



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107657243 A

(43)申请公布日 2018.02.02

(21)申请号 201710939169.7

G06N 3/12(2006.01)

(22)申请日 2017.10.11

(71)申请人 电子科技大学

地址 611731 四川省成都市高新西区西源
大道2006号(72)发明人 廖阔 司进修 何旭东 杨孟文
周毅 周代英 沈晓峰(74)专利代理机构 成都点睛专利代理事务所
(普通合伙) 51232

代理人 孙一峰

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

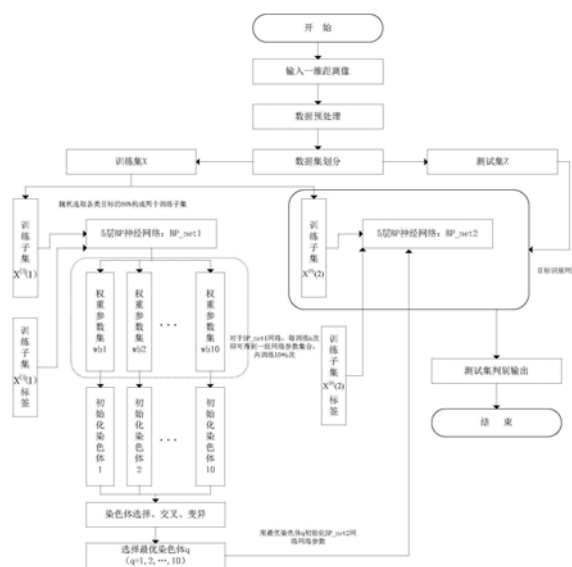
权利要求书3页 说明书6页 附图1页

(54)发明名称

基于遗传算法优化的神经网络雷达一维距离像目标识别方法

(57)摘要

本发明属于雷达技术领域,具体的说是涉及一种基于遗传算法优化的神经网络雷达一维距离像目标识别方法。本发明的方法首先通过对原始一维距离像进行选择 and 截断等预处理操作;其次,采用时段原则对数据集进行划分,同时对训练集中各目标进行二次等量随机抽取,获得两个同构训练子集;接着,本发明提出了神经网络与遗传算法双向优化的方法,利用训练网络在不同迭代次数时所产生的网络参数,初始化一定数目的染色体;然后,采用遗传算法对染色体进行交叉变异等操作;随后,根据所选最优染色体对新的神经网络识别系统赋初值,选择新的训练子集作为网络输入,采用随机梯度下降法对网络进行训练,加快了训练网络的收敛速度,同时提升了一定的识别率。



1. 基于遗传算法优化的神经网络雷达一维像识别方法, 其特征在于, 包括以下步骤:

S1、获取数据样本:

由高分辨率雷达分时段获取飞行目标的一维距离像数据构成数据集:

$$D^{(0)} = \left\{ d_{ikj}^{(0)} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, K_i, M_{ik}}$$

其中N表示目标类别总数, K_i 代表获取第i类目标一维距离像的总时间段个数, M_{ik} 表示第i类目标在第k个时间段所获取目标一维距离像的个数, $Num = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{K_i} M_{ik}$ 为数据集中样本总数, $d_{ikj}^{(0)} = [d_{ikj}^{(0)}(1), d_{ikj}^{(0)}(2), \dots, d_{ikj}^{(0)}(600)]$ 表示第i类目标在第k个时间段所获取的第j幅一维距离像, 且样本维数为600;

S2、数据样本的预处理:

S21、对S1所述数据集 $D^{(0)}$ 进行样本筛选:

从数据集 $D^{(0)}$ 中选择信噪比大于22db的所有一维距离像, 并将筛选后的数据集记为 $D^{(1)}$;

S22、对 $D^{(1)}$ 中的一维距离像进行截断处理, 即以最大值为中心, 连续选取300个数据点, 作为待识别一维距离像样本, 记截断后的数据集为: $D^{(2)} = \left\{ d_{ikj}^{(2)} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, K_i, W_{ik}}$, 其中 W_{ik} 表示经筛选后的第i类目标在第k个时间段所获取目标一维距离像的个数:

$$d_{ikj}^{(2)} = [d_{ikj}^{(2)}(1), d_{ikj}^{(2)}(2), \dots, d_{ikj}^{(2)}(300)];$$

S3、划分数据集:

