



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111429415 B

(45) 授权公告日 2020.12.08

(21) 申请号 202010193038.0

G06N 3/08 (2006.01)

(22) 申请日 2020.03.18

G06N 3/12 (2006.01)

G01N 21/88 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 111429415 A

(56) 对比文件

CN 108416187 A, 2018.08.17

CN 109034370 A, 2018.12.18

US 2016342888 A1, 2016.11.24

(43) 申请公布日 2020.07.17

(73) 专利权人 东华大学

地址 201600 上海市松江区人民北路2999号

审查员 彭巧君

(72) 发明人 张洁 汪俊亮 刘鑫 鲍劲松

(74) 专利代理机构 上海申汇专利代理有限公司

31001

代理人 徐俊

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06N 3/04 (2006.01)

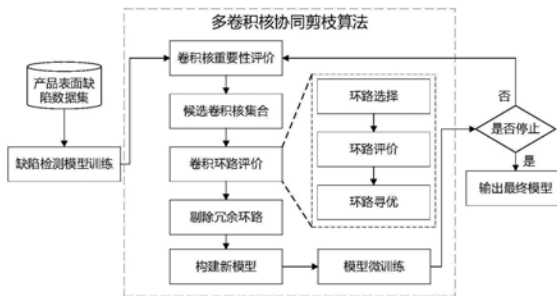
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54) 发明名称

基于网络协同剪枝的产品表面缺陷高效检测模型构建方法

(57) 摘要

本发明涉及一种基于网络协同剪枝的产品表面缺陷高效模型构建方法。本发明在初始检测模型的基础上,设计了基于网络协同剪枝方法,构建了高效的产品表面缺陷检测模型,在保证产品缺陷检测精度的基础上,大大降低产品表面缺陷检测的时间,满足企业在产品表面缺陷检测时间与精度上的要求,实现快速、高效、高精度的网络模型的构建。



1. 一种基于网络协同剪枝的产品表面缺陷高效检测模型构建方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1:利用产品表面缺陷数据构建基于卷积神经网络的初始产品表面缺陷检测模型;

步骤2:对步骤1得到的产品表面缺陷检测模型中的卷积核进行重要性评价,判断产品表面缺陷检测模型中每个卷积核对于最终检测结果的重要性,找到重要性较低的卷积核,形成用于剪枝操作的候选卷积核子集;

步骤3:将评价单一卷积核对于最终检测结果的重要性转变为评价卷积环路对于最终检测结果的重要性,将卷积环路的选择近似看成对最优结构的搜索问题,利用遗传算法对步骤2得到的候选卷积核子集中的卷积核进行编码,利用遗传算法不断进行网络结构上的寻优的过程实现对网络冗余环路的寻找,通过对多个卷积核之间协同作用对最终检测结果的影响进行判断,删除步骤1得到的产品表面缺陷检测模型中网络冗余环路,实现对产品表面缺陷检测模型的轻量化;

步骤4:利用少量的产品样本数据经过步骤3剪枝后的产品表面缺陷检测模型进行微训练,提高模型精度与泛化性,保证新的产品表面缺陷检测模型对产品表面缺陷的高精度检测。

2. 如权利要求1所述的一种基于网络协同剪枝的产品表面缺陷高效检测模型构建方法,其特征在于,步骤3中,删除网络冗余环路时,为了避免因一次删除多个网络冗余环路对所述产品表面缺陷检测模型的整体精度有较大影响,所以采用迭代式剪枝的方式,对所述产品表面缺陷检测模型中的卷积环路逐个进行删除操作,保证所述产品表面缺陷检测模型的检测精度。

3. 如权利要求1所述的一种基于网络协同剪枝的产品表面缺陷高效检测模型构建方法,其特征在于,步骤2中,采用基于泰勒展开式的评价方式对步骤1得到的产品表面缺陷检测模型中的卷积核进行重要性评价。

4. 如权利要求3所述的一种基于网络协同剪枝的产品表面缺陷高效检测模型构建方法,其特征在于,所述步骤2包括以下步骤:

