



# (12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116178344 A

(43) 申请公布日 2023. 05. 30

(21) 申请号 202310024191.4

(22) 申请日 2023.01.09

(71) 申请人 泽田(山东)药业有限公司  
地址 250000 山东省济南市高新区正丰路  
554号2号科研楼1-401-3室

(72) 发明人 沈洪海 肖学海

(74) 专利代理机构 济南文衡创服知识产权代理  
事务所(普通合伙) 37323  
专利代理师 刘真

(51) Int. Cl.  
G07D 401/12 (2006.01)  
G16C 20/10 (2019.01)  
G16C 20/70 (2019.01)  
G06F 18/2415 (2023.01)  
G06F 18/243 (2023.01)

G06F 18/25 (2023.01)  
G06N 3/045 (2023.01)  
G06N 3/0464 (2023.01)  
G06N 3/048 (2023.01)  
G06N 3/08 (2023.01)  
G06T 7/00 (2017.01)  
G06V 20/52 (2022.01)  
G06V 20/40 (2022.01)  
G06V 20/70 (2022.01)  
G06V 10/764 (2022.01)  
G06V 10/82 (2022.01)  
G06F 123/02 (2023.01)

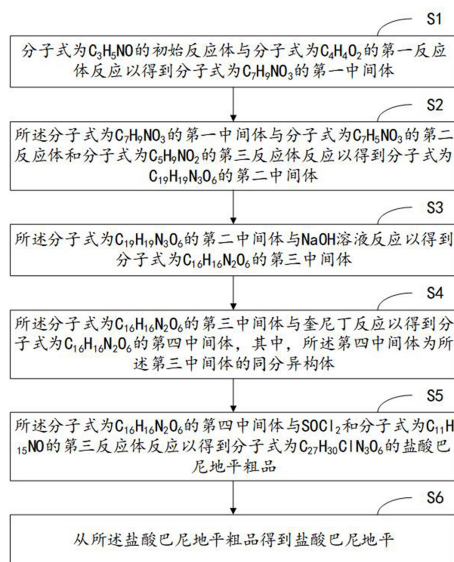
权利要求书2页 说明书12页 附图6页

## (54) 发明名称

盐酸巴尼地平合成工艺

## (57) 摘要

本申请涉及智能控制领域,其具体地公开了一种盐酸巴尼地平合成工艺,其通过采用基于深度学习的人工智能控制算法来提取出所述搅拌速度和温度之间在时间维度上协同控制的关联性特征分布信息,并提取出所述固体的析出状态的多尺度时序动态变化特征信息,并以此这两者的转移矩阵来表示所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制特征与所述固体的析出状态特征间的关联性特征分布信息,即所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制对于所述固体析出状态的时序动态影响,进而以此来进行当前时间点的搅拌速度值控制。这样,能够对于当前时间点的搅拌速度进行实时准确地控制,以提高成品析出的效率。



1. 一种盐酸巴尼地平合成工艺,其特征在于,包括:S1:分子式为 $C_3H_5NO$ 的初始反应体与分子式为 $C_4H_4O_2$ 的第一反应体反应以得到分子式为 $C_7H_9NO_3$ 的第一中间体;S2:所述分子式为 $C_7H_9NO_3$ 的第一中间体与分子式为 $C_7H_5NO_3$ 的第二反应体和分子式为 $C_5H_9NO_2$ 的第三反应体反应以得到分子式为 $C_{19}H_{19}N_3O_6$ 的第二中间体;S3:所述分子式为 $C_{19}H_{19}N_3O_6$ 的第二中间体与NaOH溶液反应以得到分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第三中间体;S4:所述分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第三中间体与奎尼丁反应以得到分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第四中间体,其中,所述第四中间体为所述第三中间体的同分异构体;S5:所述分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第四中间体与 $SOCl_2$ 和分子式为 $C_{11}H_{15}NO$ 的第三反应体反应以得到分子式为 $C_{27}H_{30}ClN_3O_6$ 的盐酸巴尼地平粗品;以及S6:从所述盐酸巴尼地平粗品得到盐酸巴尼地平。

