

文章编号: 2095-4980(2023)10-1217-07

## 通信语音干扰效果评估方法

王圆春<sup>1,2</sup>, 段素馨<sup>1,2</sup>, 王先义<sup>1,2</sup>

(1. 中国电波传播研究所, 山东 青岛 266071; 2. 中国人民解放军 31007 部队, 北京 100000)

**摘要:** 通信语音干扰效果评估, 是指对语音通信系统接收的受扰语音信号进行分析, 确定语音信号被干扰程度的技术。准确地评估干扰效果是研制通信对抗设备、评估电子对抗态势以及了解通信质量等活动的重要依据。针对超短波通信干扰系统, 提出了基于梅尔频率倒谱系数(MFCC)特征、小波统计特征和感知特征的统计测度, 结合最小二乘、反向传播(BP)神经网络以及支持向量回归(SVR)拟合回归模型的评估系统, 其预测值和主观评估值的相关系数达到 0.9 以上, 保障了该干扰评估系统的实用性。研究了基于深度学习的无参考评估方法, 并利用实测数据验证了其有效性, 准确率达到了 87%, 高于多测度融合评估方法。

**关键词:** 机器学习; 深度神经网络; 语音质量评估; 干扰效果评估

中图分类号: TN97

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2021335

## Evaluation method of communication speech interference effect

WANG Yuanchun<sup>1,2</sup>, DUAN Suxin<sup>1,2</sup>, WANG Xianyi<sup>1,2</sup>

(1.China Radio Wave Propagation Research Institute, Qingdao Shandong 266071, China; 2.Unit 31007 of PLA, Beijing 100000, China)

**Abstract:** The evaluation of speech interference effect refers to the technology of analyzing the disturbed speech received by the communication system to determine speech interference effect level. Accurately evaluating the interference effect is of great significance to the development of communication countermeasure equipment, the assessment of the situation of electronic countermeasures and understanding of communication quality. As for ultra-short wave communication jamming system, a method is proposed based on Mel-Frequency Cepstral Coefficients(MFCC) features, wavelet statistical features and perceptual features, combined with the least squares, the Back Propagation(BP) neural network and Support Vector Regression(SVR) fitting regression model, the correlation coefficient between the predicted value and subjective evaluation value is above 0.9, which guarantees the practicability of the evaluation system. Secondly, the non-reference evaluation method is studied based on deep learning, and the measured data is adopted to verify the effectiveness of this method. The accuracy rate is 87%, higher than that of the multi-measure fusion evaluation method.

**Keywords:** machine learning; Deep Neural Network(DNN); speech quality assessment; jamming effect evaluation

在通信对抗中, 通信干扰设备是能够对敌方通信设备进行攻击的关键装备<sup>[1]</sup>, 如何迅速准确地评估其作战效能成为作战关键。无论是在军用还是民用领域, 语音信号是现代通信系统传输的主要信号之一, 通信系统输出的语音质量是评价通信系统整体性能的关键因素<sup>[2]</sup>。因此, 寻求一种评估干扰效果的理想方法是迫切需要探讨和解决的问题。

语音质量的评价系统主要分为主观评价和客观评价。主观评价由测听者遵循国军标 GJB4405B-2017《语音通信干扰效果评估准则》<sup>[3]</sup>对接收到的语音进行评价。客观评价方法则研究广泛, 如基于混沌理论<sup>[4]</sup>、Lyon 听觉特征<sup>[5]</sup>、多分辨率听觉模型(Multi Resolution Auditory Model, MRAM)特征<sup>[6]</sup>、小波特征<sup>[7]</sup>等的机器学习语音质量评估模型。目前主流的评估方法是利用一定的模型将得到的客观测度映射到主观测度上, 使其更接近于实际的主观测度变化趋势<sup>[8]</sup>。但上述方法存在局限之处, 如参考语音未知的情况。近年来, 由于深度学习的快速发展, 利

