



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107766893 A

(43)申请公布日 2018.03.06

(21)申请号 201711067951.0

(22)申请日 2017.11.03

(71)申请人 电子科技大学

地址 611731 四川省成都市高新区(西区)
西源大道2006号

(72)发明人 沈晓峰 何旭东 司进修 廖阔
周代英 陈章鑫

(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 葛启函

(51)Int.Cl.

G06K 9/62(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

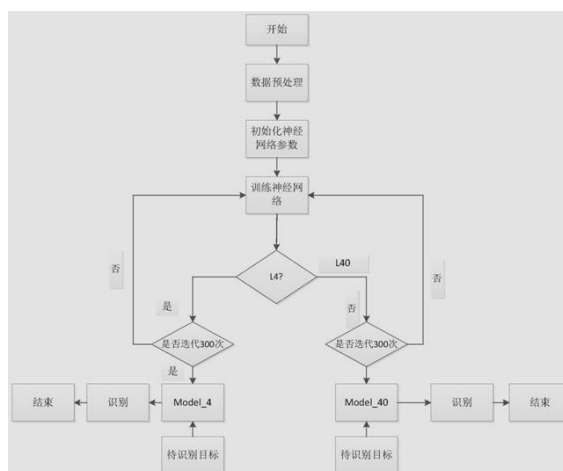
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

基于标签多级编码神经网络的目标识别方法

(57)摘要

本发明属于目标识别领域,具体的说是涉及一种基于标签多级编码神经网络目标识别方法。本发明的技术方案为:首先将单基地雷达获取的一维距离像信噪比SNR为22dB的数据作为训练数据;其次对样本数据的标签做离散编码;然后分别利用MLP和CNN分别以两种目标标记方式进行训练,采用随机梯度下降法来训练神经网络,并进行超参数微调;训练S步后得到预测模型,并利用预测模型对待识别样本进行目标识别。本发明方法提供了精确度。



1. 一种基于标签多级编码神经网络的目标识别方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1、获取源数据,具体为:采用由高分辨率雷达采集的高分辨率一维距离像数据作为源数据,该源数据格式为: $X_0 = \{x_{ij}^{(f)}\}_{i=0, j=1, f=1}^{K-1, N_i, F}$, 原始标记为: $Y = \{y_{ij}\}_{n=1, i=0}^{N_i, K-1} \in \mathbb{R}^{K \times N_i}$, 其中, K表示目标类别总数, F表示目标的一维距离像特征点数目, N_i 表示第i类目标样本数目, $N = \sum_{i=1}^K N_i$ 为数据集合中样本总数, y_{ij} 表示第i类第j个样本的标签, $y_{ij} \in [0, 1, 2, \dots, K-1]$;

S2、对源数据进行处理:

S21、将S1中数据集 X_0 的数据进行筛选,将信噪比SNR等于22dB的样本抽出形成新的数据集 $X_1 = \{x_{ij}^{(f)}\}_{i=1, j=1, f=1}^{K, N_i, F}$;

S22、对S21所述 X_1 根据公式 $x_{ij}^f / (10 \times X.mean)$ 进行数值缩放,将缩放后的样本集记为: $X_2 = \{x_{ij}^{(f)}\}_{i=1, j=1, f=1}^{K, N_i, F}$, 其中, x_{ij}^f 表示每个距离特征点, $X.mean$ 表示所有样本距离特征点的均值;

S23、将 X_2 中同类目标的样本按照雷达照射方向,划分构成训练集和测试集,记训练集为: $Tr_1 = \{x_{ij}\}_{i=1, j=1}^{K, N_i}$, 同理记测试集为: $V_1 = \{\phi_{ij}\}_{i=1, j=1}^{K, M_i}$, 其中, $x_{ij} = [x_{ij}^{(1)}, x_{ij}^{(2)}, \dots, x_{ij}^{(300)}]$ 表示第i类目标的第n幅一维距离像样本,且维数 $F=300$, M_i 代表测试集中第i类目标的一维距离像数;

S3、将所有目标单标签编码成映射多姿态的并行标签,具体编码方法为:

对训练数据 Tr_1 将每类数据对应的标签编码,即,将K类目标的标签 $Label_K \in [0, 1, 2, \dots, K-1]$, $K \geq 2$,按每类对应提取出来,将标签0编码为 $[0, 1, \dots, n-1]$, $n \geq 2$,标签1编码为 $[n, n+1, \dots, 2n-1]$,依次类推,标签 $K-1$ 编码为 $[(K-1)n, (K-1)n+1, \dots, Kn-1]$,则总的标签标记为 $Label_Kn \in [0, 1, 2, \dots, Kn-1]$;

S4、对S2中处理好的数据集进行reshape操作,将一维雷达距离像数据的形状 $N \times 300$, reshape为适合用于tensorflow做空间卷积的形状 $N \times 1 \times 400 \times 1$ 的格式,将reshape后的训练数据和测试数据分别记为 Tr_2 和 V_2 ,其中, N表示每个数据集的样本数目;

S5、构建一维神经网络,所述一维神经网络包括多层感知器和卷积神经网络,所述多层感知器的层级设计为:两个全连接层和一个softmax层组成,记为MLP,所述卷积神经网络采用3个卷积池化层和1个全连接层以及softmax层,记为CNN;

S6、分别将训练数据导入S5构建的神经网络,目标标签分别采用多级编码的离散区域标签 $Label_Kn$ 以及原始标签 $Label_K$ 输入一维神经网络,其中,两种标签编码方式采用结构相同的神经网络模型,梯度下降法分别对MLP和CNN的超参数进行微调,迭代S步后,得到有效的飞机目标预测模型,其中, $S \geq 100$;

S7、采用步骤S6中获得的一维神经网络预测模型对测试样本进行目标识别,针对标签为 $Label_Kn$ 的数据,其输出预测值按照步骤S3的编码方式逆行,将其按照编码区域划分将所属类别解码到 $Label_K \in [0, 1, 2, \dots, K-1]$, $K \geq 2$,再对其进行正确的归类。

2. 根据权利要求1所述的一种基于标签多级编码神经网络的目标识别方法,其特征在于:S5所述的一维神经网络构成如下:

S51、MLP和CNN的输入是步骤S4中reshape后的雷达一维距离像数据 Tr_2 ,输入的标签数

据分别对应为Label_4和Label_40,所有卷积层的卷积核大小均为 1×3 ,所有池化层的核大小均为 1×11 ,其中CNN的最后一个池化层步长为2,其余池化层步长均为1,MLP和CNN的激活函数均采用指数线性单元(ELU)函数;

S52、CNN所有卷积核权重初始化方式采用高斯正态分布,并使用L2正则化;

S53、CNN设置池化的方法,考虑到雷达目标的一维距离像存在多个峰值区域,故采用最大池化的方式保留有效的高通信号。

3.根据权利要求1所述的一种基于标签多级编码神经网络的目标识别方法,其特征在于:S6所述 $S=300$ 。

基于标签多级编码神经网络的目标识别方法

技术领域

[0001] 本发明属于目标识别领域,具体的说是涉及一种基于标签多级编码神经网络目标识别方法。。

背景技术

[0002] 本发明是对目标识别领域通用的改进型方法,其中本发明实验验证算法是在雷达一维距离像的识别的具体应用上进行验证的。雷达回波数据是远距离目标识别的关键。其中,利用高分辨雷达获取的雷达一维距离像反映了目标散射中心在雷达视线上的分布,体现了目标的形状结构等物理信息,因此被广泛用于雷达目标识别领域。一直以来基于模式识别算法的识别方法在目标识别领域取得良好的效果。其中,传统的机器学习算法人为设定特征和深度神经网络自动学习到有利于分类的目标高阶特征等为模式识别方法均是从雷达一维像数据的角度出发,提高识别精度。本发明是在结合上述算法的基础上,通过对雷达目标的标签进行编码重构,形成多级区域型标签,以降低雷达侦测目标的回波因飞机目标姿态导致的回波剧烈变化形成的类间差异以及提高神经网络的泛化能力。因此,研究基于标签多级编码神经网络的识别方法可进一步提高目标识别率并且提高模型的泛化能力。

发明内容

[0003] 本发明属于目标识别领域,针对机器学习的识别目标的表示方法,本发明针对雷达目标一维距离像识别进行算法验证,设计一种基于标签多级编码神经网络的目标识别方法。

[0004] 本发明的技术方案为:首先将单基地雷达获取的一维距离像信噪比SNR为22dB的数据作为训练数据;其次对样本数据的标签做离散编码;然后分别利用MLP和CNN分别以两种目标标记方式进行训练,采用随机梯度下降法来训练神经网络,并进行超参数微调;训练S步后得到预测模型,并利用预测模型对待识别样本进行目标识别。

