

基于神经网络的多功能雷达行为辨识方法

方 旂¹, 毕大平¹, 潘继飞^{1,2}, 陈秋菊^{1,2}

(1. 国防科技大学电子对抗学院, 合肥, 230037; 2. 国防科技大学电子对抗信息处理实验室, 合肥, 230037)

摘要 针对多功能雷达行为状态复杂多变、难以识别的问题, 构建了多功能雷达行为数据集, 提出了一种基于神经网络的雷达行为辨识方法。首先对数据进行预处理, 提取多功能雷达的参数特征与行为状态特征, 并建立两者间的映射关系。然后通过基于贝叶斯准则的变化点检测算法对原始雷达信号脉冲序列进行分割, 补齐有缺失的特征参数, 构造完整的可用于训练的脉冲数组样本。最后通过数据推理丰富数据库, 为数据驱动的智能识别方法提供可靠的数据准备, 增强神经网络的泛化能力。针对处理后的雷达行为数据集的特点, 设计 BP 神经网络进行训练与测试。仿真实验结果表明: 训练完成的网络模型在识别过程中一定程度上克服了噪声变量等干扰的影响, 正确率可以达到 89%。

关键词 多功能雷达; 行为辨识; 数据处理; 变化点检测; 神经网络

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2020.03.013

中图分类号 TN957.53 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2020)03-0078-07

A Multifunctional Radar Behavior Identification Method Based on Neural Network

FANG Yi¹, BI Daping¹, PAN Jifei^{1,2}, CHEN Qiuju^{1,2}

(1. College of Electronic Countermeasure, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China; 2. Laboratory of Electronic Countermeasure Information Processing, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

Abstract Aimed at the problem that the multifunctional radar behavior state is complicated and difficult to identify, a multifunctional radar behavior data set is constructed, and a method of radar behavior identification based on neural network is proposed. Firstly, the data are preprocessed to extract the parameter characteristics and behavior state characteristics of the multi-function radar from and to establish a mapping relationship between them. Then, the original radar signal pulse sequence is segmented by the Bayesian rule based on the change point detection algorithm, and the missing characteristic parameters are supplemented to construct a complete pulse array sample to train. Finally, the database is enriched by data reasoning, providing reliable data preparation for data-driven intelligent identification method and enhancing the generalization ability of neural network. BP neural network is designed to train and test the characteristics of the processed radar behavior data set. The simulation results show that the trained network model overcomes the influence of noise variables and other disturbances to some extent, and the accuracy

收稿日期: 2019-04-26

基金项目: 国家自然科学基金(61671453)

作者简介: 方 旂(1995—), 女, 浙江杭州人, 硕士生, 主要从事认知雷达对抗研究。E-mail: fangyi950129@163.com

引用格式: 方旂, 毕大平, 潘继飞, 等. 基于神经网络的多功能雷达行为辨识方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2020, 21(3): 78-84.
FANG Yi, BI Daping, PAN Jifei, et al. A Multifunctional Radar Behavior Identification Method Based on Neural Network[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2020, 21(3): 78-84.

can reach 89%.

Key words multifunction radar; behavior identification; data processing; change-point detection; neural network

大数据分析技术与人工智能技术的发展为雷达对抗带来了革命性影响。相控阵、软件化等技术的应用大大提升了多功能雷达系统(Multi-Function Radar, MFR)的智能化程度。MFR 必须具备及时准确地感知与辨识雷达状态动态变化的能力,才能引导对抗装备敏捷地决策出最优的对抗策略,进而实施认知对抗。面对波束、体制与信号形式均能自适应捷变的多功能雷达目标辐射源的情况,传统的“精度”驱动的对抗侦察手段显然难以适应。行为识别需要获取足够多、足够全面的数据样本,构造可用于深度学习的数据集,并且基于“数据”驱动的智能分析辨识手段,才能使其性能远高于传统方法。