用深度学习进行语音质量评估的研究也越来越受重视。研究者相继提出了基于深度置信网络<sup>[9]</sup>、深度神经网络(DNN)<sup>[10]</sup>以及卷积神经网络和语谱图<sup>[11]</sup>等深度学习语音质量评估模型。从目前研究现状可以看出,构建深度神经网络,对语音进行端到端学习,在网络中同时完成特征提取与分类是目前的研究趋势。因此本文在语音质量评价系统的基础上,继续提出了基于卷积神经网络的语音质量评估方法,进一步提高了模型的评估准确率。

## 1 语音评估软件

### 1.1 系统框架

图 1 为语音评估的系统框架。首先通过人工提取特征,得到受干扰语音的几种特征;然后通过测度计算,计算特征对应的测度;最后通过基于单一测度的回归方法,或基于随机森林的多测度融合方法,实现基于机器学习的干扰效果评估。

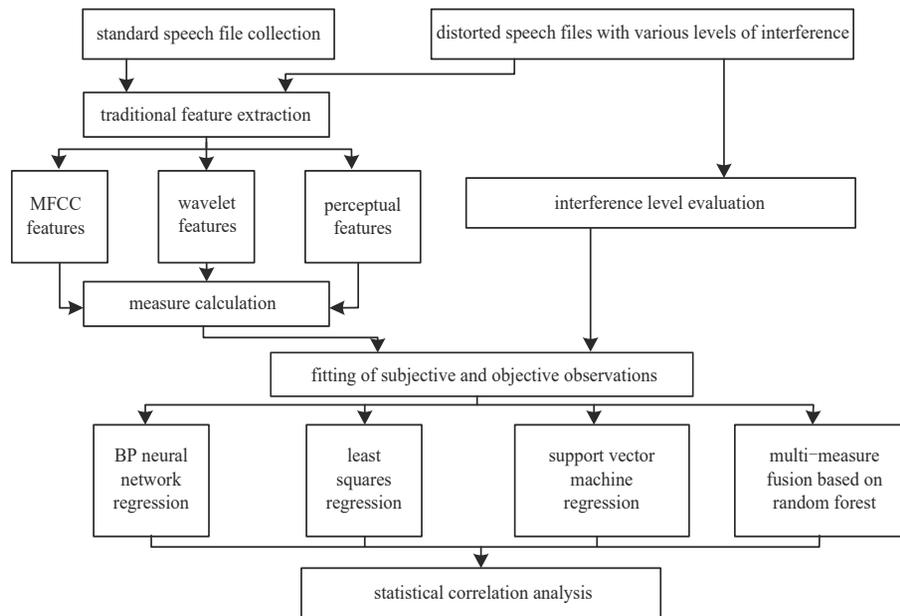


Fig.1 Composition diagram of speech communication interference effect evaluation system

图 1 语音通信干扰效果评估系统的构成图

本系统是专门用于军事通信领域语音信号干扰等级评估的系统,能够提供干扰效果客观评估模型、主客观拟合算法;能够批量进行受扰语音文件干扰效果的客观评估和 MOS 得分预测;能够将生成的模型用于通信语音信息录取分系统,对受扰的语音文件进行实时评估;能够对语音评估算法、主客观拟合算法进行调整和扩展;能够对标准语音文件进行模拟加噪处理;能够自适应处理不确定干扰类型的文件。

### 1.2 模型建模原理

#### 1.2.1 语音特征提取

##### 1) 梅尔倒谱系数(MFCC)特征

MFCC 是 Davis 于 1980 年提出的一种能够模拟人耳对频率感知特性的特征<sup>[12]</sup>。根据人耳听觉机理的研究发现,人耳对不同频率的声波有不同的听觉灵敏度。如图 2 所示,梅尔滤波器由从低频到高频这一段频带内按临界带宽的、大小由密到疏的一组带通滤波器组成,对输入信号进行滤波。将每个带通滤波器输出的信号能量作为信号的基本特征,对此特征进一步处理后,可作为语音的输入特征。Mel 频率描述了人耳频率的非线性特征,它与频率的关系可用式(1)近似表示:

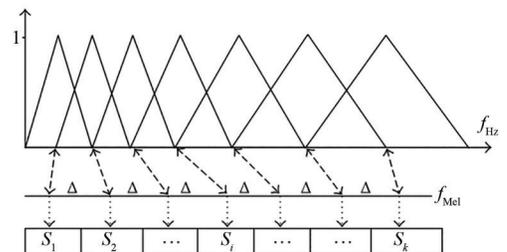


Fig.2 The frequency distribution of Mel triangle filter

图 2 梅尔三角滤波器在频率上的分布

$$Mel(f) = 2595 \times \lg \left( 1 + \frac{f}{700} \right) \tag{1}$$

MFCC 语音特征的提取过程如图 3 所示。

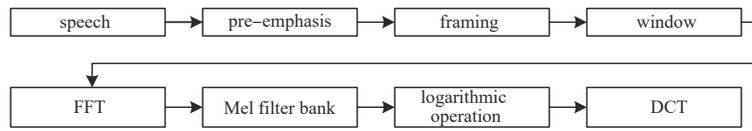


Fig.3 MFCC speech feature extraction process  
图3 MFCC 语音特征提取流程

对语音信号进行预加重、分帧、加窗等处理均是为了最大化语音信号的某些信息，以提取最好的特征参数。由于 MFCC 特征不依赖于信号的性质，对输入信号不做任何的假设和限制，同时又利用了听觉模型的研究成果，因此，这种参数相比于基于声道模型的线性预测编码(Linear Predictive Coding, LPC)具有更好的鲁棒性，更符合人耳的听觉特性，且信噪比降低时，仍具有较好的识别性能。

2) 小波统计特征

对于受干扰语音信号，外部干扰的变化使得信号是非平稳的。傅里叶变换是分析静态信号成分的强大工具，但无法分析非平稳信号，也不包含信号的任何局部信息。小波理论采用多分辨力思想，非均匀地划分时频空间，使信号能在一组正交基上进行分解，为非平稳信号的分析提供了新途径。

小波变换广泛用于各种语音处理任务中进行特征提取<sup>[13]</sup>。对语音信号进行双尺度离散小波变换，得到小波系数后，加式(2)所示的汉明窗提取变换后信号，然后根据截取到的系数计算过零率  $Y_{cro}(n)$ ：

$$w(n) = \begin{cases} 0.5 \left[ 0.54 - 0.46 \cos \left( \frac{2\pi n}{N-1} \right) \right], & 0 \leq n \leq N-1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$Y_{cro}(n) = \frac{1}{2} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \left| \text{sgn}[C(m)] - \text{sgn}[C(m-1)] \right| w(n-m) = \frac{1}{2} \sum_{m=n}^{n+N-1} \left| \text{sgn}[C_w(m)] - \text{sgn}[C_w(m-1)] \right| \quad (3)$$

式中  $C(m)$  为小波系数。

之后计算质心  $Y_{cen}(n)$ 、带宽  $Y_{bnd}(n)$  和子带能量比  $Y_{eng(n,k)}$ ：

$$Y_{cen}(n) = \frac{\sum_i i |C(i)|^2}{\sum_i |C(i)|^2}, Y_{bnd}(n) = \frac{\sum_{i=1}^N (i - Y_{cen}(n))^2 |C(i)|^2}{\sum_{i=1}^N |C(i)|^2}, Y_{eng(n,k)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |C_k(i)|^2 \quad (4)$$

最后，将每帧的质心特征  $Y_{cen}(n)$ 、过零率特征  $Y_{cro}(n)$ 、带宽特征  $Y_{bnd}(n)$ 、子带能量比特征  $Y_{eng(n,k)}$  组合成一个特征向量，即小波统计特征。