步骤201:设卷积核评价准则表达式如式(1)所示:

$$\min w' |C(D|W') - C(D|W)| \quad (1)$$

式(1)中, D 表示输入的图片数据样本, W 表示原产品表面缺陷检测模型的卷积核权值, W' 表示删除卷积核后的产品表面缺陷检测模型的卷积核权值, $C(D|W)$ 为原产品表面缺陷检测模型的输出结果, $C(D|W')$ 为删除卷积核后的产品表面缺陷检测模型的输出结果;

步骤202:设 h_j 代表第 i 个卷积核是否删除,将未修剪的产品表面缺陷检测模型的输出结果表示为 $C(D, h_i)$,则卷积核评价前后输出结果的差异 $\Delta C(h_i)$ 表示为下式(2):

$$|\Delta C(h_i)| = |C(D, h_i=0) - C(D, h_i)| \quad (2)$$

式(2)中, $C(D, h_i=0)$ 表示删除第 i 个卷积核 h_i 后的产品表面缺陷检测模型的输出结果;

步骤203:将产品表面缺陷检测模型的运算过程类似为函数表达式,将产品表面缺陷检测模型中的卷积核作为函数的输入,采用泰勒展开的方式对产品表面缺陷检测模型的函数表达式进行近似表达,则有:

为了计算 $\Delta C(h_i)$,采用基于一阶泰勒展开式的方法,对于卷积神经网络函数表达式 $f(x)$ 在卷积核 $x=a$ 处的泰勒展开式表示为下式(3)所示:

$$f(x) = \sum_{p=0}^P \frac{f^{(p)}(a)}{p!} (x-a)^p + R_p(x) \quad (3)$$

式(3)中, p 表示函数表达式的展开阶次, P 表示展开式的总阶次, $f^{(p)}(a)$ 表示函数 $f(x)$ 在卷积核 $x=a$ 处的 p 阶导数, $R_p(x)$ 表示泰勒展开的 p 阶余项;

步骤204:为了对产品表面缺陷检测模型中的卷积核进行评价,卷积核对应结果的输出利用一阶泰勒展开式计算 $C(D, h_i=0)$ 表示为如下式(4)所示:

$$C(D, h_i=0) = C(D, h_i) - \frac{\delta C}{\delta h_i} h_i + R_1(h_i=0) \quad (4)$$

式(4)中, C 为产品表面缺陷检测模型的输出结果, $R_1(h_i=0)$ 为余项,利用拉格朗日表达式表示为下式(5):

$$R_1(h_i=0) = \frac{\delta^2 C}{\delta(h_i^2=\xi)} \frac{h_i^2}{2} \quad (5)$$

式(5)中, ξ 为介于0和 h_i 之间的一个数;

步骤205:对余项对结果产生的影响忽略不计,最终得到第 i 个卷积核 h_i 的评价准则 $\Theta_{TE}(h_i)$ 如式(6)所示:

$$\Theta_{TE}(h_i) = |\Delta C(h_i)| = \left| C(D, h_i) - \frac{\delta C}{\delta h_i} h_i - C(D, h_i) \right| = \left| \frac{\delta C}{\delta h_i} h_i \right| \quad (6)$$

通过式(6)得到对产品表面缺陷检测模型中第 i 个卷积核 h_i 对结果的影响程度的评价准则;

步骤206:利用式(6)的评价准则计算每个卷积核对应的特征图参数 h_i 与损失函数对此参数的梯度之间的乘积判断其对结果的影响,从而实现对每个卷积核的评价,通过对产品表面缺陷检测模型中的每个卷积的重要性进行排序,找到重要性较低的卷积核,形成所述用于剪枝操作的候选卷积核子集。

5.如权利要求1所述的一种基于网络协同剪枝的产品表面缺陷高效检测模型构建方法,其特征在于,所述步骤3包括以下步骤:

步骤301:对步骤2得到的候选卷积核子集进行基因编码,根据其组合特性,采用0-1编码的方式对候选卷积核子集进行筛选,基因长度为候选卷积核子集长度,当基因为1时表示此候选卷积核被删除,当基因为0时表示候选卷积核保留;

步骤302:通过基因编码后的候选卷积核子集,计算删除这些卷积核后产品表面缺陷检测模型的分类精度,同时在遗传算法中将分类精度作为基因的适应度函数值,执行基因选择操作;