[0005] 基于标签多级编码神经网络的目标识别方法,包括以下步骤:

[0006] S1、获取源数据,具体为:采用由高分辨率雷达采集的高分辨率一维距离像数据作为源数据,该源数据格式为: $X_0 = \{x_{ij}^{(f)}\}_{i=0, j=1, f=1}^{K-1, N_i, F}$, 原始标记为: $Y = \{y_{ij}\}_{n=1, j=0}^{N_i, K-1} \in \mathbb{R}^{K \times N_i}$, 其中,K表示目标类别总数,F表示目标的一维距离像特征点数目, N_i 表示第*i*类目标样本数目, $N = \sum_{i=1}^K N_i$ 为数据集合中样本总数, y_{ij} 表示第*i*类第*j*个样本的标签, $y_{ij} \in [0, 1, 2 \cdots, K-1]$;

[0007] S2、对源数据进行处理:

[0008] S21、将S1中数据集 X_0 的数据进行筛选,将信噪比SNR等于22dB的样本抽出形成新的数据集 $X_1 = \{x_{ij}^{(f)}\}_{i=1, j=1, f=1}^{K, N_i, F}$;

[0009] S22、对S21所述 X_1 根据公式 $x_{ij}^f / (10 \times X.mean)$ 进行数值缩放,将缩放后的样本集记

为: $X_2 = \{x_{ij}^{(f)}\}_{i=1, j=1, f=1}^{K, N_i, F}$, 其中, $x_{ij}^{(f)}$ 表示每个距离特征点, $X.\text{mean}$ 表示所有样本距离特征点的均值;

[0010] S23、将 X_2 中同类目标的样本按照雷达照射方向, 划分构成训练集和测试集, 记训练集为: $Tr_1 = \{x_{ij}\}_{i=1, j=1}^{K, N_i}$, 同理记测试集为: $V_1 = \{\varphi_{ij}\}_{i=1, j=1}^{K, M_i}$, 其中, $x_{ij} = [x_{ij}^{(1)}, x_{ij}^{(2)}, \dots, x_{ij}^{(300)}]$ 表示第 i 类目标的第 n 幅一维距离像样本, 且维数 $F = 300$, M_i 代表测试集中第 i 类目标的一维距离像数;

[0011] S3、将所有目标单标签编码成映射多姿态的并行标签, 具体编码方法为:

[0012] 对训练数据 Tr_1 将每类数据对应的标签编码, 即, 将 K 类目标的标签 $\text{Label_K} \in [0, 1, 2, \dots, K-1]$, $K \geq 2$, 按每类对应提取出来, 将标签 0 编码为 $[0, 1, \dots, n-1]$, $n \geq 2$, 标签 1 编码为 $[n, n+1, \dots, 2n-1]$, 依次类推, 标签 $K-1$ 编码为 $[(K-1)n, (K-1)n+1, \dots, Kn-1]$, 则总的标签标记为 $\text{Label_Kn} \in [0, 1, 2, \dots, Kn-1]$;

[0013] S4、对 $S2$ 中处理好的数据集进行 reshape 操作, 将一维雷达距离像数据的形状 $N \times 300$, reshape 为适合用于 tensorflow 做空间卷积的形状 $N \times 1 \times 400 \times 1$ 的格式, 将 reshape 后的训练数据和测试数据分别记为 Tr_2 和 V_2 , 其中, N 表示每个数据集的样本数目;

[0014] S5、构建一维神经网络, 所述一维神经网络包括多层感知器和卷积神经网络, 所述多层感知器的层级设计为: 两个全连接层和一个 softmax 层组成, 记为 MLP, 所述卷积神经网络采用 3 个卷积池化层和 1 个全连接层以及 softmax 层, 记为 CNN;

[0015] S6、分别将训练数据导入 $S5$ 构建的神经网络, 目标标签分别采用多级编码的离散区域标签 Label_Kn 以及原始标签 Label_K 输入一维神经网络, 其中, 两种标签编码方式采用结构相同的神经网络模型, 梯度下降法分别对 MLP 和 CNN 的超参数进行微调, 迭代 S 步后, 得到有效的飞机目标预测模型, 其中, $S \geq 100$;