2. 根据权利要求1所述的盐酸巴尼地平合成工艺,其特征在于,所述步骤S6,包括:S61:对所述盐酸巴尼地平粗品进行乙醇重结晶以得到第二盐酸巴尼地平粗品;S62:将所述第二盐酸巴尼地平粗品和无水乙醇加入反应瓶中,并通过搅拌和升温至回流溶清;S63:在所述回流溶清液中加入活性炭保温搅拌,热过滤,并搅拌降温以析出固体;S64:通过抽滤得到所述固体,并对抽滤得到的固体进行烘干以得到所述盐酸巴尼地平。

3. 根据权利要求2所述的盐酸巴尼地平合成工艺,其特征在于,所述步骤S63,包括:S631:获取预定时间段内多个预定时间点的搅拌速度值和温度值,以及,所述预定时间段的所述固体的析出监控视频;S632:从所述析出监控视频提取所述多个预定时间点对应的多个析出监控关键帧;S633:将所述多个预定时间点的搅拌速度值和温度值分别按照时间维度排列为搅拌速度输入向量和温度输入向量后,计算所述搅拌速度输入向量和所述温度输入向量之间的协同关联输入矩阵;S634:将所述协同关联输入矩阵通过相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型以得到协同关联特征矩阵;S635:将所述多个析出监控关键帧通过包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构以得到多尺度析出特征向量;S636:计算所述协同关联特征矩阵相对于所述多尺度析出特征向量的转移向量作为分类特征向量;以及S637:将所述分类特征向量通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示当前时间点的搅拌速度值应增大或应减小。

4. 根据权利要求3所述的盐酸巴尼地平合成工艺,其特征在于,所述步骤S632,包括:以预定采样频率对所述析出监控视频进行采样处理以得到所述多个预定时间点对应的多个析出监控关键帧。

5. 根据权利要求4所述的盐酸巴尼地平合成工艺,其特征在于,所述步骤S633,包括:计算所述搅拌速度输入向量的转置向量和所述温度输入向量之间的乘积以得到所述协同关联输入矩阵。

6. 根据权利要求5所述的盐酸巴尼地平合成工艺,其特征在于,所述步骤S634,包括:S6341:将所述协同关联输入矩阵输入所述第一卷积神经网络模型的第一层,其中,所述第一卷积神经网络模型的第一层用于对所述协同关联输入矩阵进行基于第一卷积核的卷积处理、沿通道维度的池化处理和非线性激活处理以得到第一特征图;以及S6342:将所述第一特征图输入所述第一卷积神经网络模型的第二层,其中,所述第一卷积神经网络模型的第二层用于对所述第一特征图进行基于第二卷积核的卷积处理、沿通道维度的池化处理和非线性激活处理以得到第二特征图,其中,所述第一卷积核和所述第二卷积核互为转置。

7. 根据权利要求6所述的盐酸巴尼地平合成工艺,其特征在于,所述步骤S635,包括:

S6351:将所述多个析出监控关键帧输入所述第二卷积神经网络模型以得到第一尺度特征图,其中,所述第二卷积神经网络模型为使用具有第一尺度的三维卷积核的卷积神经网络模型;S6352:将所述多个析出监控关键帧输入所述第三卷积神经网络模型以得到第二尺度特征图,其中,所述第三卷积神经网络模型为使用具有第二尺度的三维卷积核的卷积神经网络模型;S6353:融合所述第一尺度特征图和所述第二尺度特征图以得到多尺度融合特征图;以及S6354:对所述多尺度融合特征图进行沿特征矩阵的全局均值池化处理以得到所述多尺度析出特征向量。

8.根据权利要求7所述的盐酸巴尼地平合成工艺,其特征在于,所述步骤S636,包括:如下公式计算所述协同关联特征矩阵相对于所述多尺度析出特征向量的转移向量作为分类特征向量;其中,所述公式为:

$$M_c = V_c \otimes V$$

其中 $M_c$ 表示所述协同关联特征矩阵, $V$ 表示所述多尺度析出特征向量, $V_c$ 表示所述分类特征向量。

9.根据权利要求8所述的盐酸巴尼地平合成工艺,其特征在于,所述步骤S637,包括:S6371:使用所述分类器的多个全连接层对所述分类特征向量进行全连接编码以得到编码分类特征向量;以及S6372:将所述编码分类特征向量通过所述分类器的Softmax分类函数以得到所述分类结果。

