

文章编号:1007-2780(2018)07-0615-09

基于 ADSABC 算法优化 WNN 的语音识别研究

王 民, 许 娟*, 要趁红, 赵 渊

(西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055)

摘要:小波神经网络(WNN)具有高度的非线性映射功能及强大的自适应能力,但是 WNN 算法存在易陷入局部极小值,收敛速度慢。而人工蜂群算法(ABC)具有很强的全局搜索能力及较快的收敛速度。两者优势互补,已结合应用于语音识别中。本文对 ABC 算法做出改进,在采蜜蜂和观察蜂阶段各提出一个新的解搜索方程,采取自适应的双搜索方式(Adaptive Double Search)求解,从而提高算法的收敛速度和收敛精度。并将其和 WNN 算法进行结合,组成一种训练神经网络的新算法 ADSABC-WNN,该算法既能克服 WNN 算法的缺点,又能保存双方的优点。实验结果表明,与传统 ABC 算法优化小波神经网络相比,识别率提高均有所提高,其中在词汇量为 50 时识别率提高了 4.51%。将实验结果与其他方法优化的小波神经网络模型进行比较,在噪声环境下,该混合模型可以有效地减少识别时间,而且可以明显提高网络的训练速度和语音识别的识别率。

关 键 词:人工蜂群算法;小波神经网络;噪声;语音识别

中图分类号:TN912.3 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20183307.0615

WNN speech recognition based on ADSABC algorithm

WANG Min, XU Juan*, YAO Chen-hong, ZHAO Yuan

(School of Information and Control Engineering,
Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: Wavelet neural network(WNN) has a highly nonlinear mapping function and a strong adaptive ability, but the WNN algorithm tends to fall into local minimum and converges slowly. The artificial bee colony algorithm (ABC) has a strong global search ability and faster convergence rate. The two algorithms complement each other and have been applied to voice recognition. In this paper, ABC algorithm is improved. A new solution search equation is proposed in the bee mining and the observation bee. Adaptive Double Search is used to solve the problem, so as to improve the convergence speed

收稿日期:2018-03-08; **修订日期:**2018-04-11.

基金项目:住房和城乡建设部科学技术项目计划(No.2016-R2-045);陕西省教育厅专项基金(No.2013JK1081);陕西省科学技术研究发展计划项目(No.CXY1122(2));陕西省自然科学基金青年基金(No.2013JQ8003)

Supported by Ministry of Housing and Urban-Rural Development Science and Technology Project plan (No.2016-R2-045); Shaanxi Provincial Department of Education Special Fund(No.2013JK1081); Shaanxi Province Science and Technology Research and Development Project(No.CXY1122(2)); Shaanxi Provincial Natural Science Foundation Youth Fund(No.2013JQ8003)

* 通信联系人, E-mail:649011325@qq.com

and convergence accuracy. And we combined with WNN algorithm to form a new algorithm ADSABC-WNN which can not only overcome the shortcomings of WNN algorithm but also save the advantages of both. The experimental results show that compared with the traditional ABC algorithm, the recognition rate improves, and the recognition rate increases by 4.51% when the vocabulary size is 50. Compared with the wavelet neural network model optimized by other methods, this hybrid model can effectively reduce the recognition time under the noise environment, and can obviously improve the training speed of network and the recognition rate of speech recognition.

Key words: artificial colony algorithm; wavelet neural network; noise; speech recognition.

1 引言

语音是人们之间互相交流信息的最基本方式。语音识别是通过识别以及理解过程把语音信号转换成机器可以理解的过程,是实现机器和人互相交流的有效方法,它的作用是不仅让机器能听到发声者的声音,还能明白发声者的意图^[1]。语音识别技术经过长期的发展,目前已取得很大的进步,但由于语音信号本身非常复杂,加上现实环境中存在着各种各样的噪声,会使得语音识别的识别率严重下降,因此目前存在的语音识别方法在各个方面都很难达到人类本身的听觉效果^[2]。而人工神经网络的提出为解决这一难题开创了新的思路。

人工神经网络现今已成为语音识别的一个重要方法^[3],小波神经网络是人工神经网络一种,它是基于小波变换构造而成的,它完美地将小波变换和神经网络各自的特性进行了结合,因而具有小波变换的时频局域化性质,同时具有神经网络的自学习能力,可以有效降低语音识别中存在的噪声^[4]。但采用单一的小波神经网络进行网络参数优化时,对网络隐含层节点、连接权值和阈值等参数的依赖性较大,容易陷入局部最优且收敛速度较慢等^[5]。针对小波神经网络存在的这些缺点,现阶段研究人员常运用一些智能优化算法来优化神经网络^[6],如遗传算法、蚁群算法、模拟退火算法、粒子群算法、人工蜂群算法等。