[0016] S7、采用步骤 $S6$ 中获得的一维神经网络预测模型对测试样本进行目标识别, 针对标签为 Label_Kn 的数据, 其输出预测值按照步骤 $S3$ 的编码方式逆行, 将其按照编码区域划分将所属类别解码到 $\text{Label_K} \in [0, 1, 2, \dots, K-1]$, $K \geq 2$, 再对其进行正确的归类。

[0017] 进一步的, $S5$ 所述的一维神经网络构成如下:

[0018] $S51$ 、MLP 和 CNN 的输入是步骤 $S4$ 中 reshape 后的雷达一维距离像数据 Tr_2 , 输入的标签数据分别对应为 Label_4 和 Label_40 , 所有卷积层的卷积核大小均为 1×3 , 所有池化层的核大小均为 1×11 , 其中 CNN 的最后一个池化层步长为 2, 其余池化层步长均为 1, MLP 和 CNN 的激活函数均采用指数线性单元 (ELU) 函数;

[0019] $S52$ 、CNN 所有卷积核权重初始化方式采用高斯正态分布, 并使用 12 正则化;

[0020] $S53$ 、CNN 设置池化的方法, 考虑到雷达目标的一维距离像存在多个峰值区域, 故采用最大池化的方式保留有效的高通信号。

[0021] 进一步地, $S6$ 所述 $S = 300$ 。

[0022] 本发明的有益效果是:

[0023] 丰富数据结构, 计算结果更加精确。

附图说明

[0024] 图 1 为多层感知器网络模型结构示意图;

[0025] 图2为一维卷积神经网络模型结构示意图；

[0026] 图3为基于标签多级编码神经网络的飞机目标识别流程图。

具体实施方式

[0027] 下面结合附图对本发明进行说明。

[0028] 基于标签多级编码神经网络的目标识别方法,包括以下步骤:

[0029] S1、获取源数据,具体为:采用由高分辨率雷达采集的高分辨率一维距离像数据作为源数据,该源数据格式为: $X_0 = \{x_{ij}^{(f)}\}_{i=0, j=1, f=1}^{K-1, N_i, F}$, 原始标记为: $\mathbf{Y} = \{y_{ij}\}_{i=1, j=0}^{N_i, K-1} \in \mathbb{R}^{K \times N_i}$, 其中, K表示目标类别总数, F表示目标的一维距离像特征点数目, N_i 表示第i类目标样本数目, $N = \sum_{i=1}^K N_i$ 为数据集中样本总数, y_{ij} 表示第i类第j个样本的标签, $y_{ij} \in [0, 1, 2, \dots, K-1]$;

[0030] S2、对源数据进行处理:

[0031] S21、将S1中数据集 X_0 的数据进行筛选,将信噪比SNR等于22dB的样本抽出形成新的数据集 $X_1 = \{x_{ij}^{(f)}\}_{i=1, j=1, f=1}^{K, N_i, F}$;

[0032] S22、对S21所述 X_1 根据公式 $x_{ij}^f / (10 \times X.mean)$ 进行数值缩放,将缩放后的样本集记为: $X_2 = \{x_{ij}^{(f)}\}_{i=1, j=1, f=1}^{K, N_i, F}$, 其中, x_{ij}^f 表示每个距离特征点, $X.mean$ 表示所有样本距离特征点的均值;

[0033] S23、将 X_2 中同类目标的样本按照雷达照射方向,划分构成训练集和测试集,记训练集为: $Tr_1 = \{x_{ij}\}_{i=1, j=1}^{K, N_i}$, 同理记测试集为: $V_1 = \{\varphi_{ij}\}_{i=1, j=1}^{K, M_i}$, 其中, $x_{ij} = [x_{ij}^{(1)}, x_{ij}^{(2)}, \dots, x_{ij}^{(300)}]$ 表示第i类目标的第n幅一维距离像样本,且维数 $F=300$, M_i 代表测试集中第i类目标的一维距离像数;

[0034] S3、将所有目标单标签编码成映射多姿态的并行标签,具体编码方法为:

[0035] 对训练数据 Tr_1 将每类数据对应的标签编码,即,将K类目标的标签 $Label_K \in [0, 1, 2, \dots, K-1]$, $K \geq 2$,按每类对应提取出来,将标签0编码为 $[0, 1, \dots, n-1]$, $n \geq 2$,标签1编码为 $[n, n+1, \dots, 2n-1]$,依次类推,标签 $K-1$ 编码为 $[(K-1)n, (K-1)n+1, \dots, Kn-1]$,则总的标签标记为 $Label_Kn \in [0, 1, 2, \dots, Kn-1]$,即,将获得的4类飞机目标的单标签编码为10个子目标的离散区域,即 $n=10$,每类的随机编码区域按照S3所述,将4类目标的标签 $Label_4 \in [0, 1, 2, 3]$,按每类对应提取出来,将标签0标记为 $[0, 1, \dots, 9]$,标签1标记为 $[10, 11, \dots, 19]$,标签2标记为 $[20, 21, \dots, 29]$,标签3标记为 $[30, 31, \dots, 39]$;则总的标签标记为 $Label_40 \in [0, 1, 2, \dots, 39]$;

[0036] S4、对S2中处理好的数据集进行reshape操作,将一维雷达距离像数据的形状 $N \times 300$,reshape为适合用于tensorflow做空间卷积的形状 $N \times 1 \times 400 \times 1$ 的格式,将reshape后的训练数据和测试数据分别记为 Tr_2 和 V_2 ,其中, N表示每个数据集的样本数目;

[0037] S5、构建一维神经网络,所述一维神经网络包括多层感知器和卷积神经网络,所述多层感知器的层级设计为:两个全连接层和一个softmax层组成,记为MLP,所述卷积神经网络采用3个卷积池化层和1个全连接层以及softmax层,记为CNN,MLP和CNN的具体节点和层

与层连接详见图1和图2;

[0038] S6、分别将训练数据导入S5构建的神经网络,目标标签分别采用多级编码的离散区域标签Label_Kn以及原始标签Label_K输入一维神经网络,其中,两种标签编码方式采用结构相同的神经网络模型,梯度下降法分别对MLP和CNN的超参数进行微调,迭代S=300步后,得到有效的飞机目标预测模型,具体为:

[0039] S61、MLP和CNN损失函数均采用逻辑斯特损失函数,其表达式为:

$$\log loss = -\frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n y_i \log p_i + (1 - y_i) \log (1 - p_i) \right]$$
,其中,n为输入数据数量, y_i 为对应样本的标签, p_i 表示模型计算得到的概率值;特别地,对标签表示为Label_40的训练, $i \in [0, 1, 2, \dots, 39]$;

[0040] S62、采用Adam方法的梯度下降以自适应不同学习速率;

[0041] S63、将MLP和CNN分别迭代300步,针对Label_4和Label_40各自分别得到两个飞机目标识别模型,分别记做MLP_M4、MLP_M40、CNN_M4、CNN_M40;

[0042] S7、采用步骤S6中获得的一维神经网络预测模型对测试样本进行目标识别,针对标签为Label_Kn的数据,其输出预测值按照步骤S3的编码方式逆行,将其按照编码区域划分将所属类别解码到Label_K $\in [0, 1, 2, \dots, K-1]$, $K \geq 2$,再对其进行正确的归类,具体为:

[0043] 根据S6训练的到的飞机目标预测模型,分别将待识别样本V₂输入模型MLP_M4、MLP_M40、CNN_M4、CNN_M40进行识别。特别地,针对MLP_M40和CNN_M40,将预测值按照离散编码区域,解码到其对应的单数值标签即,识别输出prediction $\in [0, 1, \dots, 9]$ 对应解码值为标签0,同理prediction $\in [10, 11, \dots, 19]$ 对应解码值为标签1,prediction $\in [20, 21, \dots, 29]$ 对应解码值为标签2,prediction $\in [30, 31, \dots, 39]$ 对应解码值对应标签3。

