

深度神经网络在螺旋桨叶片数识别中的应用

刘 振, 邱家兴, 程玉胜

(海军潜艇学院, 山东青岛 266071)

摘要: 从调制(Demodulation on Noise, DEMON)谱谐波簇中提取的结构特征可以建立用于螺旋桨叶片数识别的模板。使用模板匹配算法进行螺旋桨叶片数识别时, 存在依赖模板库和置信度准则、算法约束条件多、无法发现缺失模板等问题。本文提出了一种将深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)应用于螺旋桨叶片数识别的方法, 该方法仅在训练深度神经网络时使用模板库, 克服了识别过程中对模板库和置信度准则的依赖。此外, 通过提取识别错误项, 可以找到缺失模板, 实现了对模板库数据的补充。使用该算法对大量实测数据进行检测, 发现深度神经网络具有更高的识别正确率, 而且识别过程更加简单可靠。

关键词: 深度神经网络; 螺旋桨叶片; 识别

中图分类号: O429

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2019)-04-0459-05

DOI 编码: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2019.04.017

Application of deep neural network in blade-number recognition of ship propeller

LIU Zhen, QIU Jia-xing, CHENG Yu-sheng

(Navy Submarine Academy, Qingdao 266071, Shandong, China)

Abstract: Structural feature vectors, which extracted from the harmonic waves in DEMON spectral, can be used to establish the templates for recognizing the propeller blade-number of ship propeller. However, in the recognition method based on template matching algorithm, there are some problems hard to be solved, such as relying on template library and confidence factor algorithm, containing too many constraints and unable to find missing templates. In this paper, a Deep Neural Network (DNN) based method for propeller blade-number recognition is proposed. In this method, the template library is only used when training the deep neural network, so that the problem of relying on template library and confidence factor algorithm disappears in the recognition process. In addition, by extracting the recognition error item, the missing templates can be found as the supplement of the template library. Through the tests of propeller blade-number recognition from the measured large amount of ship radiated noise data, it is confirmed that the DNN based method has higher accuracy in propeller blade-number recognition, and the recognition process is more simple and reliable.

Key words: Deep Neural Network (DNN); propeller blade; recognition

0 引言

舰船螺旋桨叶片数识别对舰船目标类型识别具有重要意义, 通过分析舰船辐射噪声调制(Demodulation on Noise, DEMON)谱中谐波簇各个谐波之间的结构特征关系, 可以提取出舰船螺旋桨叶片数这一固有物理特征^[1]。文献[2]中使用基于模板匹配的螺旋桨叶片数识别方法, 通过建立模板库、设计模板匹配算法和置信度准则算法实现了基

于 DEMON 线谱的螺旋桨叶片数识别, 并取得较好识别结果。但在使用模板匹配算法进行螺旋桨叶片数识别过程中依赖模板库和置信度准则, 计算过程需要遍历所有模板来寻找到综合距离最小项。如果模板库数据较大, 计算比较耗时。当模板库中存在模板数据不完整情况时, 模板匹配算法难以发现缺失模板。此外, 使用模板匹配算法需要满足待测样本与各个模板的余弦相似度大于等于门限 s_1 和距离相似度小于等于门限 s_2 两个约束条件, 否则算法会将螺旋桨叶片数判定为无法识别的类型。

本文将深度神经网络应用于螺旋桨叶片数识别中。首先分析了从 DEMON 谱谐波簇中提取结构特征向量的方法, 然后使用计算机生成模板、模板细化、模板评估的方法初步生成模板库数据^[2]。基

收稿日期: 2018-10-21; 修回日期: 2018-11-29

作者简介: 刘振(1994—), 男, 河南信阳人, 硕士研究生, 研究方向为水声目标识别。

通讯作者: 刘振, E-mail:liuzhen_lzz@163.com

于该模板库数据建立数据集训练深度神经网络 (Deep Neural Network, DNN) 模型。使用训练完成的 DNN 模型对已知螺旋桨叶片数的船舶辐射噪声信号进行识别, 当识别结果出现错误时, 提取识别错误项对应的模板, 该模板为缺失模板。将缺失模板补充到模板库中进行再训练, 可以得到具有更高识别率的 DNN 模型。识别过程如图 1 所示。

