

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局



(10) 国际公布号

WO 2020/073510 A1

(43) 国际公布日
2020 年 4 月 16 日 (16.04.2020)

- (51) 国际专利分类号:
G06T 7/00 (2017.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2018/124307
- (22) 国际申请日: 2018 年 12 月 27 日 (27.12.2018)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
201811182147.1 2018 年 10 月 11 日 (11.10.2018) CN
- (71) 申请人: 平安科技(深圳)有限公司(PING AN TECHNOLOGY(SHENZHEN)CO.,LTD.) [CN/CN];
中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。
- (72) 发明人: 马进(MA, Jin); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。 王

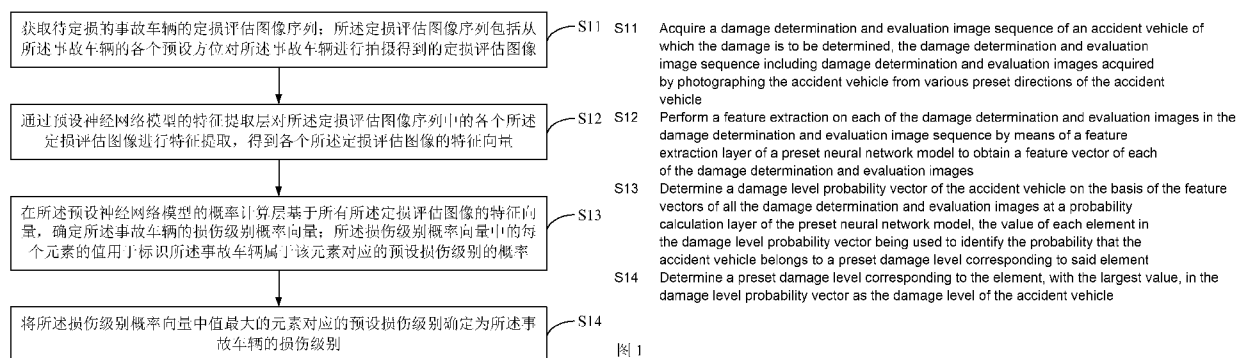
健宗(WANG, Jianzong); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。 肖京(XIAO, Jing); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

(74) 代理人: 深圳中一专利商标事务所(SHENZHEN ZHONGYI PATENT AND TRADEMARK OFFICE);
中国广东省深圳市福田区深南中路 1014 号老特区报社四楼 (5 号信箱), Guangdong 518028 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX,

(54) Title: NEURAL NETWORK-BASED VEHICLE DAMAGE DETERMINATION METHOD, SERVER AND MEDIUM

(54) 发明名称: 一种基于神经网络的车辆定损方法、服务器及介质



(57) Abstract: A neural network-based vehicle damage determination method, a server (500), and a non-volatile readable storage medium, which are applicable to the field of artificial intelligence technology. The method includes: acquiring a damage determination and evaluation image sequence of an accident vehicle of which the damage is to be determined, the damage determination and evaluation image sequence including damage determination and evaluation images acquired by photographing the accident vehicle from various preset directions of the accident vehicle (S11); performing a feature extraction on each of the damage determination and evaluation images in the damage determination and evaluation image sequence by means of a feature extraction layer of a preset neural network model, to obtain a feature vector of each of the damage determination and evaluation images (S12); determining a damage level probability vector of the accident vehicle on the basis of the feature vectors of all the damage determination and evaluation images at a probability calculation layer of the preset neural network model, the value of each element in the damage level probability vector being used to identify the probability that the accident vehicle belongs to a preset damage level corresponding to said element (S13); determining a preset damage level corresponding to the element, with the largest value, in the damage level probability vector as the damage level of the accident vehicle (S14). Thus, the invention achieves smart vehicle damage determination, reducing labor costs and improving the accuracy of vehicle damage determination.

MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL,
PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL,
SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG,
US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区
保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ,
NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM,
AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG,
CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU,
IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT,
RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI,
CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告 (条约第21条(3))。

(57) 摘要: 一种基于神经网络的车辆定损方法、服务器(500)及非易失性可读存储介质, 适用于人工智能技术领域, 该方法包括: 获取待定损的事故车辆的定损评估图像序列; 所述定损评估图像序列包括从所述事故车辆的各个预设方位对所述事故车辆进行拍摄得到的定损评估图像(S11); 通过预设神经网络模型的特征提取层对所述定损评估图像序列中的各个所述定损评估图像进行特征提取, 得到各个所述定损评估图像的特征向量(S12); 在所述预设神经网络模型的概率计算层基于所有所述定损评估图像的特征向量, 确定所述事故车辆的损伤级别概率向量; 所述损伤级别概率向量中的每个元素的值用于标识所述事故车辆属于该元素对应的预设损伤级别的概率(S13); 将所述损伤级别概率向量中值最大的元素对应的预设损伤级别确定为所述事故车辆的损伤级别(S14), 从而实现了车辆定损的智能化, 节省了人工成本, 提高了车辆定损的准确性。

一种基于神经网络的车辆定损方法、服务器及介质

本申请申明享有 2018 年 10 月 11 日递交的申请号为 201811182147.1、名称为“一种基于神经网络的车辆定损方法、服务器及介质”中国专利申请的优先权，该中国专利申请的整体内容以参考的方式结合在本申请中。

技术领域

本申请属于人工智能技术领域，尤其涉及一种基于神经网络的车辆定损方法、服务器及非易失性可读存储介质。

背景技术

在车险理赔过程中，通常需要先对事故车辆进行定损，再基于定损结果确定事故车辆的赔偿金额。现有技术通常是由车辆定损人员依据自己的既往经验对事故车辆进行人工定损，而不同定损人员的定损标准及经验丰富程度不一，导致最终得到的定损结果的准确率较低，且人工进行车辆定损的进度较慢，人工成本较高。

技术问题

本申请实施例提供了一种基于神经网络的车辆定损方法、服务器及非易失性可读存储介质，以解决现有的车辆定损方法存在的定损准确率较低且人工成本高的问题。

技术解决方案

本申请实施例的第一方面提供了一种基于神经网络的车辆定损方法，包括：

获取待定损的事故车辆的定损评估图像序列；所述定损评估图像序列包括从所述事故车辆的各个预设方位对所述事故车辆进行拍摄得到的定损评估图像；

通过预设神经网络模型的特征提取层对所述定损评估图像序列中的各个所述定损评估图像进行特征提取，得到各个所述定损评估图像的特征向量；

在所述预设神经网络模型的概率计算层基于所有所述定损评估图像的特征向量，确定所述事故车辆的损伤级别概率向量；所述损伤级别概率向量中的每个元素的值用于标识所述事故车辆属于该元素对应的预设损伤级别的概率；

将所述损伤级别概率向量中值最大的元素对应的预设损伤级别确定为所述事故车辆的损伤级别。

有益效果

本申请通过获取从事事故车辆的各个预设方位拍摄得到的定损评估图像，通过预设神经网络模型的特征提取层确定各个定损评估图像的特征向量，通过预设神经网络模型的概率计算层基于所有定损评估图像的特征向量，确定事故车辆的损伤级别概率向量，将损伤级别概率

向量中值最大的元素对应的预设损伤级别确定为事故车辆的损伤级别，从而实现了车辆定损的智能化，节省了人工成本，同时，由于从事事故车辆的各个预设方位拍摄得到的定损评估图像能够反映事故车辆的整体受损情况，因此本申请实施例基于从事事故车辆的各个预设方位拍摄得到的定损评估图像的特征向量综合确定事故车辆的损伤级别，提高了车辆定损的准确性。

附图说明

图 1 是本申请第一实施例提供的一种基于神经网络的车辆定损方法的实现流程图；

图 2 是本申请第二实施例提供的一种基于神经网络的车辆定损方法中 S13 的具体实现流程图；

图 3 是本申请第三实施例提供的一种基于神经网络的车辆定损方法的实现流程图；

图 4 是本申请第四实施例提供的一种基于神经网络的车辆定损方法中 S03 的具体实现流程图；

图 5 是本申请实施例提供的一种服务器的结构框图；

图 6 是本申请另一实施例提供的一种服务器的结构框图。

本发明的实施方式

为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白，以下结合附图及实施例，对本申请进行进一步详细说明。应当理解，此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本申请，并不用于限定本申请。