为提升识别系统的鲁棒性, 选取每类目标的第一个时间段所获取的一维距离像作为训练集, 其他时间段所获取的一维距离像作为测试集合, 则分别将训练集和测试集记为:

$$X^{(1)} = \left\{ d_{ikj}^{(2)} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, W_{ik}}, Z^{(1)} = \left\{ d_{ikj}^{(2)} \right\}_{i=1, k=2, j=1}^{N, K_i, W_{ik}};$$

考虑训练样本数据均衡性问题, 然后将训练集进行拆分, 通过随机二次抽取拆分为两个不同的训练子集, 且使两个训练子集内同类别目标的个数保持相同, 以共享相同标签集, 记训练子集为:

$$X^{(1)}(1) = \left\{ d_{ikj}^{(2)} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, 0.8 * W_{ik}}, X^{(1)}(2) = \left\{ d_{ikj}^{(2)} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, 0.8 * W_{ik}};$$

其中 $W = \sum_{i=1}^N 0.8 * W_{i1}$ 表示训练子集中的样本总数;

S4、构建标签集:

根据S3中所建训练子集 $X^{(1)}(1)$ 和测试集 $Z^{(1)}$, 采用1-of-K编码方式得到样本 $d_{ikj}^{(2)}$ 的标签矢量为:

$$y_{ikj} = [y_{ikj}(1), y_{ikj}(2), \dots, y_{ikj}(K)],$$

则标签矢量集合 $Y = \left\{ y_{ikj} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, W_{ik}} \in R^{W \times N}$ 、 $ZY = \left\{ zy_{ikj} \right\}_{i=1, k=2, j=1}^{N, K_i, W_{ik}}$ 分别表示训练数据集 $X^{(1)}$ 和测试集合 $Z^{(1)}$ 所对应的标签集合;

S5、构建5层BP神经网络分类器:

根据深度学习理论,基于TensorFlow平台搭建一个5层神经网络,网络包含:输入层,节点数为300;三层隐含层,节点数为h1、h2、h3;一个softmax输出层,节点数为N,选择最小均方误差和作为网络的优化目标函数,且将该网络记为BP_net1;

随后将S3中所述的样本训练子集 $X^{(1)}(1) \in \mathbb{R}^{W \times 300}$ 作为网络BP_net1的第一层输入,结合S4中所构建的样本标签集 $Y = \{y_{ikj}\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, W_{ik}}$,利用随机梯度下降法对BP_net1网络进行有监督训练,且对该网络重复训练 $10 \times p$ 次,使损失函数最小;同时每训练p次神经网络可记录一组网络参数,记训练完成后所得参数集合为: $WB = \{wb(q)\}_{q=1}^{10}$;其中wb(q)是指BP_net1在训练 $10 \times q$ 次之后所得到的网络参数集合;

S6、利用遗传算法对网络参数进行优化。

利用S5步骤中训练好的神经网络参数集合WB,分别初始化10个染色体,染色体长度为L;并将S5中的目标误差函数的倒数作为染色体进化过程中的适应度函数,计算每个染色体的适应度值;接着依据个体的适应度值的大小选择将要进入下一代的个体;随着,设置交叉概率 P_c 和变异概率 P_e ,对被选中的进化个体进行相应的交叉和变异操作;将染色体进化代数设置为50,最后计算进化50代后所有染色体的适应度值,选取适应度值最大的染色体作为网络参数优化的最优解,记为WB_new;

S7、将S6中所得WB_new用于初始化新的神经网络BP_net2分类器:

首先创建新的神经网络BP_net2,其网络结构同BP_net1。利用S6中已经优化好的参数集WB_new,对BP_net2进行参数初始化;

随后将S3中所述的样本训练子集 $X^{(1)}(2) \in \mathbb{R}^{W \times 300}$ 作为网络BP_net2的第一层输入;对网络参数进行无监督的预训练;随后结合S4中所构建的样本标签集 $Y = \{y_{ikj}\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, W_{ik}}$,对BP_net2网络进行有监督微调,利用随机梯度下降法对该网络重复训练K次,使损失函数最小,至此完成分类器的训练过程;

S8、采用步骤S7中获得的分类器模型对测试样本进行目标识别。

2. 根据权利要求1所述的基于遗传算法优化的神经网络雷达一维像识别方法,其特征在于,所述步骤S5的具体方法是:

S51、构建BP_net1框架:

首先搭系统的结构框架,输入节点数为训练集 $X^{(1)}(1) = \{d_{ikj}^{(1)}\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, W_{ij}} \in \mathbb{R}^{N \times 300}$ 中一维距离像的维数300,隐藏层节点数分别为h1、h2、h3,输出层为softmax层,节点数为 $N=4$,隐含层的激活函数均设为RELU;