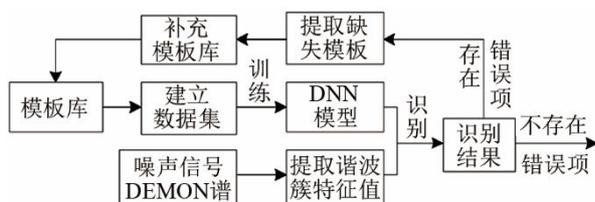


图 1 螺旋桨叶片数识别流程图

Fig.1 The flow chart of propeller blade-number recognition

可以看出, 仅使用训练后的 DNN 模型就可以完成识别, 识别过程更加简单易行。

1 模板数据集的建立

从 DEMON 谱谐波簇中提取结构特征向量建立模板数据库, 基于该模板库数据建立用于 DNN 训练的数据集。

1.1 谐波簇结构特征向量提取

分析 DEMON 谱谐波簇中的特征结构^[3], 可以提取谐波簇结构特征向量, 螺旋桨叶片数模板就是基于该结构特征向量建立。结构特征向量提取的主要步骤^[2]包括:

(1) 对 DEMON 谱进行高斯平滑, 提取船舶螺旋桨轴频 F_1 ^[4];

(2) 根据 F_1 在 DEMON 谱谐波簇上提取 $1 \sim M$ 阶谐波峰值, 获得高度特征向量;

(3) 根据 $1 \sim M$ 阶谐波峰值所在位置, 计算谐波面积特征向量。

从 DEMON 谱中提取前 10 阶谐波特征值, 每阶谐波划分为 6 级, 则每一种组合对应一个 6 级 10 阶模板。图 2 为某 4 叶桨民用船舶辐射噪声 DEMON 谱图, 船舶工况转速为 $93 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$, 图 3 为该 DEMON 谱对应谐波簇特征结构 6 级 10 阶模板。

1.2 模板库的建立

6 级 10 阶模板是一个封闭集合, 记为 M_0 , 模板总数为 6^{10} , 模板数据较大。如果对 6^{10} 个模板进行逐个标记十分耗时, 而且容易出现错误。文献[2]中通过计算机生成模板、模板细化、模板评估的方法生成模板库, 基本上包含了主要类型螺旋桨叶片

数模板。假设我们考虑 3、4、5、6、7 叶桨, 则这样的模板数量有 9 万多个, 将该模板库记为集合 M_1 , 则:

$$\sum_{i=3}^7 N_i = N_{M_1} \quad (1)$$

其中, N_i 表示 i 叶桨对应的模板个数。 N_{M_1} 表示集合 M_1 包含的模板个数。

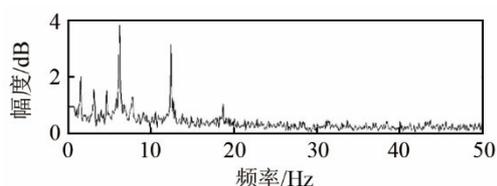


图 2 某 4 叶民用船舶辐射噪声 DEMON 谱

Fig.2 DEMON spectrum of the 4-blade civil ship radiated noise

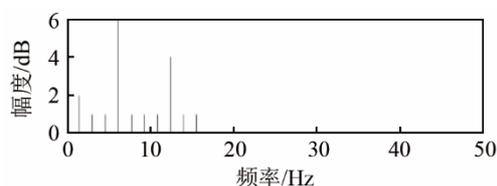


图 3 某 4 叶民用船舶辐射噪声 DEMON 谱对应模板

Fig.3 The template corresponding to the DEMON spectrum of the 4-blade civil ship radiated noise

使用这种方法建立的模板库可能会存在部分模板缺失的情况, 这种缺失在使用模板匹配算法进行螺旋桨叶片数识别时会导致两种结果:

(1) 待识别谐波簇结构特征向量匹配不到对应模板和近似模板, 判定为无法识别的类型;