请参阅图 1，图 1 是本申请第一实施例提供的一种基于神经网络的车辆定损方法的实现流程图。本实施例中，基于神经网络的车辆定损方法的执行主体为服务器。如图 1 所示的基于神经网络的车辆定损方法包括以下步骤：

S11：获取待定损的事故车辆的定损评估图像序列；所述定损评估图像序列包括从所述事故车辆的各个预设方位对所述事故车辆进行拍摄得到的定损评估图像。

在车险理赔过程中，需要先对发生事故的车辆进行定损，再基于定损结果确定事故车辆的赔偿金额。对事故车辆进行定损的过程即为确定事故车辆的损伤级别的过程。其中，损伤级别用于描述车辆的损伤程度。在实际应用中，可以基于车辆的损伤程度来定义损伤级别，定义的损伤级别即为预设损伤级别。例如，可以将损伤程度为 10%~30%的损伤级别定义为轻度损伤，将损伤程度为 30%~50%的损伤级别定义为中度损伤，将损伤程度大于 50%的损伤级别定义为重度损伤，那么，预设损伤级别即包括：轻度损伤、中度损伤及重度损伤。

在发生车辆事故后，车主或车辆定损人员可以通过手机、平板电脑等终端设备上安装的指定应用程序（application，APP）向服务器发送车辆定损请求。该车辆定损请求中携带待定损的事故车辆的车辆标识和定损评估图像序列。

车辆标识可以是车牌号码、车辆识别号码（Vehicle Identification Number，VIN）或发动机号码等，车辆标识可由车主或定损人员手动输入至终端设备中。

定损评估图像序列包括从事故车辆的各个预设方位对事故车辆进行拍摄得到的定损评估图像。预设方位可以根据实际需求设置，此处不做限制，例如，预设方位可以包括但不限于：正前方、左前方、左侧方、左后方、正后方、右后方、右侧方及右前方。即车主或定损人员可以从事故车辆的正前方、左前方、左侧方、左后方、正后方、右后方、右侧方及右前方分别对事故车辆进行拍照，进而得到用于对事故车辆进行定损评估的多张定损评估图像，分别为事故车辆的正前方图像、左前方图像、左侧方图像、左后方图像、正后方图像、右后方图像、右侧方图像及右前方图像，这些定损评估图像即构成定损评估图像序列。

本申请实施例中，服务器接收到终端设备发送的车辆定损请求后，可以从该车辆定损请求中获取待定损的事故车辆的车辆标识和定损评估图像序列。

S12: 通过预设神经网络模型的特征提取层对所述定损评估图像序列中的各个所述定损评估图像进行特征提取，得到各个所述定损评估图像的特征向量。

预设神经网络模型是基于预设数量的样本数据，通过机器学习算法对预先构建的原始神经网络模型进行训练得到的。样本数据中的每条数据均由一事故车辆的定损评估图像序列及该事故车辆的损伤级别概率向量构成。

原始神经网络包括依次连接的特征提取层和概率计算层。其中：

特征提取层用于提取定损评估图像的特征向量，特征提取层由至少一个卷积层构成，每个卷积层对应一个预设卷积核，预设卷积核用于与定损评估图像对应的图像矩阵进行卷积操作，以提取定损评估图像的特征向量。预设卷积核的卷积核参数需要在对原始神经网络模型的训练中学习得到。

概率计算层用于基于特征提取层输出的每一事故车辆的所有定损评估图像的特征向量，计算每一事故车辆的损伤级别概率向量。需要说明的是，损伤级别概率向量中包含的元素个数与预设损伤级别的个数相同，损伤级别概率向量中的每个元素的值用于标识事故车辆属于该元素对应的预设损伤级别的概率。对于每一预设损伤级别，在概率计算层均预先构建有一个概率计算函数，概率计算函数的自变量为各个定损评估图像的特征向量，概率计算函数的因变量为事故车辆属于该概率计算函数对应的预设损伤级别的概率，每一概率计算函数中的每一自变量均对应一个权重系数，每一自变量对应的权重系数需要在对原始神经网络模型的训练中学习得到。

在对原始神经网络模型进行训练时，将每条样本数据中包括的事故车辆的定损评估图像序列作为原始神经网络模型的输入，将每条样本数据中包括的事故车辆的损伤级别概率向量

作为原始神经网络模型的输出，对特征提取层包含的各个预设卷积核的卷积核参数以及概率计算层包含的各个概率计算函数中的自变量对应的权重系数进行学习，进而完成对原始神经网络模型的训练，完成训练的原始神经网络模型即为本申请实施例中的预设神经网络模型。

本申请实施例中，服务器在获取到待定损的事故车辆的定损评估图像序列后，将定损评估图像序列中的所有定损评估图像导入预设神经网络模型中。服务器通过预设神经网络模型的特征提取层对定损评估图像序列中的各个定损评估图像进行特征提取，得到各个定损评估图像的特征向量。

作为本申请一实施例，S12 具体可以包括以下步骤：

在所述特征提取层基于所述定损评估图像中各像素点的位置信息与像素值的对应关系，确定所述定损评估图像对应的图像矩阵，并通过预设卷积核对所述图像矩阵进行卷积处理，得到所述定损评估图像的特征向量。

定损评估图像是由多个像素点排列而成的二维矩阵，定损评估图像中各像素点的位置信息用于描述各像素点在该二维矩阵中所处的行列次序。定损评估图像中的每个像素点均对应一个三维像素值，该三维像素值包含像素点在 R、G、B 三个颜色通道上的值。本申请实施例中，服务器在预设神经网络的特征提取层基于定损评估图像中个像素点的位置信息与像素值的对应关系，将定损评估图像中每个像素点的像素值作为图像矩阵中与该像素点处于同一位置的元素的值，进而得到定损评估图像对应的图像矩阵。需要说明的是，定损评估图像对应的图像矩阵中的每一元素均通过一个三维像素值表示。

服务器得到定损评估图像对应的图像矩阵后，将定损评估图像对应的图像矩阵与预设卷积核进行卷积运算，进而得到定损评估图像的特征向量。

服务器将定损评估图像对应的图像矩阵与预设卷积核进行卷积运算的具体过程可以为：采用预设卷积核在图像矩阵上以预设步长从左至右、从上至下进行滑动，在每个滑动到的位置上，将预设卷积核与图像矩阵中相应位置的元素构成的子矩阵进行相乘，将相乘结果作为定损评估图像的特征向量中相应位置的元素的值，预设卷积核在定损评估图像对应的图像矩阵上滑动完成后，定损评估图像的特征向量中各元素的值则均已确定。

S13：在所述预设神经网络模型的概率计算层基于所有所述定损评估图像的特征向量，确定所述事故车辆的损伤级别概率向量；所述损伤级别概率向量中的每个元素的值用于标识所述事故车辆属于该元素对应的预设损伤级别的概率。

本申请实施例中，服务器通过预设神经网络模型的特征提取层提取出事故车辆的各个定损评估图像的特征向量后，将事故车辆的所有定损评估图像的特征向量作为预设神经网络模型的概率计算层的输入，在预设神经网络模型的概率计算层基于事故车辆的所有定损评估图

像的特征向量，确定事故车辆的损伤级别概率向量。需要说明的是，损伤级别概率向量中的每个元素的值用于标识事故车辆属于该元素对应的预设损伤级别的概率，损伤级别概率向量中所有元素的值之和为 1。

作为本申请一实施例，S13 可以通过如图 2 所示的 S131~S132 实现：

S131：在所述概率计算层基于预先学习到的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数，确定所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数。

S132：分别基于所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量相对于每一所述预设损伤级别的权重系数，将所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量进行加权求和，得到所述事故车辆的损伤级别概率向量。

本申请实施例中，在通过预设数量的样本数据对预设神经网络模型进行训练时，服务器会在预设神经网络模型的概率计算层学习到样本数据中包含的每一定损评估图像的特征向量相对于各个预设损伤级别的权重，在样本数据的数据量足够大的情况下，服务器可以学习到所有可能的定损评估图像的特征向量相对于各个预设损伤级别的权重，本申请实施例将所有可能的定损评估图像识别为预设定损评估图像，即预设定损评估图像包含了所有可能的定损评估图像。