[0044] 1、数据获取及预处理

[0045] 利用单基地雷达分别对客机A319、A320、A321、B738等4类飞机目标进行分段采样,按照雷达收到照射飞机的朝向方向回波采集到每类飞机目标样本分别为A319_[face1 (4734个)、face2 (8590个)]、A320_[face1 (7975个)、face2 (3589个)、face3 (2863个)、face4 (4474个)]、A321_[face1 (5961)、face2 (7205个)、face3 (4365个)、face4 (7208个)]、B738_[face1 (6157个)、face2 (14071个)、face3 (6046个)、face4 (8850个)、face5 (10778个)],标号face表示飞机飞向雷达方向采集的数据,信噪比大小为22dB;记源数据为: $X_1 = \{x_{ij}^{(f)}\}_{i=0, j=1, f=1}^{K-1, N_i, F}$,其中K表示目标类别总数,F表示目标的一维距离像特征点数目, N_i 表示第i类目标样本数目;并对数据集进行能量归一化处理,记处理后的数据集为: $X_2 = \{x_{ij}^{(f)}\}_{i=1, j=1, f=1}^{K, N_i, F}$,其中 $x_{ij} = [x_{ij}^{(1)}, x_{ij}^{(2)}, \dots, x_{ij}^{(300)}]$;对所有数据使用python的numpy包的reshape函数,对X₂进行reshape,记为X₃。其中选取B738_face4、A321_face1、A320_face1、A319_face2作为训练数据集记为Tr₂,待识别目标为B738_[face1、face2、face3、face5]、A321_[face2、face3、face4]、A320_[face2、face3、face4]、A319_face1,记为V₂。

[0046] 2、标签设置及离散编码

[0047] A319、A320、A321、B738的标签分别为0、1、2、3,记为Label_4,对其按照步骤S7进行

离散编码成Label_40。对每个Label_4和Label_40进行one-hot编码,形成 1×4 和 1×40 的标签矩阵 $L4 = [l_i], i \in (0, 1, 2, 3)$ 和 $L40 = [le_j], j = (0, 1, 2, 3)$,其中 $i = \text{Label_4}$ 和 $j = \text{Label_40}$ 对应标签时 l_i 和 le_j 等于1和 1_{10} ,其中 $1_{10} = [1, 1, \dots, 1]_{1 \times 10}$,其余数值均为0,Label_4的标签3对应 $[0, 0, 0, 1]_{1 \times 4}$,Label_40的标签3对应 $[0_{10}, 0_{10}, 0_{10}, 1_{10}]_{1 \times 40}$,其中, $0_{10} = [0, 0, \dots, 0]_{1 \times 10}$, $1_{10} = [1, 1, \dots, 1]_{1 \times 10}$ 。

[0048] 3、模型训练阶段

[0049] 使用tensorflow搭建如附图1和附图2所构建的一维神经网络MLP和CNN,将训练集 Tr_2 和对应标签格式为 $L4 = [l_i], i \in (0, 1, 2, 3)$ 和 $L40 = [le_j], j = (0, 1, 2, \dots, 39)$ 的数据输入MLP和CNN,利用S61的逻辑斯特损失函数对网络性能进行优化,采用adam方法的梯度下降法对MLP和CNN网络进行迭代学习,迭代 $S = 300$ 步后,得到飞机目标识别模型MLP_M4、MLP_M40、CNN_M4、CNN_M40。

[0050] 4、目标样本识别阶段

[0051] 将待识别样本集 V_2 中的每个样本作为离线模型MLP_M4、MLP_M40、CNN_M4、CNN_M40的输入,进行目标识别分别得到识别输出,并做正确识别统计。具体分类过程如下,MLP和CNN均采用softmax分类器,对标签表示为 $L4 = [l_i], i \in (0, 1, 2, 3)$ 和 $L40 = [le_j], j = (0, 1, 2, 3)$ 输入,每个样本分别得到相应的识别概率向量输出集 $P_4 \in \mathbb{R}^{1 \times 4}, P_{40} \in \mathbb{R}^{1 \times 40}$,对标签表示为 $L4 = [l_i], i \in (0, 1, 2, 3)$ 的待识别样本的类别号为 $k = \arg \max_{i=0}^3 \{r_i\}$, i 表示样本类别标号引索,即输出层的4个神经元输出值中最大值的序号为对应的类别,同时针对标签表示为 $L40 = [le_j], j = (0, 1, 2, 3)$ 的待识别样本的预测类别号为 $pred = \arg \max_{i=0}^{39} \{r_i\}$,即输出层的40个神经元输出值中最大值的序号为对应的预测类别,根据步骤S7的方法解码为真实类别号。

[0052] 采用实测数据验证本发明的基于标签多级编码神经网络的目标识别方法。将实测4类民航客机A319、A320、A321、B738数据各抽取出其中的一段连续采集数据形成训练数据,通过构建的神经网络训练得到离线民航飞机识别模型。通过对各个待识别目标进行识别,得到本发明各算法对4类目标的平均正确识别率及其性能对比,如表1所示。

[0053] 表1各算法识别结果对比

[0054]