3) 感知特征

语谱图作为一种感知特征，反映不同频段信号强度随时间变化的情况。如图 4 所示，图中明显的横方向的条纹，称为“声纹”。条纹的地方实际是颜色深的点聚集的地方，随时间延续，就延长成条纹，表示语音中频率值为该点横坐标值的能量较强，在整个语音中所占比重较大，相应的影响人感知的效果要强烈得多。

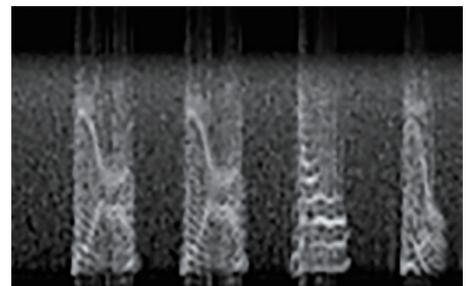


Fig.4 A spectrogram of a speech  
图4 一段语音的语谱图

得到语谱图后，直接将语谱图峰值点的分布作为语音的特征<sup>[14]</sup>。

首先计算语谱图中能量高于周围点的峰值点，接着计算阈值向量：

$$E(f) = \max_{1 < i < k} S(t, f), 1 \leq f \leq L \quad (5)$$

式中： $f$ 为频带号； $L$ 为每帧的频带个数； $S(t, f)$ 表示  $t$  帧， $f$  频带的能量。 $E(f) \in \mathbf{R}^L$  表示各频带上最大能量。如果峰值点能量低于阈值，则听觉掩蔽效应导致此时该音被掩蔽，人耳难以感知到这一频点代表的声音。若高于阈值，则更新阈值。根据以上规则，获取整个语谱图中所有语谱图峰值点后，将各个频率范围内峰值点平均能量组成特征向量，即感知特征。

1.2.2 测度计算

由于参考语音信号和受干扰语音信号的长度不一定相等，因此采用动态时间规整算法(Dynamic Time Wrap,

DTW), 通过非线性地弯折(在时间轴上压缩或拉伸)其中一个时间序列, 寻找它们之间的最优对齐方式。

如图 5 所示, 上下 2 条实线表示 2 个时间序列, 时间序列之间的虚线表示 2 个时间序列之间相似的点。DTW 利用这些相似点之间的距离的和(称之为归整路径距离)来衡量 2 个时间序列之间的相似性。

### 1.2.3 评估方法

测度计算完成后, 对干扰效果的评估实际上就是给定样本集的回归问题。本系统使用了包括 BP 神经网络、支持向量机回归和最小二乘回归 3 种方法完成测度到信息损伤级的回归计算。其中 BP 算法也称反向传播算法, 是用来求解误差项的绝佳选择。从输出层开始计算, 一步步逆向推导出神经网络各层的误差项, 从而计算出目标函数对各参数的偏导, 进而进行迭代更新。最小二乘法是通过最小化每个数据点到线的垂直偏差平方和计算最佳拟合线。支持向量机回归在线性函数两侧制造了一个“间隔带”, 间距(也叫容忍偏差)是一个由人工设定的经验值, 对所有落入到间隔带内的样本不计算损失, 最后通过最小化总损失和最大化间隔得出优化后的模型。

然而以上 3 种回归方法都只利用了单一特征, 只是从某个方面表示了语音特征。为最大程度利用各个特征, 得到更全面的表征, 需进行测度融合。本系统能够将所有测度合并为一个测度向量, 再利用随机森林算法得到多测度模型。随机森林算法是一个非参数非线性的分类回归算法。首先, 用 bootstrap 方法生成  $m$  个训练集; 然后, 对每个训练集构造一棵决策树, 在节点找特征进行分裂时, 并不是针对所有特征找到能使指标(如信息增益)最大的, 而是在特征中随机抽取一部分特征, 在抽取到的特征中间找到最优解, 用于节点进行分裂。

