



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112084877 B

(45) 授权公告日 2023. 08. 18

(21) 申请号 202010813478.1

G06V 10/774 (2022.01)

(22) 申请日 2020.08.13

G06V 10/82 (2022.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06N 3/084 (2023.01)

申请公布号 CN 112084877 A

G06N 3/086 (2023.01)

G06N 3/0985 (2023.01)

(43) 申请公布日 2020.12.15

G06N 3/0464 (2023.01)

(73) 专利权人 西安理工大学

(56) 对比文件

地址 710048 陕西省西安市碑林区金花南路5号

CN 104318515 A, 2015.01.28

CN 104751179 A, 2015.07.01

(72) 发明人 金海燕 崔宁敏 蔡磊 肖照林 石俊飞

CN 110490320 A, 2019.11.22

WO 2018214195 A1, 2018.11.29

牛轶峰; 沈林成. 基于IMOPSO算法的多目标多聚焦图像融合. 电子学报. 2006, (09), 全文.

(74) 专利代理机构 西安弘理专利事务所 61214 专利代理师 王丹

审查员 张媛媛

(51) Int. Cl.

G06V 20/10 (2022.01)

G06V 10/764 (2022.01)

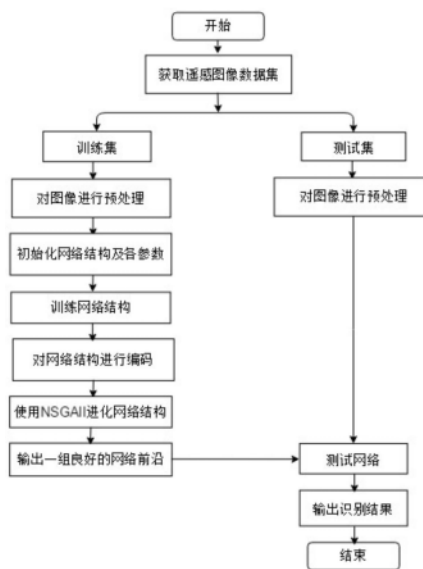
权利要求书2页 说明书5页 附图2页

(54) 发明名称

基于NSGA-NET的遥感图像识别方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于NSGA-NET的遥感图像识别方法, 具体为: 获取遥感图像数据集, 将遥感图像划分成训练集和测试集; 对训练集和测试集中的图像进行预处理, 得到网络训练所需要的输入向量和目标矢量; 初始化权重及各参数, 随机生成一组简单的DNN网络结构; 训练网络结构; 对训练好的网络结构进行编码; 使用NSGAI II 迭代进化编码后的网络结构; 对最后得到的一组二进制基因型进行解码操作, 得到一组识别错误率低且计算复杂度低的DNN网络结构前沿; 将经过预处理后的测试集输入到网络结构前沿中进行测试, 输出识别结果。充分训练网络后可自动提取遥感图像样本数据中的特征, 提高了识别正确率和特征提取的鲁棒性。



1. 基于NSGA-NET的遥感图像识别方法,其特征在于,具体按照以下步骤实施:

步骤1、获取遥感图像数据集,将遥感图像划分成训练集和测试集;对训练集和测试集中的图像进行预处理,得到网络训练所需要的输入向量和目标矢量;

所述步骤1具体为:通过对训练集中的遥感图像切片提取特征值的集合作为特征库,划分好目标的不同类属;再经过检测得到待识别样本或待识别区域,获得切片图像;接着对训练图像进行二值图像反色处理,得到图像的像素数值0和1;最后构造训练集所需要的输入向量和目标矢量,作为DNN网络结构的输入向量和训练标签;对于测试集同样执行以上操作;

步骤2、初始化权重及各参数,随机生成一组简单的DNN网络结构;

所述步骤2中:各参数包括:学习率learning rate,隐藏层数目L,批处理大小batch size,轮次epoch,网络阶段个数S和阶段内节点个数ks;

步骤3、训练网络结构;

所述步骤3具体为:将训练集数据输入到种群中的每个网络结构中进行训练,使用标准随机梯度下降反向传播算法和余弦退火学习速率方案在训练集上对网络结构进行迭代训练,直到获取合适的权值,然后通过贝叶斯网络自动优化网络中的参数,从而降低损失函数,训练过程中得到的识别准确率作为该网络结构的适应度值;

