



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108345856 A

(43)申请公布日 2018.07.31

(21)申请号 201810133738.3

(22)申请日 2018.02.09

(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 黄钰林 薛媛 裴季方 兰毅
张永超 张寅 杨建宇

(74)专利代理机构 成都虹盛汇泉专利代理有限公司 51268

代理人 王伟

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

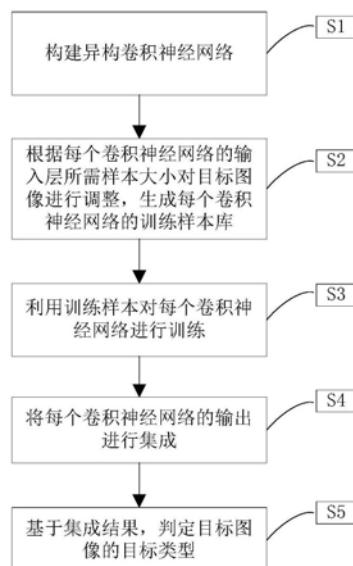
权利要求书1页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法

(57)摘要

本发明提供了一种基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法,涉及雷达目标识别领域。本发明利用异构卷积神经网络,充分提取SAR图像中所蕴含的目标特征信息并给出目标类别预测;基于集成学习理论,整合多个卷积神经网络的识别结果,得到最终类别标签,实现SAR目标的迅速精准识别。本发明可根据实际硬件条件和性能指标调节异构网络数目,在训练样本较少的情况下仍能保证较高的识别率,具有高效、稳定和泛化能力强的优点。



1. 一种基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1,构建异构卷积神经网络,所述异构卷积神经网络包含多个独立的卷积神经网络;

步骤2,根据每个卷积神经网络的输入层所需样本大小对目标图像进行调整,生成每个卷积神经网络的训练样本集;

步骤3,利用训练样本对每个卷积神经网络进行训练;

步骤4,将每个卷积神经网络的输出进行集成;

步骤5,基于集成结果,判定所述目标图像的目标类型。

2. 如权利要求1所述的基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法,其特征在于,所述步骤1包括以下流程:

步骤11,设定异构卷积神经网络中所包含的卷积神经网络数;

步骤12,对每个卷积神经网络的结构进行设定,其中,每个卷积神经网络的结构差异包括网络深度、卷积核大小和数目、卷积步长及池化层数量,数个不同结构的卷积神经网络共同组成异构卷积神经网络。

3. 如权利要求1所述的基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法,其特征在于,所述步骤2包括以下流程:

根据每个卷积神经网络所需的输入样本大小对所述目标图像进行调整,生成满足各个卷积神经网络的输入样本大小要求的目标图像切片,每种大小的目标图像切片构成相应卷积神经网络的训练样本集。

4. 如权利要求3所述的基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法,其特征在于,所述步骤22中对所述目标图像进行调整的方式包括:

通过插值或裁剪操作修改目标图像的尺寸。

5. 如权利要求3所述的基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法,其特征在于,所述步骤3包括以下流程:

步骤31,对每个卷积神经网络中包含的卷积核和偏置项进行初始化,设置学习率和每次前后向传播所用目标图像切片数量;

步骤32,每个卷积神经网络在对应的训练样本中随机选取设置数量的目标图像切片前向传播;

步骤33,计算代价函数值;

步骤34,基于梯度下降的后向传播算法对卷积神经网络的参数进行更新,其中,参数包括卷积神经网络中包含的卷积核和偏置项;

步骤35,迭代进行前后向传播,直到代价函数收敛。

6. 如权利要求1所述的基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法,其特征在于,所述步骤4包括以下流程:

将各个卷积神经网络的输出按照平均法进行集成,集成结果作为异构卷积神经网络的输出。

基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法

技术领域

[0001] 本发明属于雷达目标识别领域,特别涉及一种基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法。