服务器通过预设神经网络模型的特征提取层提取出事故车辆的各个定损评估图像的特征向量后，在预设神经网络模型的概率计算层基于预先学习到的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个预设损伤级别的权重系数，确定待定损的事故车辆的各个定损评估图像的特征向量相对于各个预设损伤级别的权重系数，并分别基于事故车辆的各个定损评估图像的特征向量相对于每一损伤级别的权重系数，将事故车辆的各个定损评估图像的特征向量进行加权求和，得到事故车辆的损伤级别概率向量。

示例性的，可以将事故车辆的各个定损评估图像的特征向量分别表示为： x_1 、 x_2 、 x_3 、……、 x_8 ，预设损伤级别包含的轻度损伤、中度损伤及重度损伤分别表示为 y_1 、 y_2 及 y_3 。若服务器预先学习到的 x_1 、 x_2 、 x_3 、……、 x_8 相对于 y_1 的权重系数分别为 a_{11} 、 a_{21} 、 a_{31} 、……、 a_{81} ；预先学习到的 x_1 、 x_2 、 x_3 、……、 x_8 相对于 y_2 的权重系数分别为 a_{12} 、 a_{22} 、 a_{32} 、……、 a_{82} ；预先学习到的 x_1 、 x_2 、 x_3 、……、 x_8 相对于 y_3 的权重系数分别为 a_{13} 、 a_{23} 、 a_{33} 、……、 a_{83} ；那么，基于各个定损评估图像的特征向量相对于每一损伤级别的权重系数，将事故车辆的各个定损评估图像的特征向量进行加权求和得到的损伤级别概率向量为：

$$\begin{bmatrix} x_1 a_{11} + x_2 a_{21} + x_3 a_{31} + \dots + x_8 a_{81} \\ x_1 a_{12} + x_2 a_{22} + x_3 a_{32} + \dots + x_8 a_{82} \\ x_1 a_{13} + x_2 a_{23} + x_3 a_{33} + \dots + x_8 a_{83} \end{bmatrix}$$

其中, $x_1 a_{11} + x_2 a_{21} + x_3 a_{31} + \dots + x_8 a_{81}$ 表示事故车辆属于损伤级别 y1 的概率;

$x_1 a_{12} + x_2 a_{22} + x_3 a_{32} + \dots + x_8 a_{82}$ 表示事故车辆属于损伤级别 y2 的概率;

$x_1 a_{13} + x_2 a_{23} + x_3 a_{33} + \dots + x_8 a_{83}$ 表示事故车辆属于损伤级别 y3 的概率。

S14: 将所述损伤级别概率向量中值最大的元素对应的预设损伤级别确定为所述事故车辆的损伤级别。

损伤级别概率向量中某一元素的值越大, 表明事故车辆属于该元素对应的损伤级别的概率越大。因此, 本申请实施例中, 服务器得到事故车辆的损伤级别概率向量后, 将损伤级别概率向量中值最大的元素对应的预设损伤级别确定为事故车辆的损伤级别。

以上可以看出, 本实施例提供的一种基于神经网络的车辆定损方法通过获取从事事故车辆的各个预设方位拍摄得到的定损评估图像, 通过预设神经网络模型的特征提取层确定各个定损评估图像的特征向量, 通过预设神经网络模型的概率计算层基于所有定损评估图像的特征向量, 确定事故车辆的损伤级别概率向量, 将损伤级别概率向量中值最大的元素对应的预设损伤级别确定为事故车辆的损伤级别, 从而实现了车辆定损的智能化, 节省了人工成本, 同时, 由于从事事故车辆的各个预设方位拍摄得到的定损评估图像能够反映事故车辆的整体受损情况, 因此本申请实施例基于从事事故车辆的各个预设方位拍摄得到的定损评估图像的特征向量综合确定事故车辆的损伤级别, 提高了车辆定损的准确性。

请参阅图 3, 图 3 是本申请第三实施例提供的一种基于神经网络的车辆定损方法的实现流程图。相对于图 1 对应的实施例, 本实施例提供的一种基于神经网络的车辆定损方法在 S11 之前, 还可以包括 S01~S104, 详述如下:

S01: 获取预设的样本数据集, 并将所述样本数据集划分为训练集和测试集; 所述样本数据集中的每条样本数据均由一事故车辆的定损评估图像序列及该事故车辆的损伤级别概率向量构成。

在确定待定损的事故车辆的损伤级别之前, 需要先构建原始神经网络模型。原始神经网络包括依次连接的特征提取层和概率计算层。特征提取层和概率计算层的具体结构及原理请参照第一实施例 S12 中的相关描述, 此处不再赘述。

在构建好原始神经网络模型后, 服务器获取预设的样本数据集。其中, 样本数据集中的

每条样本数据均由一事故车辆的定损评估图像序列及该事故车辆的损伤级别概率向量构成。可以理解的是，每条样本数据中包含的事故车辆的损伤级别概率向量可以是由人工对事故车辆进行定损评估得到的。

服务器获取到预设的样本数据集后，可以基于预设分配比例将样本数据集分为训练集和测试集。训练集用于对原始神经网络模型进行训练，测试集用于对已完成训练的原始神经网络模型的准确度进行校验。预设分配比例可以根据实际需求设置，此处不做限制，例如，预设分配比例可以为：训练集：测试集=3:1。即样本数据集中 3/4 的样本数据用于训练原始神经网络模型，1/4 的样本数据用于对已完成训练的原始神经网络模型的准确度进行校验。

S02：基于所述训练集对预先构建的原始神经网络模型进行训练，确定所述原始神经网络模型的特征提取层所包含的预设卷积核的卷积核参数，以及确定所述原始神经网络模型的概率计算层所包含的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数。

本实施例中，服务器基于训练集对预先构建的原始神经网络模型进行训练，在对原始神经网络模型进行训练时，将训练集中每条样本数据包含的事故车辆的定损评估图像序列作为原始神经网络模型的输入，将训练集中每条样本数据包含的事故车辆的损伤级别概率向量作为原始神经网络模型的输出，确定原始神经网络模型的特征提取层所包含的预设卷积核的卷积核参数，以及确定原始神经网络模型的概率计算层所包含的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个预设损伤级别的权重系数，即服务器基于训练集对特征提取层包含的各个预设卷积核的卷积核参数以及概率计算层包含的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个预设损伤级别的权重系数进行学习，进而完成对原始神经网络模型的训练。

S03：基于所述测试集对已完成训练的所述原始神经网络模型进行验证。

服务器基于训练集完成对原始神经网络模型的训练后，基于测试集对已完成训练的原始神经网络模型进行验证。

具体的，S03 可以通过如图 4 所示的 S031~S033 实现，详述如下：

S031：将所述测试集中每条样本数据包含的事故车辆的定损评估图像序列导入已完成训练的所述原始神经网络模型中，得到所述测试集中每条所述样本数据各自对应的损伤级别概率向量的预测值。

本实施例中，服务器在基于测试集对已完成训练的原始神经网络模型进行验证时，将测试集中每条样本数据包含的事故车辆的定损评估图像序列作为已完成训练的原始神经网络模型的输入，以通过已完成训练的原始神经网络模型确定测试集中每条样本数据各自对应的损伤级别概率向量的预测值。

S032: 基于所述测试集中每条样本数据包含的事故车辆的损伤级别概率向量及每条所述样本数据对应的损伤级别概率向量的预测值, 通过以下公式计算已训练完成的所述原始神经网络模型的预测误差:

$$Error(value_{predictive}, value_{actual}) = \sum_{i=1}^n value_{predictive_i} \log_a value_{actual_i};$$

其中, $Error(value_{predictive}, value_{actual})$ 为已训练完成的所述原始神经网络模型的预测误差, n 为所述损伤级别概率向量中所包含的元素个数, $value_{predictive_i}$ 为所述样本数据包含的事故车辆的损伤级别概率向量中第 i 个元素的值, $value_{actual_i}$ 为所述样本数据对应的损伤级别概率向量的预测值中第 i 个元素的值。

本实施例中, 服务器确定出测试集中每条样本数据各自对应的损伤级别概率向量的预测值后, 将测试集中每条样本数据包含的事故车辆的损伤级别概率向量及每条样本数据对应的损伤级别概率向量的预测值代入上述公式中, 计算已完成训练的原始神经网络模型的预测误差。