人工蜂群(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)算法是一种群智能优化算法,该算法结构简洁、易于实现、鲁棒性强并且具有很强的全局搜索能力^[7-10],但在算法的各个阶段所设计的解搜索方程更适合全局搜索,局部搜索能力较弱。因此考虑到为了平衡算法的全局和局部搜索能力,

对算法进行改进,近年来,国内外学者针对算法的缺陷提出了各种改进方法,为了改进算法寻优机制,黄玲玲等提出一种具有人工蜂群算法搜索策略的差分进化算法^[11],算法具有较快的收敛速度,高卫峰等提出一种引入人工蜂群算子的粒子群算法^[12],算法具有较快的收敛速度和很强的跳出局部最优的能力;为了提高种群的多样性以及避免过早收敛,Mohammad S A 等提出了一种变异步长的改进方案^[13],从而实现算法在整个搜索进行更好的搜索。本文首先对小波神经网络和 ABC 算法的原理和算法的基本结构框架进行研究分析,在此基础上对人工蜂群算法进行改进,用改进后的 ABC 算法优化小波神经网络,将其用于噪声环境下的语音识别,并与原始小波神经网络算法进行对比,最后通过实验仿真验证本文所研究方法的实用性和有效性。

2 小波神经网络模型原理

小波神经网络(WNN)是一种比较新颖的人工神经网络,它是用小波函数作为激励函数的前馈型神经网络,具有很强的容错能力和函数逼近能力,并且小波变换具有时域和频域的局部变换,因而具有良好的自适应能力,对于非平稳信号能够进行有效的分解,在提高有效信号的同时,可以充分的去除噪声^[14-15]。

本文选择 morlet 小波作为母小波,即

$$\varphi(t) = \cos(1.75t) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right), \quad (1)$$

首先产生小波基函数:

$$\varphi_{ab}(t) = a^{\frac{1}{2}} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (2)$$

式中: a , b 分别为伸缩、平移尺度因子。

因为大部分的时间序列是非线性的,而网络

结构少于三层是无法逼近非线性曲线的,大于三层又会加大计算的复杂度。所以本文采取三层的网络结构,包括输入层、隐含层和输出层,如图 1 所示。

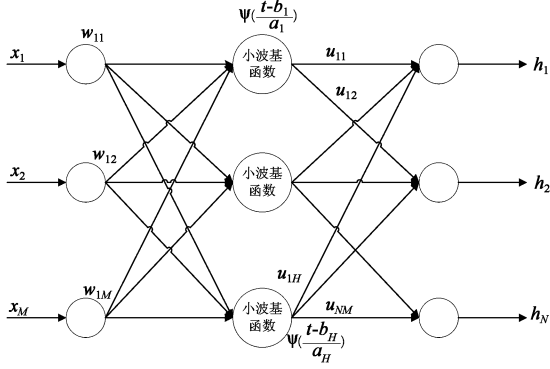


图 1 小波神经网络结构图

Fig.1 Wavelet neural network structure

根据图 1 所示,小波神经网络的网络结构模型可表示为:

$$h_i(t) = \sum_{j=0}^M w_{ij} \varphi_{ab} \left(\frac{\sum_{k=0}^N u_{jk} x_k(t) - b_j}{a_j} \right), \quad (3)$$

其中: $h_i(t)$ 为输出层的第 i 个输出节点, $x_k(t)$ 为输入层的第 k 个输入节点, w_{ij} 是隐含层的第 j 个神经元与输入层的第 i 个神经元之间的连接权重, u_{jk} 是隐含层的第 j 个神经元与输入层的第 k 个神经元之间的连接权重, a_j 和 b_j 分别为第 j 个隐含层节点的伸缩平移系数。

a_j 和 b_j 可以通过误差目标函数进行优化,如式(4):

$$E = \sum_{p=1}^P E^p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^S (d_i^p - h_i^p)^2, \quad (4)$$

式中: d_i^p 为输出层地 i 个节点的目标输出, h_i^p 为网络输出层的第 i 个节点的实际输出。

3 ADSABC 算法优化小波神经网络

3.1 改进的 ABC 算法

由于小波神经网络对初始权值和阈值等的依赖性较大,容易陷入局部极小值,从而致使收敛速度较慢。而人工蜂群算法具有很强的全局搜索能力,因此考虑把两者进行有机的结合,从而克服小波神经网络的上述缺点,充分保留两种算法的优点。