在雷达行为辨识问题的研究中,Visnevski 等人首先引入句法模式识别理论,分析多功能雷达工作模式的活动规律^[1]。在此基础上,引入多功能雷达各状态的概率分布^[2],在雷达字提取中出现插入、缺失及替换情况下,完成对雷达工作模式的识别。将多层次模型同时应用到脉冲组数据和行为模式上^[3-4],可以描述脉冲参数与行为模式的各个层次之间的联系。但是各层次建模过程中的门限值难以设定,容易受到噪声干扰。传统的识别方法通常利用构建相干处理周期(CPI)矩阵,并将矩阵与先前搭建的雷达数据库进行关联^[5]。此方法原理简单,但受设定的门限值影响较大,只能划分参数特征区别明显的脉冲序列,并且需要在已知上一级行为状态的情况下,才能完整进行识别分析。引入生物信息学“多序列比对(MSA)”方法,是将跟踪行为序列插入到搜索行为序列中,把形成的新序列定义为雷达的行为序列,并从中重建搜索序列,完成对搜索行为的规律探索^[6]。该方法能够很好地适应多功能雷达信号波束捷变的特点,但多功能雷达的行为类型多、变化快,此方法不易推广到其他行为任务,有一定局限性。文献^[7]研究了未知雷达状态识别方法,利用机器学习理论相关算法,分别提出了基于有监督分类与基于无监督聚类的 2 种识别算法。无监督聚类算法主要包括 K-均值聚类、C-均值聚类等,主要利用样本之间的相似性和映射关系分析出样本参数和行为模式之间的逻辑关系,并进行分类。有监督分类主要包括朴素贝叶斯算法、支持向量机、神经网络等。其中,神经网络的应用^[8-9]能够针对静态与动态 2 种行为模态信息,挖掘行为识别的多模态特征,具有重要意义^[10-12]。

近年来,深度学习算法在图像识别、语音识别等领域发展迅速^[13-15],解决了对语音语调的识别、语音情感的分析、人体行为体态分析预测以及医疗图像分析等多个研究方向的问题。同样的,在雷达对抗领域也有大量专家学者利用深度学习的方法对雷达目标、雷达图像等方面展开研究,并取得了一定成果^[16-18]。神经网络的泛化能力(Generalization)是指神经网络在学习完成以后神经网络对测试样本或工作样本做出正确反应的能力。一个神经网络的泛化能力影响了网络对训练集之外的数据的识别能力,以及构造的神经网络的推广应用能力。为提高神经网络的泛化能力,本文对样本的初始权值、数据集处理构造和网络结构设计进行研究改进,优化神经网络。

本文重点构造面向多功能雷达行为识别的数据集,同时根据多功能雷达信号脉冲的特点,设计一种优化后的 BP 神经网络,作为合适的雷达行为辨识网络模型。①以某型机载火控雷达作为研究对象,将雷达信号脉冲数据转化为知识信息,并对其进行变化点检测、原始数据处理、数据集优化等;②在此基础上,设计完成了基于 BP 神经网络与其他雷达行为辨识算法的仿真实验对比。算法流程见图 1。

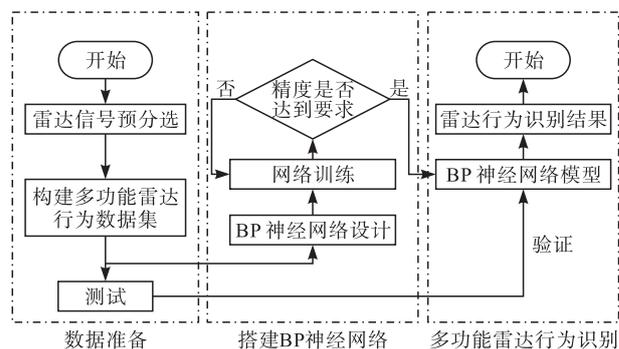


图 1 算法流程

1 数据驱动的雷达行为辨识

围绕多功能雷达的认知对抗需求,建立如图 2 所示的多功能雷达行为辨识模型,主要由雷达行为模式分析建模、构建数据集、采用深度学习等技术手段完成雷达行为特征辨识等组成。

随着人工智能的快速发展,其与雷达对抗领域结合成为了当前的研究热点。随着在新体制多功能雷达的逐步应用,雷达行为越发复杂多变,人工已难

以依据雷达信号参数即时判断当前状态,无法做出相适应的干扰。从电子对抗的角度考虑,在通常情况下,只能获得雷达的信号波形和经过侦察处理后输出的传统波形特征参数。而在真实的对抗中,由于侦察方难以提前建立敌方雷达信息相应的雷达知识库,只能通过波形分析,提取能够表现雷达行为特征的参数,识别当前雷达行为。因此,利用雷达信号特征提取、序列分割等手段,把行为信息构建为结构化的数据非常重要。

