



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116858789 A

(43) 申请公布日 2023. 10. 10

(21) 申请号 202310881627.1

G06V 10/80 (2023.01)

(22) 申请日 2023.07.18

G06V 10/58 (2023.01)

(71) 申请人 海宁市姐妹餐饮管理有限公司

G06V 20/68 (2022.01)

地址 314400 浙江省嘉兴市海宁经济开发区
区长生堰路28号

G06N 3/0464 (2022.01)

G06N 3/048 (2022.01)

G06N 3/047 (2022.01)

(72) 发明人 陈海花 顾恩婷

G06N 3/08 (2022.01)

(74) 专利代理机构 浙江柏立知识产权代理有限公司 33451

专利代理师 周成宝

(51) Int. Cl.

G01N 21/25 (2006.01)

G06V 10/764 (2022.01)

G06V 10/40 (2022.01)

G06V 10/30 (2023.01)

G06V 10/82 (2023.01)

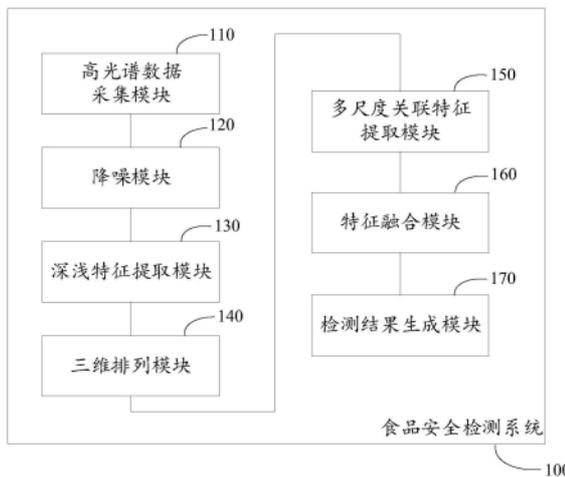
权利要求书3页 说明书12页 附图5页

(54) 发明名称

食品安全检测系统及其方法

(57) 摘要

本申请涉及智能检测技术领域,其具体地公开了一种食品安全检测系统及其方法,其采用高光谱成像技术来进行食品安全的检测,首先获取待检测食品的高光谱立方图,对高光谱立方图降噪处理以去除外界因素干扰,并提取出降噪后高光谱立方图中不同波长下的光谱特征之间的多尺度关联特征信息,并以此来判断食品是否符合安全标准。这样,能够较好地对食品的安全性进行检测和评估,以保证食品的品质和食用安全。



1. 一种食品安全检测系统,其特征在于,包括:

高光谱数据采集模块,用于获取待检测食品的高光谱立方图,所述高光谱立方图包括多个波长下的光谱图像;

降噪模块,用于将所述高光谱立方图通过基于自动编解码器的图像降噪器以得到降噪高光谱立方图;

深浅特征提取模块,用于将所述降噪高光谱立方图中多个波长下的光谱图像的各个波长下的光谱图像通过包含深浅融合模块的第一卷积神经网络模型以得到多个图像特征矩阵;

三维排列模块,用于将所述多个图像特征矩阵沿着通道维度排列为三维特征张量;

多尺度关联特征提取模块,用于将所述三维特征张量通过包含第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的双流网络模型以得到第一特征图和第二特征图,其中,所述第二卷积神经网络使用具有第一尺度的三维卷积核,所述第三卷积神经网络使用具有第二尺度的三维卷积核;

特征融合模块,用于融合所述第一特征图和所述第二特征图以得到多尺度关联特征图;以及

检测结果生成模块,用于将所述多尺度关联特征图作为分类特征图通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示该食品是否符合安全标准。

2. 根据权利要求1所述的食品安全检测系统,其特征在于,所述降噪模块,包括:

编码单元,用于将所述高光谱立方图输入所述图像降噪器的编码器,其中,所述编码器使用卷积层对所述高光谱立方图进行显式空间编码以得到图像特征;以及

解码单元,用于将所述图像特征输入所述图像降噪器的解码器,其中,所述解码器使用反卷积层对所述图像特征进行反卷积处理以得到所述降噪高光谱立方图。

3. 根据权利要求2所述的食品安全检测系统,其特征在于,所述深浅特征提取模块,包括:

浅层特征提取单元,用于从所述第一卷积神经网络模型的第M层得到浅层特征图,其中,所述M大于等于4且小于等于6;

深层特征提取单元,用于从所述第一卷积神经网络模型的第N层得到深层特征图,其中,N/M大于等于5且小于等于10;

融合单元,用于使用所述第一卷积神经网络模型的深浅融合模块来融合所述浅层特征图和所述深层特征图以得到融合特征图;以及

池化单元,用于将所述融合特征图进行沿通道维度的均值池化处理以得到所述图像特征矩阵。

4. 根据权利要求3所述的食品安全检测系统,其特征在于,所述多尺度关联特征提取模块,包括:

第一尺度特征提取单元,用于使用所述具有第一尺度的三维卷积核的第二卷积神经网络在层的正向传递中对输入数据分别进行:基于所述具有第一尺度的三维卷积核的卷积处理、均值池化处理和非线性激活处理以得到第一特征图;以及

第二尺度特征提取单元,用于使用所述具有第二尺度的三维卷积核的第三卷积神经网络在层的正向传递中对输入数据分别进行:基于所述具有第二尺度的三维卷积核的卷积处

理、均值池化处理和非线性激活处理以得到第二特征图。

5. 根据权利要求4所述的食物安全检测系统,其特征在于,所述特征融合模块,包括:

KL散度计算单元,用于计算所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵与所述第二特征图的沿通道维度的各个特征矩阵之间的KL散度以得到多个KL散度值;

几何相似度计算单元,用于计算所述多个KL散度值的加和值作为所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵相对于所述第二特征矩阵的全局特征分布的几何相似度;

排列单元,用于将所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵相对于所述第二特征矩阵的全局特征分布的几何相似度排列为几何相似度全局输入向量;

激活单元,用于将所述几何相似度全局输入向量输入Softmax函数以得到概率化几何相似度全局特征向量;以及

加权单元,用于以所述概率化几何相似度全局特征向量中各个位置的特征值作为权重值来融合所述第一特征图和所述第二特征图以得到所述多尺度关联特征图。

6. 根据权利要求5所述的食物安全检测系统,其特征在于,所述检测结果生成模块,用于:使用所述分类器以如下分类公式对所述多尺度关联特征图进行处理以生成分类结果,其中,所述分类公式为:

$$\text{softmax}\{(M_c, B_c) | \text{Project}(F)\}$$

其中,Project(F)表示将所述多尺度关联特征图投影为向量, M_c 为全连接层的权重矩阵, B_c 表示全连接层的偏置矩阵,softmax表示归一化指数函数。

7. 一种食物安全检测方法,其特征在于,包括:

获取待检测食物的高光谱立方图,所述高光谱立方图包括多个波长下的光谱图像;

将所述高光谱立方图通过基于自动编解码器的图像降噪器以得到降噪高光谱立方图;

将所述降噪高光谱立方图中多个波长下的光谱图像的各个波长下的光谱图像通过包含深浅融合模块的第一卷积神经网络模型以得到多个图像特征矩阵;

将所述多个图像特征矩阵沿着通道维度排列为三维特征张量;

将所述三维特征张量通过包含第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的双流网络模型以得到第一特征图和第二特征图,其中,所述第二卷积神经网络使用具有第一尺度的三维卷积核,所述第三卷积神经网络使用具有第二尺度的三维卷积核;

融合所述第一特征图和第二特征图以得到多尺度关联特征图;以及

将所述多尺度关联特征图作为分类特征图通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示该食物是否符合安全标准。