背景技术

[0002] 合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar,SAR)是一种具有全天候、全天时工作能力的高分辨率微波成像雷达,广泛应用于军事侦察、地球遥感、灾情预报等领域,具有极高的民用与军用价值。由于SAR图像反映的是其观测范围内目标的电磁散射特性和几何结构特征,目标特性与光学图像差异较大;另外,受观测环境和相干成像机理的影响,SAR图像中存在大量相干斑,使之与光学图像的差异进一步增大,增加了人工解译的难度。SAR自动目标识别(Automatic Target Recognition,ATR)是指在不进行人工干预的前提下,利用采集到的SAR图像数据,迅速准确地检测出目标潜在区域,提取目标特征并判别出目标类别信息,为战场感知侦察和精确打击等多个方面提供有力的技术支持,对于提高军队自动化水平,增强国土防御能力具有十分重要的作用。

[0003] 经典的SAR ATR方法主要有基于模板的方法和基于模型的方法。但此类方法往往需要凭人工经验设计复杂的特征提取器,难以充分挖掘目标的特征信息并进行高效精准的分类识别。随着深度学习技术的发展,人工神经网络作为一种自适应能力强的机器学习算法受到了广泛关注,其中,基于生物视觉成像机理的卷积神经网络(Convolutional Neural Network,CNN),具有复杂度低、特征提取能力强等优点,尤其适用于二维图像数据解译,为SAR ATR开辟了新的思路与方向。

[0004] 现有技术中,存在单一网络的特征提取能力有限,且其分类性能容易受训练参数的影响,网络泛化能力较差的问题;并且现有神经网络集成方法所用各网络多为普通前馈神经网络且具有相同的结构,不适用于图像中二维特征的提取,无法充分挖掘SAR图像中包含的目标特征。

发明内容

[0005] 为了解决上述问题,本发明提出了一种基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法,利用异构卷积神经网络,充分提取SAR图像中所含目标的多种特征信息,采用集成学习方法,在提高识别性能的同时增强异构网络的泛化能力。

[0006] 本发明采用的技术方案为:

[0007] 一种基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法,包括以下步骤:

[0008] 步骤1,构建异构卷积神经网络,所述异构卷积神经网络包含多个独立的卷积神经网络;

[0009] 步骤2,根据每个卷积神经网络的输入层所需样本大小对目标图像进行调整,生成每个卷积神经网络的训练样本集;

[0010] 步骤3,利用训练样本对每个卷积神经网络进行训练;

- [0011] 步骤4,将每个卷积神经网络的输出进行集成;
- [0012] 步骤5,基于集成结果,判定所述目标图像的目标类型。
- [0013] 进一步地,所述步骤1包括以下流程:
- [0014] 步骤11,设定异构卷积神经网络中所包含的卷积神经网络数;
- [0015] 步骤12,对每个卷积神经网络的结构进行设定,其中,每个卷积神经网络的结构差异包括网络深度、卷积核大小和数目、卷积步长及池化层数量,数个不同结构的卷积神经网络共同组成异构卷积神经网络。
- [0016] 进一步地,所述步骤2包括以下流程:
- [0017] 根据每个卷积神经网络所需的输入样本大小对所述目标图像进行调整,生成满足各个卷积神经网络的输入样本大小要求的目标图像切片,每种大小的目标图像切片构成相应卷积神经网络的训练样本集。
- [0018] 进一步地,所述步骤22中对所述目标图像进行调整的方式包括:
- [0019] 通过插值或裁剪操作修改目标图像的尺寸。
- [0020] 进一步地,所述步骤3包括以下流程:
- [0021] 步骤31,对每个卷积神经网络中包含的卷积核和偏置项进行初始化,设置学习率和每次前后向传播所用目标图像切片数量;
- [0022] 步骤32,每个卷积神经网络在对应的训练样本中随机选取设置数量的目标图像切片前向传播;
- [0023] 步骤33,计算代价函数值;
- [0024] 步骤34,基于梯度下降的后向传播算法对卷积神经网络的参数进行更新,其中,参数包括卷积神经网络中包含的卷积核和偏置项;
- [0025] 步骤35,迭代进行前后向传播,直到代价函数收敛。
- [0026] 进一步地,所述步骤4包括以下流程:
- [0027] 将各个卷积神经网络的输出按照平均法进行集成,集成结果作为异构卷积神经网络的输出。
- [0028] 本发明的有益效果:本发明的一种基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法,利用异构卷积神经网络,充分提取SAR图像中所蕴含的目标特征信息并给出目标类别预测;基于集成学习理论,整合多个卷积神经网络的识别结果,得到最终类别标签,实现SAR目标的迅速精准识别。本发明可根据实际硬件条件和性能指标调节异构网络数目,在训练样本较少的情况下仍能保证较高的识别率,具有高效、稳定和泛化能力强的优点。