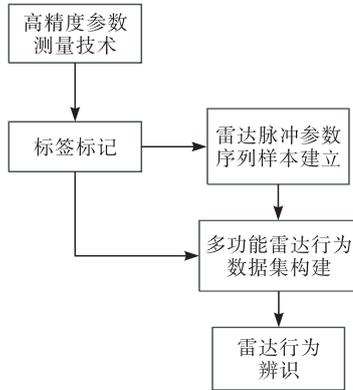


图2 数据驱动的多功能雷达行为辨识模型

2 多功能雷达行为数据集构建

初始数据经过处理转化为雷达行为数据集,可以很好地解决多功能雷达信号直接计算量过大、数据冗余等问题。本文通过学习知识图谱的构建方法,利用现有的雷达知识库设计垂直数据库的模型,并通过样本数据提取实体、属性和关系,分析整合后的结果与模型相结合构造多功能雷达行为数据。

2.1 数据提取与筛选

经过初步提取后的雷达行为数据集中的信息复杂,可能存在来源不同、质量参差不齐等问题,所以需要对所有数据进行筛选、整合、加工、推理等工作,将数据结合方法,建立可匹配人的思想的数据库。

2.1.1 脉冲分割

当多功能雷达行为较为复杂时,可以将其分割为基础行为,如搜索、跟踪等。基础行为的分析可以简化输入样本,减少训练时间,增强神经网络的泛化能力。本文引入多功能雷达行为变化点检测算法^[19-21],对雷达脉冲序列进行功能性切割。定义雷达行为的变化点:计算所得的条件概率在变化点检测算法中发生很大变化的点。设定一个固定窗口长度的滑动窗口,沿着所有接收到的脉冲序列时间顺序滑动,对每一个窗口内的数据进行概率计算,当前后2个概率值相差超过阈值时,判断出现变化点。变化点前后2个事件有可能为同一行为状态,也可

能是不同行为状态,在每一事件结束,都进行状态更新,并判断是否为同一行为。

图3为变化点检测流程图。

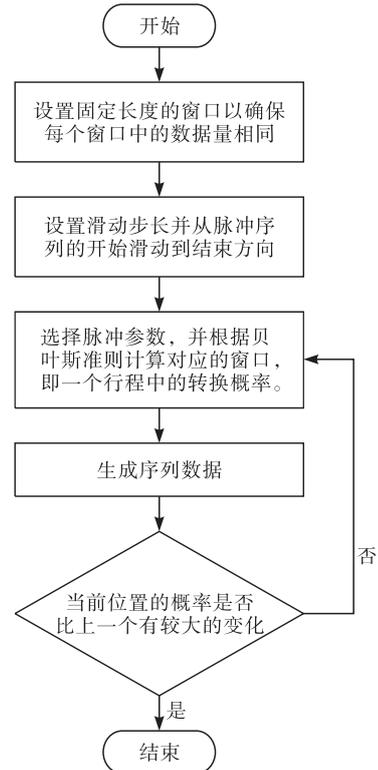


图3 变化点检测流程

定义从当前时间点回溯到最近变化点之间的脉冲描述字数据称为1个行程,用 r 表示。假设检测到的最近变化点已经过去了 t 个单位时间,则与最近数据相关联的有 t 个不同长度的行程,那么在接收到最新数据之后再进行变化点检测,可以考虑2种可能性:新的序列是当前行程的一部分,因此当前行程的长度加1;或者是变化点发生,当前行程结束,新的序列是新行程的一部分。设 r_t 表示最近行程的长度,则在给定前面 t 个事件下 r_t 的概率为:

$$P(e_{1,t+1} | e_{1,t}) = \sum_{r_t} P(e_{t+1} | r_t \& e_{1,t}) P(r_t | e_{1,t}) \quad (1)$$

假设给定了相应的脉冲描述字时间序列,则根据贝叶斯准则,在 t 事件之后 r_t 的概率分布为:

$$P(r_t | e_{1,t}) = \frac{P(r_t \& e_{1,t})}{P(e_{1,t})} \quad (2)$$

$$P(r_t \& e_{1,t}) = \sum_{r_{t-1}} P(r_t \& e_t | r_{t-1} \& e_{1,t-1}) P(r_{t-1} \& e_{1,t-1}) = \sum_{r_{t-1}} P(r_t | r_{t-1}) P(e_t | r_{t-1} \& e_{1,t-1}) P(r_{t-1} \& e_{1,t-1}) \quad (3)$$