人工蜂群算法能在每次迭代运行中同时进行全局搜索和局部搜索。因而,能够显著增加找到最优解的几率,并且在很大程度上避免了算法陷入局部最优。人工蜂群算法的初始阶段,食物源的位置是随机产生的,对于标准的人工蜂群算法采蜜蜂和观察蜂从邻域搜索新解采用以下表达式:

$$v_{i,j} = x_{i,j} + \text{rand}(x_{i,j} - x_{k,j}), \quad (5)$$

通常式中 i 表示第 i 个食物源, $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ 和 $k \in \{1, 2, \dots, N\}$ 是随机产生的,且 $k \neq i$ 。

但是,ABC 算法的每个阶段(采蜜蜂阶段、观察蜂阶段、侦察蜂阶段)所设计的解搜索方程更适合全局搜索,而局部搜索能力比较弱,因此在较大的搜索空间中搜索时会导致算法的收敛速度和收敛精度有待进一步的提高^[16-18]。

由于在 ABC 算法中,采蜜蜂、观察蜂、侦察蜂三个阶段蜜蜂的搜索行为并不完全相同,但是却采用了同一种搜索方程,所以要提高算法的性能,必须对不同的搜索阶段采取不同的搜索方程。因此,本文采取自适应可变步长的方法来平衡 ABC 算法的全局和局部搜索能力,采蜜蜂和观察蜂阶段各提出一个新的解搜索方程,采取自适应双搜索方式(Adaptive Double Search)求解,从而提高算法的收敛速度和收敛精度。改进后的新算法 ADSABC 的搜索方程如下:

$$v_{i,j} = x_{i,j} + \alpha^{n+1} \text{rand}(x_{i,j} - x_{k,j}) + (1 - \phi(t)) \beta^{n+1} (x_{j,\text{Global}} - x_{i,j}), \quad (6)$$

$$v_{i,j} = x_{r,j} + \mu^{n+1} \text{rand}(x_{i,j} - x_{k,j} + \lambda) + (1 - \phi(t)) \eta^{n+1} (x_{j,\text{Global}} - x_{r,j}), \quad (7)$$

式中:用 α 、 μ 为邻域搜索系数,通过 α 、 μ 调整步长的大小, α 、 μ 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数;通过调节 β 、 η 的值可以很好地平衡算法的探索与开发能力, β 、 η 为 $[0, 1.5]$ 之间的随机数, $x_{j,\text{Global}}$ 为当前迭代次数下的全局最优蜜源位置,通过全局引导加快算法的收敛速度,在算法初期, $\phi(t) \approx 1$, 此时以蜜源搜索为主,能够保持较好的探索能力,避免陷入局部最优,随着循环次数的增加, $\phi(t)$ 逐渐趋向于 0,此时以全局最优引导搜索为主,满足了对特定的区域进行精确搜索的要求,从而提高算法的收敛速度和收敛精度, n 为迭代次数。由于观察蜂是在接受到采蜜蜂的信号后并在采蜜蜂搜索食物源的基础上进行求解的,所以观察蜂的搜索范围相对较小,容易陷入局部最优,因此加

入变异因子 λ 可以使观察蜂跳出局部最优。通过上述改进,采蜜蜂和观察蜂能够自适应地选择两种不同的搜索方程,从而有效提高算法的性能。

食物源的位置代表优化问题的可能解,而食物源的花蜜量对应解的适应度大小,适应度值根据式(9)计算:

$$\text{fitness}_i = \begin{cases} \frac{1}{1+f_i} & f_i > 0 \\ 1+abs(f_i) & f_i < 0 \end{cases}, \quad (8)$$

式中: f_i 为优化问题的目标函数。

侦察蜂选择蜜源的概率由式(9)计算:

$$P_i = \frac{\text{fitness}_i}{\sum_{n=1}^N \text{fitness}_n}, \quad (9)$$

式中 fitness_i 是第 i 个解对应的适应度函数值。

改进的人工蜂群算法步骤如下:

(1)采用式(5)随机的初始化种群,种群的参数有 3 个:解的个数 N ,最大循环次数 MCN 和限定值 limit。

(2)采蜜蜂通过公式(8)从邻域搜索新解并计算新解的适应度大小。如果新解适应度高,根据贪婪选择法,优胜劣汰,用新蜜源代替旧蜜源。

(3)采蜜蜂和观察蜂分别按照公式(6)、(7)在邻域搜索得到新的位置,在算法早期选择大的步长,这样可以探索更大的空间,有利于全局搜索得到最优解,在算法后期选择小的步长,可以在已知空间进行搜索,加快算法的收敛速度。

(4)观察蜂按照公式(9)选择一个蜜源位置,并在这个蜜源的附近进行采蜜,同时寻找其它蜜源,和(2)中的采蜜蜂一样,当它的适应度值更高时,此时将它的角色由观察蜂转变为采蜜蜂,用新蜜源取代旧蜜源的位置。

(5)当采蜜蜂和观察蜂的搜寻次数超出限定次数 limit,仍旧没有找到适应度值更高的蜜源时,则放弃该蜜源位置,寻找新的蜜源,此时蜜蜂的角色由采蜜蜂或者观察蜂转变为侦察蜂,并依照公式(5)随机的产生一个新的蜜源。

(6)记录当前找到的最优蜜源,并跳到第(2)步,直到满足最大的迭代次数 MCN 的条件时,记录最优的蜜源位置。

3.2 ADSABC 算法优化小波神经网络

本文将 ADSABC 算法和小波神经网络进行有机结合,形成新的算法 ADSABC-WNN,该算

法既利用了小波神经网络的自学习和非线性映射能力,又利用了人工蜂群算法的全局搜索能力,扩大了寻找最优解的范围,缩短神经网络的训练时间,这样便于提高语音识别的识别精度及识别速度。本文首先利用小波神经网络通过自学习能力训练神经网络,当神经网络的自学习能力不能满足要求时,启用改进的人工蜂群算法,利用 ADSABC 算法得到最优的种群个体,然后对小波神经网络各个参数进行优化,从而找到最优解。

算法步骤如下:

(1)初始化样本数据,首先建立小波神经网络,选择训练用的样本数据,随机的构成网络输入层与隐含层之间的权重,隐含层和输出层之间的权重。

(2)通过式(3)计算神经网络的输出值。

(3)通过式(4)计算神经网络的误差,当满足误差要求时,则训练结束跳转到步骤(5),否则,跳转到步骤(4)。

(4)小波神经网络通过自学习不断调整其网络参数,得到新的权值和阈值。

(5)当满足训练要求时则结束训练,否则继续。

(6)应用此时的权值和阈值作为输入,并且设定最大迭代次数为 MCN,把神经网络的误差作为式(8)的目标函数。

(7)启用改进的人工蜂群算法,迭代运行算法,当迭代次数大于最大循环次数 MCN,则训练结束,否则返回步骤(4)。

(8)将从人工蜂群算法中得到的权值和阈值设定为新的初始参数继续去迭代的训练小波神经网络各参数。

(9)将获得的最优解转换成小波神经网络的权值和阈值,用数据仿真和测试神经网络。

4 实验结果与分析

4.1 简单词汇下的语音识别

在本节中为了验证本文算法的可行性及有用性,对算法的性能进行如下仿真测试:

实验是在 Windows 7 操作系统完成的。实验数据是 30 个人在不同的高斯白噪声下 10 词、20 词、30 词、40 词和 50 词的汉语孤立词语音数据库,每人每个词读 10 次。选其中 20 个人的语

音数据作为训练语音库,另外 10 个人的语音数据作为测试语音库,语音的信噪比分别为 15 dB、20 dB、25 dB、30 dB 和无噪声 5 种情况。首先用数字滤波器对语音数据进行预处理,再通过加窗对语音信号进行分帧,然后计算语音信号的特征参数 MFCC。

语音的采样率为采样频率 16 kHz,采样大小 16 bits,帧长为 30 ms,帧移为 10 ms,窗函数为

Hamming 窗。ABC 算法中食物源数 $SN=20$;最大迭代次数为 100;食物源维数 $D=512$ 。

4.1.1 语音识别率对比试验

从表 1 可以看出,在不同的词汇量条件下 ADSABC-WNN 的识别率明显高于 ABC-WNN 及单一的 WNN 的识别率,在不同的信噪比条件下 ADSABC-WNN 的识别率明显高于 ABC-WNN 及单一的 WNN 的识别率。

表 1 不同信噪比条件下 3 种算法识别率比较(%)

Tab.1 Comparison of three algorithms recognition rates under different SNR conditions