步骤4、对训练好的网络结构进行编码;

所述步骤4中,每个网络结构分为多个阶段,每个阶段包含多个节点,节点分为默认节点、普通节点和孤立节点;网络结构由S个阶段组成,第s个阶段用符号 $V_{s,ks}$ 表示($s=1,2,3\cdots S$), $V_{s,ks}$ 阶段中包含的节点个数为 Ks ;

编码规则使用 $L=1+2+\dots+(Ks-1)=\frac{1}{2}\sum Ks(Ks-1)$ 位来编码阶段内部节点之间的有向边;第一位表示($V_{s,1},V_{s,2}$)节点之间是否有有向边连接,接下来的两位表示($V_{s,1},V_{s,3}$),($V_{s,2},V_{s,3}$)之间是否有有向边连接,以此类推直到阶段内最后一位,存在有向边连接则编码为1,否则为0;在编码最后添加一位表示跳过连接,直接将输入信息转发到输出,绕过整个块;

对于默认节点,每个阶段内设置两个默认节点,默认输入节点表示 $V_{s,0}$,接受来自前一阶段的数据,执行卷积操作,并将输出发送到没有前置节点的每个节点 $V_{s,1}$;默认输出节点表示 $V_{s,Ks+1}$,接受来自没有后续节点的所有节点的数据,汇总执行卷积,并将输出发送到池化层;

对于普通节点,为一个阶段内除默认节点外的其他节点,每个节点代表一个卷积操作,对 Ks 个普通节点编号,并按照由小到大的顺序排序;

对于孤立节点,如果存在孤立节点,则忽略孤立节点,不参与编码,且默认节点不与孤立节点连接;

步骤5、使用NSGAI I迭代进化编码后的网络结构;

所述步骤5具体为:

步骤5.1、将编码后的N个初始个体作为父代种群,此时还未产生第一代子种群,对其进行快速非支配排序,按照网络结构的适应度值和计算复杂度值划分等级,保留等级越小的个体;

步骤5.2、通过二进制锦标赛法在父代种群中选择个体两两一对,产生N对双亲,对其进行交叉变异,交叉和变异的概率分别为0.9和0.02,以此来产生新的N个个体,组成子代种群;

步骤5.3、评估子代种群的适应度值,对种群产生的新网络结构进行训练,对于旧模型,采用历史错误率的平均值作为适应度,对于新模型,计算识别准确率作为其适应度,保留适应度低的个体;

步骤5.4、将父代和子代种群进行合并,大小为 $2N$,对合并后的种群进行快速非支配排序,并且计算 $2N$ 个个体的拥挤度,选择 N 个非支配等级小且拥挤度大的个体作为新的父代,下一代的种群大小仍为 N ;重复执行步骤5.2-5.4,直到达到最大世代数,得到一组二进制基因型个体;

步骤6、对最后得到的一组二进制基因型进行解码操作,得到一组识别错误率低且计算复杂度低的DNN网络结构前沿;

步骤7、将经过预处理后的测试集输入到网络结构前沿中进行测试,输出识别结果。

基于NSGA-NET的遥感图像识别方法

技术领域

[0001] 本发明属于计算机视觉技术领域,涉及一种基于NSGA-NET的遥感图像识别方法。

背景技术

[0002] 随着遥感技术的飞速发展,遥感图像的分辨率越来越高,其包含的信息也越来越复杂,因此,需要对信息进行高效且准确的识别技术。精确识别对民用导航、环境保护、军事等各个方面意义重大。

[0003] 深度学习的提出和使用为遥感图像目标识别提供了新的可能。传统的神经网络的结构设计是由人类手工完成的,研究者们通过自身的经验,通过尝试添加更多不同类型的层(变深)和在层与层之间添加更多的连接(变复杂),获得不同的神经网络结构,并且不断进行模型训练和优选,在一些典型的公开数据集上收获了很好的模型效果。但是,由于网络结构是手工设计的,不是自动化学习的,不但浪费了大量的时间,而且限制了网络的灵活性。

发明内容

[0004] 本发明的目的是提供一种基于NSGA-NET的遥感图像识别方法,通过遗传算法自动设计与寻找最优DNN(深度神经网络)网络体系结构,而且使用贝叶斯优化实现调参自动化。