式中: $P(r_t \& e_{1,t})$ 为转移概率; $P(e_t | r_{t-1} \& e_{1,t-1})$ 为最近序列属于某一行程的概率。

假设在计算当前概率时,上一个序列的概率已

知,则需要计算风险函数 H 来判断行为是否发生变化:

$$P(r_t | r_{t-1}) = \begin{cases} H(r_{t-1} + 1), & r_t = 0 \\ 1 - H(r_{t-1} + 1), & r_t = r_{t-1} + 1 \end{cases} \quad (4)$$

2.1.2 数据整合与加工

由于分割得到的脉冲序列相互之间可能存在不等长的情况,则需要对数据进行补齐。补齐的方式主要有以下几种:

1)特殊值法:把所有空缺的位置看作是特殊的属性值处理,通常选择“0”进行补充,此方法工作量小,但极易造成数据偏差过大,影响识别结果。

2)平均值法:当空缺位置上的数据是数值属性时,取组内相同类型参数的所有数值的平均值进行补充;当空缺位置上的数据的是非数值属性时,则利用统计学中的众数原理,选择同类型参数出现次数最多的进行补充。

3)人工填写法:根据已有的样本数据和多功能雷达的先验知识,人为补充最可靠的数据。此方法补充的数据偏差最小,但若空缺过多则会造工作较大的问题。

本文选择平均值法对数据进行补齐,最终得到完整的、已分割完成的多功能雷达脉冲序列组。基本步骤见图 4。

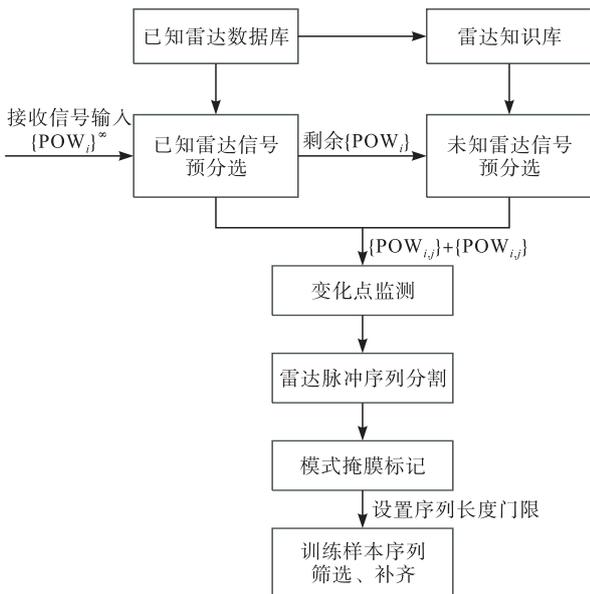


图 4 数据补齐流程

2.2 数据推理

本文基于某型机载火控雷达的设计原则,根据雷达脉冲序列及其变化规律分析其与雷达行为的逻辑关系,并根据此逻辑关系推理其他常见行为状态和工作模式。该方法建立在用于描述的高端特征向量与行为子集中每个行为均有映射关系的基础上,其中高端特征向量包括频率变化规律

特征、波形变化规律特征、波束行为特征、重频变化规律特征等。

综合上述所有工作,完成对多功能雷达行为数据集的构建,并不断更新雷达行为及其对应的脉冲序列信息,慢慢形成能够包含大部分雷达行为状态的、可适用于各种环境变化的数据库。完备的多功能雷达行为数据库可以使训练后的网络应用于多种情况下的行为分析中,并且可以不断补充归纳丰富网络的识别能力,增强神经网络的泛化能力。

3 神经网络模型搭建

BP 神经网络算法是一种按照误差反向传播算法训练的多层感知器网络,又称为误差方向传播算法,是监督式学习算法的一种。通常,BP 神经网络包括输入层、输出层和隐藏层。

搭建本文适用的 BP 神经网络需要从数据准备、网络结构设计、网络模型训练 3 个方面逐步进行。数据准备在多功能雷达行为数据集构建阶段完成。

对网络进行初始化设计,即需要确定网络层数、选择合适的训练方法、权值的初始化等。本文设计的网络结构模型如下:

1)设置 BP 网络包含输入层、3 层隐藏层和输出层。输入层输入的数据为 6×6 的数组,

$$\begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{16} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{61} & \cdots & x_{66} \end{bmatrix}, \text{其中每列 } \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i6}\}, i=1,$$