本文将语音通信干扰等级作为评估指标, 干扰等级的划分遵循国军标 GJB4405B-2017《语音通信干扰效果评估准则》<sup>[3]</sup>, 根据单字识别率划分为 1~5 五个等级, 单字识别率计算公式如下:

$$r = \frac{W}{H} \times 100\% \quad (6)$$

式中  $W$  和  $H$  分别为测听者正确识别的单字个数和语音总字数。100% ≥  $r$  > 95%, 95% ≥  $r$  > 80%, 80% ≥  $r$  > 50%, 50% ≥  $r$  > 10%, 10% ≥  $r$  ≥ 0% 分别对应通信语音干扰效果的 1~5 级。而 MOS 得分预测是将接收和感知语音质量的行为进行调研和量化, 由不同的测听者分别对原始标准语音和受扰语音进行主观感受对比, 评出 MOS 分值。并通过模型得到测度与 MOS 分值之间的映射, 最终达到预测 MOS 分值的效果。

## 2 基于深度学习的干扰效果评估

上一节的干扰效果评估方法仍存在一些局限之处, 在参考语音未知的情况下, 无法通过度量参考语音和受干扰语音的距离获取测度值。同时人工提取特征虽然机理清晰, 但对不同情况的适应性较差。因此采用深度学习的方法对干扰语音进行评估。

### 2.1 网络结构

语音通信质量的高低最终是由人耳的主观听觉感受来判断, Mel 频率更符合人耳的听觉特性, 因此首先将受干扰语音转换到对数梅尔谱图。卷积神经网络主要由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层组成。卷积层由多个滤波器组成, 学习输入数据的特征表示, 不同大小的卷积核可提取出不同的特征信息, 而权值共享的方式减小了模型的复杂度和过拟合的风险, 提高了模型的泛化能力<sup>[15]</sup>。池化层一般连接在卷积层之后, 对特征进行降维, 常用的方法包括最大池化和平均池化。全连接层通过反向传播算法对网络中的参数进行训练达到最小化损失函数, 损失函数常使用交叉熵函数。卷积层和池化层的激活函数选用 ReLu, 输出层的激活函数选用 Softmax。引入 Dropout 技术, 减轻网络过拟合, 减少训练模型计算量。

### 2.2 网络的训练

实验所用数据集遵循国军标 GJB4405B-2017《语音通信干扰效果评估准则》<sup>[3]</sup>, 在实际应用中采集实测内场数据集。其中 80% 数据进行训练, 其余 20% 数据用于测试。在传统机器学习评估方法分析中, 为了对比不同单一测度及多测度的评估性能, 采用皮尔逊相关系数判断主观信息损伤级与预测信息损伤级之间的相关性, 采用均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)评估准确性。皮尔逊相关系数及 RMSE 的定义如下:

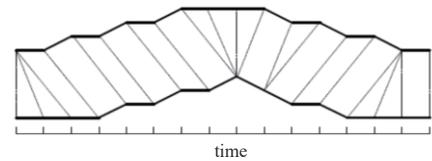


Fig.5 The bending of two time series

图 5 两个时间序列的弯折

$$\rho(y, \hat{y}) = \frac{\text{cov}(y_i, \hat{y}_i)}{\sqrt{\text{var}(y_i)\text{var}(\hat{y}_i)}} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}} \quad (7)$$

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (8)$$

式中： $y_i$ 为接收的第*i*个语音样本的主观信息损伤级； $\hat{y}_i$ 为预测信息损伤级； $\bar{y}$ 和 $\bar{\hat{y}}$ 分别为 $y_i$ 和 $\hat{y}_i$ 的平均值。

网络训练时采用了 Adam 优化器进行网络的迭代优化。Adam 优点包括实现简单，计算高效，对内存需求小，参数的更新不受梯度的伸缩变换影响，超参数具有很好的解释性，且通常无需调整或仅需很少的微调等。