词数	算法	信噪比/dB				
		15	20	25	30	clean
10	WNN	88.28	88.94	89.58	90.16	90.89
	ABC-WNN	89.33	90.27	91.01	91.32	93.98
	ADSABC-WNN	94.26	95.06	95.61	96.96	98.91
20	WNN	87.73	87.92	88.35	89.14	89.93
	ABC-WNN	90.24	90.81	91.64	92.36	93.06
	ADSABC-WNN	93.62	94.39	95.12	96.85	98.18
30	WNN	87.52	88.64	89.52	90.04	90.13
	ABC-WNN	89.13	90.01	91.38	92.38	93.02
	ADSABC-WNN	92.42	93.39	94.63	96.07	97.58
40	WNN	87.96	88.27	89.68	90.53	91.43
	ABC-WNN	88.73	90.39	90.92	91.94	93.18
	ADSABC-WNN	93.06	93.71	94.42	95.78	97.02
50	WNN	86.73	87.27	88.04	88.95	90.31
	ABC-WNN	88.79	88.85	89.22	90.86	92.86
	ADSABC-WNN	92.48	93.78	94.39	95.76	96.72

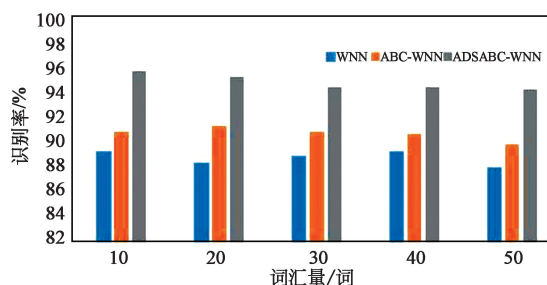


图 2 三种算法在不同的词汇量下平均识别率(%)

Fig.2 Three algorithms in different vocabulary average recognition rate (%)

从图 2 和图 3 中可以看出本文所提算法在不同信噪比和不同词汇量条件下平均识别率均高于对比算法。

为了充分证明本文算法的有效性和准确性,现将本文算法与其它作者提出的算法进行对比,分别为赵群提出的基于 ACO 优化小波神经网络的语音识别^[19]、斯芸芸等提出的基于遗传算法和小波神经网络的语音识别研究^[20]。参数设置如下:试验中 ABC 的参数设置为:种群数 $SN=20$;最大迭代次数为 100;limit 为 10。ACO 算法种

群数为 20;最大迭代次数为 50;GA 算法种群数为 20;最大迭代次数为 50;交叉概率因子为 0.8。获得图 4 中的仿真成果,充分验证了本文算法的有效性和准确性。

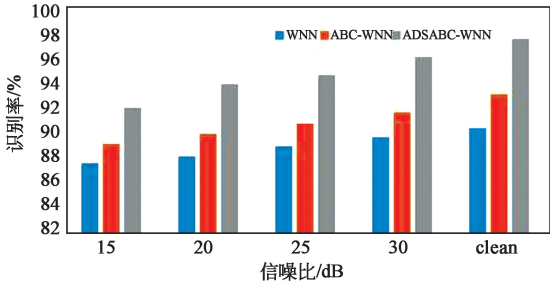


图 3 三种算法在不同的信噪比下平均识别率(%)

Fig. 3 Three algorithms in different SNR under the average recognition rate (%)

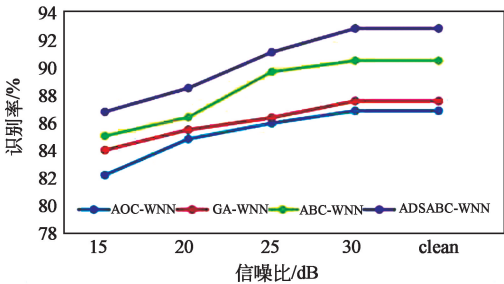


图 4 不同信噪比条件下 4 种算法识别率比较

Fig.4 Comparison of recognition rate of four algorithms under different SNR conditions

目前深度神经网络在语音识别中有较为广泛的应用^[21-25],主流的深度神经网络有深层神经网络(DNN)、循环神经网络(RNN)、卷积神经网络(CNN)、残差神经网络(DRL),虽然深度神经网络目前的应用非常广泛,但是由于在深度神经网络中随着神经网络层数的加深,优化函数越来越容易陷入局部最优解,利用有限数据训练的深层网络,性能还不如较浅层的神经网络,而小波神经网络的网络模型和网络参数都较为简单,收敛速度更快,并且小波在抗噪方面有较好的效果,为了进一步验证本文算法的有效性,增加算法的说服力,将本文算法与目前主流的几种不同深度神经网络声学算法进行对比,对比结果如表 2 所示。具体参数设置为:上述深度神经网络由两层隐含层构成,隐含层每层节点为 1 024 个,卷积神经网络采用一层卷积层,保证和其他深度神经网络的层数一致。