(2) 待识别谐波簇结构特征向量匹配到近似模板, 根据置信度准则判定为正确或错误类型。

此外, 在模板匹配算法识别过程中, 需要满足待测样本与各个模板的余弦相似度大于等于门限 s_1 和距离相似度小于等于 s_2 两个约束条件当约束条件不满足时, 即便模板库中包含谐波簇结构特征向量对应模板, 算法也会判定为无法识别类型。

根据以上 3 种情况, 当模板匹配识别结果判定为正确、错误或无法识别类型时, 均不能确定谐波簇结构特征向量对应模板是否在模板库中, 难以发现缺失模板。

1.3 模板库数据集的建立

用于 DNN 训练的数据集要包含 6 级 10 阶模板 M_0 的所有情况, 包括具有清晰螺旋桨叶片数标记的模板库 M_1 和无法识别螺旋桨叶片数的集合 M_2 :

$$M_0 = M_1 \cup M_2 \quad (2)$$

M_0 中的模板总数 N_{M_0} 为 6^{10} , M_1 中的模板总数 N_{M_1} 仅有 9 万多个, 则 M_2 中的模板总数:

$$N_{M_2} \gg N_i \quad (3)$$

在 DNN 网络训练中，这是一种训练样本极不均衡的训练问题^[5]。

将 i 叶桨对应的模板通过复制扩展的方式扩充数据量，将模板个数 N_i 均扩充到 N_{M2} 。分别对每一类螺旋桨叶片数对应的模板进行统一标记后，建立用于 DNN 模型训练的数据集。此时，训练样本达到相对均衡，螺旋桨叶片数类型共有 6 类，训练集样本总数为 $6 \times N_{M2}$ 。

2 DNN 模型训练

M_0 是封闭集合，训练 DNN 模型的目的是为了让 DNN 模型能够记忆住 M_0 中所有模板对应的螺旋桨叶片数，这是一个确定性问题。只要将 DNN 模型的网络节点设置得足够多，就可以很好地实现 DNN 模型对模板的记忆。

2.1 网络结构

DNN 网络模型如图 4 所示，它是深度学习最基本的模型之一。该网络通过构建多隐层的机器学习模型，可以拟合高度非线性复杂函数。目前 DNN 网络模型在语音处理^[6]、医疗^[7]、军事^[8]等多个领域取得了很好的应用效果。

DNN 网络模型的训练通常是计算网络前向运行结果与模板标记之间的损失函数，然后使用反向传播算法更新网络参数。

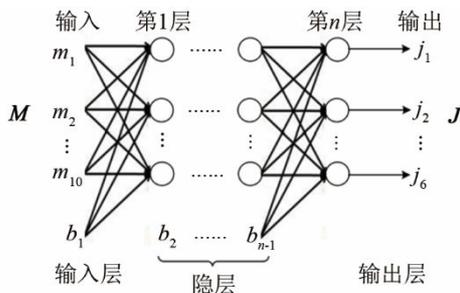


图 4 深度神经网络(DNN)结构图
Fig.4 DNN structure diagram

M 、 J 为网络的输入与输出，前向传播过程：

$$m_k^n = f\left(\sum_{l=1}^{N^{n-1}} m_l^{n-1} w_{lk}^{n-1} + b_k^n\right) \quad (4)$$

其中， m_k^n 表示第 n 层第 k 个节点的值， m_l^{n-1} 表示第 $n-1$ 层第 l 个节点的值， w_{lk}^{n-1} 表示第 $n-1$ 层、第 l 个节点与第 n 层第 k 个节点对应的权值， b_k^n 表示计算第 n 层、第 k 个节点的值时对应的偏置值， N^{n-1} 表示 $n-1$ 层节点数。

反向传播过程采用小批量梯度下降法^[9]计算。每次计算一小批量样本 $B = \{M^{(1)}, M^{(2)}, \dots, M^{(q)}\}$ ，则

单个样本 M 的损失：

$$L(M, Y, \theta) = -\log p(Y|M; \theta) \quad (5)$$

其中， Y 表示 M 对应的期望输出值。

小批量样本的损失：

$$J(\theta) = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q L(M^{(i)}, Y^{(i)}, \theta) \quad (6)$$