8. 根据权利要求7所述的食物安全检测方法,其特征在于,将所述高光谱立方图通过基于自动编解码器的图像降噪器以得到降噪高光谱立方图,包括:

将所述高光谱立方图输入所述图像降噪器的编码器,其中,所述编码器使用卷积层对所述高光谱立方图进行显式空间编码以得到图像特征;以及

将所述图像特征输入所述图像降噪器的解码器,其中,所述解码器使用反卷积层对所述图像特征进行反卷积处理以得到所述降噪高光谱立方图。

9. 根据权利要求8所述的食物安全检测方法,其特征在于,将所述降噪高光谱立方图中多个波长下的光谱图像的各个波长下的光谱图像通过包含深浅融合模块的第一卷积神经网络模型以得到多个图像特征矩阵,包括:

从所述第一卷积神经网络模型的第M层得到浅层特征图,其中,所述M大于等于4且小于等于6;

从所述第一卷积神经网络模型的第N层得到深层特征图,其中, N/M 大于等于5且小于等于10;

使用所述第一卷积神经网络模型的深浅融合模块来融合所述浅层特征图和所述深层特征图以得到融合特征图;以及

将所述融合特征图进行沿通道维度的均值池化处理以得到所述图像特征矩阵。

10. 根据权利要求9所述的食物安全检测方法,其特征在于,将所述三维特征张量通过包含第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的双流网络模型以得到第一特征图和第二特征图,包括:

使用所述具有第一尺度的三维卷积核的第二卷积神经网络在层的正向传递中对输入数据分别进行:基于所述具有第一尺度的三维卷积核的卷积处理、均值池化处理和非线性激活处理以得到第一特征图;以及

使用所述具有第二尺度的三维卷积核的第三卷积神经网络在层的正向传递中对输入数据分别进行:基于所述具有第二尺度的三维卷积核的卷积处理、均值池化处理和非线性激活处理以得到第二特征图。

食品安全检测系统及其方法

技术领域

[0001] 本申请涉及智能检测技术领域,且更为具体地,涉及一种食品安全检测系统及其方法。

背景技术

[0002] 近年来,随着我国食品制造业和食品加工行业的迅速发展,食品安全问题一直是社会关注的焦点,对此,国家和地方层面纷纷出台政策、采取行动以推行食品安全放心工程建设。因此,食品安全检测行业得以稳步发展。

[0004] 因此,期待一种食品安全检测系统及其方法。

发明内容

[0005] 为了解决上述技术问题,提出了本申请。本申请的实施例提供了一种食品安全检测系统及其方法,其采用高光谱成像技术来进行食品安全的检测,首先获取待检测食品的高光谱立方图,对高光谱立方图降噪处理以去除外界因素干扰,并提取出降噪后高光谱立方图中不同波长下的光谱特征之间的多尺度关联特征信息,并以此来判断食品是否符合安全标准。这样,能够较好地对食品的安全性进行检测和评估,以保证食品的品质和食用安全。

[0006] 相应地,根据本申请的一个方面,提供了一种食品安全检测系统,其包括:

[0007] 高光谱数据采集模块,用于获取待检测食品的高光谱立方图,所述高光谱立方图包括多个波长下的光谱图像;

[0008] 降噪模块,用于将所述高光谱立方图通过基于自动编解码器的图像降噪器以得到降噪高光谱立方图;

[0009] 深浅特征提取模块,用于将所述降噪高光谱立方图中多个波长下的光谱图像的各个波长下的光谱图像通过包含深浅融合模块的第一卷积神经网络模型以得到多个图像特征矩阵;

[0010] 三维排列模块,用于将所述多个图像特征矩阵沿着通道维度排列为三维特征张量;

[0011] 多尺度关联特征提取模块,用于将所述三维特征张量通过包含第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的双流网络模型以得到第一特征图和第二特征图,其中,所述第二卷积神经网络使用具有第一尺度的三维卷积核,所述第三卷积神经网络使用具有第二尺度的三维卷积核;

[0012] 特征融合模块,用于融合所述第一特征图和所述第二特征图以得到多尺度关联特征图;以及

[0013] 检测结果生成模块,用于将所述多尺度关联特征图作为分类特征图通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示该食品是否符合安全标准。

[0014] 在上述食品安全检测系统中,所述降噪模块,包括:编码单元,用于将所述高光谱

立方图输入所述图像降噪器的编码器,其中,所述编码器使用卷积层对所述高光谱立方图进行显式空间编码以得到图像特征;以及,解码单元,用于将所述图像特征输入所述图像降噪器的解码器,其中,所述解码器使用反卷积层对所述图像特征进行反卷积处理以得到所述降噪高光谱立方图。

[0015] 在上述食品安全检测系统中,所述深浅特征提取模块,包括:浅层特征提取单元,用于从所述第一卷积神经网络模型的第M层得到浅层特征图,其中,所述M大于等于4且小于等于6;深层特征提取单元,用于从所述第一卷积神经网络模型的第N层得到深层特征图,其中,N/M大于等于5且小于等于10;融合单元,用于使用所述第一卷积神经网络模型的深浅融合模块来融合所述浅层特征图和所述深层特征图以得到融合特征图;以及,池化单元,用于将所述融合特征图进行沿通道维度的均值池化处理以得到所述图像特征矩阵。

[0016] 在上述食品安全检测系统中,所述多尺度关联特征提取模块,包括:第一尺度特征提取单元,用于使用所述具有第一尺度的三维卷积核的第二卷积神经网络在层的正向传递中对输入数据分别进行:基于所述具有第一尺度的三维卷积核的卷积处理、均值池化处理和非线性激活处理以得到第一特征图;以及,第二尺度特征提取单元,用于使用所述具有第二尺度的三维卷积核的第三卷积神经网络在层的正向传递中对输入数据分别进行:基于所述具有第二尺度的三维卷积核的卷积处理、均值池化处理和非线性激活处理以得到第二特征图。

[0017] 在上述食品安全检测系统中,所述特征融合模块,包括:KL散度计算单元,用于计算所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵与所述第二特征图的沿通道维度的各个特征矩阵之间的KL散度以得到多个KL散度值;几何相似度计算单元,用于计算所述多个KL散度值的加和值作为所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵相对于所述第二特征矩阵的全局特征分布的几何相似度;排列单元,用于将所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵相对于所述第二特征矩阵的全局特征分布的几何相似度排列为几何相似度全局输入向量;激活单元,用于将所述几何相似度全局输入向量输入Softmax函数以得到概率化几何相似度全局特征向量;以及,加权单元,用于以所述概率化几何相似度全局特征向量中各个位置的特征值作为权重值来融合所述第一特征图和所述第二特征图以得到所述多尺度关联特征图。

[0018] 在上述食品安全检测系统中,所述检测结果生成模块,用于:使用所述分类器以如下分类公式对所述多尺度关联特征图进行处理以生成分类结果,其中,所述分类公式为:

[0019] $\text{softmax}\{(M_c, B_c) | \text{Project}(F)\}$

[0020] 其中,Project(F)表示将所述多尺度关联特征图投影为向量, M_c 为全连接层的权重矩阵, B_c 表示全连接层的偏置矩阵,softmax表示归一化指数函数。

[0021] 根据本申请的另一个方面,提供了一种食品安全检测方法,其包括:

[0022] 获取待检测食品的高光谱立方图,所述高光谱立方图包括多个波长下的光谱图像;

[0023] 将所述高光谱立方图通过基于自动编解码器的图像降噪器以得到降噪高光谱立方图;