S52、构建BP_net1的损失函数:

根据设BP_net1分类器的损失函数为loss1:

$$\text{loss1} = \frac{1}{2} \sum_i \sum_k \sum_j (f(d_{ikj}^{(2)}) - y_{ikj})^2$$

其中 $d_{ikj}^{(2)}$ 表示第i类目标在第k个时间段所获取的第j幅一维距离像, y_{ikj} 为其所对应的标签, $f(\cdot)$ 为激活函数;

S53、设置自适应学习率;

首先,对BP_net1分类器的初始学习率Rate1进行随机初始化;

然后按下面公式对其学习率进行迭代变化:

$$\text{Rate1}(n+1) = \alpha_1 * \text{Rate1}(n) + \beta_1 * |\text{loss1}(n)|^2$$

其中 α_1 、 β_1 为确定常数,可以根据实验确定,Rate(n)、loss(n)分别表示系统训练中第n次迭代后的学习率和损失误差值,随机初始化系统的权重和偏差以及初始学习率Rate1。

3.根据权利要求2所述的基于遗传算法优化的神经网络雷达一维像识别方法,其特征在于,所述步骤S6的具体方法是:

S61、染色体编码及初始化:

首先计算 $L = 300 * h_1 + h_1 + h_1 * h_2 + h_2 + h_2 * h_3 + h_3 + h_3 * N$,其中L表示神经网络连接权值和偏差的总数,其中300表示输入一维距离像的维数, h_1 、 h_2 、 h_3 分别表示网络隐含层的节点数,N表示输出层的节点数;为方便表达选择对染色体编码采用实数编码方式,利用S5中训练过程中所得参数集合 $\text{WB} = \{\text{wb}(q)\}_{q=1}^{10}$ 初始化10条染色体,其中 $\text{wb}(q) \in \mathbb{R}^{L \times 1}$;

S62、设置适应度函数:

对于染色体适应度函数的选择,选择使用S5中BP_net1网络的目标函数,则第m条染色体的适应度函数可以表示为:

$$\text{Fit}(m) = \frac{1}{\sum_i \sum_k \sum_j (T_{ikj}(m) - y_{ikj}(m))^2}, \text{其中 } m = 1, 2, \dots, 10$$

其中T(m)表示采用第m条染色体初始化BP_net2网络后,经训练得到的预测输出结果,y表示与预测样本相对应的标签。Fit(m)的值越大,则说明第m条染色体越容易被保留进化;

S63、进化参数选取:

染色体交叉和变异是遗传算法的最基本操作,为保证染色体搜索的随机性和染色体寻优的多样性,特设交叉概率 $P_c = 0.5$,变异概率 $P_e = 0.09$;

S64、最优参数集合解选择

$$\text{WB}_{\text{new}} = \text{wb}(q), \text{其中 } q = \underset{i=1}{\operatorname{argmax}}^{10} \text{Fit}(i)。$$

基于遗传算法优化的神经网络雷达一维距离像目标识别方法

[0001] 技术领域个

[0002] 本发明属于雷达技术领域,具体的说是涉及一种基于遗传算法优化的神经网络雷达一维距离像目标识别方法。

背景技术

[0003] 深度学习理论已经成功应用到众多识别领域,并取得良好效果。但应用深度学习方法的指导原则是大数据样本,随之可能面对的问题是训练样本的不均衡性,和训练参数的极度增长。如何处理训练样本均衡化,如何在保证识别率的前提下降低参数数量,从而提升训练效率,这将是进一步研究的重点。因此需要根据实际情况,在深度学习的理论基础之上,研究新的优化算法进一步提升识别网络的训练效率。

发明内容

[0004] 本发明的目的是,针对雷达一维距离像的目标识别问题,提出了一种训练样本均衡化思想。基于深度学习理论,提出了神经网络与遗传算法相互优化的优化策略,用以提升神经网络识别系统的训练效率。

[0005] 本发明的技术方案是:提出一种基于遗传算法优化的神经网络雷达一维距离像目标识别方法,其特征在于包括以下步骤:

[0006] S1、获取数据样本:

[0007] 由高分辨率雷达分时段获取飞行目标的一维距离像数据构成数据集:

[0008] $D^{(0)} = \left\{ d_{ikj}^{(0)} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, K_i, M_{ik}}$