步骤303:采用两点交叉与基因变异的方式进行基因选择操作,通过遗传算法不断寻优,找到产品表面缺陷检测模型中冗余与低影响的卷积环路,通过对这些卷积环路进行剪枝操作,降低产品表面缺陷检测模型的运算量。

6.如权利要求5所述的一种基于网络协同剪枝的产品表面缺陷高效检测模型构建方法,其特征在于,所述步骤302中,计算删除这些卷积核后产品表面缺陷检测模型的分类精度时,采用锦标赛选择算子。

基于网络协同剪枝的产品表面缺陷高效检测模型构建方法

技术领域

[0001] 本发明涉及产品表面缺陷检测领域,主要针对提高产品缺陷检测的检测时间与效率,提出了一种构建高效检测模型的方法。

背景技术

[0002] 在产品生产过程中,由于生产机器故障、生产环境多样、生产工艺不当等因素,导致生产后的产品在表面存在一些缺陷,如机械零件中的划痕、纺织企业中的面料表面的疵点、玻璃表面的划痕等。这些表面缺陷的存在,对产品的质量有很大的影响。并且,由于表面缺陷的存在,对于企业生产成本带来极大的影响,使得产品出口价格大大降低,影响企业生产成本与企业生产利润。所以对于产品表面缺陷的检测,在企业产品生产流程中拥有重要的地位。

[0003] 现阶段对于产品表面缺陷检测,较多企业仍采用人工检测的方式,通过检测工人对产品表面缺陷进行识别判断。然而,随着企业自动化水平的不断提高,企业产品生产速度大大提高,使得人工检测的方式逐渐无法满足实际生产检测的要求。同时,由于人眼视觉疲劳等原因,导致人工检测在产品表面缺陷检测时具有较高的漏检率与误检率。

[0004] 为了避免因人眼视觉疲劳等原因导致的漏检率高等问题,以及随着自动化不断发展,已经可以实现高速、高质量的产品表面缺陷。近几年,利用机器视觉技术代替人工肉眼检测的方式逐渐被提出,并逐渐应用于许多企业中。利用工业相机实现对产品表面图像进行获取,采用检测算法实现对产品表面是否存在缺陷进行判断,其主要流程图如图1所示。随着深度学习技术的不断发展,利用机器视觉技术结合卷积神经网络算法实现对产品表面缺陷的识别检测已成为当前自动检测的主要技术。由于卷积神经网络良好的检测效果,使得卷积神经网络被广泛应用于各种图像任务中,来实现对产品表面缺陷的高精度检测。然而,利用卷积神经网络实现产品表面缺陷高精度检测时,仍存在以下问题:一般的卷积神经网络存在较多的网络参数与运算量,导致利用卷积神经网络对产品表面缺陷进行检测时具有较长的检测时间。自动化水平的不断发展,对于产品生产速度得到了快速的提高,为了适应产品生产速度的不断提高,对于产品缺陷检测速度的要求也不断提高。

发明内容

[0005] 本发明的目的是:降低对产品表面缺陷检测的时间,同时保证检测的精度与检测成本。

[0006] 本发明在初始检测模型的基础上,设计了基于网络协同剪枝方法,构建了高效的产品表面缺陷检测模型,在保证产品缺陷检测精度的基础上,大大降低产品表面缺陷检测的时间,满足企业在产品表面缺陷检测时间与精度上的要求,实现快速、高效、高精度的网络模型的构建。

[0007] 具体而言,为了达到上述目的,本发明的技术方案是提供了一种基于网络协同剪枝的产品表面缺陷高效检测模型构建方法,其特征在于,包括以下步骤:

[0008] 步骤1:利用产品表面缺陷数据构建基于卷积神经网络的初始产品表面缺陷检测模型;

[0009] 步骤2:对步骤1得到的产品表面缺陷检测模型中的卷积核进行重要性评价,判断产品表面缺陷检测模型中每个卷积核对于最终检测结果的重要性,找到重要性较低的卷积核,形成用于剪枝操作的候选卷积核子集;