已完成训练的原始神经网络模型的预测误差用于标识已完成训练的原始神经网络模型的车辆定损准确度。其中, 已完成训练的原始神经网络模型的预测误差值越大, 表明已完成训练的原始神经网络模型的车辆定损准确度越低。

S033: 将所述原始神经网络模型的预测误差与预设误差阈值进行比较, 基于比较结果确定对所述原始神经网络模型的验证结果; 其中, 若所述比较结果为所述原始神经网络模型的预测误差小于或等于所述预设误差阈值, 则确定所述验证结果为验证通过; 若所述比较结果为所述原始神经网络模型的预测误差大于所述预设误差阈值, 则确定所述验证结果为验证未通过。

本实施例中, 服务器得到已完成训练的原始神经网络模型的预测误差后, 将已完成训练的原始神经网络模型的预测误差与预设误差阈值进行比较, 并基于比较结果确定对已完成训练的原始神经网络模型的验证结果。其中, 预设误差阈值为实际应用中可允许的车辆定损准确度误差值。

其中, 若比较结果为已完成训练的原始神经网络模型的预测误差小于或等于所述预设误差阈值, 则说明已完成训练的原始神经网络模型的车辆定损准确度在可允许的误差范围内, 此时服务器将对已完成训练的原始神经网络模型的验证结果确定为验证通过; 若比较结果为已完成训练的原始神经网络模型的预测误差大于预设误差阈值, 则说明已完成训练的原始神经网络模型的车辆定损准确度超过了可允许的误差范围, 此时服务器将对已完成训练的原始

神经网络模型的验证结果确定为验证未通过。

S04: 若验证通过,则将已完成训练的所述原始神经网络模型确定为所述预设神经网络模型。

本实施例中,服务器若检测到对已完成训练的原始神经网络模型的验证通过,则将已完成训练的原始神经网络模型确定为预设神经网络模型。

作为本申请另一实施例,服务器若检测到对已完成训练的原始神经网络模型的验证未通过,则通过反向传播算法对原始神经网络模型的特征提取层包含的预设卷积核的卷积核参数和/或对概率计算层包含的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个预设损伤级别的权重系数进行调整,并基于测试集对参数调整后的原始神经网络模型进行再次验证,直至验证通过,将调整参数后的原始神经网络模型确定为预设神经网络模型。

以上可以看出,本实施提供的一种基于神经网络的车辆定损方法通过包含一定数量的样本数据的训练集对预先构建的原始神经网络模型进行训练,并通过包含一定数量的样本数据的测试集对已完成训练的原始神经网络模型的车辆定损准确度进行验证,在验证通过后,才将已完成训练的原始神经网络模型作为后续用于确定事故车辆的损伤级别的预设神经网络模型,从而提高了车辆定损的准确度。

请参阅图 5,图 5 是本申请实施例提供的一种服务器的结构框图。本实施例中的服务器为服务器。该服务器包括的各单元用于执行图 1 至图 4 对应的实施例中的各步骤。具体请参阅图 1 至图 4 以及图 1 至图 4 所对应的实施例中的相关描述。为了便于说明,仅示出了与本实施例相关的部分。参见图 5,服务器 500 包括:第一获取单元 51、特征提取单元 52、第一确定单元 53 及第二确定单元 54。其中:

第一获取单元 51 用于获取待定损的事故车辆的定损评估图像序列;所述定损评估图像序列包括从所述事故车辆的各个预设方位对所述事故车辆进行拍摄得到的定损评估图像。

特征提取单元 52 用于通过预设神经网络模型的特征提取层对所述定损评估图像序列中的各个所述定损评估图像进行特征提取,得到各个所述定损评估图像的特征向量。

第一确定单元 53 用于在所述预设神经网络模型的概率计算层基于所有所述定损评估图像的特征向量,确定所述事故车辆的损伤级别概率向量;所述损伤级别概率向量中的每个元素的值用于标识所述事故车辆属于该元素对应的预设损伤级别的概率。

第二确定单元 54 用于将所述损伤级别概率向量中值最大的元素对应的预设损伤级别确定为所述事故车辆的损伤级别。

作为本申请一实施例,特征提取单元 52 具体用于:

在所述特征提取层基于所述定损评估图像中各像素点的位置信息与像素值的对应关系,

确定所述定损评估图像对应的图像矩阵，并通过预设卷积核对所述图像矩阵进行卷积处理，得到所述定损评估图像的特征向量。

作为本申请一实施例，第一确定单元 53 包括：权重确定单元及概率确定单元。其中：

权重确定单元用于在所述概率计算层基于预先学习到的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数，确定所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数。

概率确定单元用于分别基于所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量相对于每一所述预设损伤级别的权重系数，将所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量进行加权求和，得到所述事故车辆的损伤级别概率向量。

作为本申请一实施，服务器 500 还包括：第二获取单元、训练单元、验证单元及第三确定单元。其中：

第二获取单元用于获取预设的样本数据集，并将所述样本数据集划分为训练集和测试集；所述样本数据集中的每条样本数据均由一事故车辆的定损评估图像序列及该事故车辆的损伤级别概率向量构成。

训练单元用于基于所述训练集对预先构建的原始神经网络模型进行训练，确定所述原始神经网络模型的特征提取层所包含的预设卷积核的卷积核参数，以及确定所述原始神经网络模型的概率计算层所包含的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数。

验证单元用于基于所述测试集对已完成训练的所述原始神经网络模型进行验证。

第三确定单元用于若验证通过，则将已完成训练的所述原始神经网络模型确定为所述预设神经网络模型。

作为本申请一实施，验证单元包括：预测单元、误差计算单元及第四确定单元。其中：

预测单元用于将所述测试集中每条样本数据包含的事故车辆的定损评估图像序列导入已完成训练的所述原始神经网络模型中，得到所述测试集中每条所述样本数据各自对应的损伤级别概率向量的预测值。

误差计算单元用于基于所述测试集中每条样本数据包含的事故车辆的损伤级别概率向量及每条所述样本数据对应的损伤级别概率向量的预测值，通过以下公式计算已训练完成的所述原始神经网络模型的预测误差：

$$Error(value_{predictive}, value_{actual}) = \sum_{i=1}^n value_{predictive_i} \log_a value_{actual_i} ;$$

其中, $Error(value_{predictive}, value_{actual})$ 为已训练完成的所述原始神经网络模型的预测误差, n 为所述损伤级别概率向量中所包含的元素个数, $value_{predictive_i}$ 为所述样本数据包含的交通事故车辆的损伤级别概率向量中第 i 个元素的值, $value_{actual_i}$ 为所述样本数据对应的损伤级别概率向量的预测值中第 i 个元素的值。

第四确定单元用于将所述原始神经网络模型的预测误差与预设误差阈值进行比较, 基于比较结果确定对所述原始神经网络模型的验证结果; 其中, 若所述比较结果为所述原始神经网络模型的预测误差小于或等于所述预设误差阈值, 则确定所述验证结果为验证通过; 若所述比较结果为所述原始神经网络模型的预测误差大于所述预设误差阈值, 则确定所述验证结果为验证未通过。

以上可以看出, 本实施例提供了一种服务器通过获取从事事故车辆的各个预设方位拍摄得到的定损评估图像, 通过预设神经网络模型的特征提取层确定各个定损评估图像的特征向量, 通过预设神经网络模型的概率计算层基于所有定损评估图像的特征向量, 确定事故车辆的损伤级别概率向量, 将损伤级别概率向量中值最大的元素对应的预设损伤级别确定为事故车辆的损伤级别, 从而实现了车辆定损的智能化, 节省了人工成本, 同时, 由于从事事故车辆的各个预设方位拍摄得到的定损评估图像能够反映事故车辆的整体受损情况, 因此本申请实施例基于从事事故车辆的各个预设方位拍摄得到的定损评估图像的特征向量综合确定事故车辆的损伤级别, 提高了车辆定损的准确性。

图 6 是本申请另一实施例提供的一种服务器的结构框图。如图 6 所示, 该实施例的服务器 6 包括: 处理器 60、存储器 61 以及存储在所述存储器 61 中并可在所述处理器 60 上运行的计算机可读指令 62, 例如基于神经网络的车辆定损方法的程序。处理器 60 执行所述计算机可读指令 62 时实现上述各个基于神经网络的车辆定损方法各实施例中的步骤, 例如图 1 所示的 S11 至 S14。或者, 所述处理器 60 执行所述计算机可读指令 62 时实现上述图 5 对应的实施例中各单元的功能, 例如, 图 5 所示的单元 51 至 54 的功能, 具体请参阅图 5 对应的实施例中的相关描述, 此处不赘述。