附图说明

- [0029] 图1为本发明的流程图。
- [0030] 图2为图1中步骤1的流程图。
- [0031] 图3为本实施例中构建的异构卷积神经网络图。
- [0032] 图4为图1中步骤3的流程图。

具体实施方式

- [0033] 下面结合附图对本发明的实施例做进一步的说明。

[0034] 请参阅图1,图1为本发明的流程图。

[0035] 本发明的一种基于异构卷积神经网络集成的SAR自动目标识别方法,通过以下步骤实现:

[0036] 步骤1,构建异构卷积神经网络,其中,每个卷积神经网络包括完整的输入层和输出层。

[0037] 请参阅图2,步骤1通过以下子步骤实现。

[0038] 步骤11,设定异构卷积神经网络中所包含的卷积神经网络数。

[0039] 步骤12,对每个卷积神经网络的结构进行设定,其中,每个卷积神经网络的结构差异包括网络深度、卷积核大小和数目、卷积步长及池化层数量,数个不同结构的卷积神经网络共同组成异构卷积神经网络。

[0040] 每个网络均包含完整的输入层和输出层,不同网络之间的结构差异体现在网络深度、卷积核大小和数目、卷积步长及池化层数量等方面,可通过设定来改变每个网络的结构以应对不同的目标图像和识别效果。

[0041] 请参阅图3,图3为本实施例中构建的异构卷积神经网络。

[0042] 本实施例中,卷积层的表示方法为“层编号:卷积核宽度 \times 卷积核高度 \times 卷积核数目/卷积步长”,若第一卷积神经网络中第一层为卷积层,则层标号为 C_{11} ,池化层的表示方法为“层编号:池化窗口宽度 \times 池化窗口高度”,若第三卷积神经网络中第二层为池化层,则层标号为 S_{32} 。层编号中,C为卷积层,S为池化层,下标数字为卷积神经网络编号,末尾数字为在该卷积神经网络中的层编号。

[0043] 本实施例中,CNN为卷积神经网络,CNN1为第一卷积神经网络,其包含4个卷积层和3个池化层。 C_{11} 为第一个卷积层,包含8个 5×5 的卷积核,生成8个 60×60 的特征图。 S_{12} 为池化层,采用采样窗口大小为 2×2 的最大值池化,以 C_{11} 的输出作为输入,输出为8个 30×30 的特征图。 C_{13} 为第二个卷积层,包含16个 5×5 的卷积核,生成16个 26×26 的特征图。 C_{15} 为第三个卷积层,包含32个 6×6 的卷积核,生成32个 8×8 的特征图, C_{17} 为第四个卷积层,包含10个 4×4 的卷积核,生成特征图的大小为 1×1 。 S_{12} 、 S_{14} 、 S_{16} 为池化层,均为采样窗口为 2×2 的最大值池化。

[0044] 本实施例中,CNN2为第二卷积神经网络,其包含10个卷积层,除 C_{210} 外,各层均使用大小为 3×3 的卷积核, C_{22} 、 C_{24} 、 C_{26} 以步长为2的卷积代替池化实现特征映射维数的降低。