则梯度估计可以表示为

$$g = \nabla_{\theta} J(\theta) = \frac{1}{q} \nabla_{\theta} \sum_{i=1}^q L(M^{(i)}, Y^{(i)}, \theta) \quad (7)$$

参数变化表示为

$$\theta \leftarrow \theta - \varepsilon g \quad (8)$$

其中， ε 为学习率。

2.2 网络节点设置

本实验 DNN 模型需要记忆的模板总数为 6^{10} ，网络输入为 6 级 10 阶模板，输出为模板对应螺旋桨叶片数标记。为了实现对模板更好的记忆，设置网络节点的组合情况至少大于 6^{10} 。DNN 模型的训练效果如表 1 所示。训练完成后直接把 M_0 作为测试集检测网络训练效果。

表 1 深度神经网络(DNN)模型的训练效果
Table 1 Training effects of DNN model

编号	隐藏层层数	隐藏层节点数	M_0 模板记忆率
1	6	15	0.998 1
2	6	100	0.998 3
3	6	1 024	0.999 9
4	6	1 500	0.999 6

通过表 1 中数据可以看出，DNN 模型可以记忆住 M_0 中所有模板对应的螺旋桨叶片数类型。选择网络模型设置 6 层隐藏层，每个隐藏层节点 1 024 个。

3 实测船舶辐射噪声数据实验

分析从水听器中录取的噪声信号，通过计算其 DEMON 谱发现，有的 DEMON 谱(如图 5 所示)可以提取到螺旋桨叶片数信息；有的 DEMON 谱(如图 6 所示)难以提取螺旋桨叶片数信息。

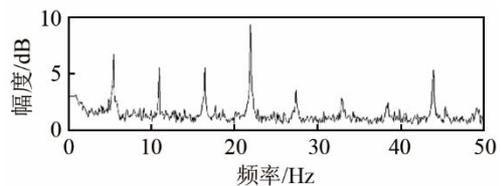


图 5 某包含螺旋桨叶片数信息 DEMON 谱
Fig.5 The DEMON spectrum containing propeller blade-number information

在螺旋桨叶片数识别过程中，对于可以提取螺旋桨叶片数信息的样本识别出正确螺旋桨叶片数，

对于难以提取螺旋桨叶片数信息的样本判定为无法识别的类型，这两种情况均属于识别正确，识别流程如图 7 所示。其它情况属于识别错误。

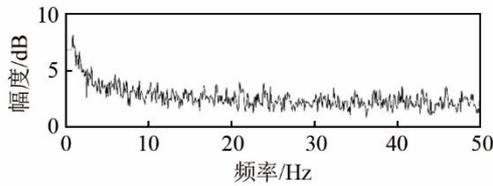


图 6 某不包含螺旋桨叶片数信息 DEMON 谱
Fig.6 The DEMON spectrum not containing propeller blade-number information

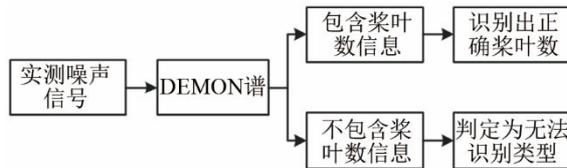


图 7 两种识别正确情况的框图
Fig.7 Two cases of correct recognition

3.1 实验一

挑选实测船舶辐射噪声信号共 324 个，每个信号代表一个样本。计算其 DEMON 谱，经统计得到 DEMON 谱中包含螺旋桨叶片数信息的信号共 208 个，不包含螺旋桨叶片数信息的信号 116 个。

使用训练完成的 DNN 模型对样本进行识别，并将识别结果与模板匹配算法识别结果进行比对。统计识别结果时基于以下两点假设：

(1) 在识别过程中，从 DEMON 谱中提取的轴频信息准确；

(2) DNN 模型与模板匹配算法识别结果相同时，认为识别结果正确。

统计两种算法的识别正确率如表 2 中实验 1 所示。两种算法识别结果中有 226 个样本识别结果相同，98 个样本识别结果不同。在这 98 个样本中，两种算法识别情况如表 3 中实验 1 所示。