[0005] 本发明所采用的技术方案是,基于NSGA-NET的遥感图像识别方法,具体按照以下步骤实施:

[0006] 步骤1、获取遥感图像数据集,将遥感图像划分成训练集和测试集;对训练集和测试集中的图像进行预处理,得到网络训练所需要的输入向量和目标矢量;

[0007] 步骤2、初始化权重及各参数,随机生成一组简单的DNN网络结构;

[0008] 步骤3、训练网络结构;

[0009] 步骤4、对训练好的网络结构进行编码;

[0010] 步骤5、使用NSGAI I迭代进化编码后的网络结构;

[0011] 步骤6、对最后得到的一组二进制基因型进行解码操作,得到一组识别错误率低且计算复杂度低的DNN网络结构前沿。

[0012] 步骤7、将经过预处理后的测试集输入到网络结构前沿中进行测试,输出识别结果。

[0013] 步骤1具体为:通过对训练集中的遥感图像切片提取特征值的集合作为特征库,划分好目标的不同类属;再经过检测得到待识别样本或待识别区域,获得切片图像;接着对训练图像进行二值图像反色处理,得到图像的像素数值0和1;最后构造训练集所需要的输入向量和目标矢量,作为DNN网络结构的输入向量和训练标签;对于测试集同样执行以上操作。

[0014] 步骤2中:各参数包括:学习率learning rate,隐藏层数目L,批处理大小batch size,轮次epoch,网络阶段个数S和阶段内节点个数 k_s 。

[0015] 步骤3具体为:将训练集数据输入到种群中的每个网络结构中进行训练,使用标准随机梯度下降反向传播算法和余弦退火学习速率方案在训练集上对网络结构进行迭代训练,直到获取合适的权值,然后通过贝叶斯网络自动优化网络中的参数,从而降低损失函数,训练过程中得到的识别准确率作为该网络结构的适应度值。

[0016] 步骤4中,每个网络结构分为多个阶段,每个阶段包含多个节点,节点分为默认节点、普通节点和孤立节点;网络结构由S个阶段组成,第s个阶段用符号 V_{s,k_s} 表示($s=1,2,3\cdots S$), V_{s,k_s} 阶段中包含的节点个数为 K_s ;

[0017] 编码规则使用 $L=1+2+\dots+(K_s-1)=\frac{1}{2}\sum K_s(K_s-1)$ 位来编码阶段内部节点之间的有向边;第一位表示 $(V_{s,1},V_{s,2})$ 节点之间是否有有向边连接,接下来的两位表示 $(V_{s,1},V_{s,3})$, $(V_{s,2},V_{s,3})$ 之间是否有有向边连接,以此类推直到阶段内最后一位,存在有向边连接则编码为1,否则为0;在编码最后添加一位表示跳过连接,直接将输入信息转发到输出,绕过整个块。

[0018] 对于默认节点,每个阶段内设置两个默认节点,默认输入节点表示 $V_{s,0}$,接受来自前一阶段的数据,执行卷积操作,并将输出发送到没有前置节点的每个节点 $V_{s,1}$;默认输出节点表示 V_{s,K_s+1} ,接受来自没有后续节点的所有节点的数据,汇总执行卷积,并将输出发送到池化层;

[0019] 对于普通节点,为一个阶段内除默认节点外的其他节点,每个节点代表一个卷积操作,对 K_s 个普通节点编号,并按照由小到大的顺序排序;

[0020] 对于孤立节点,如果存在孤立节点,则忽略孤立节点,不参与编码,且默认节点不与孤立节点连接。

[0021] 步骤5具体为:

[0022] 步骤5.1、将编码后的N个初始个体作为父代种群,此时还未产生第一代子种群,对其进行快速非支配排序,按照网络结构的适应度值和计算复杂度值划分等级,保留等级越小的个体;

[0023] 步骤5.2、通过二进制锦标赛法在父代种群中选择个体两两一对,产生N对双亲,对其进行交叉变异,交叉和变异的概率分别为0.9和0.02,以此来产生新的N个个体,组成子代种群;

[0024] 步骤5.3、评估子代种群的适应度值,对种群产生的新网络结构进行训练,对于旧模型,采用历史错误率的平均值作为适应度,对于新模型,计算识别准确率作为其适应度,保留适应度低的个体;