[0009] 其中N表示目标类别总数, K_i 代表获取第i类目标一维距离像的总时间段个数, M_{ik} 表示第i类目标在第k个时间段所获取目标一维距离像的个数, $Num = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{K_i} M_{ik}$ 为数据集中样本总数, $d_{ikj}^{(0)} = [d_{ikj}^{(0)}(1), d_{ikj}^{(0)}(2), \dots, d_{ikj}^{(0)}(600)]$ 表示第i类目标在第k个时间段所获取的第j幅一维距离像,且样本维数为600;

[0010] S2、数据样本的预处理:

[0011] S21、对S1所述数据集 $D^{(0)}$ 进行样本筛选:

[0012] 从数据集 $D^{(0)}$ 中选择信噪比大于22db的所有一维距离像,并将筛选后的数据集记为 $D^{(1)}$;

[0013] S22、对 $D^{(1)}$ 中的一维距离像进行截断处理,即以最大值为中心,连续选取300个数据点,作为待识别一维距离像样本,记截断后的数据集为: $D^{(2)} = \left\{ d_{ikj}^{(2)} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, K_i, W_{ik}}$, 其中 W_{ik} 表示经筛选后的第i类目标在第k个时间段所获取目标一维距离像的个数:

[0014] $d_{ikj}^{(2)} = [d_{ikj}^{(2)}(1), d_{ikj}^{(2)}(2), \dots, d_{ikj}^{(2)}(300)]$;

[0015] S3、划分数据集:

[0016] 为提升识别系统的鲁棒性,选取每类目标的第一个时间段所获取的一维距离像作为训练集,其他时间段所获取的一维距离像作为测试集合,则分别将训练集和测试集记为:

$$\mathbf{X}^{(1)} = \left\{ \mathbf{d}_{ikj}^{(2)} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, W_{ik}}; \quad \mathbf{Z}^{(1)} = \left\{ \mathbf{d}_{ikj}^{(2)} \right\}_{i=1, k=2, j=1}^{N, K, W_{ik}};$$

[0017] 考虑训练样本数据均衡性问题,然后将训练集进行拆分,通过随机二次抽取拆分为两个不同的训练子集,且使两个训练子集内同类别目标的个数保持相同,以共享相同标签集,记训练子集为:

$$\mathbf{X}^{(1)}(1) = \left\{ \mathbf{d}_{ikj}^{(2)} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, 0.8 * W_{ik}}; \quad \mathbf{X}^{(1)}(2) = \left\{ \mathbf{d}_{ikj}^{(2)} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, 0.8 * W_{ik}};$$

[0019] 其中 $\mathbf{W} = \sum_{i=1}^N 0.8 * W_{i1}$ 表示训练子集中的样本总数;

[0020] S4、构建标签集:

[0021] 根据S3中所建训练子集 $\mathbf{X}^{(1)}(1)$ 和测试集 $\mathbf{Z}^{(1)}$, 采用1-of-K编码方式得到样本 $\mathbf{d}_{ikj}^{(2)}$ 的标签矢量为:

$$\mathbf{y}_{ikj} = [\mathbf{y}_{ikj}(1), \mathbf{y}_{ikj}(2), \dots, \mathbf{y}_{ikj}(K)],$$

$$\text{[0023] 则标签矢量集合 } \mathbf{Y} = \left\{ \mathbf{y}_{ikj} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, W_{ik}} \in \mathbb{R}^{W \times N}; \quad \mathbf{ZY} = \left\{ \mathbf{zy}_{ikj} \right\}_{i=1, k=2, j=1}^{N, K, W_{ik}} \text{ 分别表示训练数据集 } \mathbf{X}^{(1)}$$

和测试集合 $\mathbf{Z}^{(1)}$ 所对应的标签集合;

[0024] S5、构建5层BP神经网络分类器:

[0025] 根据深度学习理论,基于TensorFlow平台搭建一个5层神经网络,网络包含:输入层,节点数为300;三层隐含层,节点数为h1、h2、h3;一个softmax输出层,节点数为N,选择最小均方误差和作为网络的优化目标函数,且将该网络记为BP_net1;

[0026] 随后将S3中所述的样本训练子集 $\mathbf{X}^{(1)}(1) \in \mathbb{R}^{W \times 300}$ 作为网络BP_net1的第一层输入,结合 S4中所构建的样本标签集 $\mathbf{Y} = \left\{ \mathbf{y}_{ikj} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, W_{ik}}$, 利用随机梯度下降法对BP_net1网络进行有监督训练,且对该网络重复训练 $10 * p$ 次,使损失函数最小;同时每训练 p 次神经网络可记录一组网络参数,记训练完成后所得参数集合为: $\mathbf{WB} = \{\mathbf{wb}(q)\}_{q=1}^{10}$; 其中 $\mathbf{wb}(q)$ 是指BP_net1在训练 $10 * q$ 次之后所得到的网络参数集合;