[0010] 步骤3:将评价单一卷积核对于最终检测结果的重要性转变为评价卷积环路对于最终检测结果的重要性,将卷积环路的选择近似看成对最优结构的搜索问题,利用遗传算法对步骤2得到的候选卷积核子集中的卷积核进行编码,利用遗传算法不断进行网络结构上的寻优的过程实现对网络冗余环路的寻找,通过对多个卷积核之间协同作用对最终检测结果的影响进行判断,删除步骤1得到的产品表面缺陷检测模型中网络冗余环路,实现对产品表面缺陷检测模型的轻量化;

[0011] 步骤4:利用少量的产品样本数据经过步骤3剪枝后的产品表面缺陷检测模型进行微训练,提高模型精度与泛化性,保证新的产品表面缺陷检测模型对产品表面缺陷的高精度检测。

[0012] 优选地,步骤3中,删除网络冗余环路时,为了避免因一次删除多个网络冗余环路对所述产品表面缺陷检测模型的整体精度有较大影响,所以采用迭代式剪枝的方式,对所述产品表面缺陷检测模型中的卷积环路逐个进行删除操作,保证所述产品表面缺陷检测模型的检测精度。

[0013] 优选地,步骤2中,采用基于泰勒展开式的评价方式对步骤1得到的产品表面缺陷检测模型中的卷积核进行重要性评价。

[0014] 优选地,所述步骤2包括以下步骤:

[0015] 步骤201:设卷积核评价准则表达式如式(1)所示:

$$[0016] \quad \min_{W'} |C(D|W') - C(D|W)| \quad (1)$$

[0017] 式(1)中, D 表示输入的图片数据样本, W 表示原产品表面缺陷检测模型的卷积核权值, W' 表示删除卷积核后的产品表面缺陷检测模型的卷积核权值, $C(D|W)$ 为原产品表面缺陷检测模型的输出结果, $C(D|W')$ 为删除卷积核后的产品表面缺陷检测模型的输出结果;

[0018] 步骤202:设 h_i 代表第 i 个卷积核是否删除,将未修剪的产品表面缺陷检测模型的输出结果表示为 $C(D, h_i)$,则卷积核评价前后输出结果的差异 $\Delta C(h_i)$ 表示为下式(2):

$$[0019] \quad |\Delta C(h_i)| = |C(D, h_i=0) - C(D, h_i)| \quad (2)$$

[0020] 式(2)中, $C(D, h_i=0)$ 表示删除第 i 个卷积核 h_i 后的产品表面缺陷检测模型的输出结果;

[0021] 步骤203:将产品表面缺陷检测模型的运算过程类似为函数表达式,将产品表面缺陷检测模型中的卷积核作为函数的输入,采用泰勒展开的方式对产品表面缺陷检测模型的函数表达式进行近似表达,则有:

[0022] 为了计算 $\Delta C(h_i)$,采用基于一阶泰勒展开式的方法,对于卷积神经网络函数表达式 $f(x)$ 在卷积核 $x=a$ 处的泰勒展开式表示为下式(3)所示:

$$[0023] \quad f(x) = \sum_{p=0}^P \frac{f^{(p)}(a)}{p!} (x-a)^p + R_p(x) \quad (3)$$

[0024] 式(3)中, p 表示函数表达式的展开阶次, P 表示展开式的总阶次, $f^{(p)}(a)$ 表示函数 f

(x) 在卷积核 $x=a$ 处的 p 阶导数, $R_p(x)$ 表示泰勒展开的 p 阶余项;

[0025] 步骤204:为了对产品表面缺陷检测模型中的卷积核进行评价,卷积核对应结果的输出利用一阶泰勒展开式计算 $C(D, h_i=0)$ 表示为如下式(4)所示:

$$[0026] \quad C(D, h_i=0) = C(D, h_i) - \frac{\delta C}{\delta h_i} h_i + R_1(h_i=0) \quad (4)$$

[0027] 式(4)中, C 为产品表面缺陷检测模型的输出结果, $R_1(h_i=0)$ 为余项,利用拉格朗日表达式表示为下式(5):

$$[0028] \quad R_1(h_i=0) = \frac{\delta^2 C}{\delta(h_i^2=\xi)^2} \frac{h_i^2}{2} \quad (5)$$

[0029] 式(5)中, ξ 为介于0和 h_i 之间的一个数;