[0025] 步骤5.4、将父代和子代种群进行合并,大小为2N,对合并后的种群进行快速非支配排序,并且计算2N个个体的拥挤度,选择N个非支配等级小且拥挤度大的个体作为新的父代,下一代的种群大小仍为N;重复执行步骤5.2-5.4,直到达到最大世代数,得到一组二进制基因型个体。

[0026] 本发明的有益效果是:利用NSGA-NET的特征提取能力,充分训练网络后可自动提取遥感图像样本数据中的特征,提高了识别正确率和特征提取的鲁棒性。通过自动化搜索网络体系结构,得到一组良好的体系结构应用于遥感图像识别领域。

[0027] 本发明不仅对多个目标同时进行优化,还通过遗传算法自动设计与寻找最优DNN

网络体系结构,而且使用贝叶斯优化实现调参自动化,最终得到的DNN体系结构近似于图像识别任务在识别性能和复杂度之间的Pareto(帕累托)前沿。

附图说明

[0028] 图1为基于NSGA-NET的遥感图像识别方法的网络结构编码操作图;

[0029] 图2为基于NSGA-NET的遥感图像识别方法的遗传算法NSGA-II进化网络结构流程图;

[0030] 图3为基于NSGA-NET的遥感图像识别方法的总体流程图。

具体实施方式

[0031] 下面结合附图和具体实施方式对本发明进行详细说明。

[0032] 如图3所示,基于NSGA-NET的遥感图像识别方法,具体按照以下步骤实施:

[0033] 步骤1、获取遥感图像数据集,将遥感图像划分成训练集和测试集;对训练集和测试集中的图像进行预处理,得到网络训练所需要的输入向量和目标矢量;

[0034] 步骤2、初始化权重及各参数,随机生成一组简单的DNN网络结构;

[0035] 步骤3、训练网络结构;

[0036] 步骤4、对训练好的网络结构进行编码;以池化层为界将网络结构划分成不同的阶段,对每个阶段进行编码,将其组合成固定二进制字符串,代表一个网络结构;

[0037] 步骤5、使用NSGAI I迭代进化编码后的网络结构;

[0038] 步骤6、对最后得到的一组二进制基因型进行解码操作,得到一组识别错误率低且计算复杂度低的DNN网络结构前沿。

[0039] 步骤7、将经过预处理后的测试集输入到网络结构前沿中进行测试,输出识别结果。

[0040] 本发明采用的是UC Merced Land-Use Data Set(土地遥感数据集)作为遥感图像分类识别的数据集,数据集包含21类目标,每类目标包含100张遥感图像,每个图像大小为256*256,分辨率1英尺,其中1800张作为训练集,300张作为测试集。

[0041] 步骤1具体为:通过对训练集中的遥感图像切片提取特征值的集合作为特征库,划分好目标的不同类属;再经过检测得到待识别样本或待识别区域,获得切片图像;接着对训练图像进行二值图像反色处理,得到图像的像素数值0和1;最后构造训练集所需要的输入向量和目标矢量,作为DNN网络结构的输入向量和训练标签;对于测试集同样执行以上操作。

[0042] 步骤2中:各参数包括:学习率learning rate,隐藏层数目L,批处理大小batch size,轮次epoch,网络阶段个数S和阶段内节点个数ks。将网络结构看作种群,种群中的一个个体代表了一个网络结构,初始化种群大小为40和世代数20,通过对种群的进化实现对网络结构的自动学习。

[0043] 步骤3具体为:将训练集数据输入到种群中的每个网络结构(个体)中进行训练,使用标准随机梯度下降反向传播算法和余弦退火学习速率方案在训练集上对网络结构进行迭代训练,直到获取合适的权值,然后通过贝叶斯网络自动优化网络中的参数,从而降低损失函数,训练过程中得到的识别准确率作为该网络结构(个体)的适应度值。

[0044] 如图1所示,步骤4中,每个网络结构分为多个阶段,每个阶段包含多个节点,节点分为默认节点、普通节点和孤立节点;网络结构由S个阶段组成,第s个阶段用符号 $V_{s,Ks}$ 表示($s=1,2,3\cdots S$), $V_{s,Ks}$ 阶段中包含的节点个数为 Ks ;每个节点代表一个卷积操作,相邻阶段之间以池化操作进行连接,最后一个阶段结束执行一个平均池化操作,通过池化来降低卷积层输出的特征维度,有效减少网络参数的同时还可以防止过拟合现象。将所有输入节点(连接到它的较低编号的节点)的值进行求和之后,执行卷积,然后是批归一化,Relu操作。