### 3 实验结果

#### 3.1 干扰语音质量评估系统实现及测试

采用内场数据集，从图 6 中可以看出，基于 MFCC 特征计算测度的评估算法在 3 种回归方法下相关系数在 0.09~0.15 之间，RMSE 在 1.55~1.72 之间；基于感知特征计算测度的评估算法在 3 种回归方法下的相关系数在 0.41~0.43 之间，RMSE 在 1.34~1.44 之间；而基于小波统计特征的评估算法相关系数在 0.85~0.89 之间，RMSE 在 0.73~0.81 之间。相关系数越高，表明测度与信息损伤级的相关程度越强。在 3 种测度评估算法中，用小波统计特征计算测度时，相关系数最高，表现出最佳评估性能。因为其他 2 种方法在特征提取过程中，都需要先进行短时傅里叶变换，从而假定了信号的短时平稳特性。而小波统计特征使用多尺度的小波变换，多分辨率使其能准确反映语音信号的动态特性，因此具有更好的性能。

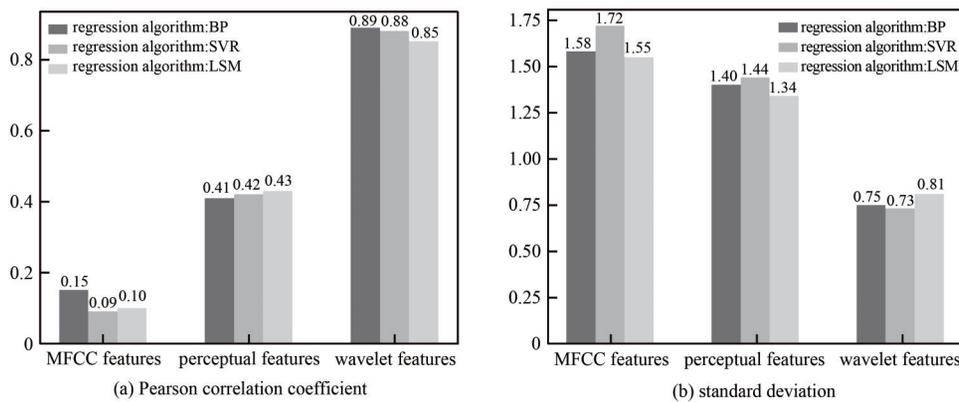


Fig.6 Comparison of correlation coefficients and standard deviations among different evaluation methods

图 6 不同评估方法的相关系数与标准差对比

表 1 为单一测度与多测度融合时的性能比较，其中多测度融合(2)融合了小波特征和感知特征，多测度融合(3)融合了小波特征、感知特征和 MFCC 特征。从表 1 中可以看出，用多测度融合进行信息损伤级预测的方法相关系数为 0.94~0.97，均方根误差在 0.36~0.52 之间，它们都优于单一测度的评估方法。而且从表中还可以看到，融合的测度越多，相关性越强，均方误差越小。多测度融合评估方法中，由于随机森林算法中每棵树的训练数据是随机选择的，且各测度之间进行了自适应融合，因此通过随机森林回归学习的模型在进行语音干扰效果评估时，具有良好的泛化能力，评估结果和实际信息损伤级具有较强的线性相关性和更小的偏差。

表 1 单一测度与多测度融合时的性能比较

Table1 Performance comparison between single measure and multi-measure fusion

measure	PCC	RMSE
MFCC feature measure	0.152 1	1.584 1
perceptual feature measure	0.406 9	1.403 6
wavelet feature measure	0.885 2	0.754 1
multi-measure fusion (2)	0.942 7	0.526 0
multi-measure fusion (3)	0.972 3	0.366 4

### 3.2 基于深度学习的实验成果

在网络训练完成之后,通过测试集上的准确率和混淆矩阵比较干扰效果评估。将室内数据集的所有样本以 8:2 的比例划分训练集和测试集,分别进行训练与测试,结果如图 7 所示。