表 2 不同信噪比条件下 5 种算法识别率比较(%)

Table.2 Comparison of five algorithms recognition rates under different SNR conditions(%)

算法	信噪比/dB				
	15	20	25	30	clean
DNN	84.96	85.27	86.68	87.53	88.49
RNN	85.73	86.92	87.35	89.16	88.93
CNN	89.28	89.94	90.58	91.12	93.79
DRL	90.06	91.63	91.96	93.17	94.28
ABC-WNN	89.26	90.08	91.61	93.96	94.51
ADSABC-WNN	92.82	93.38	93.94	95.06	97.36

从表 2 的对比结果可以看出,在不同的信噪比条件下,ABC-WNN 算法的平均语音识别率在多数情况下高于其他几种深度神经网络,而对 ABC 算法改进后的新算法 ADSABC-WNN 算法的平均识别率更是明显的高于其他的深度神经网络,因此本文所提算法具有较好的实用性。

4.1.2 收敛速度对比试验

从表 3 中的实验结果可以看出 ADSABC-WNN 算法识别时间比单一的 WNN 算法以及未改进的 ABC-WNN 算法缩短了很多,ADSABC-WNN 算法在识别时间及系统性能上有了很大的提高。

表 3 不同词汇量条件下 3 种算法识别率比较(%)

Tab.3 Comparison of recognition rate of three algorithms with different vocabulary (%)

算法	不同词汇量下的识别时间/s				
	20	40	60	80	100
WNN	23.6	39.2	58.8	73.4	80.2
ABC-WNN	13.6	23.8	35.4	43.2	52.6
ADSABC-WNN	7.8	11.7	15.8	19.6	23.7

4.2 大规模数据集实验

上述语音数据集的实验对比结果显示本文所提算法的识别率相对于对比算法识别率更好。考虑到上述数据库的数据总量较小,为了使研究结果具有一定的推广性,进一步在大规模数据集上进行对比。其中训练数据选择 THCHS-30 语音库,总时长 30 h,测试数据选取国家普通话水平

等级测试作品,总共 3 h。为缩短实验周期而又不失统计意义,从中随机选取 1h 的数据用于测试。

表 4 三种算法识别率比较

Tab.4 Comparison of three algorithms recognition rate

算法	测试集	识别率/%
WNN	国家普通话水平 等级测试作品	89.68
ABC-WNN		92.34
ADSABC-WNN		95.92

实验结果证明无论是在小规模数据集还是大规模数据集上,本文所提算法的识别率一致优于 WNN 算法和 ABC-WNN 算法。

4.3 不同分类条件下的语音识别

从上述对比结果可以看出,本文算法在语音识别的识别率以及识别速度上都优于对比算法,但在现实生活中由于方言以及词汇的多少和连续程度等多方面的原因,语音的识别率及识别速度都会受到影响,为了充分验证本文算法在语音识别中的有效性,进行如下实验,分别在不同的分类识别对象下对不同的识别方法进行对比,孤立词汇选取汉语孤立词汇数据库,连续词选取大规模数据集中的语音数据;小词汇量选取 30 个词作为

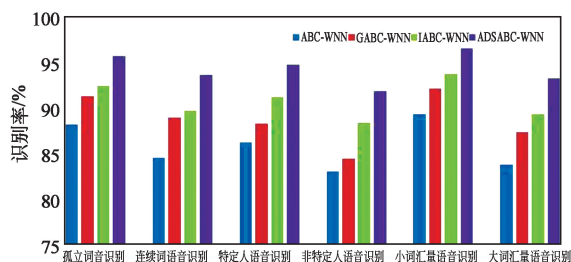


图 5 不同分类方法条件下 4 种算法识别率比较 (%)

Fig.5 Comparison of four algorithms recognition rate under different classification methods(%)

参 考 文 献:

- [1] 赵力. 语音信号处理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.
ZHAO L. *Speech Signal Processing* [M]. Beijing: China Machine Press, 2003. (in Chinese)
- [2] JUANG B H, CHEN T. The past, present, and future of speech processing [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1998, 15(3): 24-48.
- [3] UHRIG R E. Application of artificial neural networks in industrial technology [C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology*. Guangzhou, China: IEEE, 1994: 73-77.