[0030] 步骤205:对余项对结果产生的影响忽略不计,最终得到第 i 个卷积核 h_i 的评价准则 $\Theta_{TE}(h_i)$ 如式(6)所示:

$$[0031] \quad \Theta_{TE}(h_i) = |\Delta C(h_i)| = \left| C(D, h_i) - \frac{\delta C}{\delta h_i} h_i - C(D, h_i) \right| = \left| \frac{\delta C}{\delta h_i} h_i \right| \quad (6)$$

[0032] 通过式(6)得到对产品表面缺陷检测模型中第 i 个卷积核 h_i 对结果的影响程度的评价准则;

[0033] 步骤206:利用式(6)的评价准则计算每个卷积核对应的特征图参数 h_i 与损失函数对此参数的梯度之间的乘积判断其对结果的影响,从而实现对每个卷积核的评价,通过对产品表面缺陷检测模型中的每个卷积的重要性进行排序,找到重要性较低的卷积核,形成所述用于剪枝操作的候选卷积核子集。

[0034] 优选地,所述步骤3包括以下步骤:

[0035] 步骤301:对步骤2得到的候选卷积核子集进行基因编码,根据其组合特性,采用0-1编码的方式对候选卷积核子集进行筛选,基因长度为候选卷积核子集长度,当基因为1时表示此候选卷积核被删除,当基因为0时表示候选卷积核保留;

[0036] 步骤302:通过基因编码后的候选卷积核子集,计算删除这些卷积核后产品表面缺陷检测模型的分类精度,同时在遗传算法中将分类精度作为基因的适应度函数值,执行基因选择操作;

[0037] 步骤303:采用两点交叉与基因变异的方式进行基因选择操作,通过遗传算法不断寻优,找到产品表面缺陷检测模型中冗余与低影响的卷积环路,通过对这些卷积环路进行剪枝操作,降低产品表面缺陷检测模型的运算量。

[0038] 优选地,所述步骤302中,计算删除这些卷积核后产品表面缺陷检测模型的分类精度时,采用锦标赛选择算子。

[0039] 在原有对产品表面缺陷检测模型的基础上,来利用本发明所提的方法实现对原有模型进行剪枝操作,实现对模型结构的压缩,得到更加高效的检测模型。且新的检测模型相较于最初的检测模型不仅模型结构更加精简,且在模型参数量与运算量均有较大的减少。大大降低了模型的运算时间,提高对产品表面缺陷的快速、高效、高精度检测。

附图说明

[0040] 图1是基于机器视觉技术的产品表面缺陷识别流程图;

[0041] 图2是基于网络协同剪枝流程图;

[0042] 图3是基因编码方式；

[0043] 图4是基因操作示意图。

具体实施方式

[0044] 下面结合具体实施例,进一步阐述本发明。应理解,这些实施例仅用于说明本发明而不适用于限制本发明的范围。此外应理解,在阅读了本发明讲授的内容之后,本领域技术人员可以对本发明作各种改动或修改,这些等价形式同样落于本申请所附权利要求书所限定的范围。

[0045] 本发明提供了一种构建高效检测神经网络模型的方法,与一般检测模型相比能满足对产品表面缺陷的高效、高精度检测,具有很高的应用价值与经济效益。结合附图,以下是对本发明关键技术的具体实施方法的介绍。

[0046] 步骤一:根据产品表面缺陷图片数据集训练基于卷积神经网络的产品表面缺陷检测模型:

[0047] 为了构建高效的产品表面缺陷识别网络模型,需要先根据产品表面缺陷图片数据训练一般的卷积神经网络,利用卷积神经网络良好的特征提取能力,实现对产品表面缺陷特征的有效提取。根据网络提取的产品表面特征对产品表面是否存在缺陷进行识别与判断。构建基于卷积神经网络的产品表面缺陷检测模型(下文简称“卷积神经网络”)。

[0048] 步骤二:对卷积神经网络中的卷积核进行重要性评价:

[0049] 为了降低卷积神经网络中的参数与运算量,需要对原卷积神经网络中那些冗余的卷积环路进行删除。由于一般的卷积神经网络中具有较多的卷积核,所以为了降低运算时间,首先采用基于泰勒展开式法对卷积神经网络中的卷积核进行重要性评价得到候选的卷积核子集,其具体实现如下所示:

[0050] 基于泰勒展开式的方法主要从卷积神经网络中的每个卷积核变化对最终的结果进行分析,通过对卷积神经网络中的单个卷积核进行分析,找到网络中对结果影响较小的不重要卷积核。因此,为了找到重要性低的卷积核,通过对比有无此卷积核得到的网络结果,如果前后两种网络结果越小,则其卷积核重要性则越低,故卷积核评价准则表达式如式(1)所示:

$$[0051] \quad \min_{w'} |C(D|W') - C(D|W)| \quad (1)$$

[0052] 式(1)中, D 表示输入的图片数据样本, W 表示原卷积神经网络的卷积核权值, W' 表示删除卷积核后的卷积神经网络的卷积核权值, $C(D|W)$ 为原卷积神经网络的输出结果, $C(D|W')$ 为删除卷积核后的卷积神经网络的输出结果。

[0053] 为了近似地计算出卷积核对于结果的影响,设 h_i 代表第 i 个卷积核是否删除,将未修剪的产品表面缺陷检测模型的输出结果表示为 $C(D, h_i)$,则卷积核评价前后输出结果的差异 $\Delta C(h_i)$ 表示为下式(2):

$$[0054] \quad |\Delta C(h_i)| = |C(D, h_i=0) - C(D, h_i)| \quad (2)$$

[0055] 式(2)中, $C(D, h_i=0)$ 表示删除第 i 个卷积核 h_i 后的产品表面缺陷检测模型的输出结果。

[0056] 为了找到重要性低的卷积核,最直接的方法就是将网络中的每个卷积核逐次删除,比较其对结果的影响程度,通过最终的结果的到重要性较低的卷积核。然而,由于卷积

神经网络中卷积核数目较多,利用这种方法导致计算量较大且不切合实际。为了解决此问题,我们将卷积神经网络的运算过程,类似为函数表达式,将卷积神经网络中的卷积核作为函数的输入。由于卷积神经网络的函数表达式较为复杂,我们采用泰勒展开的方式,对卷积神经网络的表达式进行近似表达。为了计算 $\Delta C(h_i)$,我们采用基于一阶泰勒展开式的方法,对于卷积神经网络函数表达式 $f(x)$,在卷积核 $x=a$ 处的泰勒展开式如式(3)所示:

$$[0057] \quad f(x) = \sum_{p=0}^P \frac{f^{(p)}(a)}{p!} (x-a)^p + R_p(x) \quad (3)$$

[0058] 式(3)中, p 表示函数表达式的展开阶次, P 表示展开式的总阶次, $f^{(p)}(a)$ 表示函数 $f(x)$ 在卷积核 $x=a$ 处的 p 阶导数, $R_p(x)$ 表示泰勒展开的 p 阶余项。

[0059] 为了对卷积神经网络中的卷积核进行评价,卷积核对应结果的输出利用一阶泰勒展开式可计算 $C(D, h_i=0)$ 可表示为如式(4)所示:

$$[0060] \quad C(D, h_i=0) = C(D, h_i) - \frac{\delta C}{\delta h_i} h_i + R_1(h_i=0) \quad (4)$$

[0061] 式(4)中, C 为产品表面缺陷检测模型的输出结果, $R_1(h_i=0)$ 为余项,利用拉格朗日表达式表示为下式(5):

$$[0062] \quad R_1(h_i=0) = \frac{\delta^2 C}{\delta(h_i^2=\xi)} \frac{h_i^2}{2} \quad (5)$$

[0063] 式(5)中, ξ 为介于0和 h_i 之间的一个数。考虑到在卷积神经网络中大量使用RELU函数作为激活函数,使得在表达式中的二阶项也越来越小,同时,为了降低运算量,利用基于一阶泰勒展开式方法评价重要性时,我们对余项对结果产生的影响忽略不计。最终我们得到第 i 个卷积核 h_i 的评价准则 $\Theta_{TE}(h_i)$ 如式(6)所示:

$$[0064] \quad \Theta_{TE}(h_i) = |\Delta C(h_i)| = \left| C(D, h_i) - \frac{\delta C}{\delta h_i} h_i - C(D, h_i) \right| = \left| \frac{\delta C}{\delta h_i} h_i \right| \quad (6)$$