10.根据权利要求9所述的盐酸巴尼地平合成工艺,其特征在于,还包括步骤S100,对所述相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型、所述包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构和所述分类器进行训练;其中,所述步骤S100,包括:S101:获取训练数据,所述训练数据包括预定时间段内多个预定时间点的训练搅拌速度值和训练温度值,所述预定时间段的所述固体的训练析出监控视频,以及,所述当前时间点的搅拌速度值应增大或应减小的真实值;S102:从所述训练析出监控视频提取所述多个预定时间点对应的多个训练析出监控关键帧;S103:将所述多个预定时间点的训练搅拌速度值和训练温度值分别按照时间维度排列为训练搅拌速度输入向量和训练温度输入向量后,计算所述训练搅拌速度输入向量和所述训练温度输入向量之间的训练协同关联输入矩阵;S104:将所述训练协同关联输入矩阵通过所述相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型以得到训练协同关联特征矩阵;S105:将所述多个训练析出监控关键帧通过所述包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构以得到训练多尺度析出特征向量;S106:计算所述训练协同关联特征矩阵相对于所述训练多尺度析出特征向量的转移向量作为训练分类特征向量;S107:将所述训练分类特征向量通过所述分类器以得到分类损失函数值;S108:基于所述训练分类特征向量和所述训练多尺度析出特征向量之间的距离计算序列对序列响应规则内在化学习损失函数值;以及S109:计算所述分类损失函数值和所述序列对序列响应规则内在化学习损失函数值的加权和作为损失函数值来对所述相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型、所述包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构和所述分类器进行训练。

## 盐酸巴尼地平合成工艺

### 技术领域

[0001] 本申请涉及智能控制领域,且更为具体地,涉及一种盐酸巴尼地平合成工艺。

### 背景技术

[0002] 盐酸巴尼地平是一种新型长效二氢吡啶类钙离子拮抗剂,用于治疗原发性高血压及肾性高血压。本品是该类药物中第一个单一光学异构体,具有高度的血管选择性,可舒张血管,增加冠脉血流,降低血压,作用强而持久,每天只需口服1次10~15mg;其毒副作用小,与同类药物相比可降低心肌抑制作用,因此它的应用非常广泛。

[0003] 现有的盐酸巴尼地平合成方案在进行盐酸巴尼地平的合成时,需要在最后一步进行搅拌降温以析出固体,再通过抽滤得到盐酸巴尼地平。在这过程中,搅拌速度和降温策略的协同配合是提高成品析出效率的关键。但是,现有的方案在进行搅拌速度和降温温度的控制时,都是依靠人工进行调控,这样不仅会浪费大量的人工时间,使其难以根据实际固体的析出情况进行自适应地控制,而且对于搅拌速度和降温温度调控的精准度也难以保证。

[0004] 因此,期望一种优化的盐酸巴尼地平合成工艺,其能够根据实际情况实时准确地进行搅拌降温的协同控制,进而提高成品的析出效率以及产品纯度。

### 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盐酸巴尼地平合成工艺,其通过采用基于深度学习的人工智能控制算法来提取出所述搅拌速度和温度之间在时间维度上协同控制的关联性特征分布信息,并提取出所述固体的析出状态的多尺度时序动态变化特征信息,并以此这两者的转移矩阵来表示所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制特征与所述固体的析出状态特征间的关联性特征分布信息,即所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制对于所述固体析出状态的时序动态影响,进而以此来进行当前时间点的搅拌速度值控制。这样,能够对于当前时间点的搅拌速度进行实时准确地控制,以提高成品析出的效率。

[0006] 根据本申请的一个方面,提供了一种盐酸巴尼地平合成工艺,其包括:S1:分子式为 $C_3H_5NO$ 的初始反应体与分子式为 $C_4H_4O_2$ 的第一反应体反应以得到分子式为 $C_7H_9NO_3$ 的第一中间体;S2:所述分子式为 $C_7H_9NO_3$ 的第一中间体与分子式为 $C_7H_5NO_3$ 的第二反应体和分子式为 $C_5H_9NO_2$ 的第三反应体反应以得到分子式为 $C_{19}H_{19}N_3O_6$ 的第二中间体;S3:所述分子式为 $C_{19}H_{19}N_3O_6$ 的第二中间体与NaOH溶液反应以得到分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第三中间体;S4:所述分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第三中间体与奎尼丁反应以得到分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第四中间体,其中,所述第四中间体为所述第三中间体的同分异构体;S5:所述分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第四中间体与 $SOCl_2$ 和分子式为 $C_{11}H_{15}NO$ 的第三反应体反应以得到分子式为 $C_{27}H_{30}ClN_3O_6$ 的盐酸巴尼地平粗品;以及S6:从所述盐酸巴尼地平粗品得到盐酸巴尼地平。