示例性的, 所述计算机可读指令 62 可以被分割成一个或多个单元, 所述一个或者多个单元被存储在所述存储器 61 中, 并由所述处理器 60 执行, 以完成本申请。所述一个或多个单元可以是能够完成特定功能的一系列计算机可读指令段, 该指令段用于描述所述计算机可读指令 62 在所述服务器 6 中的执行过程。例如, 所述计算机可读指令 62 可以被分割成第一获取单元、特征提取单元、第一确定单元及第二确定单元, 各单元具体功能如上所述。

所述服务器可包括, 但不限于, 处理器 60、存储器 61。本领域技术人员可以理解, 图

6 仅仅是服务器 6 的示例，并不构成对服务器 6 的限定，可以包括比图示更多或更少的部件，或者组合某些部件，或者不同的部件，例如所述服务器还可以包括输入输出设备、网络接入设备、总线等。

所称处理器 60 可以是中央处理单元（Central Processing Unit, CPU），还可以是其他通用处理器、数字信号处理器（Digital Signal Processor, DSP）、专用集成电路（Application Specific Integrated Circuit, ASIC）、现成可编程门阵列（Field-Programmable Gate Array, FPGA）或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

所述存储器 61 可以是所述服务器 6 的内部存储单元，例如服务器 6 的硬盘或内存。所述存储器 61 也可以是所述服务器 6 的外部存储设备，例如所述服务器 6 上配备的插接式硬盘，智能存储卡（Smart Media Card, SMC），安全数字（Secure Digital, SD）卡，闪存卡（Flash Card）等。进一步地，所述存储器 61 还可以既包括所述服务器 6 的内部存储单元也包括外部存储设备。所述存储器 61 用于存储所述计算机可读指令以及所述服务器所需的其它程序和数据。所述存储器 61 还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

以上所述实施例仅用以说明本申请的技术方案，而非对其限制；尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明，本领域的普通技术人员应当理解：其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改，或者对其中部分技术特征进行等同替换；而这些修改或者替换，并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围，均应包含在本申请的保护范围之内。

权利要求书

1. 一种基于神经网络的车辆定损方法，其特征在于，包括：

获取待定损的事故车辆的定损评估图像序列；所述定损评估图像序列包括从所述事故车辆的各个预设方位对所述事故车辆进行拍摄得到的定损评估图像；

通过预设神经网络模型的特征提取层对所述定损评估图像序列中的各个所述定损评估图像进行特征提取，得到各个所述定损评估图像的特征向量；

在所述预设神经网络模型的概率计算层基于所有所述定损评估图像的特征向量，确定所述事故车辆的损伤级别概率向量；所述损伤级别概率向量中的每个元素的值用于标识所述事故车辆属于该元素对应的预设损伤级别的概率；

将所述损伤级别概率向量中值最大的元素对应的预设损伤级别确定为所述事故车辆的损伤级别。

2. 根据权利要求1所述的基于神经网络的车辆定损方法，其特征在于，所述通过预设神经网络模型的特征提取层对所述定损评估图像序列中的各个所述定损评估图像进行特征提取，得到各个所述定损评估图像的特征向量，包括：

在所述特征提取层基于所述定损评估图像中各像素点的位置信息与像素值的对应关系，确定所述定损评估图像对应的图像矩阵，并通过预设卷积核对所述图像矩阵进行卷积处理，得到所述定损评估图像的特征向量。

3. 根据权利要求1所述的基于神经网络的车辆定损方法，其特征在于，所述在所述预设神经网络模型的概率计算层基于所有所述定损评估图像的特征向量，确定所述事故车辆的损伤级别概率向量，包括：

在所述概率计算层基于预先学习到的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数，确定所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数；

分别基于所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量相对于每一所述预设损伤级别的权重系数，将所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量进行加权求和，得到所述事故车辆的损伤级别概率向量。

4. 根据权利要求 1-3 任一项所述的基于神经网络的车辆定损方法，其特征在于，所述获取待定损的事故车辆的定损评估图像序列之前，还包括：

获取预设的样本数据集，并将所述样本数据集划分为训练集和测试集；所述样本数据集中的每条样本数据均由一事故车辆的定损评估图像序列及该事故车辆的损伤级别概率向量构成；

基于所述训练集对预先构建的原始神经网络模型进行训练，确定所述原始神经网络模型的特征提取层所包含的预设卷积核的卷积核参数，以及确定所述原始神经网络模型的概率计算层所包含的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数；

基于所述测试集对已完成训练的所述原始神经网络模型进行验证；

若验证通过，则将已完成训练的所述原始神经网络模型确定为所述预设神经网络模型。

5. 根据权利要求 4 所述的基于神经网络的车辆定损方法，其特征在于，所述基于所述测试集对已完成训练的所述原始神经网络模型进行验证，包括：

将所述测试集中每条样本数据包含的事故车辆的定损评估图像序列导入已完成训练的所述原始神经网络模型中，得到所述测试集中每条所述样本数据各自对应的损伤级别概率向量的预测值；

基于所述测试集中每条样本数据包含的事故车辆的损伤级别概率向量及每条所述样本数据对应的损伤级别概率向量的预测值，通过以下公式计算已训练完成的所述原始神经网络模型的预测误差：

$$Error(value_{predictive}, value_{actual}) = \sum_{i=1}^n value_{predictive_i} \log_a value_{actual_i};$$

其中， $Error(value_{predictive}, value_{actual})$ 为已训练完成的所述原始神经网络模型的预测误差， n 为所述损伤级别概率向量中所包含的元素个数， $value_{predictive_i}$ 为所述样本数据包含的事故车辆的损伤级别概率向量中第 i 个元素的值， $value_{actual_i}$ 为所述样本数据对应的损伤级别概率向量的预测值中第 i 个元素的值；

将所述原始神经网络模型的预测误差与预设误差阈值进行比较，基于比较结果确定对所述原始神经网络模型的验证结果；其中，若所述比较结果为所述原始神经网络模型的预测误差小于或等于所述预设误差阈值，则确定所述验证结果为验证通过；若所述比较结果

为所述原始神经网络模型的预测误差大于所述预设误差阈值，则确定所述验证结果为验证未通过。

6. 一种服务器，其特征在于，包括：

第一获取单元，用于获取待定损的事故车辆的定损评估图像序列；所述定损评估图像序列包括从所述事故车辆的各个预设方位对所述事故车辆进行拍摄得到的定损评估图像；

特征提取单元，用于通过预设神经网络模型的特征提取层对所述定损评估图像序列中的各个所述定损评估图像进行特征提取，得到各个所述定损评估图像的特征向量；

第一确定单元，用于在所述预设神经网络模型的概率计算层基于所有所述定损评估图像的特征向量，确定所述事故车辆的损伤级别概率向量；所述损伤级别概率向量中的每个元素的值用于标识所述事故车辆属于该元素对应的预设损伤级别的概率；

第二确定单元，用于将所述损伤级别概率向量中值最大的元素对应的预设损伤级别确定为所述事故车辆的损伤级别。

7. 根据权利要求6所述的服务器，其特征在于，所述特征提取单元具体用于：

在所述特征提取层基于所述定损评估图像中各像素点的位置信息与像素值的对应关系，确定所述定损评估图像对应的图像矩阵，并通过预设卷积核对所述图像矩阵进行卷积处理，得到所述定损评估图像的特征向量。

8. 根据权利要求6所述的服务器，其特征在于，所述第一确定单元包括：

权重确定单元，用于在所述概率计算层基于预先学习到的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数，确定所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数；

概率确定单元，用于分别基于所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量相对于每一所述预设损伤级别的权重系数，将所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量进行加权求和，得到所述事故车辆的损伤级别概率向量。

9. 根据权利要求6-8任一项所述的服务器，其特征在于，还包括：

第二获取单元，用于获取预设的样本数据集，并将所述样本数据集划分为训练集和测试集；所述样本数据集中的每条样本数据均由一事故车辆的定损评估图像序列及该事故车辆的损伤级别概率向量构成；