逐个分析这 98 个样本，提取其对应的 6 级 10 阶模板。发现 DNN 模型识别错误的 46 个样本均判定成了无法识别类型，其对应的模板全部不在模板库中。模板匹配算法识别错误的 52 个样本对应模板全在模板库中，其中 49 个判定成了无法识别类型，3 个判断成了错误螺旋桨叶片数。根据 1.2 节中分析，判定为无法识别类型的 49 个信号属于不满足余弦相似度大于等于门限 s_1 和距离相似度小于等于 s_2 两个约束条件的情况；判断错误的 3 个样本属于根据置信度准则判断为错误类型的情况。

3.2 实验二

DNN 模型识别错误的 46 个样本对应的 6 级 10

阶模板均为缺失模板。将该缺失模板补充到模板库中，重新构建模板数据集，训练 DNN 模型。使用训练完成的模型对 324 个样本进行再次识别，识别结果如表 2 中实验 2 所示。其中有 272 个样本识别结果相同，52 个样本识别结果不同。在这 52 个样本中，两种算法的识别情况如表 3 中实验 2 所示。

结果显示，识别结果不同的 52 个样本均是由于模板匹配算法出现错误，而 DNN 模型的识别正确率趋于 100%。

可以看出，基于本测试集，通过合理训练 DNN 模型使其能够记住所有测试样本对应的 6 级 10 阶模板时，DNN 模型识别正确率可以趋于 100%，而模板匹配算法始终存在即使有对应模板仍然识别错误的情况。

3.3 实验三

挑选更大规模的船舶辐射噪声信号，增大测试样本集数量至 1 287 个，其中包含螺旋桨叶片数信息的信号共 839 个，不包含螺旋桨叶片数信息的信号 448 个。使用上述添加模板后的 DNN 模型对样本进行识别，并将识别结果与模板匹配算法识别结果进行比对。两种算法的识别正确率如表 2 中实验 3 所示。两种算法的识别结果中有 915 个样本识别结果相同，372 个样本识别结果不同。在识别结果不同的 372 个样本中，两种算法识别情况如表 3 中实验 3 所示。

逐个分析这 372 个样本，提取对应的 6 级 10 阶模板。发现 DNN 模型识别错误的 110 个样本均判定成了无法识别类型，其对应的模板全部不在模

表 2 基于 DNN 模型和基于模板匹配算法得出的识别结果统计
Table 2 Statistics of correct recognition samples obtained from DNN based and template matching based methods

序号	样本数	DNN 模型正确 样本数及百分比	模板匹配算法正确 样本数及百分比
实验 1	324	278(85.80%)	272(83.95%)
实验 2	324	324 (100%)	272(83.85%)
实验 3	1 287	1 177(91.45%)	1 025(79.64%)
实验 4	1 287	1 287 (100%)	1 025(79.64%)

表 3 对基于 DNN 模型和模板匹配方法识别结果不同的样本进行再次识别后得出的识别结果统计

Table 3 Statistics of correct recognition samples obtained after re-recognition of the samples with different recognition results of the two above-mentioned methods

序号	样本数	DNN 模型正确 样本数及百分比	模板匹配算法正确 样本数及百分比
实验 1	98	52(53.06%)	46 (46.94%)
实验 2	52	52 (100%)	0 (0)
实验 3	372	262(70.43%)	110(29.57%)
实验 4	262	262 (100%)	0 (0)

板库中; 模板匹配算法识别错误的 262 个样本对应模板全部在模板库中。

3.4 实验四

DNN 模型识别错误的 110 个样本对应的 6 级 10 阶模板为缺失模板。再次将识别发现的缺失模板补充到模板库中, 重新构建模板库数据集, 训练 DNN 模型。然后对 1 287 个样本进行再次识别, 识别结果如表 2 中实验 4 所示。其中有 1025 个样本识别结果相同, 262 个样本识别结果不同。在这 262 个样本中, 两种算法识别情况如表 3 中实验 4 所示。