[0007] 在上述盐酸巴尼地平合成工艺中,所述步骤S6,包括:S61:对所述盐酸巴尼地平粗品进行乙醇重结晶以得到第二盐酸巴尼地平粗品;S62:将所述第二盐酸巴尼地平粗品和无



水乙醇加入反应瓶中,并通过搅拌和升温至回流溶清;S63:在所述回流溶清液中加入活性炭保温搅拌,热过滤,并搅拌降温以析出固体;S64:通过抽滤得到所述固体,并对抽滤得到的固体进行烘干以得到所述盐酸巴尼地平。

[0008] 在上述盐酸巴尼地平合成工艺中,所述步骤S63,包括:S631:获取预定时间段内多个预定时间点的搅拌速度值和温度值,以及,所述预定时间段的所述固体的析出监控视频;S632:从所述析出监控视频提取所述多个预定时间点对应的多个析出监控关键帧;S633:将所述多个预定时间点的搅拌速度值和温度值分别按照时间维度排列为搅拌速度输入向量和温度输入向量后,计算所述搅拌速度输入向量和所述温度输入向量之间的协同关联输入矩阵;S634:将所述协同关联输入矩阵通过相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型以得到协同关联特征矩阵;S635:将所述多个析出监控关键帧通过包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构以得到多尺度析出特征向量;S636:计算所述协同关联特征矩阵相对于所述多尺度析出特征向量的转移向量作为分类特征向量;以及,S637:将所述分类特征向量通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示当前时间点的搅拌速度值应增大或应减小。

[0009] 在上述盐酸巴尼地平合成工艺中,所述步骤S632,包括:以预定采样频率对所述析出监控视频进行采样处理以得到所述多个预定时间点对应的多个析出监控关键帧。

[0010] 在上述盐酸巴尼地平合成工艺中,所述步骤S633,包括:计算所述搅拌速度输入向量的转置向量和所述温度输入向量之间的乘积以得到所述协同关联输入矩阵。

[0011] 在上述盐酸巴尼地平合成工艺中,所述步骤S634,包括:S6341:将所述协同关联输入矩阵输入所述第一卷积神经网络模型的第一层,其中,所述第一卷积神经网络模型的第一层用于对所述协同关联输入矩阵进行基于第一卷积核的卷积处理、沿通道维度的池化处理和非线性激活处理以得到第一特征图;以及,S6342:将所述第一特征图输入所述第一卷积神经网络模型的第二层,其中,所述第一卷积神经网络模型的第二层用于对所述第一特征图进行基于第二卷积核的卷积处理、沿通道维度的池化处理和非线性激活处理以得到第二特征图,其中,所述第一卷积核和所述第二卷积核互为转置。

[0012] 在上述盐酸巴尼地平合成工艺中,所述步骤S635,包括:S6351:将所述多个析出监控关键帧输入所述第二卷积神经网络模型以得到第一尺度特征图,其中,所述第二卷积神经网络模型为使用具有第一尺度的三维卷积核的卷积神经网络模型;S6352:将所述多个析出监控关键帧输入所述第三卷积神经网络模型以得到第二尺度特征图,其中,所述第三卷积神经网络模型为使用具有第二尺度的三维卷积核的卷积神经网络模型;S6353:融合所述第一尺度特征图和所述第二尺度特征图以得到多尺度融合特征图;以及,S6354:对所述多尺度融合特征图进行沿特征矩阵的全局均值池化处理以得到所述多尺度析出特征向量。

[0013] 在上述盐酸巴尼地平合成工艺中,所述步骤S636,包括:以如下公式计算所述协同关联特征矩阵相对于所述多尺度析出特征向量的转移向量作为分类特征向量;其中,所述公式为: $M_c = V_c \otimes V$

其中 $M_c$ 表示所述协同关联特征矩阵, $V$ 表示所述多尺度析出特征向量, $V_c$ 表示所述分类特征向量。

[0014] 在上述盐酸巴尼地平合成工艺中,所述步骤S637,包括:S6371:使用所述分类器的多个全连接层对所述分类特征向量进行全连接编码以得到编码分类特征向量;以及,