试验数据,大词汇量选取 10 000 个词作为试验数据,选取一个女生的录音作为特定人识别。将本文所提算法与其他作者改进 ABC 算法优化 WNN 作比较,实验结果如图 5 所示。

从图 5 可以看出,在不同的分类条件下 ADSABC-WNN 的识别率均高于其他 3 种算法的识别率,再一次验证了本文算法的有效性。

从以上实验结果分析可以有效的验证本文算法的可行性与优越性,但是也会存在一定的误差,原因如下:

(1) 录制语音数据是在安静的实验室环境中,因此本文在语音处理时认为在此环境下录制的语音信号是纯净的,但其实此时存在一定的微弱噪声,因此识别结果会存在一定的误差。

(2) 录制语音数据时由于不同的实验者的发音存在一定的差异,可能会在说话时掺杂一定的口音,因此会对实验结果造成一定的影响。

5 结 论

本文首先研究和分析了 ABC 算法和小波神经网络的基本原理和网络结构,针对小波神经网络存在一些缺点,提出用改进的 ABC 算法对小波神经网络进行优化,利用 ADSABC 算法强大的全局搜寻能力及局部搜索能力对小波神经网络的各个参数进行优化,将其应用在语音识别中,并与一般的小波神经网络语音识别算法及已有的对小波神经网络进行改进的语音识别算法进行了对比,最后,将本文算法应用于不同分类方法下的语音识别系统中,并与已有的改进的 ABC 算法优化小波神经网络模型的语音识别方法作以对比。实验结果表明 ADSABC-WNN 算法语音识别率更高,并且收敛速度和精度均有提高,该算法是可行的、有效的、实用的。

- [4] ZHOU Z H, CHEN S F, CHEN Z Q. A statistics based approach for extracting priority rules from trained neural networks [C]//*Proceeding of The IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks*, Como, Italy: IEEE, 2000, 3: 401-406.
- [5] 宋弘.小波神经网络在语音识别系统中的应用[J].微电子学与计算机,2010,27(4):121-124,128.
SONG H. Application of wavelet neural network in speech recognition system [J]. *Microelectronics & Computer*, 2010, 27(4): 121-124, 128. (in Chinese)
- [6] 江铭炎,袁东风.人工蜂群算法及其应用[M].北京:科学出版社,2014:58.
JIANG M Y, YUAN D F. *Artificial Bee Colony Algorithm and its Application* [M]. Beijing: Science Press, 2014: 58. (in Chinese)
- [7] MEISSNER M, SCHMUKER M, SCHNEIDER G. Optimized particle swarm optimization (OPSO) and its application to artificial neural network training [J]. *BMC Bioinformatics*, 2006, 7: 125.
- [8] ABU-MOUTI F S, EL-HAWARY M E. Optimal distributed generation allocation and sizing in distribution systems via artificial bee colony algorithm [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2011, 26(4): 2090-2101.
- [9] EPSON B. The architecture of BCU [C]//*IEEE Communications Magazine*. 2009.
- [10] 李卫华,徐涛,李小梨.基于人工蜂群的 BP 神经网络算法[J].计算机系统应用,2012,21(5):195-198.
LI W H, XU T, LI X L. BP neural network based on artificial bee colony algorithm [J]. *Computer Systems & Applications*, 2012, 21(5): 195-198. (in Chinese)
- [11] 黄玲玲,刘三阳,高卫峰.具有人工蜂群搜索策略的差分进化算法[J].控制与决策,2012,27(11):1644-1648.
HUANG L L, LIU S Y, GAO W F. Differential evolution with the search strategy of artificial bee colony algorithm [J]. *Control and Decision*, 2012, 27(11): 1644-1648. (in Chinese)
- [12] 高卫峰,刘三阳,焦合华,等.引入人工蜂群搜索算子的粒子群算法[J].控制与决策,2012,27(6):833-838.
GAO W F, LIU S Y, JIAO H H, *et al.* Particle swarm optimization with search operator of artificial bee colony algorithm [J]. *Control and Decision*, 2012, 27(6): 833-838. (in Chinese)
- [13] ALAMM S, KABIR M W U, ISLAM M M. Self-adaptation of mutation step size in artificial bee colony algorithm for continuous function optimization [C]//*Proceedings of 13th International Conference on Computer and Information Technology*. Dhaka, Bangladesh: IEEE, 2010: 69-74.
- [14] 韩志艳,王健,伦淑娴.基于遗传小波神经网络的语音识别分类器设计[J].计算机科学,2010,37(11):243-246.
HAN Z Y, WANG J, LUN S X. Design of speech recognition classifier based on genetic wavelet neural network [J]. *Computer Science*, 2010, 37(11): 243-246. (in Chinese)
- [15] 张冬至,胡国清.基于遗传优化小波神经网络逆模型的油水测量[J].光学 精密工程,2011,19(7):1588-1595.
ZHANG D Z, HU G Q. Measurement of oil-water flow based on inverse model of wavelet neural network with genetic optimization [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(7): 1588-1595. (in Chinese)
- [16] 黄文明,徐双双,邓珍荣,等.改进人工蜂群算法优化 RBF 神经网络的短时交通流预测[J].计算机工程与科学,2016,38(4):713-719.
HUANG W M, XU S S, DENG Z R, *et al.* Short-term traffic flow prediction of optimized RBF neural networks based on the modified ABC algorithm [J]. *Computer Engineering and Science*, 2016, 38(4): 713-719. (in Chinese)
- [17] 张新艳.人工蜂群算法的改进及应用[J].宜宾学院学报,2016,16(6):41-45.
ZHANG X Y. The improvement and application of artificial bee colony algorithm [J]. *Journal of Yibin University*, 2016, 16(6): 41-45. (in Chinese)
- [18] 单泽彪,石要武,刘小松,等.应用人工蜂群算法的动态波达方向跟踪[J].光学 精密工程,2015,23(3):838-845.
SHAN Z B, SHI Y W, LIU X S, *et al.* DOA tracking of moving targets by artificial bee colony algorithm [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(3): 838-845. (in Chinese)
- [19] 赵群.基于 ACO 优化小波神经网络的语音识别[J].大庆师范学院学报,2014,34(6):1-4.
ZHAO Q. Study on speech recognition based on ACO optimized wavelet neural network [J]. *Journal of Daqing Normal University*, 2014, 34(6): 1-4. (in Chinese)
- [20] 斯芸芸,徐道连,周卓然.基于遗传算法和小波神经网络的语音识别研究[J].微型机与应用,2011,30(16):68-71.