[0045] 这里设置阶段数 $S=3$,每个阶段内节点分别为 $(K1,K2,K3)=(6,6,6)$ 。在第一个阶段和第二个阶段之后放置一个步长为2的最大池化层,提取主要特征,在最后一个阶段之后设置了一个全局平均池化层,进行平均采样,对每个阶段进行编码,将每个编码后的阶段组合成一个固定二进制字符串。每个编码后的网络结构被称作个体,所有的网络结构组成了一个种群,设种群大小为N,每一代都保持不变。每个二进制字符串长度L为45,意味着有 2^{45} 个可能的个体(网络结构),因此NSGA-NET总共搜索了1200个网络体系结构。

[0046] 编码规则使用 $L=1+2+\dots+(Ks-1)=\frac{1}{2}\sum Ks(Ks-1)$ 位来编码阶段内部节点之间的有向边;第一位表示 $(V_{s,1},V_{s,2})$ 节点之间是否有有向边连接,接下来的两位表示 $(V_{s,1},V_{s,3})$, $(V_{s,2},V_{s,3})$ 之间是否有有向边连接,以此类推直到阶段内最后一位,存在有向边连接则编码为1,否则为0;在编码最后添加一位表示跳过连接,直接将输入信息转发到输出,绕过整个块。

[0047] 对于默认节点,每个阶段内设置两个默认节点,默认输入节点表示 $V_{s,0}$,接受来自前一阶段的数据,执行卷积操作,并将输出发送到没有前置节点的每个节点 $V_{s,1}$;默认输出节点表示 $V_{s,Ks+1}$,接受来自没有后续节点的所有节点的数据,汇总执行卷积,并将输出发送到池化层;

[0048] 对于普通节点,为一个阶段内除默认节点外的其他节点,每个节点代表一个卷积操作,对 Ks 个普通节点编号,并按照由小到大的顺序排序;

[0049] 对于孤立节点,如果存在孤立节点,则忽略孤立节点,不参与编码,且默认节点不与孤立节点连接。

[0050] 例如:当 $S=2$ 时

[0051] 阶段1:

[0052] 1→2为0

[0053] 1→3为1,2→3为0

[0054] 1→4为0,2→4为0,3→4为1

[0055] 1→5为0,2→5为0,3→5为1,4→5为1

[0056] 所以编码方式为:0-10-001-0011-0

[0057] 阶段2:

[0058] 1→2为0

[0059] 1→3为0,2→3为0

[0060] 1→4为0,2→4为0,3→4为0

[0061] 1→5为0,2→5为1,3→5为0,4→5为1

[0062] 1→6为1,2→6为0,3→6为1,4→6为0,5→6为1

[0063] 所以编码方式为:0-00-000-0101-10101-0

[0064] 如图2所示,通过遗传算法NSGAI I对上述训练好的网络结构进行快速非支配快速、选择、交叉和变异,产生新的网络结构,并评估新网络结构的适应度值,将适应度值低的个体保留下来,删除适应度值高的个体。

[0065] 步骤5具体为:

[0066] 步骤5.1、将编码后的N个初始个体作为父代种群,此时还未产生第一代子种群,对其进行快速非支配排序,按照网络结构的适应度值和计算复杂度值划分等级,保留等级越小的个体;

[0067] 步骤5.2、通过二进制锦标赛法在父代种群中选择个体两两一对,产生N对双亲,对其进行交叉变异,交叉和变异的概率分别为0.9和0.02,以此来产生新的N个个体,组成子代种群;

[0068] 步骤5.3、评估子代种群的适应度值,对种群产生的新网络结构进行训练,对于旧模型,采用历史错误率的平均值作为适应度,对于新模型,计算识别准确率作为其适应度,保留适应度低的个体;