[0045] 本实施例中,CNN3为第三卷积神经网络,其将不同大小的卷积核并联,以不同的尺度对输入进行处理后重新组合,实现多尺度特征的同步提取。 C_{31} 为卷积层,包含4个 5×5 的卷积核,生成4个 60×60 的特征映射作为池化层 S_{32} 的输入。 I_{33} 将 S_{32} 生成的特征图同时输入a、b、c三个通道进行处理,a通道包含两个卷积层和一个池化层,卷积核大小为 3×3 ,生成8个 12×12 的特征图;b通道包含一个卷积层和一个池化层,卷积核大小为 7×7 ,生成2个大小为 12×12 的特征图;c通道包含两个卷积层,卷积核大小分别为 5×5 和 3×3 ,生成4个大小为 12×12 的特征图。三个通道所生成的14个特征图共同作为 C_{34} 的输入。

[0046] 除输出层外,各网络卷积层所用非线性激活函数均为ReLU,各网络均以最后一个卷积层作为输出层,输出层非线性激活函数为Softmax;本发明实施例以三个不同结构的卷积神经网络组成的异构卷积神经网络为例进行说明,但是本发明并不局限于这一网络数目,且也不限于这样的网络结构,可以根据实际硬件条件及性能需求对网络数目和结构进

行设定。

[0047] 步骤2,根据每个卷积神经网络的输入层所需样本大小对目标图像进行调整,生成每个卷积神经网络的训练样本。

[0048] 根据每个卷积神经网络所需的输入样本大小对所述目标图像进行调整,生成满足各个卷积神经网络的输入样本大小要求的目标图像切片,每种大小的目标图像切片构成相应卷积神经网络的训练样本集。

[0049] 由于每个网络的结构不同,其所需的输入的样本大小不一,根据每个网络所需的输入样本大小对目标图像进行调整,以适配不同的网络。其中,若有所需输入样本大小相同的网络,调整可合并,以图3中的异构卷积神经网络为例,三个卷积神经网络所需的输入样本大小均为 64×64 ,所以只需一次调整即可满足。每个网络的目标图像切片构成每个卷积神经网络对应的训练样本集,一个目标图像切片即为一个样本。

[0050] 本实施例中,采用插值或裁剪操作修改图像尺寸,得到满足各卷积神经网络输入要求的目标图像切片。

[0051] 步骤3,利用训练样本对每个卷积神经网络进行训练。

[0052] 请参阅图4,步骤3通过以下子步骤实现。

[0053] 步骤31,对每个卷积神经网络中包含的卷积核和偏置项进行初始化,设置学习率和每次前后向传播所用目标图像切片数量。

[0054] 本实施例中,所有卷积核从均值为0,标准差为0.1的高斯分布中随机取值进行初始化,偏置项以固定值0.1进行初始化;每次迭代从训练集中随机选取25个样本作为网络输入;初始学习率设置为0.001,每经过10轮训练减少为当前值的0.9。所有取值仅为本实施例中所取,本发明取值不仅限于此。

[0055] 步骤32,每个卷积神经网络在对应的训练样本集中随机选取设置数量的目标图像切片前向传播。

[0056] 前向传播,若第1层为卷积层,则其输出为

$$[0057] \quad \mathbf{x}_j^\ell = f \left(\sum_{i \in M_j} \mathbf{x}_i^{\ell-1} * \mathbf{k}_{ij}^\ell + b_j^\ell \right),$$

[0058] 其中, \mathbf{x}_j^ℓ 为第1层的第j个特征图, M_j 为第 $\ell-1$ 层中与之相连的特征图集合, \mathbf{k}_{ij}^ℓ 为卷积核, b_j^ℓ 为偏置项, $f(\cdot)$ 为非线性激活函数,式中“*”表示二维离散卷积。

[0059] 若第1层为池化层,则其输出为

$$[0060] \quad \mathbf{x}_j^\ell = f \left(\text{down}(\mathbf{x}_j^{\ell-1}) + b_j^\ell \right),$$