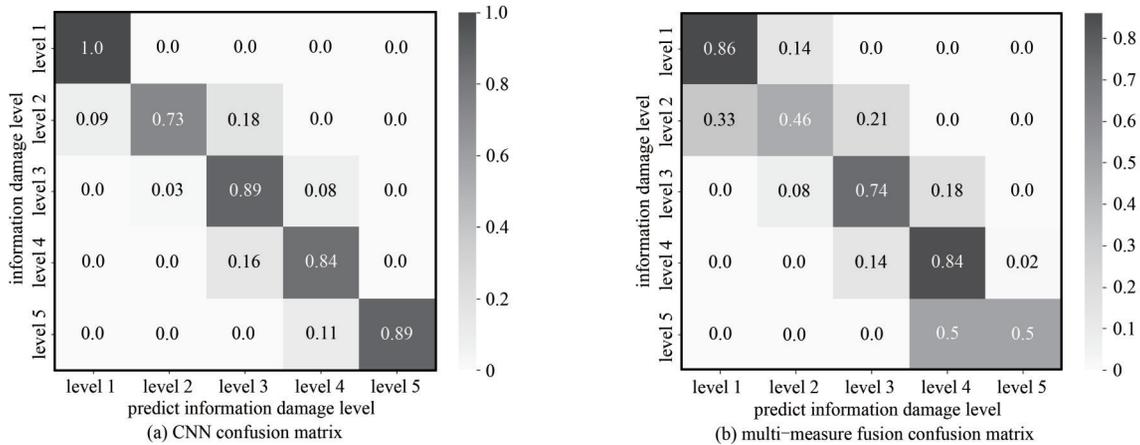


Fig.7 Confusion matrix of CNN networks and multi measure fusion

图 7 CNN 网络和多测度融合的混淆矩阵

基于 CNN 的干扰效果评估算法的准确率为 87%, 基于多测度融合方法的评估算法准确率为 74%, 总体性能上 CNN 的评估效果良好。混淆矩阵是机器学习领域的一种可视化工具, 也称为错误矩阵(如图 7 所示), 是用来呈现监督学习算法性能的可视化效果的一种特殊的矩阵, 其中每一列为评估模型预测的信息损伤级, 每一行为实际的信息损伤级。从混淆矩阵可以看到, CNN 网络在各个损伤级上准确性都好于基于多测度融合的方法, 特别是对于损伤级为二级和三级的受干扰语音, 分辨能力更强。

## 4 结论

通信语音干扰效果评估是通信对抗设备的研制、电子对抗的态势评估以及了解通信质量等活动的重要依据。针对该问题, 本文总结了传统语音质量评估方法, 提出了基于深度学习的通信语音干扰效果评估方法。所提方法通过把干扰语音转换成梅尔倒谱图, 利用卷积神经网络训练自动提取特征并分类, 获得评估结果。本文利用数据采集系统采集的实测干扰语音构建数据集, 对提出方法进行验证, 语音评估准确率为 87%。与传统语音评估方法相比, 性能提高了 13%, 证明了所提方案的有效性与高效性。但该方法还有许多值得提升与研究之处, 如受扰语音复杂多变; 外场实测语音数据采集受多种因素影响制约, 采集困难, 外场数据集数据量少; 卷积神经网络模型对训练样本具有很大依赖性, 对于小样本应用领域网络参数训练问题, 性能下降严重。结合迁移学习改善外场实测数据不足的问题, 以提升评估效果是今后研究的重要发展方向。