- SI Y Y, XU D L, ZHOU Z R. Research of speech recognition based on genetic algorithm and wavelet neural network [J]. *Microcomputer & its Applications*, 2011, 30(16): 68-71. (in Chinese)
- [21] MIAOY J, METZE F. Improving low-resource CD-DNN-HMM using dropout and multilingual DNN training [C]//*Proceedings of the 14th Annual Conference of the International Speech Communication Association (INTERSPEECH)*. Lyon, France: INTERSPEECH, 2013: 2237-2241.
- [22] MIAOY J, METZE F, RAWAT S. Deep maxout networks for low-resource speech recognition [C]//*Proceedings of 2013 IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding (ASRU)*. Olomouc, Czech Republic: IEEE, 2013: 398-403.
- [23] 张舸,张鹏远,潘接林,等.基于递归神经网络的语音识别快速解码算法[J].电子与信息学报,2017,39(4):930-937.
- ZHANG G, ZHANG P Y, PAN J L, *et al.* Fast decoding algorithm for automatic speech recognition based on recurrent neural networks [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(4): 930-937. (in Chinese)
- [24] 秦楚雄,张连海.基于 DNN 的低资源语音识别特征提取技术[J].自动化学报,2017,43(7):1208-1219.
- QIN C X, ZHANG L H. Deep neural network based feature extraction for low-resource speech recognition [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(7): 1208-1219. (in Chinese)
- [25] 张晴晴,刘勇,潘接林,等.基于卷积神经网络的连续语音识别[J].工程科学学报,2015,37(9):1212-1217.
- ZHANG Q Q, LIU Y, PAN J L, *et al.* Continuous speech recognition by convolutional neural networks [J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2015, 37(9): 1212-1217. (in Chinese)

作者简介:王民(1959—),男,江苏常州人,教授,硕士生导师,西安建筑科技大学通信与信息工程系主任,电子信息工程教研室主任,长期从事智能信息处理方面的研究工作。E-mail: wangmin1329@163.com

许娟(1991—),女,陕西渭南人,硕士研究生,主要研究智能信息处理相关技术。E-mail: 649011325@qq.com