[0065] 通过式(6)我们可以得到对卷积神经网络中单个卷积核对结果的影响程度的评价方法,利用这种方法只需要计算单个卷积核对应的特征图参数与损失函数对此参数的梯度之间的乘积就可判断其对结果的影响,这在反向传播中可以较为容易的计算出来,很大程度上减少了因逐个评价卷积核对输出结果的影响而产生的巨大的运算量。

[0066] 利用上述方法对原检测模型中的每个卷积核进行评价,通过对网络中的每个卷积的重要性进行排序,找到重要性较低的卷积核,形成剪枝操作的候选集。

[0067] 步骤三:冗余卷积环路寻找,剔除网络中多余的卷积环路

[0068] 为了找到卷积神经网络中冗余的卷积环路,在利用基于一阶泰勒展开式得到候选卷积核后,将卷积核的协同作用看成一种网络结构寻优问题,利用寻优算法将得到的候选卷积核进行网络结构上的寻优,将评价单一卷积核转变为评价卷积环路,通过对多个卷积核之间协同作用对结果的影响进行判断,删除网络中冗余的卷积环路,实现对检测网络的轻量化。

[0069] 在多种寻优算法中,遗传算法因具有较大的适应性与强大的搜索能力,本文采用遗传算法进行卷积核结构上的寻优,对通过一阶泰勒展开式得到的候选卷积核集合中的卷积核进行操作,对检测网络中的环路进行评价,其操作过程如图2所示。

[0070] (1) 卷积核编码

[0071] 为了寻找到相对冗余的卷积环路,需要对基于泰勒展开式的候选卷积核子集进行

基因编码,根据其组合特性,采用0-1编码的方式,对候选卷积核集合进行筛选,基因长度为候选集合长度,当基因为1时表示此候选卷积核被删除,当基因为0时表示候选卷积核保留。通过0-1编码对卷积核进行控制,利用寻优算法,找到用对网络输出结果影响最小的卷积环路进而删除环路中的卷积核,其基因编码图如图3所示。

[0072] (2) 环路选择

[0073] 为了考虑卷积核之间的协同作用,通过基因编码后的卷积核,计算删除这些卷积核后卷积神经网络的分类精度,同时在遗传算法中将分类精度作为基因的适应度函数值,执行基因选择操作。本发明采用锦标赛选择算子,每次从种群中取出一定数量的基因个体,然后选择其中最好的一个进入子代种群。重复该操作,直到新的种群规模达到原来的种群规模。其具体操作步骤如下:

[0074] 步骤1:确定每次选择的个体数量N;

[0075] 步骤2:从种群中随机选择N个个体(每个个体被选择的概率相同),根据每个个体的适应度值,选择其中适应度值最好的个体进入下一代种群;

[0076] 步骤3:重复步骤2多次(重复次数为种群的大小),直到新的种群规模达到原来的种群规模。

[0077] (3) 基因操作

[0078] 为了避免局部最优,采用两点交叉与基因变异的方式进行基因操作,其基因交叉与变异示意图如图4所示。

[0079] 通过遗传算法不断寻优,找到卷积神经网络中冗余与低影响的卷积环路,通过对这些卷积环路进行剪枝操作,降低卷积神经网络的运算量。

[0080] 步骤四:新模型微训练,保证模型泛化性能与检测精度

[0081] 为了保证新的产品表面缺陷检测模型的精度与泛化性能,进行剪枝操作后的产品表面缺陷检测模型利用少量的产品表面缺陷样本数据进行微训练,在较少样本数据下,训练较少的次数,恢复产品表面缺陷检测模型的检测精度,保证实现对产品表面缺陷的高精度检测。

[0082] 步骤五:迭代式剪枝方式,避免多环路去除对检测模型的影响

[0083] 为了避免一次对多个网络环路进行删减后,对产品表面缺陷检测模型的影响较大,故采用迭代式剪枝的方法,对网络模型中的冗余环路逐个删除,保证检测模型的高性能。

[0084] 利用本发明所提构建高效检测模型的方法,不仅保证了对产品表面缺陷的快速检测,同时也保证了对缺陷识别的精度。相关研究表明,利用大模型逐渐构造小模型的方法,得到的新的检测模型远比直接训练小模型得到的网络精度要高的多,所以本发明所提方法无论在检测时间还是检测精度上均能满足实际检测要求。对于产品表面缺陷检测的模型建立具有一定的指导意义。