[0024] 将所述降噪高光谱立方图中多个波长下的光谱图像的各个波长下的光谱图像通过包含深浅融合模块的第一卷积神经网络模型以得到多个图像特征矩阵;

[0025] 将所述多个图像特征矩阵沿着通道维度排列为三维特征张量；

[0026] 将所述三维特征张量通过包含第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的双流网络模型以得到第一特征图和第二特征图，其中，所述第二卷积神经网络使用具有第一尺度的三维卷积核，所述第三卷积神经网络使用具有第二尺度的三维卷积核；

[0027] 融合所述第一特征图和所述第二特征图以得到多尺度关联特征图；以及

[0028] 将所述多尺度关联特征图作为分类特征图通过分类器以得到分类结果，所述分类结果用于表示该食品是否符合安全标准。

[0029] 在上述食品安全检测方法中，将所述高光谱立方图通过基于自动编解码器的图像降噪器以得到降噪高光谱立方图，包括：将所述高光谱立方图输入所述图像降噪器的编码器，其中，所述编码器使用卷积层对所述高光谱立方图进行显式空间编码以得到图像特征；以及，将所述图像特征输入所述图像降噪器的解码器，其中，所述解码器使用反卷积层对所述图像特征进行反卷积处理以得到所述降噪高光谱立方图。

[0030] 在上述食品安全检测方法中，将所述降噪高光谱立方图中多个波长下的光谱图像的各个波长下的光谱图像通过包含深浅融合模块的第一卷积神经网络模型以得到多个图像特征矩阵，包括：从所述第一卷积神经网络模型的第M层得到浅层特征图，其中，所述M大于等于4且小于等于6；从所述第一卷积神经网络模型的第N层得到深层特征图，其中，N/M大于等于5且小于等于10；使用所述第一卷积神经网络模型的深浅融合模块来融合所述浅层特征图和所述深层特征图以得到融合特征图；以及，将所述融合特征图进行沿通道维度的均值池化处理以得到所述图像特征矩阵。

[0031] 在上述食品安全检测方法中，将所述三维特征张量通过包含第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的双流网络模型以得到第一特征图和第二特征图，包括：使用所述具有第一尺度的三维卷积核的第二卷积神经网络在层的正向传递中对输入数据分别进行：基于所述具有第一尺度的三维卷积核的卷积处理、均值池化处理和非线性激活处理以得到第一特征图；以及，使用所述具有第二尺度的三维卷积核的第三卷积神经网络在层的正向传递中对输入数据分别进行：基于所述具有第二尺度的三维卷积核的卷积处理、均值池化处理和非线性激活处理以得到第二特征图。

[0032] 与现有技术相比，本申请提供的食品安全检测系统及其方法，其采用高光谱成像技术来进行食品安全的检测，首先获取待检测食品的高光谱立方图，对高光谱立方图降噪处理以去除外界因素干扰，并提取出降噪后高光谱立方图中不同波长下的光谱特征之间的多尺度关联特征信息，并以此来判断食品是否符合安全标准。这样，能够较好地对食品的安全性进行检测和评估，以保证食品的品质和食用安全。

附图说明

[0033] 通过结合附图对本申请实施例进行更详细的描述，本申请的上述以及其他目的、特征和优势将变得更加明显。附图用来提供对本申请实施例的进一步理解，并且构成说明书的一部分，与本申请实施例一起用于解释本申请，并不构成对本申请的限制。在附图中，相同的参考标号通常代表相同部件或步骤。

[0034] 图1为根据本申请实施例的食品安全检测系统的框图。

[0035] 图2为根据本申请实施例的食品安全检测系统的架构示意图。

- [0036] 图3为根据本申请实施例的食品安全检测系统中降噪模块的框图。
- [0037] 图4为根据本申请实施例的食品安全检测系统中深浅特征提取模块的框图。
- [0038] 图5为根据本申请实施例的食品安全检测方法的流程图。
- [0039] 图6为根据本申请实施例的电子设备的框图。

具体实施方式

[0040] 下面,将参考附图详细地描述根据本申请的示例实施例。显然,所描述的实施例仅仅是本申请的一部分实施例,而不是本申请的全部实施例,应理解,本申请不受这里描述的示例实施例的限制。

[0042] 如上述背景技术所言,食品安全问题一直是社会关注的焦点。因此,期待一种食品安全检测系统及其方法,其能够对于食品是否符合安全标准进行准确地检测,以保证食品的品质和食用安全。

[0043] 目前,深度学习以及神经网络已经广泛应用于计算机视觉、自然语言处理、语音信号处理等领域。此外,深度学习以及神经网络在图像分类、物体检测、语义分割、文本翻译等领域,也展现出了接近甚至超越人类的水平。

[0044] 近年来,深度学习以及神经网络的发展为食品的安全检测提供了新的解决思路和方案。

[0045] 相应地,高光谱成像技术是一种用于获取物体表面的光谱信息的技术。它通过采集多个窄波段的光谱数据,可以在可见光谱和近红外光谱范围内进行高分辨率的光谱测量。与传统成像技术相比,高光谱成像技术可以提供更多的光谱信息,能够更好地分析和识别物体的组成成分和特征。高光谱成像技术的原理是基于物体表面反射、吸收和发射不同波长光的特性。通过使用高光谱相机或光谱仪,可以获取物体在不同波长上的光谱图像。然后,利用数据处理和分析技术,可以提取出每个像素点的光谱特征,并根据这些特征进行分类、识别或定量分析。该技术既可以像传统的成像技术检测物体的外部品质,又可以像光谱技术一样检测物体的内部品质和品质安全,因此,其在食品安全等领域得到广泛应用。

[0046] 基于此,在本申请的技术方案中,可以采用高光谱成像技术来进行食品安全的检测,首先获取待检测食品的高光谱立方图,对高光谱立方图降噪处理以去除外界因素干扰,并提取出降噪后高光谱立方图中不同波长下的光谱特征之间的多尺度关联特征信息,并以此来判断食品是否符合安全标准。这样,能够较好地对食品的安全性进行检测和评估,以保证食品的品质和食用安全。

[0047] 具体地,在本申请的技术方案中,首先,通过高光谱分析仪采集待检测食品的高光谱立方图。接着,考虑到高光谱成像技术往往会受到一些噪声的影响,例如传感器噪声、光照变化等。这些噪声会对高光谱立方图的质量产生影响,使得数据中存在误差或无用信息,给后续的处理和分析带来困难。因此,使用基于自动编解码器的图像降噪器对图像进行降噪处理,以去除高光谱立方图中的噪声,提高图像的清晰度和准确性。特别地,这里,所述基于自动编解码器的图像降噪器包括有编码器和解码器,所述编码器使用卷积层对所述高光谱立方图进行显式空间编码以得到图像特征,所述解码器使用反卷积层对所述图像特征进行反卷积处理以得到所述降噪高光谱立方图。

[0048] 然后,考虑到所述高光谱立方图具有三维数据结构,在高光谱成像中,每个波长下

的光谱图像包含了与物体组成密切相关的信息。也就是,所述高光谱立方图在数据结构上具有波长层级结构。应可以理解,由于所述高光谱立方图包括多个波长下的光谱图像,所述不同波长下的光谱图像信息所蕴含的信息量都有所不同,而深浅融合模块可以将低层次和高层次的特征进行融合,使得提取的特征更全面和准确。因此,在本申请的技术方案中,将所述光谱图像作为图像数据,并使用包含深浅融合模块的第一卷积神经网络模型作为特征提取器来提取所述降噪高光谱立方图中各个波长下的图像数据的不同层次的高维局部隐含特征分布信息,从而得到多个图像特征矩阵。