结果显示, 262 个识别结果不同的样本均是由于模板匹配算法出现错误导致的, 而 DNN 模型识别正确率趋于 100%。

从以上 4 个实验中可以看出, 基于 DNN 模型的螺旋桨叶片数识别算法针对给定的数据集正确率可以达到 100%。当模板库中存在模板时, DNN 模型会识别正确; 当模板库中不存模板时, DNN 模型会识别错误, 而且识别错误项对应的模板即为缺失模板。提取缺失模板补充到模板库中, 可以得到具有更高识别率的 DNN 模型。

4 结论

本文提出了使用深度神经网络模型进行螺旋桨叶片数识别的算法。该算法基于 DEMON 谱谐波簇结构特征信息, 通过训练 DNN 模型, 仅在训练过程中使用模板数据, 实现了识别过程中不依赖模板库和置信度准则的螺旋桨叶片数识别。识别过程仅使用 6×1024 的网络参数就可以完成, 识别速度更快。此外, 该算法不需要将模板库带入使用现场, 对于数据保密具有重要意义。

使用大量实测噪声信号进行检测, 结果表明 DNN 算法简单可靠, 具有更高的识别率。在船舶噪声信号具有一定信噪比, 其 DEMON 谱轴频提取正

确的前提下, DNN 模型可以通过发现识别错误项、提取模板、补充模板数据的方式不断完善模型。可以看出, 这是一个不断进步的过程。实际使用过程中, 如果通过多次识别检测、补充缺失模板的方式得到全部模板数据, 则 DNN 模型的识别正确率可以趋于 100%。

参 考 文 献

- [1] 白敬贤, 高天德, 夏润鹏. 基于 DEMON 谱信息提取算法的目标识别方法研究[J]. 声学技术, 2017, 36(1): 88-92.
BAI Jingxian, GAO Tiande, XIA Runpeng. Target recognition based on the information extraction algorithm of DEMON spectrum[J]. Technical Acoustics, 2017, 36(1): 88-92.
- [2] 程玉胜, 高鑫, 刘虎. 基于模板匹配的舰船螺旋桨叶片数识别方法[J]. 声学技术, 2010, 29(2): 228-231.
CHENG Yusheng, GAO Xin, LIU Hu. A method for ship propeller blade-number recognition based on template matching[J]. Technical Acoustic, 2010, 29(2): 228-231.
- [3] 史广智, 胡均川. 舰船噪声调制谐波簇结构特性理论分析[J]. 声学学报, 2007, 32(1): 19-23.
SHI Guangzhi, HU Junchuan. Theoretical analysis of the structure law of ship radiated-noise demodulation spectrum harmonic cluster feature[J]. Acta Acustica, 2007, 32(1): 19-23.
- [4] 殷敬伟, 惠俊英. 基于 DEMON 线谱的轴频提取方法研究[J]. 应用声学, 2005, 24(6): 369-374.
YIN Jinwei, HUI Junyin. Extraction of shaft frequency based on the DEMON line spectrum[J]. Applied Acoustics, 2005, 24(6): 369-374.
- [5] JAPKOWICZ N, STEPHEN S. The class imbalance problem: a systematic[J]. Intelligent Data Analysis study, 2002, 6(5): 429-449.
- [6] ZHA Z L, HU J, ZHAN Q R, et al. Robust speech recognition combining cepstral and articulatory features[C]//IEEE International Conference on Computer and Communications. IEEE, 2018: 1401-1405.
- [7] HAVAEI M, DAVY A, WARDE-FARLEY D, et al. Brain tumor segmentation with Deep Neural Networks[J]. Medical Image Analysis, 2017, 35:18-31.
- [8] 游飞, 张激, 邱定, 等. 基于深度神经网络的武器名称识别[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(1): 239-243.
YOU Fei, ZHANG Ji, QIU Ding, et al. Weapon named entity rased on deep neural network[J]. Computer Systems & Applications, 2018, 27(1): 239-243.
- [9] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep learning[M]. Cambridge: Mit Press, 2016: 94-95.