[0061] 其中, $\text{down}(\cdot)$ 表示下采样函数。

[0062] 步骤33,计算代价函数值。

[0063] 设共有C类样本,以 θ 表示网络中所有可训练参数的集合,第n个样本对应的输出为 $y^n(t^n, \theta)$,其中, y^n 为长度为C的向量,表示第n个样本属于各目标类型的后验概率, t^n 表示第n个样本的实际类别,则代价函数为

[0064]
$$E(\theta) = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{t}^n \log \mathbf{y}^n(\mathbf{t}^n, \theta),$$

[0065] 其中,N表示每次迭代所用样本数。

[0066] 步骤34,基于梯度下降的后向传播算法对卷积神经网络的参数进行更新,其中,参数包括积神经网络中包含的卷积核和偏置项。

[0067] 具体计算公式为

[0068]
$$\mathbf{k} \leftarrow \mathbf{k} - \alpha \frac{\partial E}{\partial \mathbf{k}},$$

[0069]
$$\mathbf{b} \leftarrow \mathbf{b} - \alpha \frac{\partial E}{\partial \mathbf{b}},$$

[0070] 其中,k、b分别表示网络中的卷积核与偏置项, α 为学习率。

[0071] 步骤35,迭代进行前后向传播,直到代价函数收敛。

[0072] 步骤4,将每个卷积神经网络的输出进行集成。

[0073] 将各个卷积神经网络的输出按照平均法进行集成,集成结果作为异构网络的输出,设 $\mathbf{y}_{\text{CNN1}}^n, \mathbf{y}_{\text{CNN2}}^n, \dots, \mathbf{y}_{\text{CNNs}}^n$ 分别为第n个样本在S个卷积神经网络的输出,则异构卷积神经网络的输出为

[0074]
$$\mathbf{y}^n = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \mathbf{y}_{\text{CNNs}}^n \circ$$

[0075] 步骤5,基于集成结果,判定所述目标图像的目标类型。

[0076] 取步骤4中得到的集成结果 \mathbf{y}^n 中的最大值对应的位置坐标为第n个样本的最终类别标签,即

[0077]
$$\text{label}(n) = \arg \max_k y_k^n,$$

[0078] 其中, y_k^n 表示第n个样本对应的集成结果的第k维。

[0079] 表1为实施例中所用异构卷积神经网络训练及测试使用的原始SAR图像类别及数目,表2为实施例所得识别结果。

[0080]

目标类型	样本数目	
	训练集	测试集
BMP-2	195	233
BTR-70	196	233
T-72	196	232
BTR-60	195	256
2S1	274	299
BRDM-2	274	298
D7	274	299
T62	273	299

[0081]	ZIL131	274	299
	ZSU234	274	299

[0082] 表(1) 原始SAR图像类别及数目

[0083]

类别	BMP-2	BTR-70	T-72	BTR-60	2S1	BRDM-2	D7	T62	ZIL131	ZSU234	识别率(%)
BMP-2	230	1	0	0	1	1	0	0	0	0	98.71
BTR-70	1	230	0	0	1	1	0	0	0	0	98.71
T-72	0	0	231	0	1	0	0	0	0	0	99.57
BTR-60	1	0	0	253	2	0	0	0	0	0	98.83
2S1	0	0	0	0	296	0	1	1	1	0	99.00
BRDM-2	0	0	0	0	2	294	1	1	0	0	98.66
D7	0	0	0	0	0	0	297	0	0	2	99.33
T62	0	0	0	0	0	0	0	296	0	3	99.00
ZIL131	0	0	0	0	1	0	1	0	297	0	99.33
ZSU234	0	0	0	0	0	0	4	0	0	295	98.66
平均识别率	98.98%										