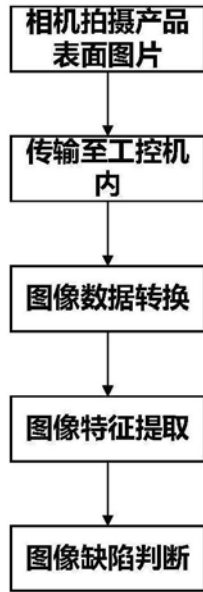


图1

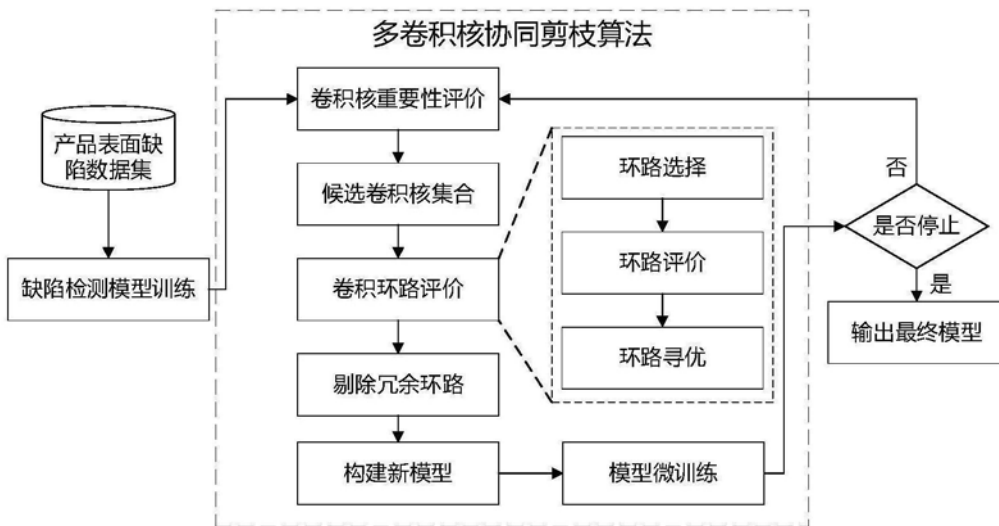


图2

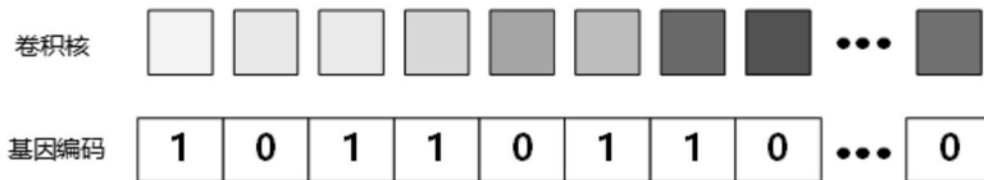


图3

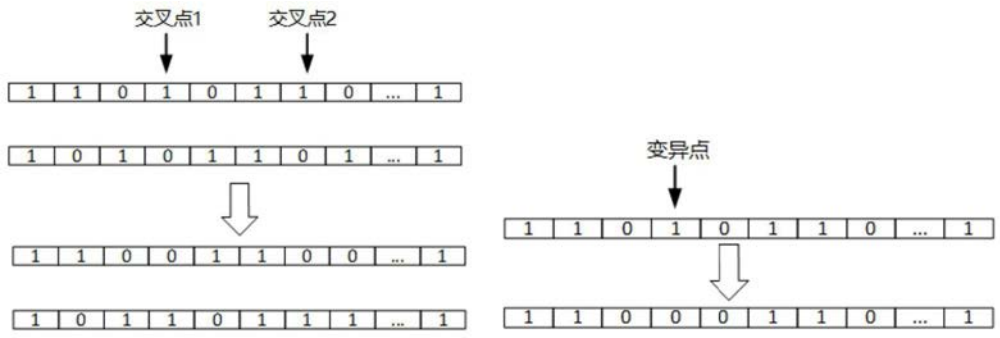


图4