,00	0,04	0,58	0,00	0,18
	F	0,00	0,00	0,03	0,00	0,00	0,97	0,00
	G	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,97
(3:350:7)								
2 Tons	A	0,59	0,09	0,00	0,06	0,13	0,00	0,13
	B	0,06	0,68	0,00	0,07	0,17	0,00	0,02
	C	0,00	0,00	0,98	0,02	0,00	0,00	0,02
	D	0,03	0,12	0,00	0,58	0,09	0,00	0,17
	E	0,08	0,10	0,00	0,06	0,58	0,00	0,18
	F	0,00	0,00	0,12	0,00	0,00	0,88	0,00
	G	0,00	0,00	0,05	0,00	0,00	0,00	0,95
(4:450:7)								
3 Tons	A	0,68	0,04	0,00	0,11	0,12	0,00	0,05
	B	0,10	0,55	0,00	0,21	0,14	0,00	0,00
	C	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	D	0,00	0,09	0,00	0,66	0,16	0,00	0,09
	E	0,00	0,05	0,00	0,11	0,78	0,00	0,06
	F	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
	G	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00

Tabela 6 – Matriz de confusão do conjunto de teste considerando 1 e 3 tons para todas as classes.

		A	B	C	D	E	F	G
1 Tom	A	0,43	0,09	0,00	0,09	0,21	0,00	0,17
	B	0,07	0,64	0,00	0,04	0,18	0,01	0,06
	C	0,00	0,00	0,94	0,00	0,00	0,06	0,00
	D	0,10	0,07	0,00	0,40	0,10	0,02	0,31
	E	0,16	0,08	0,03	0,05	0,53	0,00	0,16
	F	0,00	0,00	0,22	0,00	0,00	0,78	0,00
	G	0,00	0,06	0,00	0,00	0,00	0,00	0,89
2 Tons	A	0,29	0,17	0,00	0,11	0,20	0,00	0,23
	B	0,06	0,69	0,00	0,10	0,12	0,01	0,02
	C	0,00	0,00	0,93	0,00	0,00	0,00	0,07
	D	0,13	0,06	0,00	0,47	0,12	0,00	0,34

	E	0,00	0,24	0,00	0,00	0,42	0,00	0,33
	F	0,00	0,00	0,23	0,00	0,00	0,77	0,00
	G	0,00	0,00	0,00	0,12	0,00	0,00	0,88
3 Tons	A	0,06	0,00	0,00	0,31	0,56	0,00	0,06
	B	0,09	0,55	0,00	0,32	0,02	0,01	0,01
	C	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	D	0,01	0,05	0,00	0,44	0,24	0,00	0,26
	E	0,00	0,05	0,00	0,05	0,74	0,00	0,16
	F	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
	G	0,00	0,00	0,00	0,50	0,00	0,00	0,50

As Tabelas 7 e 8 apresentam as matrizes de confusão para os conjuntos de treinamento e teste do classificador para a situação em que apenas quatro classes participam da identificação, considerando apenas uma frequência e a RPM como variáveis de entrada. Considerou-se a participação apenas das classes A, B, E e G de forma a simular a participação de navios destas quatro classes em um exercício contra um submarino. Neste caso, a classe G ficou com 100% para o percentual de acerto para o conjunto de teste. A classe A aumentou os percentuais de acerto quando o número de tons selecionados aumentou. A classe E reduziu seu percentual de acertos quando se aumentou o número de tons selecionados.

Tabela 7 – Matriz de confusão do conjunto de treinamento considerando o conjunto com as classes A, B, E e G para o classificador (2:100:4)

		A	B	E	G
1 Tom	A	0,71	0,04	0,15	0,10
	B	0,05	0,63	0,12	0,20
	E	0,32	0,07	0,51	0,10
	G	0,03	0,00	0,00	0,97
2 Tons	A	0,69	0,03	0,17	0,11
	B	0,03	0,72	0,04	0,21
	E	0,40	0,05	0,43	0,12
	G	0,00	0,00	0,00	1,00
3 Tons	A	0,75	0,03	0,20	0,02
	B	0,01	0,73	0,02	0,24
	E	0,46	0,02	0,39	0,13
	G	0,00	0,00	0,00	1,00

Tabela 8 – Matriz de confusão do conjunto de teste considerando o conjunto com as classes A, B, E e G para o classificador (2:100:4).