S6372:将所述编码分类特征向量通过所述分类器的Softmax分类函数以得到所述分类结果。

[0015] 在上述盐酸巴尼地平合成工艺中,还包括步骤S100,对所述相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型、所述包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构和所述分类器进行训练;其中,所述步骤S100,包括:S101:获取训练数据,所述训练数据包括预定时间段内多个预定时间点的训练搅拌速度值和训练温度值,所述预定时间段的所述固体的训练析出监控视频,以及,所述当前时间点的搅拌速度值应增大或应减小的真实值;S102:从所述训练析出监控视频提取所述多个预定时间点对应的多个训练析出监控关键帧;S103:将所述多个预定时间点的训练搅拌速度值和训练温度值分别按照时间维度排列为训练搅拌速度输入向量和训练温度输入向量后,计算所述训练搅拌速度输入向量和所述训练温度输入向量之间的训练协同关联输入矩阵;S104:将所述训练协同关联输入矩阵通过所述相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型以得到训练协同关联特征矩阵;S105:将所述多个训练析出监控关键帧通过所述包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构以得到训练多尺度析出特征向量;S106:计算所述训练协同关联特征矩阵相对于所述训练多尺度析出特征向量的转移向量作为训练分类特征向量;S107:将所述训练分类特征向量通过所述分类器以得到分类损失函数值;S108:基于所述训练分类特征向量和所述训练多尺度析出特征向量之间的距离计算序列对序列响应规则内在化学习损失函数值;以及,S109:计算所述分类损失函数值和所述序列对序列响应规则内在化学习损失函数值的加权和作为损失函数值来对所述相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型、所述包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构和所述分类器进行训练。

[0016] 与现有技术相比,本申请提供一种盐酸巴尼地平合成工艺,其通过采用基于深度学习的人工智能控制算法来提取出所述搅拌速度和温度之间在时间维度上协同控制的关联性特征分布信息,并提取出所述固体的析出状态的多尺度时序动态变化特征信息,并以此这两者的转移矩阵来表示所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制特征与所述固体的析出状态特征间的关联性特征分布信息,即所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制对于所述固体析出状态的时序动态影响,进而以此来进行当前时间点的搅拌速度值控制。这样,能够对于当前时间点的搅拌速度进行实时准确地控制,以提高成品析出的效率。

## 附图说明

[0017] 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。

[0018] 图1为根据本申请实施例的盐酸巴尼地平合成工艺的流程图。

[0019] 图2为根据本申请实施例的盐酸巴尼地平合成工艺中训练阶段的流程图。

[0020] 图3为根据本申请实施例的盐酸巴尼地平合成工艺中盐酸巴尼地平提取过程的流程图。

[0021] 图4为根据本申请实施例的盐酸巴尼地平合成工艺中固体析出过程的流程图。

[0022] 图5为根据本申请实施例的盐酸巴尼地平合成工艺中多尺度卷积编码过程的流程图。

[0023] 图6为盐酸巴尼地平合成工艺的示意图。

### 具体实施方式

[0024] 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。

[0025] 场景概述:如前背景技术所言,现有的盐酸巴尼地平合成方案在进行盐酸巴尼地平的合成时,需要在最后一步进行搅拌降温以析出固体,再通过抽滤得到盐酸巴尼地平。在这过程中,搅拌速度和降温策略的协同配合是提高成品析出效率的关键。但是,现有的方案在进行搅拌速度和降温温度的控制时,都是依靠人工进行调控,这样不仅会浪费大量的人工时间,使其难以根据实际固体的析出情况进行自适应地控制,而且对于搅拌速度和降温温度调控的精准度也难以保证。因此,期望一种优化的盐酸巴尼地平合成工艺,其能够根据实际情况实时准确地进行搅拌降温的协同控制,进而提高成品的析出效率以及产品纯度。

[0026] 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。

[0027] 近年来,深度学习以及神经网络的发展为搅拌降温的智能协同控制提供了新的解决思路和方案。

[0028] 相应地,考虑到在进行搅拌降温的协同控制时,搅拌速度和降温的温度协同控制应适配于固体析出的状态变化情况,也就是,基于固体析出的状态变化特征来自适应地调控搅拌速度和降温的温度值。并且,在此过程中,搅拌速度和降温温度之间还存在着协同的作用,也就是说,这两者之间存在着关联性的关系,这对于搅拌降温的协同控制带来了困难。基于此,在本申请的技术方案中,采用基于深度学习的人工智能控制算法来提取出所述搅拌速度和温度之间在时间维度上协同控制的关联性特征分布信息,并提取出所述固体的析出状态的多尺度时序动态变化特征信息,并以此这两者的转移矩阵来表示所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制特征与所述固体的析出状态特征间的关联性特征分布信息,即所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制对于所述固体析出状态的时序动态影响,进而以此来进行当前时间点的搅拌速度值控制。这样,能够对于当前时间点的搅拌速度进行实时准确地控制,以提高成品析出的效率。