训练单元，用于基于所述训练集对预先构建的原始神经网络模型进行训练，确定所述

原始神经网络模型的特征提取层所包含的预设卷积核的卷积核参数，以及确定所述原始神经网络模型的概率计算层所包含的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数；

验证单元，用于基于所述测试集对已完成训练的所述原始神经网络模型进行验证；

第三确定单元，用于若验证通过，则将已完成训练的所述原始神经网络模型确定为所述预设神经网络模型。

10. 根据权利要求9所述的服务器，其特征在于，所述验证单元包括：

预测单元，用于将所述测试集中每条样本数据包含的事故车辆的定损评估图像序列导入已完成训练的所述原始神经网络模型中，得到所述测试集中每条所述样本数据各自对应的损伤级别概率向量的预测值；

误差计算单元，用于基于所述测试集中每条样本数据包含的事故车辆的损伤级别概率向量及每条所述样本数据对应的损伤级别概率向量的预测值，通过以下公式计算已训练完成的所述原始神经网络模型的预测误差：

$$Error(value_{predictive}, value_{actual}) = \sum_{i=1}^n value_{predictive_i} \log_a value_{actual_i};$$

其中， $Error(value_{predictive}, value_{actual})$ 为已训练完成的所述原始神经网络模型的预测误差， n 为所述损伤级别概率向量中所包含的元素个数， $value_{predictive_i}$ 为所述样本数据包含的事故车辆的损伤级别概率向量中第 i 个元素的值， $value_{actual_i}$ 为所述样本数据对应的损伤级别概率向量的预测值中第 i 个元素的值；

第四确定单元，用于将所述原始神经网络模型的预测误差与预设误差阈值进行比较，基于比较结果确定对所述原始神经网络模型的验证结果；其中，若所述比较结果为所述原始神经网络模型的预测误差小于或等于所述预设误差阈值，则确定所述验证结果为验证通过；若所述比较结果为所述原始神经网络模型的预测误差大于所述预设误差阈值，则确定所述验证结果为验证未通过。

11. 一种服务器，包括存储器、处理器以及存储在该存储器中并可在该处理器上运行的计算机可读指令，其特征在于，所述处理器执行所述计算机可读指令时实现如下步骤：

获取待定损的事故车辆的定损评估图像序列；所述定损评估图像序列包括从所述事故

车辆的各个预设方位对所述事故车辆进行拍摄得到的定损评估图像；

通过预设神经网络模型的特征提取层对所述定损评估图像序列中的各个所述定损评估图像进行特征提取，得到各个所述定损评估图像的特征向量；

在所述预设神经网络模型的概率计算层基于所有所述定损评估图像的特征向量，确定所述事故车辆的损伤级别概率向量；所述损伤级别概率向量中的每个元素的值用于标识所述事故车辆属于该元素对应的预设损伤级别的概率；

将所述损伤级别概率向量中值最大的元素对应的预设损伤级别确定为所述事故车辆的损伤级别。

12. 根据权利要求 11 所述的服务器，其特征在于，所述通过预设神经网络模型的特征提取层对所述定损评估图像序列中的各个所述定损评估图像进行特征提取，得到各个所述定损评估图像的特征向量，包括：

在所述特征提取层基于所述定损评估图像中各像素点的位置信息与像素值的对应关系，确定所述定损评估图像对应的图像矩阵，并通过预设卷积核对所述图像矩阵进行卷积处理，得到所述定损评估图像的特征向量。

13. 根据权利要求 11 所述的服务器，其特征在于，所述在所述预设神经网络模型的概率计算层基于所有所述定损评估图像的特征向量，确定所述事故车辆的损伤级别概率向量，包括：

在所述概率计算层基于预先学习到的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数，确定所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数；

分别基于所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量相对于每一所述预设损伤级别的权重系数，将所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量进行加权求和，得到所述事故车辆的损伤级别概率向量。

14. 根据权利要求 13 所述的服务器，其特征在于，所述获取待定损的事故车辆的定损评估图像序列之前，还包括：

获取预设的样本数据集，并将所述样本数据集划分为训练集和测试集；所述样本数据集集中的每条样本数据均由一事故车辆的定损评估图像序列及该事故车辆的损伤级别概率向

量构成;

基于所述训练集对预先构建的原始神经网络模型进行训练,确定所述原始神经网络模型的特征提取层所包含的预设卷积核的卷积核参数,以及确定所述原始神经网络模型的概率计算层所包含的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数;

基于所述测试集对已完成训练的所述原始神经网络模型进行验证;

若验证通过,则将已完成训练的所述原始神经网络模型确定为所述预设神经网络模型。

15. 根据权利要求 11-14 任一项所述的服务器,其特征在于,所述基于所述测试集对已完成训练的所述原始神经网络模型进行验证,包括:

将所述测试集中每条样本数据包含的事故车辆的定损评估图像序列导入已完成训练的所述原始神经网络模型中,得到所述测试集中每条所述样本数据各自对应的损伤级别概率向量的预测值;

基于所述测试集中每条样本数据包含的事故车辆的损伤级别概率向量及每条所述样本数据对应的损伤级别概率向量的预测值,通过以下公式计算已训练完成的所述原始神经网络模型的预测误差:

$$Error(value_{predictive}, value_{actual}) = \sum_{i=1}^n value_{predictive_i} \log_a value_{actual_i};$$

其中, $Error(value_{predictive}, value_{actual})$ 为已训练完成的所述原始神经网络模型的预测误差, n 为所述损伤级别概率向量中所包含的元素个数, $value_{predictive_i}$ 为所述样本数据包含的事故车辆的损伤级别概率向量中第 i 个元素的值, $value_{actual_i}$ 为所述样本数据对应的损伤级别概率向量的预测值中第 i 个元素的值;

将所述原始神经网络模型的预测误差与预设误差阈值进行比较,基于比较结果确定对所述原始神经网络模型的验证结果;其中,若所述比较结果为所述原始神经网络模型的预测误差小于或等于所述预设误差阈值,则确定所述验证结果为验证通过;若所述比较结果为所述原始神经网络模型的预测误差大于所述预设误差阈值,则确定所述验证结果为验证未通过。

16. 一种非易失性可读存储介质,所述非易失性可读存储介质存储有计算机可读指令,其特征在于,所述计算机可读指令被处理器执行时实现如下步骤:

获取待定损的事故车辆的定损评估图像序列；所述定损评估图像序列包括从所述事故车辆的各个预设方位对所述事故车辆进行拍摄得到的定损评估图像；

通过预设神经网络模型的特征提取层对所述定损评估图像序列中的各个所述定损评估图像进行特征提取，得到各个所述定损评估图像的特征向量；

在所述预设神经网络模型的概率计算层基于所有所述定损评估图像的特征向量，确定所述事故车辆的损伤级别概率向量；所述损伤级别概率向量中的每个元素的值用于标识所述事故车辆属于该元素对应的预设损伤级别的概率；

将所述损伤级别概率向量中值最大的元素对应的预设损伤级别确定为所述事故车辆的损伤级别。

17. 根据权利要求 16 所述的非易失性可读存储介质，其特征在于，所述通过预设神经网络模型的特征提取层对所述定损评估图像序列中的各个所述定损评估图像进行特征提取，得到各个所述定损评估图像的特征向量，包括：

在所述特征提取层基于所述定损评估图像中各像素点的位置信息与像素值的对应关系，确定所述定损评估图像对应的图像矩阵，并通过预设卷积核对所述图像矩阵进行卷积处理，得到所述定损评估图像的特征向量。

18. 根据权利要求 16 所述的非易失性可读存储介质，其特征在于，所述在所述预设神经网络模型的概率计算层基于所有所述定损评估图像的特征向量，确定所述事故车辆的损伤级别概率向量，包括：

在所述概率计算层基于预先学习到的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数，确定所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数；

分别基于所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量相对于每一所述预设损伤级别的权重系数，将所述事故车辆的各个所述定损评估图像的特征向量进行加权求和，得到所述事故车辆的损伤级别概率向量。