[0027] S6、利用遗传算法对网络参数进行优化。

[0028] 利用S5步骤中训练好的神经网络参数集合WB,分别初始化10个染色体,染色体长度为L;并将S5中的目标误差函数的倒数作为染色体进化过程中的适应度函数,计算每个染色体的适应度值;接着依据个体的适应度值的大小选择将要进入下一代的个体;随着,设置交叉概率 P_c 和变异概率 P_e ,对被选中的进化个体进行相应的交叉和变异操作;将染色体进化代数设置为50,最后计算进化50代后所有染色体的适应度值,选取适应度值最大的染色体作为网络参数优化的最优解,记为WB_new;

[0029] S7、将S6中所得WB_new用于初始化新的神经网络BP_net2分类器:

[0030] 首先创建新的神经网络BP_net2,其网络结构同BP_net1。利用S6中已经优化好的参数集WB_new,对BP_net2进行参数初始化;

[0031] 随后将S3中所述的样本训练子集 $\mathbf{X}^{(1)}(2) \in \mathbb{R}^{W \times 300}$ 作为网络BP_net2的第一层输入;

对网络参数进行无监督的预训练；随后结合S4中所构建的样本标签集 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_{ikj}\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, W_{ik}}$ ，对BP_net2 网络进行有监督微调，利用随机梯度下降法对该网络重复训练K次，使损失函数最小，至此完成分类器的训练过程；

[0032] S8、采用步骤S7中获得的分类器模型对测试样本进行目标识别。

[0033] 本发明的技术方案是：首先对雷达获取飞行目标的实测数据进行预处理，其中包括样本选择、样本截取，以及将所选样本进行能量归一化处理；其次，针对雷达多时段探测所获样本进行数据集划分，为增强识别系统的鲁棒性，统一选择各目标的第一时段样本作为训练，其他时段所得样本作为测试集；为考虑实测数据数量的均衡性问题，将训练集进行拆分，拆分成两个训练子集 $X^{(1)}(1)$ 、 $X^{(1)}(2)$ 分别用于不同场合；接着设计5层BP_net1神经网络分类器模型，以 $X^{(1)}(1)$ 作为输入，结合其标签进行有监督训练，重复训练 $10 \times p$ 次，使分类误差最下，从而获得每训练 p 次的参数集合；然后，将训练BP_net1所得参数集合用于初始化10个种群，选择BP_net1的误差函数作为适应度函数，计算每个样本的适应度值，对种群样本进行选择，设置染色体的变异率和交叉率对染色体进行进化，直至选择出最优的染色体；最后构建新的神经网络分类器模型BP_net2，结构同BP_net1，利用所选择的最优染色体对其进行初始化，以 $X^{(1)}(2)$ 作为网络的输入，结合标签，利用随机梯度下降法，对该网络进行有监督训练，得到分类器模型BP_net2，并使用该分类器对测试集样本进行目标识别。

[0034] 进一步的，所述步骤S5的具体方法是：

[0035] S51、构建BP_net1框架：

[0036] 首先搭系统的结构框架，输入节点数为训练集 $X^{(1)}(1) = \{d_{ikj}^{(1)}\}_{i=1, k=1, j=1}^{N, 1, W_{ij}} \in \mathbb{R}^{N \times 300}$ 中一维距离像的维数300，隐藏层节点数分别为 h_1 、 h_2 、 h_3 ，输出层为softmax层，节点数为 $N=4$ ，隐含层的激活函数均设为RELU；

[0037] S52、构建BP_net1的损失函数：

[0038] 根据设BP_net1分类器的损失函数为loss1：

$$[0039] \quad \text{loss1} = \frac{1}{2} \sum_i \sum_k \sum_j (f(d_{ikj}^{(2)}) - y_{ikj})^2$$

[0040] 其中 $d_{ikj}^{(2)}$ 表示第 i 类目标在第 k 个时间段所获取的第 j 幅一维距离像， y_{ikj} 为其所对应的标签， $f(\cdot)$ 为激活函数；

[0041] S53、设置自适应学习率；

[0042] 首先，对BP_net1分类器的初始学习率Rate1进行随机初始化；

[0043] 然后按下面公式对其学习率进行迭代变化：

$$[0044] \quad \text{Rate1}(n+1) = \alpha_1 * \text{Rate1}(n) + \beta_1 * |\text{loss1}(n)|^2$$

