

络学习中, 梯度下降方法的反向传播仅收敛于权重空间的局部最小值, 那么就会出现 DFS 模型在少量隐藏层时表现出不错的效果, 而随着隐藏层层数的增加算法反而出现恶化, 因为层数的增多会使得梯度信息在较低层中分散开来. 因此将 DFS 模型的隐藏层设置为 1 层. 随着迭代次数的增加, 识别效果有缓慢提升, 但迭代次数的加大会导致网络的运算代价增加, 综合考虑选择迭代次数为 250 作为 DFS 网络的参数选择.

(2) 已确定网络的隐藏层层数, 下面是对每层的节点数如何选择的讨论. 实验中节点数选择范围为 $n \in \{100, 150, 200, 250, 300, 350\}$, 每层节点数都相同, 同样以分类准确率作为性能度量, 结果如图 6 所示.

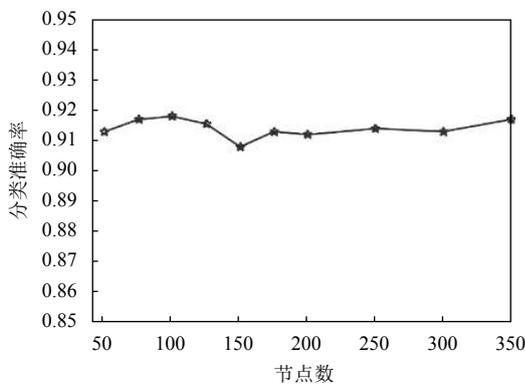


图 6 不同节点数对识别准确率的影响

从图中可以看出, 随着隐藏层节点数的增加, 其准确率出现先上升后下降的波动趋势, 可见得节点数的增加未必一定能提高网络的学习能力, 也有可能由于节点数增多引起网络内部结构复杂化而产生不稳定. 因此为了使模型有更良好的识别效果, 同时也降低其计算复杂度, 本文选择 100 作为隐藏层节点数是恰当可行的.

(3) 学习率可能是最重要的超参数, 相比起其他超参数, 学习率通过一种更为复杂的方式来控制模型的有效容量. 在 DFS 模型中, 学习率决定着训练一个小批量 (mini-batch) 样本时权重在梯度方向移动的步长, 其取值直接影响到算法的效率. 学习率对于损失误差的影响呈现 U 型性, 当学习率设置过小时, 损失函数收敛过程将变得十分缓慢, 使得算法效率低下, 当学习率设置过大时, 梯度可能会在损失误差最小值附近来回震荡, 导致收敛失败. 对学习率的探寻实验结果如图 7 所示.

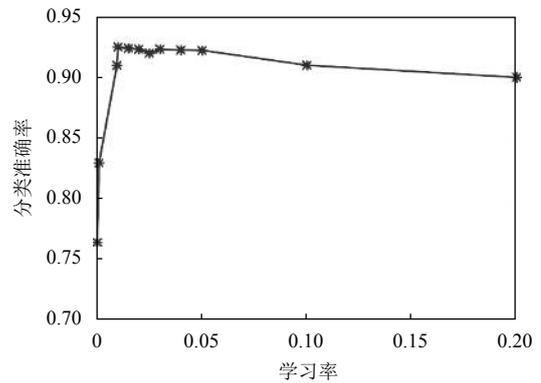


图 7 不同学习率对识别准确率的影响

从图中可以看出, 当学习率在 0.01~0.05 区间时, 是模型比较稳定的区域, 但这里不做具体的数值选择, 而是在稳定区域内通过改变学习率的多次实验来保证分类效果.

3.2.3 实验结果分析

以上一节模型参数择优实验中得到的各参数来设定 DFS 网络参数, 并将原始特征集输入至模型进行训练, 获得一对一层中各维特征的权重值如图 8 所示.

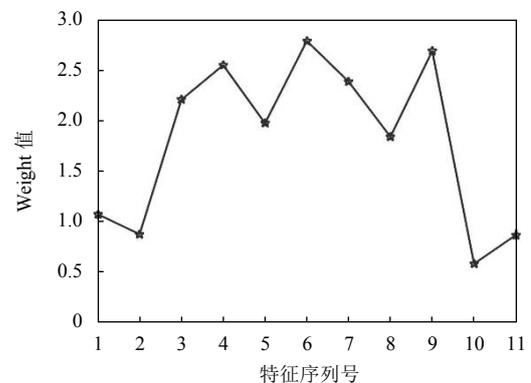


图 8 DFS 网络中各维特征的 weight 值

图中 1-2 维为复杂度特征, 3-4 维为信息熵级联特征, 5-11 维为小波脊频级联特征, 可看出 DFS 模型会对鉴别性不强的特征进行弱化输入, 而鉴别性强的特征则会被增大加权进行输入, 以此方式提高模型分类性能.

雷达辐射源信号传输信道环境复杂, 而雷达信号本身又具有突变性和非平稳性, 于是接收到的信号中常带有各种噪声干扰. 为了探究 DFS 模型对辐射源信号识别的抗噪性能是否良好, 采集信噪比在 0~20 dB 之间, 按每 2 dB 依次递增的雷达信号, 其中加入的噪

声为高斯白噪声. 分别提取到它们的人工特征, 构建相应的原始特征集, 输入 DFS 模型中进行训练, 得到相应的分类准确率, 结果如图 9 所示.