[0049] 进一步地,为了捕捉不同波长下光谱特征之间的关联,进一步将所述多个图像特征矩阵按通道维度进行排列为三维特征张量后通过卷积神经网络处理。特别地,考虑到所述不同波长下的光谱特征之间具有着不同程度的关联性特征信息,因此,为了能够充分地提取出不同波长下光谱特征的关联以更为精准地提取出所述待检测食品的特征信息来进行食品安全的检测,进一步使用包含第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的双流网络模型来进行所述三维特征张量的特征挖掘,以得到第一特征图和第二特征图。特别地,这里,所述第二卷积神经网络使用具有第一尺度的三维卷积核,所述第三卷积神经网络使用具有第二尺度的三维卷积核,所述第一尺度不同于所述第二尺度。应可以理解,通过采用不同尺度的三维卷积核的卷积神经网络来进行所述三维特征张量的特征提取,能够提取出所述三维特征张量中关于所述不同波长下光谱特征间的不同尺度的关联性特征分布信息。

[0050] 接着,为了将所述不同波长下光谱特征间的不同尺度的关联性特征分布信息进行综合表示,以便于后续的分类处理,进一步将所述第一特征图和所述第二特征图进行特征融合以得到多尺度关联特征图。

[0051] 特别地,在本申请技术方案中,考虑到所述第一特征图和所述第二特征图是对同一个所述三维特征张量进行进行不同尺度的编码以得到,两者具有具有不同的维度,直接融合可能会导致维度不匹配,进而丢失部分信息。同时,所述第一特征图和所述第二特征图具有不同的分布特征,直接融合可能会导致特征分布的扭曲,使得融合后的特征图失去原有的特征表达能力。所述第一特征图和所述第二特征图可能对于特征的重要性有不同的权重分配,直接融合可能无法合理地融合两者的权重,导致信息的失衡。

[0052] 因此,在本申请技术方案中,融合所述第一特征图和所述第二特征图以得到多尺度关联特征图,包括:计算所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵与所述第二特征图的沿通道维度的各个特征矩阵之间的KL散度以得到多个KL散度值,并计算所述多个KL散度值的加和值作为所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵相对于所述第二特征矩阵的全局特征分布的几何相似度;将所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵相对于所述第二特征矩阵的全局特征分布的几何相似度排列为几何相似度全局输入向量;将所述几何相似度全局输入向量输入Softmax函数以得到概率化几何相似度全局特征向量;以所述概率化几何相似度全局特征向量中各个位置的特征值作为权重值来融合所述第一特征图和所述第二特征图以得到所述多尺度关联特征图。

[0053] 在本申请的技术方案中,以KL散度来度量所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵的特征流形相对于所述第二特征图的全局特征流形之间的几何相似度,并利用Softmax函数来实现几何相似度度量的概率化,进而以所述概率化几何相似度全局特征向量作为权重向量来对所述第一特征图进行特征流形调制,并将调制后的第一特征图与所述

第二特征图进行特征流行整合以得到所述多尺度关联特征图。这样,基于所述第一特征图相对于所述第二特征图的高维特征分布的几何相似度约束可以保证多尺度关联特征图在高维空间中的分布与原始特征图的分布相近,从而避免了信息的丢失或扭曲。并且,也可以增强多尺度关联特征图的表达能力,因为它可以利用原始特征图之间的相关性和互补性,从而提取出更多的有效信息。

[0054] 然后,再进一步将所述多尺度关联特征图作为分类特征图来通过分类器中进行分类处理,以得到用于表示该食品是否符合安全标准的分类结果。这样,能够较好地对食品的安全性进行检测和评估,以保证食品的品质和食用安全。

[0055] 在介绍了本申请的基本原理之后,下面将参考附图来具体介绍本申请的各种非限制性实施例。

[0056] 示例性系统

[0057] 图1为根据本申请实施例的食品安全检测系统的框图。如图1所示,根据本申请实施例的食品安全检测系统100,包括:高光谱数据采集模块110,用于获取待检测食品的高光谱立方图,所述高光谱立方图包括多个波长下的光谱图像;降噪模块120,用于将所述高光谱立方图通过基于自动编解码器的图像降噪器以得到降噪高光谱立方图;深浅特征提取模块130,用于将所述降噪高光谱立方图中多个波长下的光谱图像的各个波长下的光谱图像通过包含深浅融合模块的第一卷积神经网络模型以得到多个图像特征矩阵;三维排列模块140,用于将所述多个图像特征矩阵沿着通道维度排列为三维特征张量;多尺度关联特征提取模块150,用于将所述三维特征张量通过包含第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的双流网络模型以得到第一特征图和第二特征图,其中,所述第二卷积神经网络使用具有第一尺度的三维卷积核,所述第三卷积神经网络使用具有第二尺度的三维卷积核;特征融合模块160,用于融合所述第一特征图和所述第二特征图以得到多尺度关联特征图;以及,检测结果生成模块170,用于将所述多尺度关联特征图作为分类特征图通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示该食品是否符合安全标准。

[0058] 图2为根据本申请实施例的食品安全检测系统的架构示意图。如图2所示,首先,获取待检测食品的高光谱立方图,所述高光谱立方图包括多个波长下的光谱图像。接着,将所述高光谱立方图通过基于自动编解码器的图像降噪器以得到降噪高光谱立方图。然后,将所述降噪高光谱立方图中多个波长下的光谱图像的各个波长下的光谱图像通过包含深浅融合模块的第一卷积神经网络模型以得到多个图像特征矩阵。继而,将所述多个图像特征矩阵沿着通道维度排列为三维特征张量。其次,将所述三维特征张量通过包含第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的双流网络模型以得到第一特征图和第二特征图,其中,所述第二卷积神经网络使用具有第一尺度的三维卷积核,所述第三卷积神经网络使用具有第二尺度的三维卷积核。接着,融合所述第一特征图和所述第二特征图以得到多尺度关联特征图。最后,将所述多尺度关联特征图作为分类特征图通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示该食品是否符合安全标准。

[0059] 在上述食品安全检测系统100中,所述高光谱数据采集模块110,用于获取待检测食品的高光谱立方图,所述高光谱立方图包括多个波长下的光谱图像。

[0060] 相应地,高光谱成像技术是一种用于获取物体表面的光谱信息的技术。它通过采集多个窄波段的光谱数据,可以在可见光谱和近红外光谱范围内进行高分辨率的光谱测

量。高光谱成像技术的原理是基于物体表面反射、吸收和发射不同波长光的特性。通过使用高光谱相机或光谱仪,可以获取物体在不同波长上的光谱图像,然后,利用数据处理和分析技术,可以提取出每个像素点的光谱特征,并根据这些特征进行分类、识别或定量分析。与传统成像技术相比,高光谱成像技术可以提供更多的光谱信息,能够更好地分析和识别物体的组成成分和特征。因此,其在食品安全等领域得到广泛应用。

[0061] 基于此,在本申请的技术方案中,可以采用高光谱成像技术来进行食品安全的检测,首先获取待检测食品的高光谱立方图,对高光谱立方图降噪处理以去除外界因素干扰,并提取出降噪后高光谱立方图中不同波长下的光谱特征之间的多尺度关联特征信息,并以此来判断食品是否符合安全标准。这样,能够较好地对食品的安全性进行检测和评估,以保证食品的品质和食用安全。具体地,在本申请的技术方案中,首先,通过高光谱分析仪采集待检测食品的高光谱立方图。

[0062] 在上述食品安全检测系统100中,所述降噪模块120,用于将所述高光谱立方图通过基于自动编解码器的图像降噪器以得到降噪高光谱立方图。考虑到高光谱成像技术往往会受到一些噪声的影响,例如传感器噪声、光照变化等。这些噪声会对高光谱立方图的质量产生影响,使得数据中存在误差或无用信息,给后续的处理和分析带来困难。因此,使用基于自动编解码器的图像降噪器对图像进行降噪处理,以去除高光谱立方图中的噪声,提高图像的清晰度和准确性。