<div>识别算法</div> <div>待识别目标</div>	MLP_M4	MLP_M40	CNN_M4	CNN_M40
B738	72.7%	74.0%	76.7%	91.7%
A321	66.4%	67.3%	75.1%	79.5%
A320	54.3%	58.1%	91.6%	91.0%
A319	93.1%	94.0%	92.9%	91.2%
平均准确率	71.6%	73.35%	84.1%	88.4%

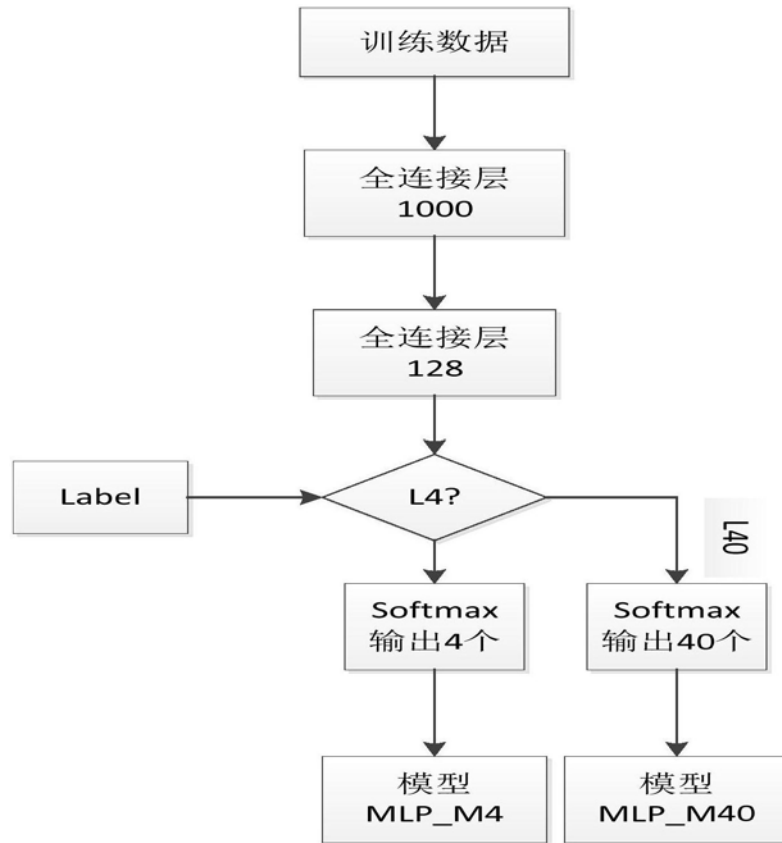


图1

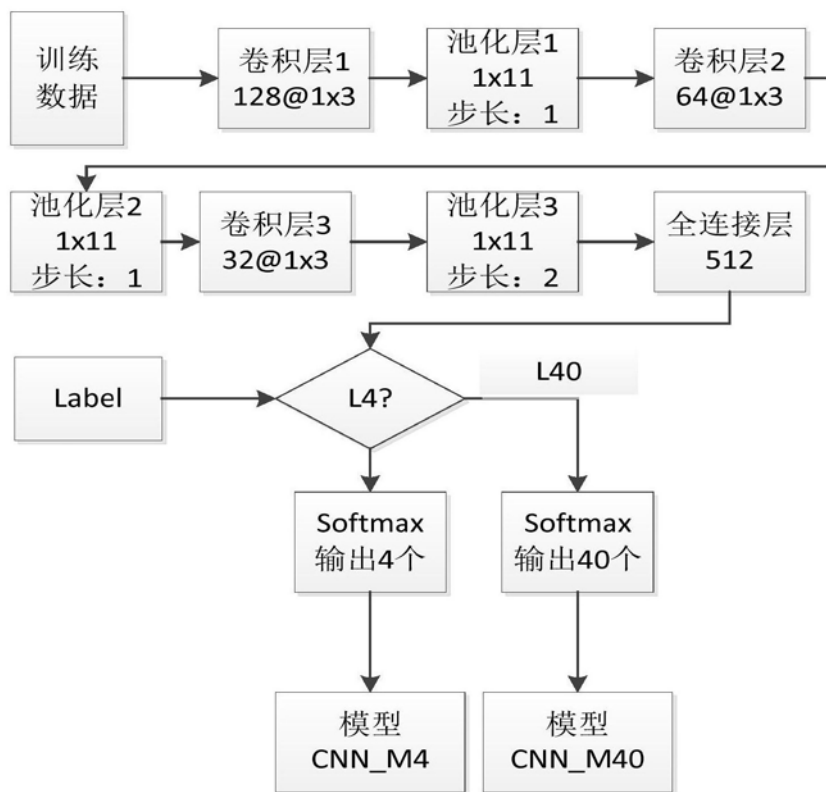


图2

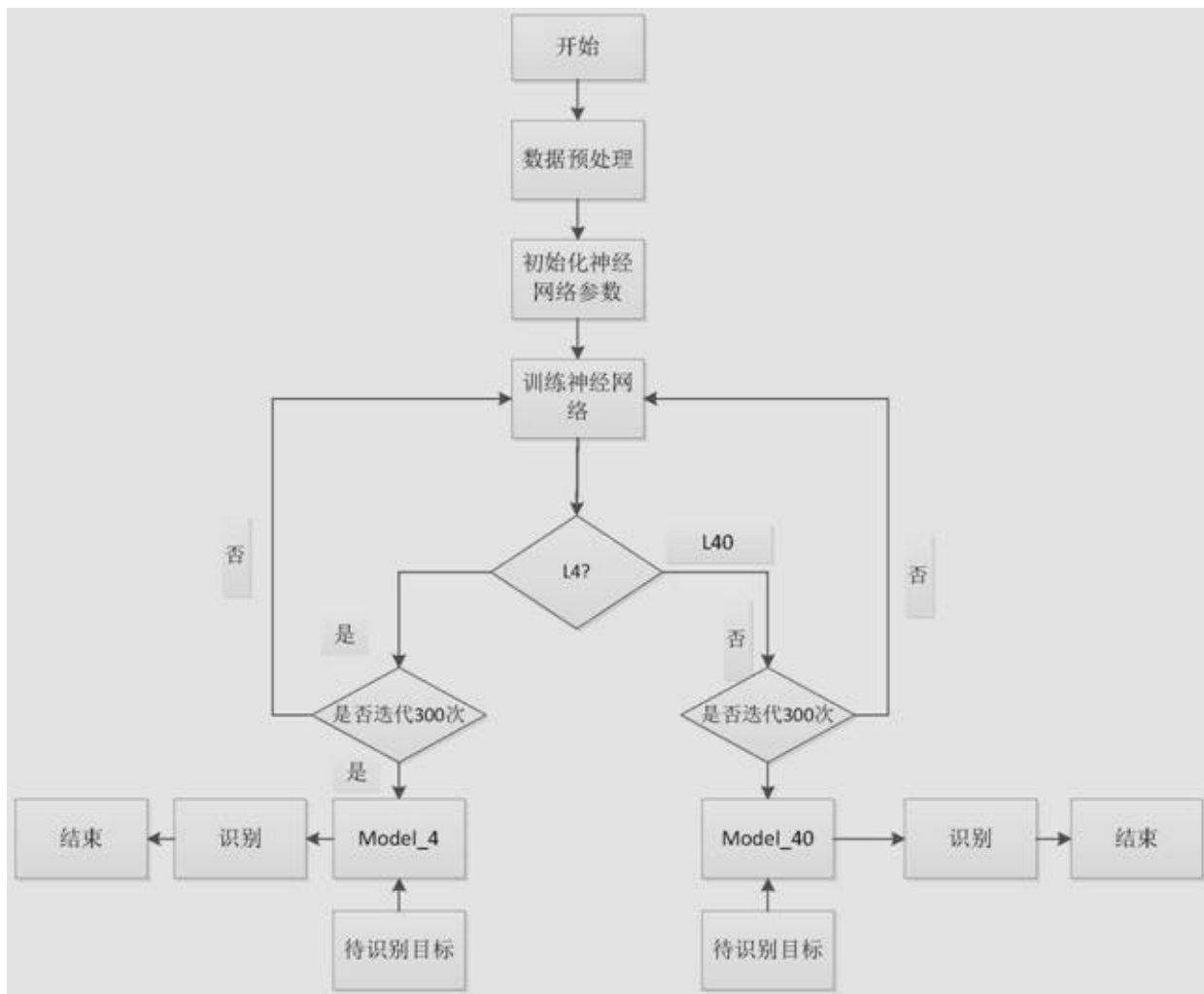


图3