19. 根据权利要求 16-18 任一项所述的非易失性可读存储介质，其特征在于，所述获取待定损的事故车辆的定损评估图像序列之前，还包括：

获取预设的样本数据集，并将所述样本数据集划分为训练集和测试集；所述样本数据

集中的每条样本数据均由一事故车辆的定损评估图像序列及该事故车辆的损伤级别概率向量构成；

基于所述训练集对预先构建的原始神经网络模型进行训练，确定所述原始神经网络模型的特征提取层所包含的预设卷积核的卷积核参数，以及确定所述原始神经网络模型的概率计算层所包含的各个预设定损评估图像的特征向量相对于各个所述预设损伤级别的权重系数；

基于所述测试集对已完成训练的所述原始神经网络模型进行验证；

若验证通过，则将已完成训练的所述原始神经网络模型确定为所述预设神经网络模型。

20. 根据权利要求 19 所述的非易失性可读存储介质，其特征在于，所述基于所述测试集对已完成训练的所述原始神经网络模型进行验证，包括：

将所述测试集中每条样本数据包含的事故车辆的定损评估图像序列导入已完成训练的所述原始神经网络模型中，得到所述测试集中每条所述样本数据各自对应的损伤级别概率向量的预测值；

基于所述测试集中每条样本数据包含的事故车辆的损伤级别概率向量及每条所述样本数据对应的损伤级别概率向量的预测值，通过以下公式计算已训练完成的所述原始神经网络模型的预测误差：

$$Error(value_{predictive}, value_{actual}) = \sum_{i=1}^n value_{predictive_i} \log_a value_{actual_i};$$

其中， $Error(value_{predictive}, value_{actual})$ 为已训练完成的所述原始神经网络模型的预测误差， n 为所述损伤级别概率向量中所包含的元素个数， $value_{predictive_i}$ 为所述样本数据包含的事故车辆的损伤级别概率向量中第 i 个元素的值， $value_{actual_i}$ 为所述样本数据对应的损伤级别概率向量的预测值中第 i 个元素的值；

将所述原始神经网络模型的预测误差与预设误差阈值进行比较，基于比较结果确定对所述原始神经网络模型的验证结果；其中，若所述比较结果为所述原始神经网络模型的预测误差小于或等于所述预设误差阈值，则确定所述验证结果为验证通过；若所述比较结果为所述原始神经网络模型的预测误差大于所述预设误差阈值，则确定所述验证结果为验证未通过。