[0063] 图3为根据本申请实施例的食品安全检测系统中降噪模块的框图。如图3所示,所述降噪模块120,包括:编码单元121,用于将所述高光谱立方图输入所述图像降噪器的编码器,其中,所述编码器使用卷积层对所述高光谱立方图进行显式空间编码以得到图像特征;以及,解码单元122,用于将所述图像特征输入所述图像降噪器的解码器,其中,所述解码器使用反卷积层对所述图像特征进行反卷积处理以得到所述降噪高光谱立方图。

[0064] 在上述食品安全检测系统100中,所述深浅特征提取模块130,用于将所述降噪高光谱立方图中多个波长下的光谱图像的各个波长下的光谱图像通过包含深浅融合模块的第一卷积神经网络模型以得到多个图像特征矩阵。考虑到所述高光谱立方图具有三维数据结构,在高光谱成像中,每个波长下的光谱图像包含了与物体组成密切相关的信息。也就是,所述高光谱立方图在数据结构上具有波长层级结构。应可以理解,由于所述高光谱立方图包括多个波长下的光谱图像,所述不同波长下的光谱图像信息所蕴含的信息量都有所不同,而深浅融合模块可以将低层次和高层次的特征进行融合,使得提取的特征更全面和准确。因此,在本申请的技术方案中,将所述光谱图像作为图像数据,并使用包含深浅融合模块的第一卷积神经网络模型作为特征提取器来提取所述降噪高光谱立方图中各个波长下的图像数据的不同层次的高维局部隐含特征分布信息,从而得到多个图像特征矩阵。

[0065] 图4为根据本申请实施例的食品安全检测系统中深浅特征提取模块的框图。如图4所示,所述深浅特征提取模块130,包括:浅层特征提取单元131,用于从所述第一卷积神经网络模型的第M层得到浅层特征图,其中,所述M大于等于4且小于等于6;深层特征提取单元132,用于从所述第一卷积神经网络模型的第N层得到深层特征图,其中,N/M大于等于5且小于等于10;融合单元133,用于使用所述第一卷积神经网络模型的深浅融合模块来融合所述浅层特征图和所述深层特征图以得到融合特征图;以及,池化单元134,用于将所述融合特征图进行沿通道维度的均值池化处理以得到所述图像特征矩阵。

[0066] 在上述食品安全检测系统100中,所述三维排列模块140,用于将所述多个图像特征矩阵沿着通道维度排列为三维特征张量。进一步地,为了捕捉不同波长下光谱特征之间的关联,进一步将所述多个图像特征矩阵按通道维度进行排列为三维特征张量后通过卷积神经网络处理。

[0067] 在上述食品安全检测系统100中,所述多尺度关联特征提取模块150,用于将所述三维特征张量通过包含第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的双流网络模型以得到第一特征图和第二特征图,其中,所述第二卷积神经网络使用具有第一尺度的三维卷积核,所述第三卷积神经网络使用具有第二尺度的三维卷积核。考虑到所述不同波长下的光谱特征之间具有着不同程度的关联性特征信息,因此,为了能够充分地提取出不同波长下光谱特征的关联以更为精准地提取出所述待检测食品的特征信息来进行食品安全的检测,进一步使用包含第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的双流网络模型来进行所述三维特征张量的特征挖掘,以得到第一特征图和第二特征图。应可以理解,通过采用不同尺度的三维卷积核的卷积神经网络来进行所述三维特征张量的特征提取,能够提取出所述三维特征张量中关于所述不同波长下光谱特征间的不同尺度的关联性特征分布信息。

[0068] 相应地,在一个具体示例中,所述多尺度关联特征提取模块150,包括:第一尺度特征提取单元,用于使用所述具有第一尺度的三维卷积核的第二卷积神经网络在层的正向传递中对输入数据分别进行:基于所述具有第一尺度的三维卷积核的卷积处理、均值池化处理和非线性激活处理以得到第一特征图;以及,第二尺度特征提取单元,用于使用所述具有第二尺度的三维卷积核的第三卷积神经网络在层的正向传递中对输入数据分别进行:基于所述具有第二尺度的三维卷积核的卷积处理、均值池化处理和非线性激活处理以得到第二特征图。

[0069] 在上述食品安全检测系统100中,所述特征融合模块160,用于融合所述第一特征图和所述第二特征图以得到多尺度关联特征图。为了将所述不同波长下光谱特征间的不同尺度的关联性特征分布信息进行综合表示,以便于后续的分类处理,进一步将所述第一特征图和所述第二特征图进行特征融合以得到多尺度关联特征图。特别地,在本申请技术方案中,考虑到所述第一特征图和所述第二特征图是通过同一个所述三维特征张量进行进行不同尺度的编码以得到,两者具有具有不同的维度,直接融合可能会导致维度不匹配,进而丢失部分信息。同时,所述第一特征图和所述第二特征图具有不同的分布特征,直接融合可能会导致特征分布的扭曲,使得融合后的特征图失去原有的特征表达能力。所述第一特征图和所述第二特征图可能对于特征的重要性有不同的权重分配,直接融合可能无法合理地融合两者的权重,导致信息的失衡。

[0070] 因此,在本申请技术方案中,所述特征融合模块160,包括:KL散度计算单元,用于计算所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵与所述第二特征图的沿通道维度的各个特征矩阵之间的KL散度以得到多个KL散度值;几何相似度计算单元,用于计算所述多个KL散度值的加和值作为所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵相对于所述第二特征矩阵的全局特征分布的几何相似度;排列单元,用于将所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵相对于所述第二特征矩阵的全局特征分布的几何相似度排列为几何相似度全局输入向量;激活单元,用于将所述几何相似度全局输入向量输入Softmax函数以得到概率化几何相似度全局特征向量;以及,加权单元,用于以所述概率化几何相似度全局特征向

量中各个位置的特征值作为权重值来融合所述第一特征图和所述第二特征图以得到所述多尺度关联特征图。

[0071] 在本申请的技术方案中,以KL散度来度量所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵的特征流形相对于所述第二特征图的全局特征流形之间的几何相似度,并利用Softmax函数来实现几何相似度度量的概率化,进而以所述概率化几何相似度全局特征向量作为权重向量来对所述第一特征图进行特征流形调制,并将调制后的第一特征图与所述第二特征图进行特征流行整合以得到所述多尺度关联特征图。这样,基于所述第一特征图相对于所述第二特征图的高维特征分布的几何相似度约束可以保证多尺度关联特征图在高维空间中的分布与原始特征图的分布相近,从而避免了信息的丢失或扭曲。并且,也可以增强多尺度关联特征图的表达能力,因为它可以利用原始特征图之间的相关性和互补性,从而提取出更多的有效信息。

[0072] 在上述食品安全检测系统100中,所述检测结果生成模块170,用于将所述多尺度关联特征图作为分类特征图通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示该食品是否符合安全标准。进一步将所述多尺度关联特征图作为分类特征图来通过分类器中进行分类处理,以得到用于表示该食品是否符合安全标准的分类结果。这样,能够较好地对食品的安全性进行检测和评估,以保证食品的品质和食用安全。

[0073] 相应地,在一个具体示例中,所述检测结果生成模块170,用于:使用所述分类器以如下分类公式对所述多尺度关联特征图进行处理以生成分类结果,其中,所述分类公式为:

[0074] $\text{softmax}\{(M_c, B_c) | \text{Project}(F)\}$

[0075] 其中,Project(F)表示将所述多尺度关联特征图投影为向量, M_c 为全连接层的权重矩阵, B_c 表示全连接层的偏置矩阵,softmax表示归一化指数函数。

[0076] 综上,根据本申请实施例的食品安全检测系统被阐明,其采用高光谱成像技术来进行食品安全的检测,首先获取待检测食品的高光谱立方图,对高光谱立方图降噪处理以去除外界因素干扰,并提取出降噪后高光谱立方图中不同波长下的光谱特征之间的多尺度关联特征信息,并以此来判断食品是否符合安全标准。这样,能够较好地对食品的安全性进行检测和评估,以保证食品的品质和食用安全。

[0077] 示例性方法

[0078] 图5为根据本申请实施例的食品安全检测方法的流程图。如图5所示,根据本申请实施例的食品安全检测方法,包括步骤:S110,获取待检测食品的高光谱立方图,所述高光谱立方图包括多个波长下的光谱图像;S120,将所述高光谱立方图通过基于自动编解码器的图像降噪器以得到降噪高光谱立方图;S130,将所述降噪高光谱立方图中多个波长下的光谱图像的各个波长下的光谱图像通过包含深浅融合模块的第一卷积神经网络模型以得到多个图像特征矩阵;S140,将所述多个图像特征矩阵沿着通道维度排列为三维特征张量;S150,将所述三维特征张量通过包含第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的双流网络模型以得到第一特征图和第二特征图,其中,所述第二卷积神经网络使用具有第一尺度的三维卷积核,所述第三卷积神经网络使用具有第二尺度的三维卷积核;S160,融合所述第一特征图和第二特征图以得到多尺度关联特征图;以及,S170,将所述多尺度关联特征图作为分类特征图通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示该食品是否符合安全标准。

[0079] 在一个具体示例中,在上述食品安全检测方法中,所述步骤S120,将所述高光谱立方图通过基于自动编解码器的图像降噪器以得到降噪高光谱立方图,包括:将所述高光谱立方图输入所述图像降噪器的编码器,其中,所述编码器使用卷积层对所述高光谱立方图进行显式空间编码以得到图像特征;以及,将所述图像特征输入所述图像降噪器的解码器,其中,所述解码器使用反卷积层对所述图像特征进行反卷积处理以得到所述降噪高光谱立方图。

[0080] 在一个具体示例中,在上述食品安全检测方法中,所述步骤S130,将所述降噪高光谱立方图中多个波长下的光谱图像的各个波长下的光谱图像通过包含深浅融合模块的第一卷积神经网络模型以得到多个图像特征矩阵,包括:从所述第一卷积神经网络模型的第M层得到浅层特征图,其中,所述M大于等于4且小于等于6;从所述第一卷积神经网络模型的第N层得到深层特征图,其中,N/M大于等于5且小于等于10;使用所述第一卷积神经网络模型的深浅融合模块来融合所述浅层特征图和所述深层特征图以得到融合特征图;以及,将所述融合特征图进行沿通道维度的均值池化处理以得到所述图像特征矩阵。

[0081] 在一个具体示例中,在上述食品安全检测方法中,所述步骤S150,将所述三维特征张量通过包含第二卷积神经网络和第三卷积神经网络的双流网络模型以得到第一特征图和第二特征图,包括:使用所述具有第一尺度的三维卷积核的第二卷积神经网络在层的正向传递中对输入数据分别进行:基于所述具有第一尺度的三维卷积核的卷积处理、均值池化处理和非线性激活处理以得到第一特征图;以及,使用所述具有第二尺度的三维卷积核的第三卷积神经网络在层的正向传递中对输入数据分别进行:基于所述具有第二尺度的三维卷积核的卷积处理、均值池化处理和非线性激活处理以得到第二特征图。

[0082] 在一个具体示例中,在上述食品安全检测方法中,所述步骤S160,融合所述第一特征图和所述第二特征图以得到多尺度关联特征图,包括:计算所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵与所述第二特征图的沿通道维度的各个特征矩阵之间的KL散度以得到多个KL散度值,并计算所述多个KL散度值的加和值作为所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵相对于所述第二特征矩阵的全局特征分布的几何相似度;将所述第一特征图的沿通道维度的各个特征矩阵相对于所述第二特征矩阵的全局特征分布的几何相似度排列为几何相似度全局输入向量;将所述几何相似度全局输入向量输入Softmax函数以得到概率化几何相似度全局特征向量;以所述概率化几何相似度全局特征向量中各个位置的特征值作为权重值来融合所述第一特征图和所述第二特征图以得到所述多尺度关联特征图。

[0083] 在一个具体示例中,在上述食品安全检测方法中,所述步骤S170,将所述多尺度关联特征图作为分类特征图通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示该食品是否符合安全标准,包括:使用所述分类器以如下分类公式对所述多尺度关联特征图进行处理以生成分类结果,其中,所述分类公式为:

[0084] $\text{softmax}\{(M_c, B_c) | \text{Project}(F)\}$

[0085] 其中,Project(F)表示将所述多尺度关联特征图投影为向量, M_c 为全连接层的权重矩阵, B_c 表示全连接层的偏置矩阵,softmax表示归一化指数函数。

[0086] 这里,本领域技术人员可以理解,上述食品安全检测方法中的各个步骤的具体操作已经在上面参考图1到图4的食品安全检测系统的描述中得到了详细介绍,并因此,将省略其重复描述。

[0087] 示例性电子设备

[0088] 下面,参考图6来描述根据本申请实施例的电子设备。图6为根据本申请实施例的电子设备的框图。

[0089] 如图6所示,电子设备10包括一个或多个处理器11和存储器12。

[0090] 处理器11可以是中央处理单元(CPU)或者具有数据处理能力和/或指令执行能力的其他形式的处理单元,并且可以控制电子设备10中的其他组件以执行期望的功能。

[0091] 存储器12可以包括一个或多个计算机程序产品,所述计算机程序产品可以包括各种形式的计算机可读存储介质,例如易失性存储器和/或非易失性存储器。所述易失性存储器例如可以包括随机存取存储器(RAM)和/或高速缓冲存储器(cache)等。所述非易失性存储器例如可以包括只读存储器(ROM)、硬盘、闪存等。在所述计算机可读存储介质上可以存储一个或多个计算机程序指令,处理器11可以运行所述程序指令,以实现上文所述的本申请的各个实施例的食品安全检测系统以及/或者其他期望的功能。在所述计算机可读存储介质中还可以存储诸如待检测食品的高光谱立方图等各种内容。

[0092] 在一个示例中,电子设备10还可以包括:输入装置13和输出装置14,这些组件通过总线系统和/或其他形式的连接机构(未示出)互连。

[0093] 该输入装置13可以包括例如键盘、鼠标等等。

[0094] 该输出装置14可以向外部输出各种信息,包括分类结果等。该输出装置14可以包括例如显示器、扬声器、打印机、以及通信网络及其所连接的远程输出设备等等。

[0095] 当然,为了简化,图6中仅示出了该电子设备10中与本申请有关的组件中的一些,省略了诸如总线、输入/输出接口等等的组件。除此之外,根据具体应用情况,电子设备10还可以包括任何其他适当的组件。

[0096] 示例性计算机程序产品和计算机可读存储介质

[0097] 除了上述方法和设备以外,本申请的实施例还可以是计算机程序产品,其包括计算机程序指令,所述计算机程序指令在被处理器运行时使得所述处理器执行本说明书上述“示例性方法”部分中描述的根据本申请各种实施例的食品安全检测方法中的步骤。