[0084] 表(2) 十类目标识别结果

[0085] 从结果中可以看出,本发明可实现多类SAR目标的高效识别,10类目标的平均识别率可达98.98%。

[0086] 本领域的普通技术人员将会意识到,这里所述的实施例是为了帮助读者理解本发明的原理,应被理解为本发明的保护范围并不局限于这样的特别陈述和实施例。对于本领域的技术人员来说,本发明可以有各种更改和变化。凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的权利要求范围之内。

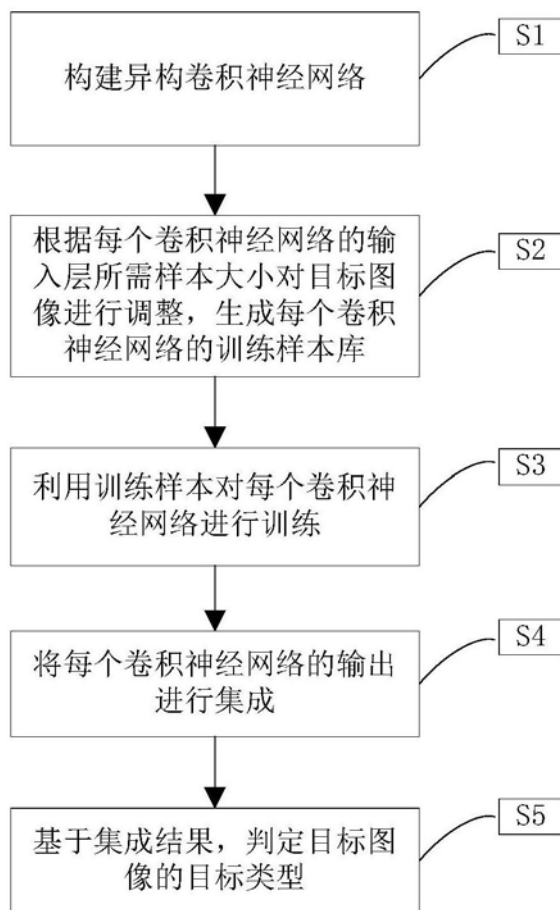


图1

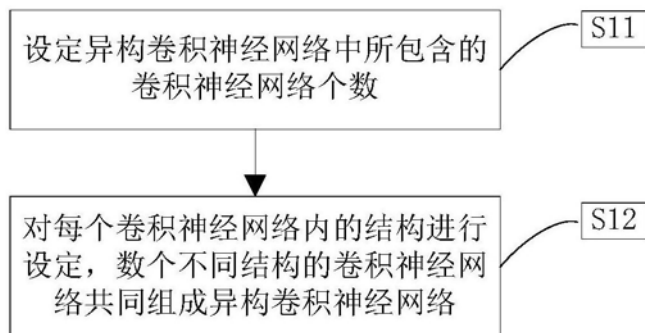


图2

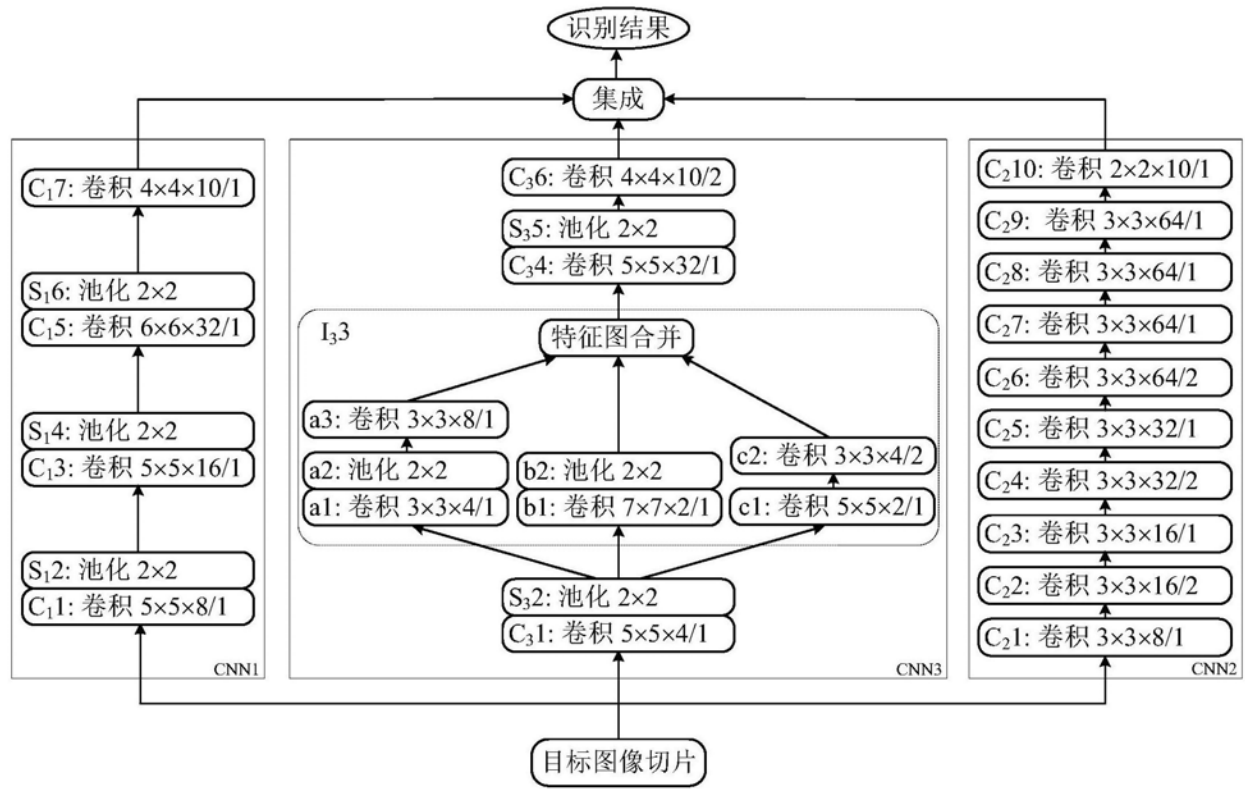


图3

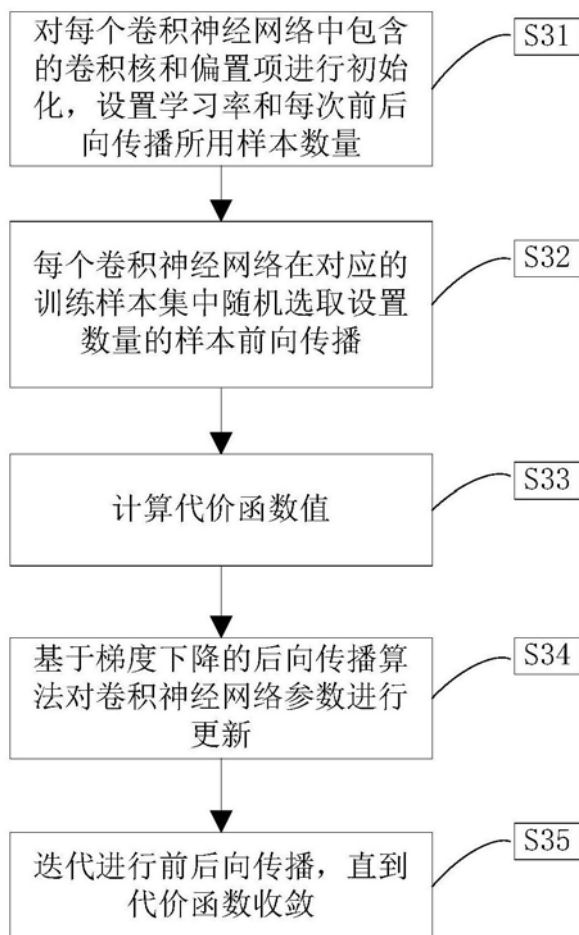


图4