[0069] 步骤5.4、将父代和子代种群进行合并,大小为2N,对合并后的种群进行快速非支配排序,并且计算2N个个体的拥挤度,选择N个非支配等级小且拥挤度大的个体作为新的父代,下一代的种群大小仍为N;重复执行步骤5.2-5.4,直到达到最大世代数,得到一组二进制基因型个体。

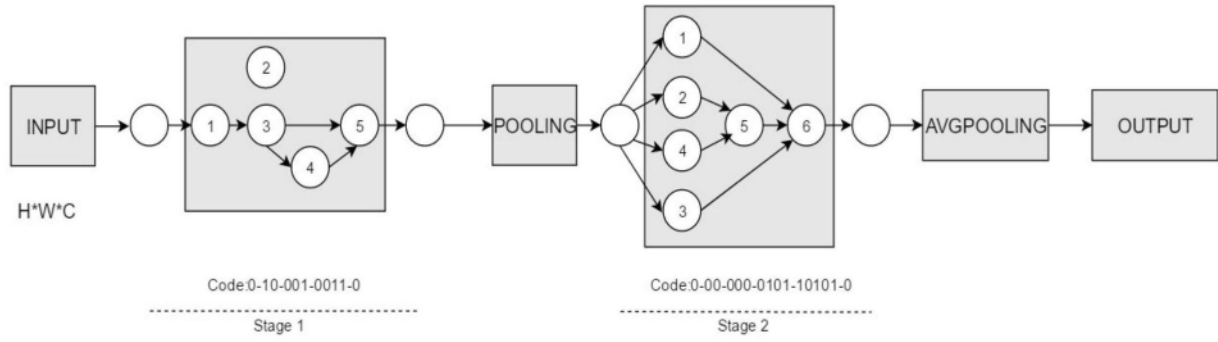


图1

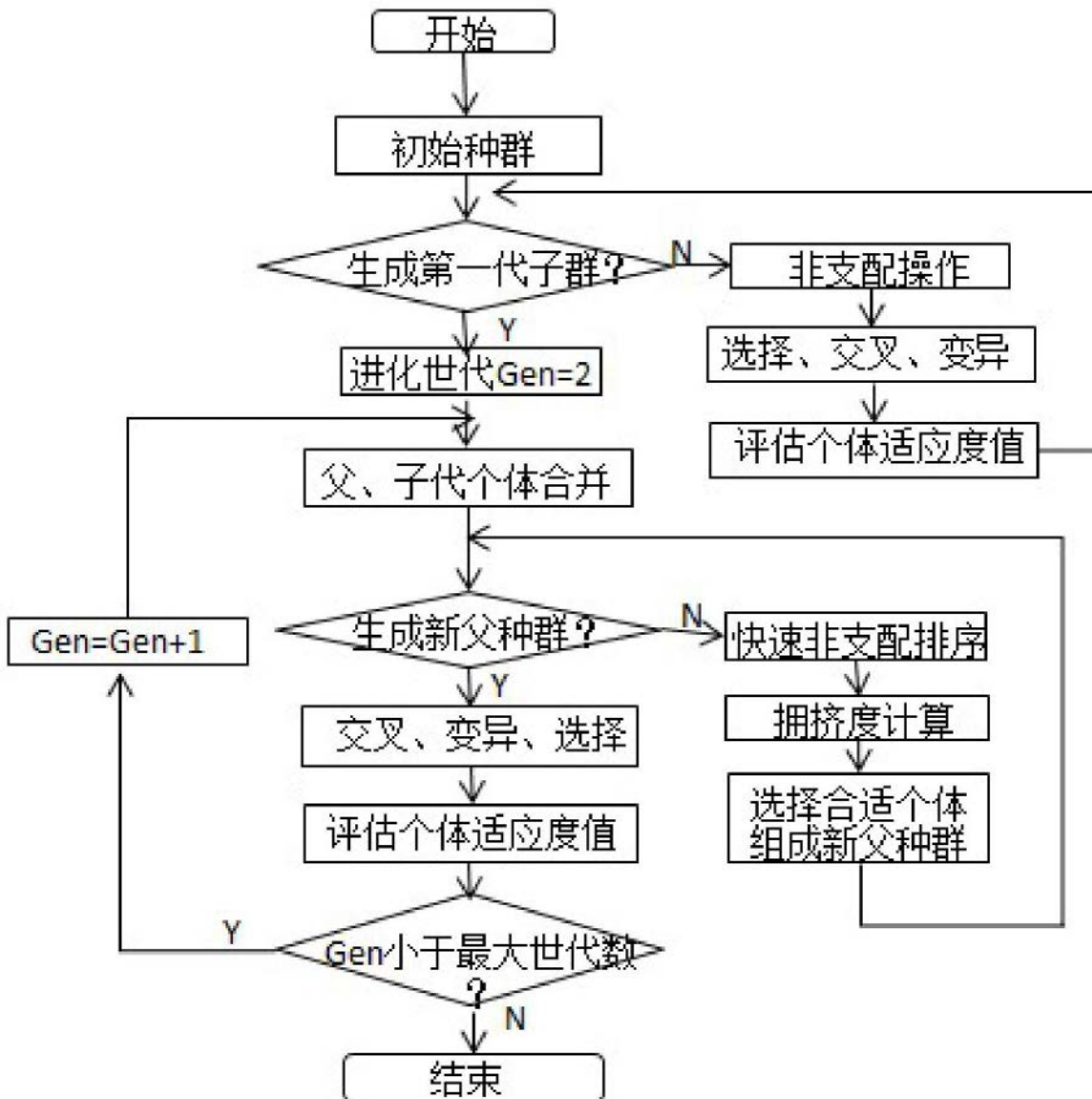


图2

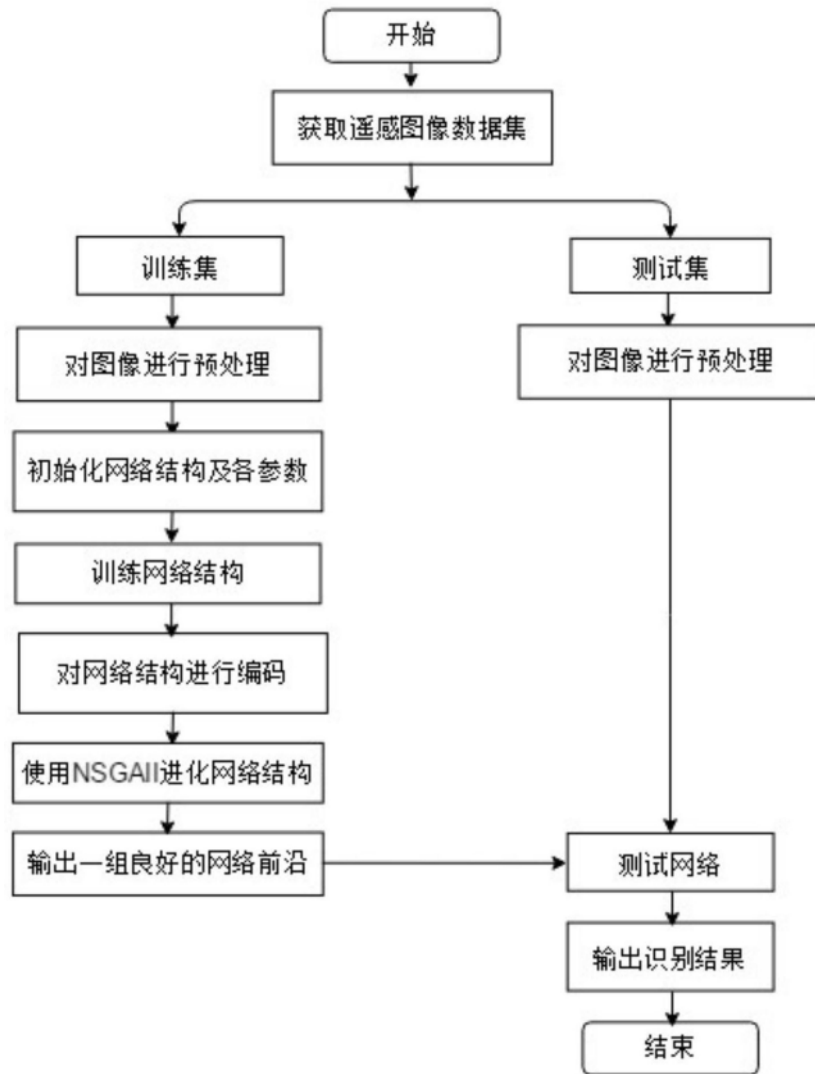


图3