[0098] 所述计算机程序产品可以以一种或多种程序设计语言的任意组合来编写用于执行本申请实施例操作的程序代码,所述程序设计语言包括面向对象的程序设计语言,诸如Java、C++等,还包括常规的过程式程序设计语言,诸如“C”语言或类似的设计语言。程序代码可以完全地在用户计算设备上执行、部分地在用户设备上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算设备上部分在远程计算设备上执行、或者完全在远程计算设备或服务器上执行。

[0099] 此外,本申请的实施例还可以是计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序指令,所述计算机程序指令在被处理器运行时使得所述处理器执行本说明书上述“示例性方法”部分中描述的根据本申请各种实施例的食品安全检测方法中的步骤。

[0100] 所述计算机可读存储介质可以采用一个或多个可读介质的任意组合。可读介质可以是可读信号介质或者可读存储介质。可读存储介质例如可以包括但不限于电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件,或者任意以上的组合。可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括:具有一个或多个导线的电连接、便携式盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑盘

只读存储器(CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。

[0101] 以上结合具体实施例描述了本申请的基本原理,但是,需要指出的是,在本申请中提及的优点、优势、效果等仅是示例而非限制,不能认为这些优点、优势、效果等是本申请的各个实施例必须具备的。另外,上述公开的具体细节仅是为了示例的作用和便于理解的作用,而非限制,上述细节并不限制本申请为必须采用上述具体的细节来实现。

[0102] 本申请中涉及的器件、装置、设备、系统的方框图仅作为例示性的例子并且不意图要求或暗示必须按照方框图示出的方式进行连接、布置、配置。如本领域技术人员将认识到的,可以按任意方式连接、布置、配置这些器件、装置、设备、系统。诸如“包括”、“包含”、“具有”等等的词语是开放性词汇,指“包括但不限于”,且可与其互换使用。这里所使用的词汇“或”和“和”指词汇“和/或”,且可与其互换使用,除非上下文明确指示不是如此。这里所使用的词汇“诸如”指词组“诸如但不限于”,且可与其互换使用。

[0103] 还需要指出的是,在本申请的装置、设备和方法中,各部件或各步骤是可以分解和/或重新组合的。这些分解和/或重新组合应视为本申请的等效方案。

[0104] 提供所公开的方面的以上描述以使本领域的任何技术人员能够做出或者使用本申请。对这些方面的各种修改对于本领域技术人员而言是非常显而易见的,并且在此定义的一般原理可以应用于其他方面而不脱离本申请的范围。因此,本申请不意图被限制到在此示出的方面,而是按照与在此公开的原理和新颖的特征一致的最宽范围。

[0105] 为了例示和描述的目的已经给出了以上描述。此外,此描述不意图将本申请的实施例限制到在此公开的形式。尽管以上已经讨论了多个示例方面和实施例,但是本领域技术人员将认识到其某些变型、修改、改变、添加和子组合。