[0045] 其中 α_1 、 β_1 为确定常数，可以根据实验确定， $\text{Rate}(n)$ 、 $\text{loss}(n)$ 分别表示系统训练中第 n 次迭代后的学习率和损失误差值，随机初始化系统的权重和偏差以及初始学习率Rate1。

[0046] 进一步的，所述步骤S6的具体方法是：

[0047] S61、染色体编码及初始化：

[0048] 首先计算 $L = 300 * h_1 + h_1 * h_2 + h_2 * h_3 + h_3 * N$ ，其中 L 表示神经网络连接权值和

偏差的总数,其中300表示输入一维距离像的维数,h1、h2、h3分别表示网络隐含层的节点数,N表示输出层的节点数;为方便表达选择对染色体编码采用实数编码方式,利用S5中训练过程中所得参数集合 $WB = \{wb(q)\}_{q=1}^{10}$ 初始化10条染色体,其中 $wb(q) \in \mathbb{R}^{L \times 1}$;

[0049] S62、设置适应度函数:

[0050] 对于染色体适应度函数的选择,选择使用S5中BP_net1网络的目标函数,则第m条染色体的适应度函数可以表示为:

$$[0051] \quad \text{Fit}(m) = \frac{1}{\sum_i \sum_k \sum_j (T_{ikj}(m) - y_{ikj}(m))^2}, \text{其中 } m=1, 2, \dots, 10$$

[0052] 其中T(m)表示采用第m条染色体初始化BP_net2网络后,经训练得到的预测输出结果,y表示与预测样本相对应的标签。Fit(m)的值越大,则说明第m条染色体越容易被保留进化;

[0053] S63、进化参数选取:

[0054] 染色体交叉和变异是遗传算法的最基本操作,为保证染色体搜索的随机性和染色体寻优的多样性,特设交叉概率 $P_c=0.5$,变异概率 $P_e=0.09$;

[0055] S64、最优参数集合解选择

$$[0056] \quad WB_{\text{new}} = wb(q), \text{其中 } q = \underset{i=1}{\operatorname{argmax}}^{10} \text{Fit}(i)。$$

[0057] 本发明的有益效果是:首先通过对原始一维距离像进行选择 and 截断等预处理操作,减少噪声对识别系统的干扰;其次,为增强识别系统的鲁棒性,采用时段原则对数据集进行划分,同时对训练集中各目标进行二次等量随机抽取,获得两个同构训练子集,以平衡数据样本的数量均衡性;接着,本发明提出了神经网络与遗传算法双向优化的方法,即根据深度学习理论构建神经网络识别系统框架,利用训练网络在不同迭代次数时所产生的网络参数,初始化一定数目的染色体;然后,采用遗传算法对染色体进行交叉变异等操作,根据适应度值进行最优染色体选择;随后,根据所选最优染色体对新的神经网络识别系统赋初值,选择新的训练子集作为网络输入,采用随机梯度下降法对网络进行训练,加快了训练网络的收敛速度,同时提升了一定的识别率。本发明中,以该模型对4类实测民航飞机一维距离像数据进行目标识别测试,最终平均正确识别率约为87.8%。

附图说明

[0058] 图1为本发明的流程示意图。

具体实施方式

[0059] 下面结合实例详细说明本发明的技术方案。

[0060] 利用宽带雷达分时段获取4类民航机:A319、A320、A321以及B738目标的一维距离像数据,其中每个时间段对每类目标共产生5000至20000幅一维像数据,每幅距离像的维数是600维,记原始数据集为: $D^{(0)} = \left\{ d_{ikj}^{(0)} \right\}_{i=1, k=1, j=1}^{4, K_i, M_{ik}}$,其中4表示目标类别总数, K_i 代表获取第i类目标一维距离像的总时间段个数, M_{ik} 表示第i类目标在第k个时间段所获取目标一维距离像

的个数, $Num = \sum_{i=1}^4 \sum_{k=1}^{K_i} M_{ik}$ 为数据集合中样本总数, $d_{ikj}^{(0)} = [d_{ikj}^{(0)}(1), d_{ikj}^{(0)}(2), \dots, d_{ikj}^{(0)}(600)]$ 表示第i类目标在第k个时间段所获取的第j幅一维距离像, 样本维数为600。