2,3,4,5,6 分别代表频率、脉宽、脉幅、波束方位、重复周期和带宽。每行则按照时间序列排列。输出则为一维数据,若输出 1,则判定为远距离搜索;若输出 2,则判定为近距离搜索;若输出 3,则判定为跟踪目标 1;若输出 4,则判定为跟踪目标 2。因此,输入层节点数为 36,输出层节点数为 1。

2)传递函数的选择。一般来说,如果隐藏层和输出层同时选择 sigmoid 函数,则输出值会被限制在 0 或 -1 之间。因此,选择 tan-sigmoid 函数作为隐藏层的传递函数,线性传递函数 purelin 作为输出层的传递函数。这样可以在整个网络的输出选择任意值,tan-sigmoid 函数的输入也能选择任意值,且误差比 log-sigmoid 小。迭代次数最多不超过 5 000,最小全局误差为 10^{-6} ,学习率设置为 0.01。训练神经网络的每一次迭代都经过反向传播进行梯度下降,若学习率太高,那系统可能难以收敛,难以对准目标;若学习率太低,则容易陷入局部最优。

3)训练方法的选择。选择训练函数为 tran-

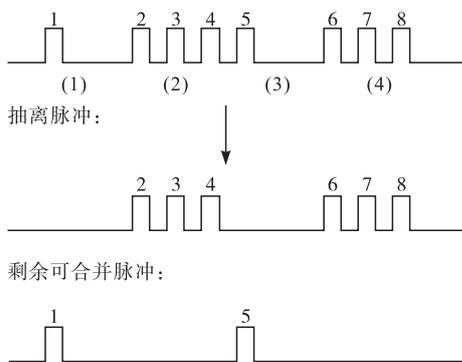


图7 CPI脉冲划分法

对比文献[5~6]中的雷达行为识别方法,仅针对脉幅变化进行分析计算。文献[5]通过对幅度波形提取峰谷值比、幅度直方图、平均能量3个参数来区别搜索与跟踪。文献[6]采用循环二分法进行分析。首先确定一个门限值,通过门限值找出整段序列中与其他差异性最大的一段并计算最大似然比统计量。判断得到2点(或1点)变化点后,对分出的3个(或2个)段继续进行分析,不断循环处理,直到再无变化点被检测出来。2种方法均可以对多功能雷达行为进行识别,但是,在实际复杂信号环境下,当脉冲密度很高时,脉冲相互叠加会造成幅度测量的不准确;其次,对于非相控阵体制的雷达来说,工作模式的切换往往还与脉宽、脉冲重复周期等参数的变化相关,而不仅反映在幅度变化上,仅采用幅度一种参数进行分割,可利用的信息量少,在多工作模式下容易造成漏警,判决不够准确。而本文使用的算法能够较稳定地识别出多种雷达行为状态,并能形成可以实时优化的数据集,不断进行补充、训练与识别雷达行为。

现有多功能雷达的设计准则已经多样化,不再一成不变,当使用CPI脉冲划分的方法按照经验设定16个或32个脉冲序列为一组时,已经产生了一定的误差。而本文使用的变化点检测算法不需要任何先验知识,并且在脉冲数量较小的情况下,分析结果也能实现较高的准确率。

再者,利用CPI脉冲划分后的序列不能直接对应于某一基础行为,此时对应的多功能雷达行为还是复杂多样的,而经过变化点检测算法后得到的脉冲对应的多功能雷达行为已经是某一种单一工作模式了。例如文中指出的某一机载火控雷达中的远距离搜索、近距离搜索、搜索加跟踪、边搜索边跟踪行为已经被分割为远距离搜索、近距离搜索和跟踪3种工作模式。此结果更利于网络训练和后期识别的需要,减少工作量,提升识别效果。

相比较而言可以看出本文所用方法的训练结果较稳定,训练过程中多次迭代可以减弱一定噪声变量的影响,减小误差,提高识别率,且识别率较为稳定。

5 结语

目前,雷达正向多功能智能化方向发展,本文提出的行为数据集构建与行为辨识方法就是对多功能雷达行为智能识别方向的一种探索,主要的研究贡献有:

1)建立了多功能雷达行为模型,引入变化点检测算法,对多行为的脉冲序列进行分割。为减小冗余,对原始脉冲序列进行筛选、补齐,提高了初始数据的应用效果,能够适应于神经网络算法设计,为后续工作奠定了基础。

2)设计完成了基于BP神经网络算法的多功能雷达行为辨识实验,发现在有充足训练样本的情况下,本文所用算法具有较强的优势,且可以识别出脉冲序列区别较小的几种雷达行为。