		A	B	E	G
1 Tom	A	0,49	0,02	0,32	0,17
	B	0,08	0,63	0,13	0,16
	E	0,16	0,13	0,50	0,21
	G	0,00	0,00	0,00	1,00
2 Tons	A	0,37	0,06	0,37	0,20
	B	0,12	0,70	0,07	0,11
	E	0,10	0,15	0,36	0,39
	G	0,00	0,00	0,00	1,00
3 Tons	A	0,50	0,06	0,38	0,06
	B	0,17	0,75	0,04	0,04
	E	0,05	0,11	0,26	0,58
	G	0,00	0,00	0,00	1,00

As Tabelas 9 e 10 apresentam as matrizes de confusão para a situação em que as classes A, B, E e G participam da classificação considerando um classificador neural em que o número de neurônios na camada de entrada varia de acordo com o número de tons selecionados. As classes B e G apresentaram probabilidades de acerto, acima de 0,60. A classe A apresentou a pior probabilidade de acerto, obtendo valores entre 0,37 e 0,49. A classe G apresentou, também nesta situação, um percentual de 100%. O uso de 2 tons provocou um acréscimo de cerca de 20 pontos percentuais na probabilidade de acerto da classe B e um decréscimo de 12 pontos na da classe A.

Tabela 9 – Matriz de confusão do conjunto de treinamento considerando o conjunto com as classes A, B, E e G para os classificadores neurais variáveis

		A	B	E	G
(2:100:4)					
1 Tons	A	0,71	0,04	0,15	0,10
	B	0,05	0,63	0,12	0,20
	E	0,32	0,07	0,51	0,10
	G	0,03	0,00	0,00	0,97
(3:200:4)					
2 Tons	A	0,64	0,06	0,25	0,05
	B	0,03	0,80	0,13	0,04
	E	0,09	0,10	0,77	0,04
	G	0,00	0,00	0,00	1,00
(4:250:4)					
3 Tons	A	0,91	0,06	0,03	0,00
	B	0,04	0,85	0,11	0,00
	E	0,01	0,08	0,86	0,05
	G	0,00	0,00	0,00	1,00

Tabela 10 – Matriz de confusão do conjunto de teste considerando o conjunto com as classes A, B, E e G

		A	B	E	G
1 Tons	A	0,49	0,02	0,32	0,17
	B	0,08	0,62	0,13	0,16
	E	0,16	0,13	0,50	0,21
	G	0,00	0,00	0,00	1,00
2 Tons	A	0,37	0,09	0,40	0,14
	B	0,01	0,82	0,11	0,06
	E	0,12	0,24	0,52	0,12
	G	0,00	0,00	0,00	1,00
3 Tons	A	0,44	0,12	0,44	0,00
	B	0,05	0,90	0,04	0,01
	E	0,00	0,11	0,79	0,10
	G	0,17	0,00	0,00	0,83

5. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou a aplicação de redes neurais na identificação de classes de navios utilizando tons característicos e as RPM de suas corridas. Foram obtidos classificadores neurais para situações em que o operador pode selecionar até 3 tons para identificar a classe do navio. Os resultados obtidos para as classes C, F e G apresentaram uma porcentagem de acertos sempre acima de 75% enquanto as classes A, D e E ficaram acima de

40%. A classe B apresentou percentuais de acertos acima de 55%. A forma como foram separados os conjunto de treinamento e de teste e a diferença dos tamanhos amostrais dos navios, contribuíram para alguns valores de acertos abaixo de 50%. O estudo do desempenho do classificador neural conforme o número de tons selecionados contribui para o desenvolvimento de um algoritmo para as situações em que nem sempre são visualizadas todas as frequências correspondentes à maquinaria do navio. Um futuro trabalho deve ser feito com dados obtidos em situações de operações reais.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Urick, R. J., Principles of Underwater Sound. McGraw-Hill, 1983.
- [2] Nielsen, R.O., Sound Signal Processing. Artech House, 1991.
- [3] Burdic, W., Underwater Acoustic System Analysis. Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1984.
- [4] Soares-Filho, W., Classificação do ruído irradiado por navios usando redes neurais. Tese de doutorado, COPPE-UFRJ, 2001.
- [5] Rodrigues, C.V.S. e Soares-Filho, W., Classificação dos sinais acústicos submarinos utilizando tons característicos. VII Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística da Marinha, 2004.