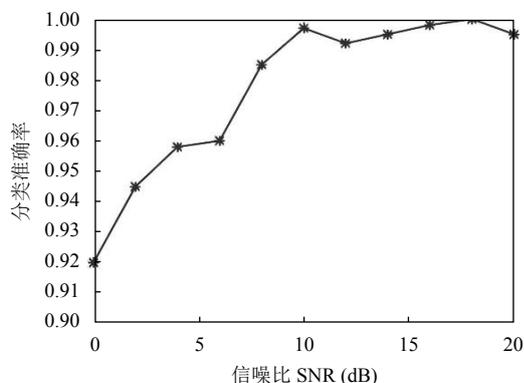


图 9 不同信噪比下, DFS 模型识别准确率

从图中可以得出, 针对雷达辐射源原始特征集, DFS 模型在 10~20 dB 的较高信噪比下, 其分类准确率基本维持在 99% 以上, 具有优良的分类效果, 证明了 DFS 模型对特征进行选择的有效性; 在 0~10 dB 的低信噪比之下, 其分类效果也较未经选择的原始特征集高出许多.

图 10 为使用 SVM 分类器对原始特征集进行分类, 以及使用 DFS 模型进行分类的准确率对比图.

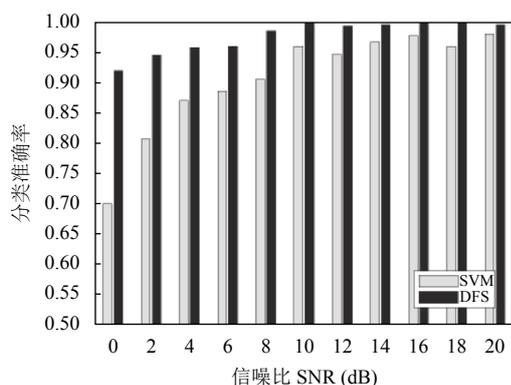


图 10 不同信噪比下的识别准确率

由图中可以看出, 当 SNR=0 dB 时, 利用 DFS 模型进行分类的识别结果比未经选择的高出 22.5%; 当 SNR=2 dB 时, 识别效果也有将近 14% 的提高. 因此, 不同信噪比下的雷达辐射源信号, DFS 模型特征选择对其分类识别准确率的提高效果显著, 且 DFS 模型具有良好的抗噪性能.

4 结论与展望

本文提出对雷达辐射源信号提取多种人工特征, 将其合并成原始特征集, 利用深度选择模型对原始特征集中各维特征其鉴别性能进行探寻, 并予以弱化或增强处理输入至网络, 使得分类准确率得以提高. 复杂度特征、信息熵级联特征、小波脊频级联特征都是能够表征雷达信号脉内调制属性的有效特征, 但存在冗余、噪声特征, DFS 模型有效弱化了冗余特征的输入影响, 使得后续分类准确率得到提升. 深度特征选择模型利用了深度神经网络强大的深层次特征挖掘能力, 同时规避了其所学到特征“黑箱”难以解释的弊端, 选择出来的特征依然保有其物理意义. 仿真实验证明, 与直接利用原始特征集的分类结果相比, 经过深度特征选择网络学习后的特征有效提高了雷达辐射源信号的识别准确率.

参考文献

- 李春艳. 雷达辐射源信号检测与脉内细微特征提取方法研究[硕士学位论文]. 西安: 西安电子科技大学, 2011.
- Matzner SA, Zurk LM. Frequency domain feature extraction from synthetic aperture radar data. Proceedings of 2007 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium. Honolulu, HI, USA. 2007. 1489-1492.
- Zhu B, Jin WD. Feature extraction of radar emitter signal based on wavelet packet and EMD. Zhu RB, Ma Y. Information Engineering and Applications: International Conference on Information Engineering and Applications (IEA 2011). London: Springer, 2012. 198-205.
- Zhang WX, Sun FL, Wang B. Radar signal intra-pulse feature extraction based on improved wavelet transform algorithm. International Journal of Communications, 2017, 10(8B): 118-127.
- 李林, 姬红兵. 基于模糊函数的雷达辐射源个体识别. 电子与信息学报, 2009, 31(11): 2546-2551.
- Mendis GJ, Wei J, Madanayake A. Deep learning-based automated modulation classification for cognitive radio. Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Communication Systems. Shenzhen, China. 2016. 1-6.
- Bouchou M, Wang H, El Hadi Lakhdari M. Automatic digital modulation recognition based on stacked sparse autoencoder. Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Communication Technology. Chengdu, China. 2017. 28-32.
- Ghesu FC, Georgescu B, Zheng YF, et al. Marginal space

- deep learning: Efficient architecture for detection in volumetric image data. Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Munich, Germany. 2015. 710–718.
- 9 Larochelle H, Bengio Y, Louradour J, *et al.* Exploring strategies for training deep neural networks. The Journal of Machine Learning Research, 2009, 10: 1–40.
- 10 姚旭, 王晓丹, 张玉玺, 等. 特征选择方法综述. 控制与决策, 2012, 27(2): 161–166, 192.
- 11 韩俊, 何明浩, 朱振波, 等. 基于复杂度特征的未知雷达辐射源信号分选. 电子与信息学报, 2009, 31(11): 2552–2556.
- 12 余志斌, 金炜东, 陈春霞. 基于小波脊频级联特征的雷达辐射源信号识别. 西南交通大学学报, 2010, 45(2): 290–295. [doi: [10.3969/j.issn.0258-2724.2010.02.022](https://doi.org/10.3969/j.issn.0258-2724.2010.02.022)]
- 13 梁华东, 徐庆. 熵特征在雷达信号分选中的应用. 空军预警学院学报, 2015, 29(1): 7–12. [doi: [10.3969/j.issn.2095-5839.2015.01.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.2095-5839.2015.01.002)]
- 14 Li YF, Chen CY, Wasserman WW. Deep feature selection: Theory and application to identify enhancers and promoters. Proceedings of the 19th Annual International Conference on Research in Computational Molecular Biology. Warsaw, Poland. 2015. 205–217.