[0061] 对 $D^{(0)}$ 中的一维距离像进行样本选择, 并对所选样本进行截断滤波。即选取信噪比大于 22db 的一维距离像, 同时以所选样本距离像的最大峰值为中心, 取300点进行截断, 记经预处理后的数据集合为: $D^{(2)} = \{d_{ikj}^{(2)}\}_{i=1, k=1, j=1}^{4, K_i, W_{ik}}$, 其中 W_{ik} 表示经筛选后的第i类目标在第k个时间段所获取目标一维距离像的个数 $d_{ikj}^{(2)} = [d_{ikj}^{(2)}(1), d_{ikj}^{(2)}(2), \dots, d_{ikj}^{(2)}(300)]$ 。

[0062] 对 D 中数据集进行划分, 取四类飞机目标的第一时间段获取的一维距离像作为训练集, 其他时间段所获距离像均作为测试集样本, 分别记为: $X^{(1)} = \{d_{ikj}^{(2)}\}_{i=1, k=1, j=1}^{4, 1, W_{ik}}$ 、 $Z^{(1)} = \{d_{ikj}^{(2)}\}_{i=1, k=2, j=1}^{4, K, W_{ik}}$ 。同时为考虑数据样本的均衡性, 对训练集进行随机二次抽取, 抽取数量为训练集中各类目标数量的80%, 由此构成两个训练子集 $X^{(1)}(1) = \{d_{ikj}^{(2)}\}_{i=1, k=1, j=1}^{4, 1, 0.8*W_{ik}}$ 、 $X^{(1)}(2) = \{d_{ikj}^{(2)}\}_{i=1, k=1, j=1}^{4, 1, 0.8*W_{ik}}$ 。其中 $W = \sum_{i=1}^4 0.8 * W_{il}$ 表示训练子集中的样本总数。

[0063] 用 $y_{ikj} = \begin{bmatrix} \overbrace{0, \dots, 0}^{i-1 \uparrow 0}, \overbrace{1, 0, \dots, 0}^{4-i \uparrow 0} \end{bmatrix}$ 表示样本 $d_{ikj}^{(2)}$ 的类别标签向量, 则标签矢量集合

$Y = \{y_{ikj}\}_{i=1, k=1, j=1}^{4, 1, W_{ik}} \in \mathbb{R}^{W \times 4}$ 、 $ZY = \{zy_{ikj}\}_{i=1, k=2, j=1}^{4, K, W_{ik}}$ 分别表示训练数据集 $X^{(1)}$ 和测试集合 $Z^{(1)}$ 所对应的标签集合。

[0064] 基于TensorFlow平台搭建以个五层深度神经网络识别系统框架, 记为BP_net1, 则输入层节点数为300, 隐含层节点数分别为150、100、100, 输出层节点数为4, 目标损失函数为 S52中所述的loss1函数, 自适应性学习率设为S53中所述Rate1, 随机初始化系统其他参数;

[0065] 将训练子集 $X^{(1)}(1) \in \mathbb{R}^{W \times 300}$ 作为BP_net1的输入, 采用随机梯度下降法结合训练集标签, 对输入样本进行有监督训练, 迭代100次, 其中每训练迭代10次, 记录一次网络训练参数, 并将其转化成行向量, 共记10个参数向量: $WB = \{wb(q)\}_{q=1}^{10}$, 其中 $wb(q) \in \mathbb{R}^{10 \times L}$, L 表示BP_net1中训练参数的总数 $L = 300 * 150 + 150 * 150 + 150 * 100 + 100 * 100 + 100 * 100 + 100 * 100 * 4 = 70750$ 。

[0066] 将WB中10个行向量分别初始化10条染色体, 根据遗传算法选择S62中Fit(m)为适应度函数, 设置染色体交叉率和变异率分别为0.5、0.09, 设置进化次数为50次, 最后选择最优的染色体。

[0067] 将遗传算法优化后的染色体赋值给新建网络BP_net2, 其中BP_net2与BP_net1同构, 另外使用训练子集 $X^{(1)}(2) \in \mathbb{R}^{W \times 300}$ 作为BP_net2的输入, 采用随机梯度下降法结合训练集标签, 对输入样本进行有监督训练, 迭代50次, 得到新的目标识别网络。

[0068] 将测试集 $Z^{(1)} = \{d_{ikj}^{(2)}\}_{i=1, k=2, j=1}^{4, K, W_{ik}}$ 中各目标一维距离像输入到目标识别网络BP_net2进行目标判别。设第i类目标在第k个时间段所获取的第j幅一维距离像, 经BP_net2的输出层判别概率输出为: $P_{ikj} = \{p_{ikj}(m)\}_{m=1}^4$, 则该测试样本的判别类别标号为: $c = \arg \max_{m=1}^4 \{p_{ikj}(m)\}$ 。