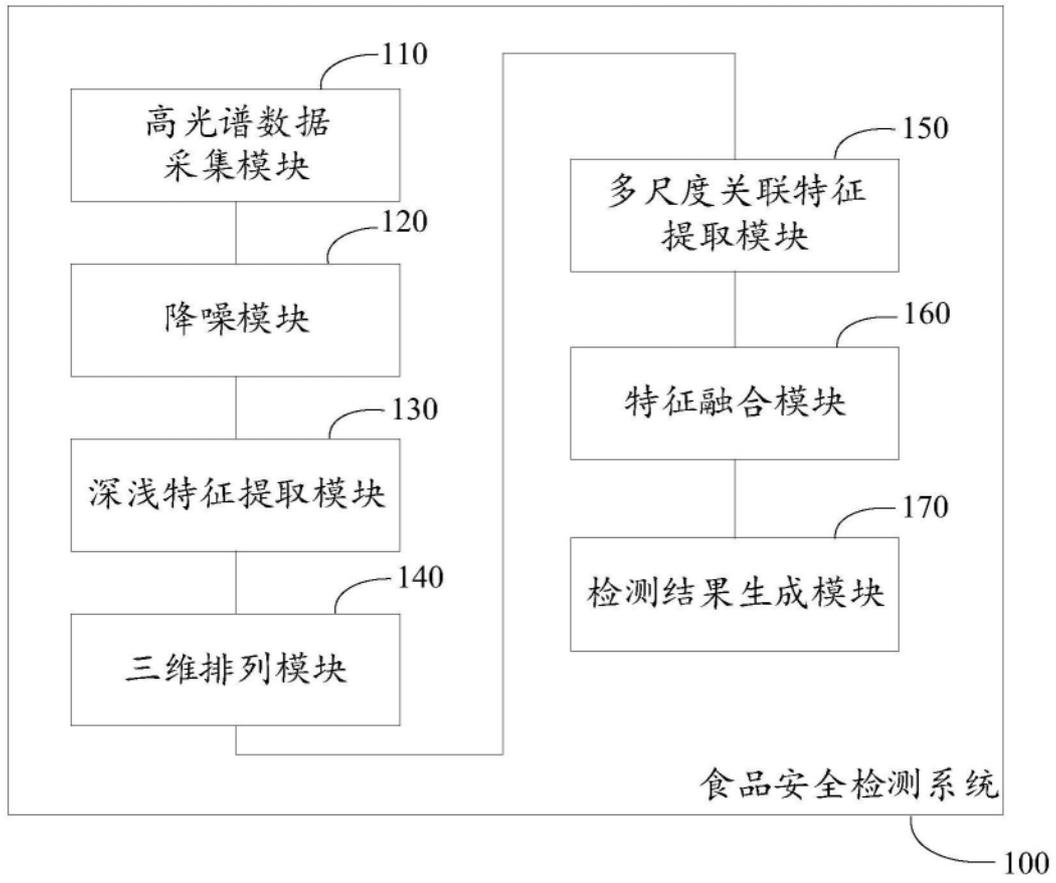


图1

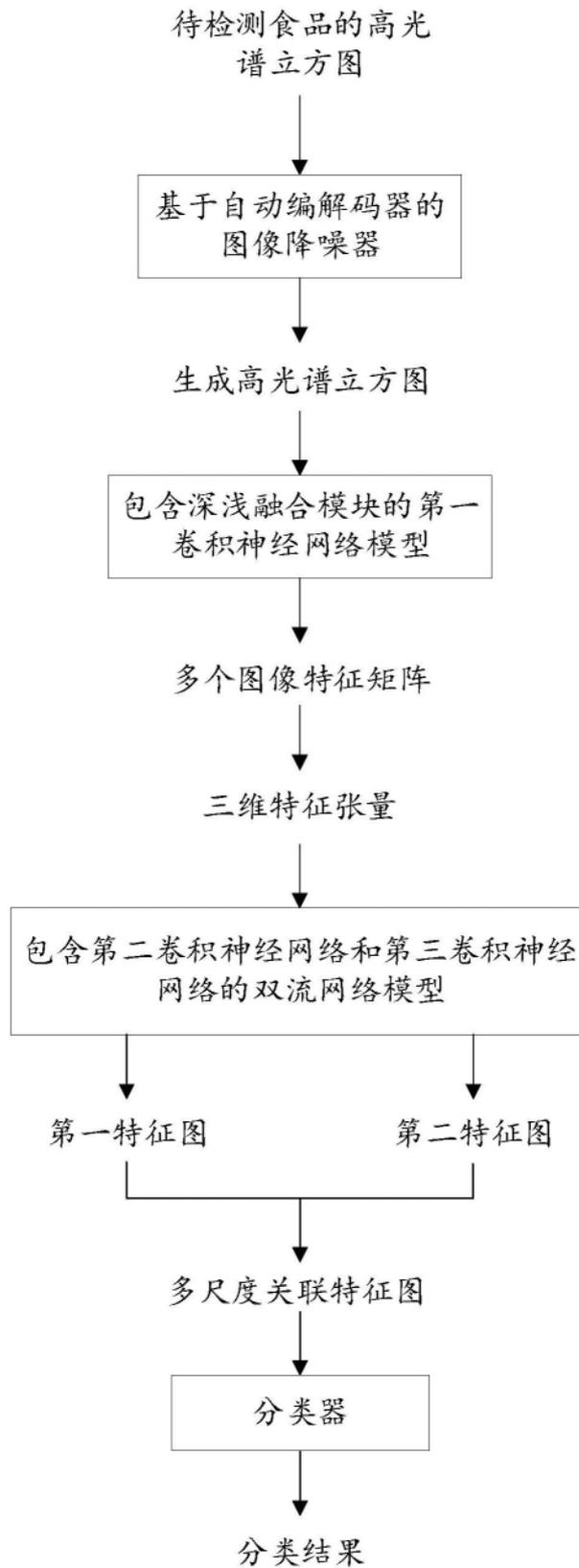


图2

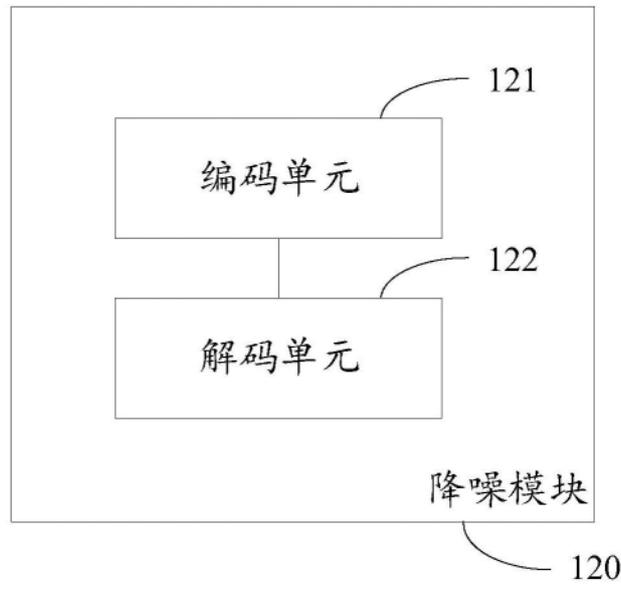


图3



图4

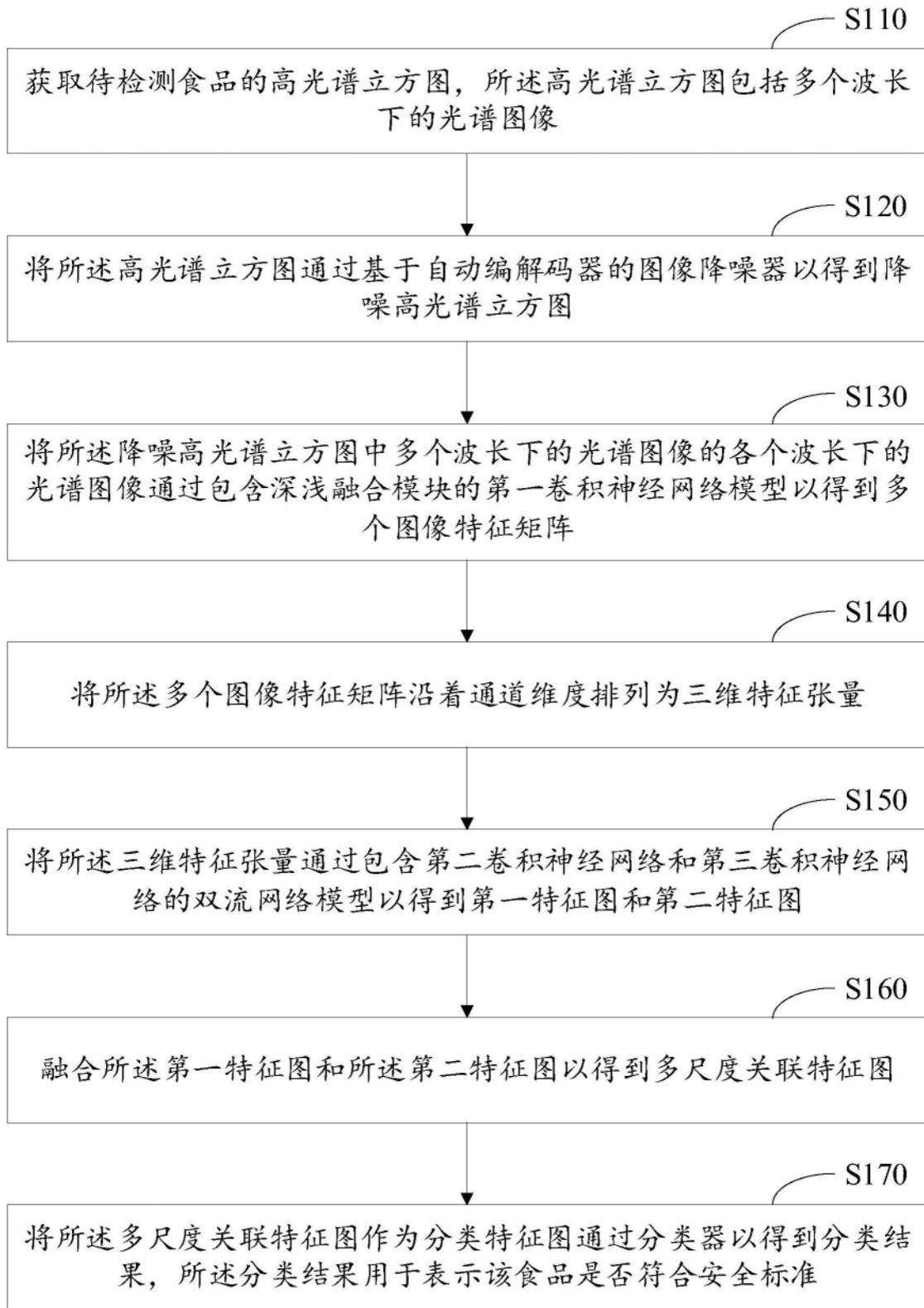


图5

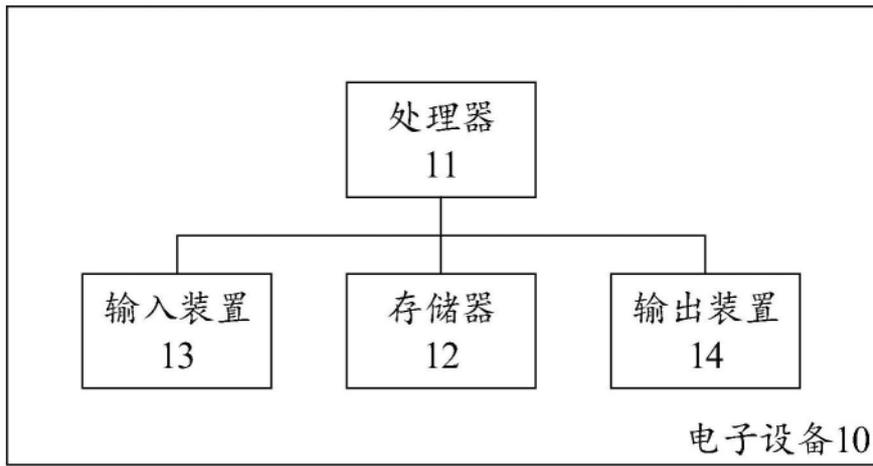


图6