本文仅围绕某型机载火控雷达的4种工作状态进行了数据集谱构建与行为辨识算法的建模与仿真实验,还有更多更为复杂的雷达行为需要进一步研究;在复杂的战场环境下,如何克服数据残缺、噪声干扰等困难,建立完善可靠的雷达数据库和雷达知识库,以及如何识别新型未知雷达的行为,均是下一阶段研究的方向。

参考文献

- [1] VISNEVSKI N, KRISHNAMURTHY V, WANG A, et al. Syntactic Modeling and Signal Processing of Multifunction Radars: a Stochastic Context-Free Grammar Approach [J]. Proceedings of the IEEE, 2007, 95(5): 1000-1025.
- [2] 刘海军,李悦,柳征,等. 基于随机文法的多功能雷达识别方法[J]. 航空学报,2010, 31(9): 1809-1817.
- [3] 黄旭佳. 自适应雷达行为分析与辨识技术研究[D]. 成都:电子科技大学,2015.
- [4] 李辉,郑坤,金炜东,等. 基于多层次建模的机载相控阵雷达工作模式识别[J]. 电子信息对抗技术, 2016, 31(4): 1-5,42.
- [5] 贾朝文,周水楼. 机载雷达工作模式识别[J]. 电子信息对抗技术, 2011,26(1):16-18,78.
- [6] MA S, LIU Z, JIANG W L. Reconstruction of Multifunction Radar Search Plan Based on Multiple Se-

- quence Alignment[J]. Chinese Journal of Electronics, 2013, 23(1): 213-218.
- [7] 李岩, 高梅国, 崔双洋. 认知雷达对抗中的未知雷达状态识别方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018, 16(2): 233-238.
- [8] 韩敏捷. 基于深度学习框架的多模态动作识别[J]. 计算机与现代化, 2017(7): 48-52.
- [9] XIE M Q, JIANG H, HUANG Y L, et al. New Class Recognition Based on Support Vector Data Description [C]// International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Dalian, China; IEEE, 2006: 1149-1152.
- [10] POLIKAR R, UPDA L, UPDA S S, et al. Learn++: An Incremental Learning Algorithm for Supervised Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics-Part C: Applications & Reviews, 2001, 31(4): 497-508.
- [11] MUHLBAIER M D, TOPALIS A, POLIKAR R. Learn++.NC: Combining Ensemble of Classifiers With Dynamically Weighted Consult-and-Vote for Efficient Incremental Learning of New Classes[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(1): 152-168.
- [12] DITZLER G, ROSEN G, POLIKAR R. Incremental Learning of New Classes from Unbalanced Data[C]// International Joint Conference on Neural Networks. Beijing, China; IEEE, 2014: 1-8.
- [13] 朱煜, 赵江坤, 王逸宁, 等. 基于深度学习的人体行为识别算法综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(6): 848-857.
- [14] 袁文浩, 梁春燕, 夏斌, 等. 一种融合相位估计的深度卷积神经网络语音增强方法[J]. 电子学报, 2018, 46(10): 2359-2366.
- [15] WANG J, SHI P, JIANG P, et al. Application of BP Neural Network Algorithm in Traditional Hydrological Model for Flood Forecasting [J]. Water, 2017, 9(1): 48.
- [16] ZHANG M F. Application of BP Neural Network in Acoustic Wave Measurement System [J]. Modern Physics Letters B, 2017, 31(19-21): 1740052.
- [17] 姜宇, 肖鸿, 刘兴鹏, 等. BP神经网络在异向介质基本结构分析中的应用[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(1): 195-198.
- [18] ZHU H, LU X. The Prediction of PM2.5 Value Based on ARMA and Improved BP Neural Network Model [C]// International Conference on Intelligent Networking & Collaborative Systems. Ostrava, Czech Republic; IEEE, 2016.
- [19] FEUZ K D, COOK D J, ROSASCO C, et al. Automated Detection of Activity Transitions for Prompting [J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2015, 45(5): 575-585.
- [20] AVCI U, PASSERINI A. Improving Activity Recognition by Segmental Pattern Mining. [J]. IEEE Transactions on Knowledge Data Engineering, 2014, 26(4): 889-902.
- [21] LIU S, YAMADA M, COLLIER N, et al. Change-point Detection in Time-Series Data by Relative Density-Ratio Estimation[J]. Neural Networks, 2013, 43: 72-83.

(编辑:徐楠楠)