[0069] 采用实测数据验证了本发明基于遗传算法优化的神经网络雷达一维距离像目标识别方法的正确识别率。通过对4类民航飞机目标在不同时段下获取的一维距离像数据进行训练和测试,得到本发明对4类目标的平均正确识别率为87.8%。

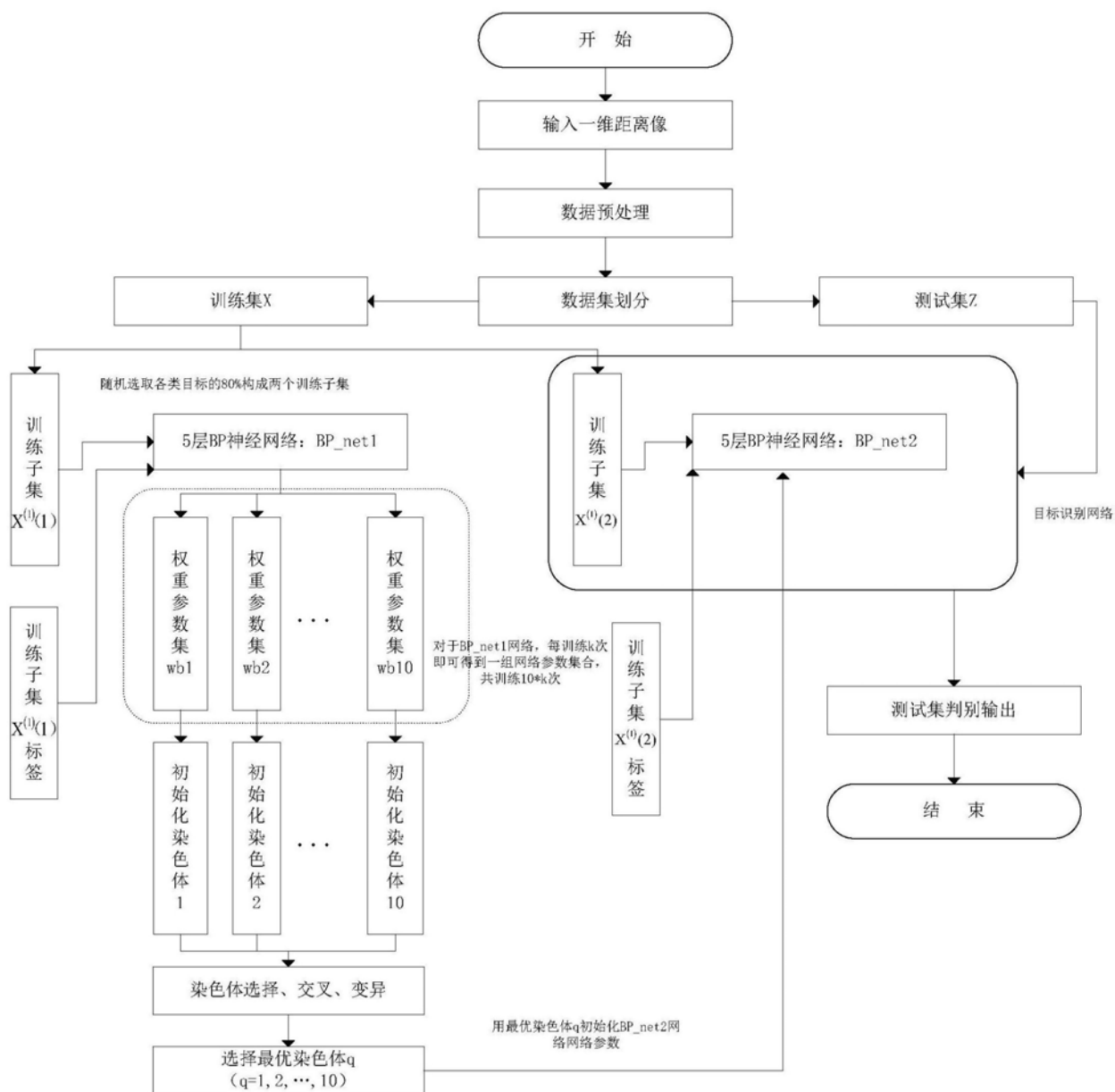


图1