### 参考文献:

- [1] 潘志丽,张宏科,张思东. 现代电子干扰理论与效能评估的研究[J]. 通信学报, 2003,24(11):40-45. (PAN Zhili,ZHANG Hongke, ZHANG Sidong. Research on modern electronic jamming theory and efficiency evaluation[J]. Journal on Communications, 2003,24(11):40-45.) doi:10.3321/j.issn:1000-436X.2003.11.006.
- [2] 刘万洪. 跳频通信语音信号干扰效果评估方法研究[J]. 无线电通信技术, 2000(5):18-19,39. (LIU Wanhong. Research on evaluation method of speech signal interference effect in frequency hopping communication[J]. Radio Communications Technology, 2000(5):18-19,39.)
- [3] 中央军委装备发展部. 语音通信干扰效果评定准则:GJB 4405B-2017[S]. 2017. (Equipment Development Department of the Central Military Commission. Assessment rule of jamming effect for speech communication:GJB 4405B-2017[S]. 2017.)
- [4] PARMAR N,DUBEY R K. Comparison of performance of the features of speech signal for non-intrusive speech quality assessment[C]// 2015 International Conference on Signal Processing and Communication(ICSC). Noida,India:IEEE, 2015:243-248. doi:10.1109/ICSPCom.2015.7150655.
- [5] LYON R. A computational model of filtering,detection,and compression in the cochlea[C]// IEEE International Conference on Acoustics,Speech,and Signal Processing. Paris,France:IEEE, 1982:1282-1285. doi:10.1109/ICASSP.1982.1171644.

- [6] KARMAKAR A, KUMAR A, PATNEY R K. A multiresolution model of auditory excitation pattern and its application to objective evaluation of perceived speech quality[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2006, 14(6): 1912–1923. doi:10.1109/TASL.2006.883257.
- [7] JASSIM W A, ZILANY M S. NSQM: a non-intrusive assessment of speech quality using normalized energies of the neurogram[J]. Computer Speech & Language, 2019(58): 260–279. doi:10.1016/j.csl.2019.04.005.
- [8] 赵凌伟, 张磊. 基于 Mel 尺度的语音干扰效果评估方法研究[J]. 无线电工程, 2017, 47(2): 32–35, 40. (ZHAO Lingwei, ZHANG Lei. Study on voice jamming effect evaluation based on Mel scale[J]. Radio Engineering, 2017, 47(2): 32–35, 40.)
- [9] AFFONSO E T, ROSA R L, RODRÍGUEZ D Z. Speech quality assessment over lossy transmission channels using deep belief networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(1): 70–74. doi:10.1109/LSP.2017.2773536.
- [10] HUBER R, SPILLE C, MEYER B T. Single-ended prediction of listening effort based on automatic speech recognition[C]// Interspeech 2017. Stockholm, Sweden: ISCA, 2017: 1168–1172. doi:10.21437/Interspeech.2017-1360.
- [11] KUMAWAT P, MANIKANDAN M S. SSQA: Speech Signal Quality Assessment method using spectrogram and 2D convolutional neural networks for improving efficiency of ASR devices[C]// 2019 The Seventh International Conference on Digital Information Processing and Communications (ICDIPC). Trabzon, Turkey: IEEE, 2019: 29–34. doi:10.1109/ICDIPC.2019.8723681.
- [12] DAVIS S, MERMELSTEIN P. Comparison of parametric representations for monosyllabic word recognition in continuously spoken sentences[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1980, 28(4): 357–366. doi:10.1109/TASSP.1980.1163420.
- [13] KEERTHANA Y M, REDDY M K, RAO K S. CWT-based approach for epoch extraction from telephone quality speech[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2019, 26(8): 1107–1111. doi:10.1109/LSP.2019.2921229.
- [14] ZHANG Lei, XIAO Tinghan, HAO Jia, et al. Regression forest for interference assessment in real ultra short-wave communication jamming system[C]// 2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA). Guilin, Guangxi, China: IEEE, 2016: 1459–1462. doi:10.1109/WCICA.2016.7578358.
- [15] 王美玉, 田乔. 迁移学习用于电磁目标识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2021, 19(4): 556–561. (WANG Meiyu, TIAN Qiao. Transfer learning for electromagnetic target recognition[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2021, 19(4): 556–561.) doi:10.11805/TKYDA2021214.

#### 作者简介:

王圆春(1979–), 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电磁频谱管理、频谱大数据挖掘技术等 .email: yuanyuan522@163.com.

段素馨(1980–), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为电磁频谱管理、数字信号处理等.

王先义(1966–), 男, 博士, 研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为电磁频谱管理、复杂电磁环境分析评估等.