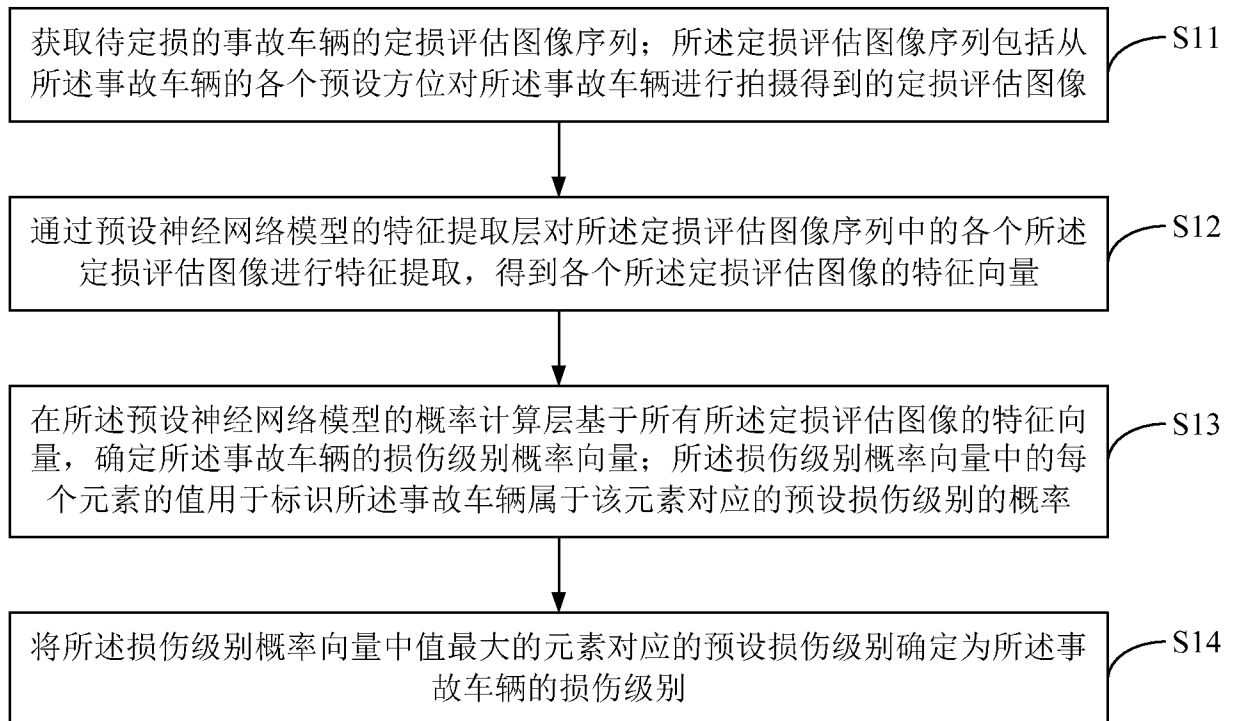


图 1

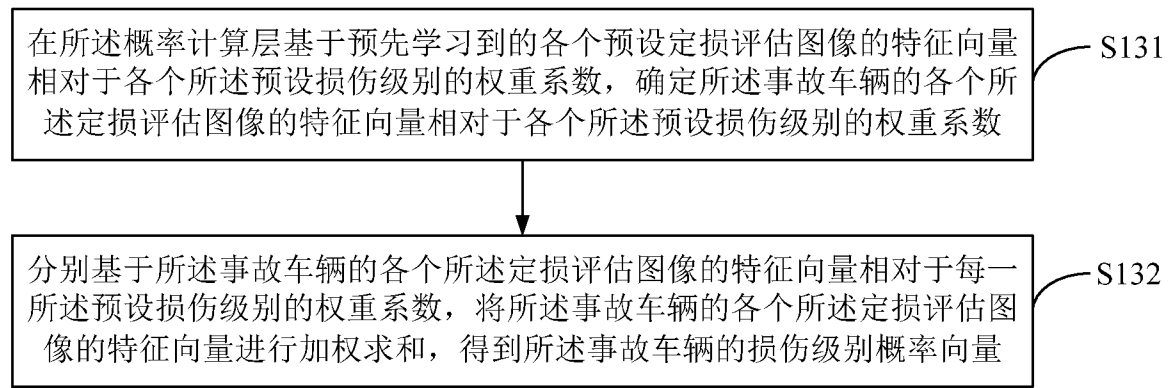


图 2

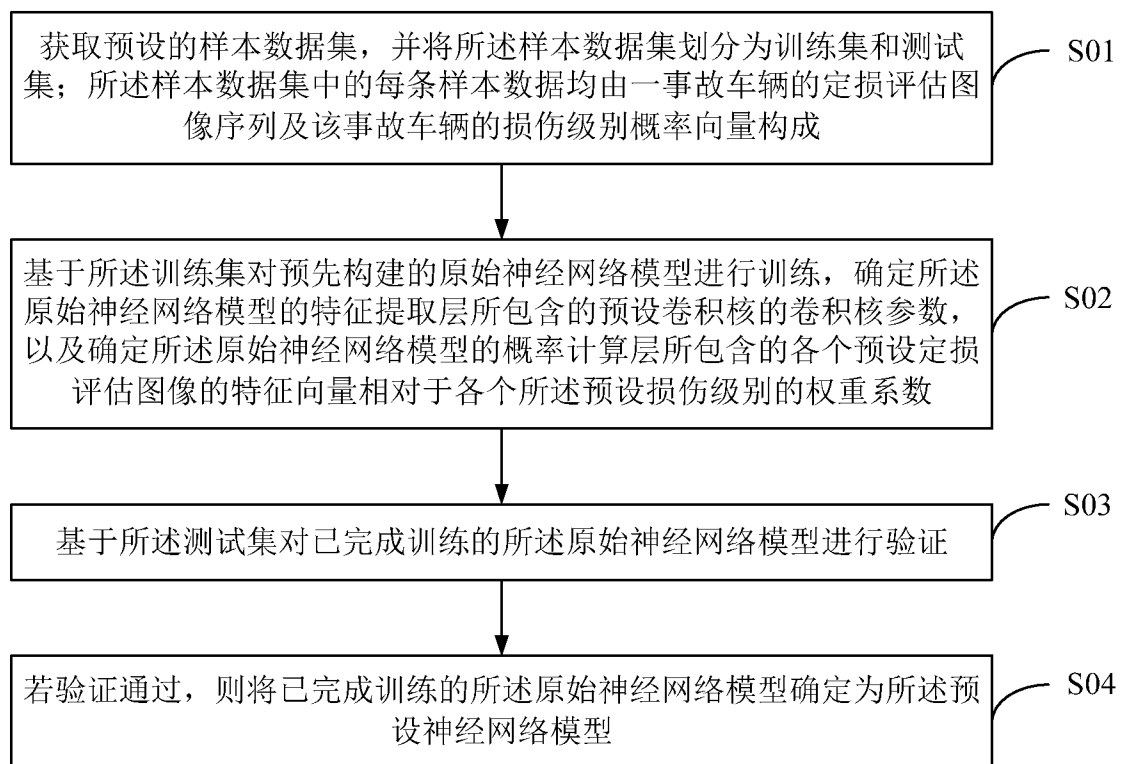


图 3

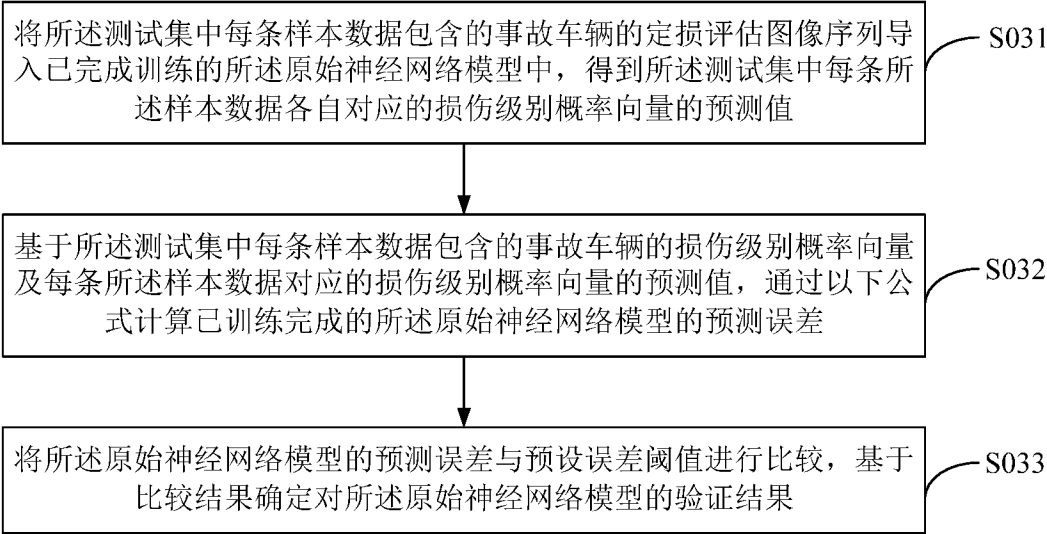


图 4

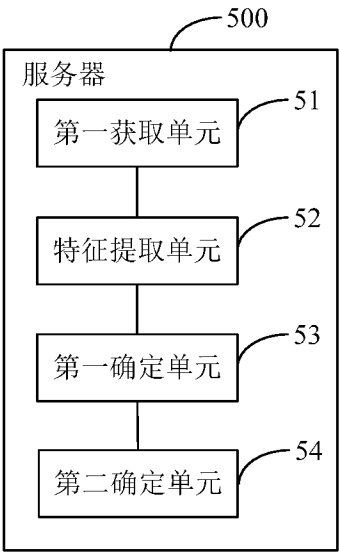


图 5

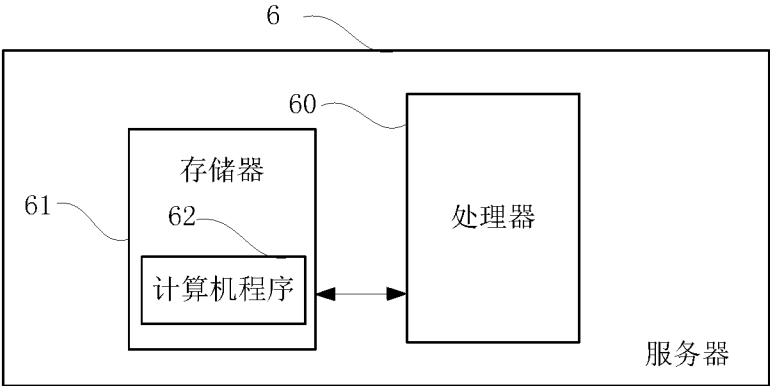


图 6

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2018/124307

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 7/00(2017.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06T

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

WPI, EPODOC, CNKI, CNPAT, IEEE: 定损, 车辆, 神经网络, 图片, 序列, 照片, 损伤, 级别, 程度, 向量, image, car, vehicle, serial, level, break, CNN, probabilities, vectors

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	CN 106127747 A (SHI, FANG) 16 November 2016 (2016-11-16) description, paragraphs [0006]-[0083], and figure 1	1-20
A	CN 108256720 A (PING AN PROPERTY & CASUALTY INSURANCE COMPANY OF CHINA) 06 July 2018 (2018-07-06) entire document	1-20
A	CN 107358596 A (ALIBABA GROUP HOLDING LIMITED) 17 November 2017 (2017-11-17) entire document	1-20
A	CN 108399382 A (ALIBABA GROUP HOLDING LIMITED) 14 August 2018 (2018-08-14) entire document	1-20
A	CN 108446618 A (PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) 24 August 2018 (2018-08-24) entire document	1-20

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

29 June 2019

Date of mailing of the international search report

11 July 2019

Name and mailing address of the ISA/CN

State Intellectual Property Office of the P. R. China
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2018/124307

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	106127747	A	16 November 2016	CN	106127747	B	16 October 2018
CN	108256720	A	06 July 2018	None			
CN	107358596	A	17 November 2017	TW	201837786	A	16 October 2018
				SG	11201903904V	A	30 May 2019
				WO	2018191437	A1	18 October 2018
				WO	2018191435	A1	18 October 2018
				US	2018293552	A1	11 October 2018
				HK	1246477	A0	07 September 2018
CN	108399382	A	14 August 2018	None			
CN	108446618	A	24 August 2018	None			

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2018/124307

A. 主题的分类

G06T 7/00 (2017.01) i

按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号)

G06T

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用))

WPI, EPODOC, CNKI, CNPAT, IEEE: 定损, 车辆, 神经网络, 图片, 序列, 照片, 损伤, 级别, 程度, 向量, image, car, vehicle, serial, level, break, CNN, probabilities, vectors

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
X	CN 106127747 A (史方) 2016年 11月 16日 (2016 - 11 - 16) 说明书第[0006]-[0083]段, 及附图1	1-20
A	CN 108256720 A (中国平安财产保险股份有限公司) 2018年 7月 6日 (2018 - 07 - 06) 全文	1-20
A	CN 107358596 A (阿里巴巴集团控股有限公司) 2017年 11月 17日 (2017 - 11 - 17) 全文	1-20
A	CN 108399382 A (阿里巴巴集团控股有限公司) 2018年 8月 14日 (2018 - 08 - 14) 全文	1-20
A	CN 108446618 A (平安科技深圳有限公司) 2018年 8月 24日 (2018 - 08 - 24) 全文	1-20

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2019年 6月 29日

国际检索报告邮寄日期

2019年 7月 11日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局 (ISA/CN)
中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

受权官员

张乾桢

传真号 (86-10) 62019451

电话号码 86-(10)-53961401

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2018/124307

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	106127747	A	2016年 11月 16日	CN	106127747	B	2018年 10月 16日
CN	108256720	A	2018年 7月 6日	无			
CN	107358596	A	2017年 11月 17日	TW	201837786	A	2018年 10月 16日
				SG	11201903904V	A	2019年 5月 30日
				WO	2018191437	A1	2018年 10月 18日
				WO	2018191435	A1	2018年 10月 18日
				US	2018293552	A1	2018年 10月 11日
				HK	1246477	A0	2018年 9月 7日
CN	108399382	A	2018年 8月 14日	无			
CN	108446618	A	2018年 8月 24日	无			

表 PCT/ISA/210 (同族专利附件) (2015年1月)