[0029] 具体地,在本申请的技术方案中,首先,获取预定时间段内多个预定时间点的搅拌速度值和温度值,以及,所述预定时间段的所述固体的析出监控视频。接着,考虑到在进行搅拌降温以析出盐酸巴尼地平时,固体析出的状态变化特征可以通过所述析出监控视频中相邻监控帧之间的差分来表示,也就是,通过相邻图像帧的图像表征来表示固体析出的变化情况。但是,考虑到所述析出监控视频中相邻帧的差异较小,存在大量数据冗余,因此,为了降低计量算,且避免数据冗余给检测带来的不良影响,以预定采样频率对所述析出监控视频进行关键帧采样,以从所述析出监控视频提取所述多个预定时间点对应的多个析出监控关键帧。

[0030] 然后,使用在图像的隐含特征提取方面具有优异表现的卷积神经网络模型来进行所述多个析出关键帧的特征提取,特别地,考虑到在所述多个析出监控关键帧中,在不同的时间周期跨度下,所述固体的析出状态具有不同的变化特征分布信息。因此,为了能够更为准确充分地对于所述固体析出的状态动态变化特征进行提取,使用具有不同尺度的三维卷积核的卷积神经网络模型来进行所述多个析出监控关键帧的特征挖掘。也就是,具体地,将所述多个析出监控关键帧通过包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构,以分别提取出所述固体析出状态在时间维度上的多尺度动态变化特征,从而得到多尺度析出特征向量。

[0031] 进一步地,为了能够准确地提取出所述搅拌速度值和所述温度值的协同工作在时间维度上的动态特征分布信息,首先需要应用这两者之间在时序上的关联性关系构造关联矩阵。也就是,具体地,将所述多个预定时间点的搅拌速度值和温度值分别按照时间维度排列为搅拌速度输入向量和温度输入向量后,计算所述搅拌速度输入向量和所述温度输入向量之间的协同关联输入矩阵。然后,进一步再使用在局部隐含关联特征提取方面具有优异表现的卷积神经网络模型来进行所述降温温度和所述搅拌速度的协同工作特征的关联性特征提取。特别地,考虑到由于所述降温温度和所述搅拌速度具有相当程度的关联,因此为了能够充分地提取出所述降温温度和所述搅拌速度的协同工作的关联性变化特征,在本申请的技术方案中,进一步通过相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型来对于所述协同关联输入矩阵进行特征挖掘,以提取出深层的更为充分的所述降温温度和所述搅拌速度的协同工作关联性的动态变化特征信息,从而得到协同关联特征矩阵。值得一提的是,这里,所述第一卷积神经网络模型的相邻卷积层使用互为转置的卷积核能够在训练时同时进行网络参数的更新和适合特定数据结构的网络参数结构的搜索,进而提高后续分类的准确性。

[0032] 接着,进一步再计算所述协同关联特征矩阵相对于所述多尺度析出特征向量的转移向量来表示所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制变化特征与所述固体的析出状态动态特征间的关联性特征分布信息,即所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制对于所述固体析出状态的时序动态影响,并以此作为分类特征向量来通过分类器中进行分类处理,从而得到用于表示当前时间点的搅拌速度值应增大或应减小的分类结果。这样,能够对于当前时间点的搅拌速度进行实时控制,以提高成品析出的效率。

[0033] 特别地,在本申请的技术方案中,通过所述协同关联特征矩阵表达温度和搅拌速度的时序分布之间的协同关联特征,并进一步计算所述协同关联特征矩阵相对于所述多尺度析出特征向量的转移向量作为所述分类特征向量,可以使得所述分类特征向量表达析出特征的多尺度通道关联相对于温度和搅拌速度之间的时序协同关联的转移特征。但是,由于所述多尺度析出特征向量本身所表达的析出监控关键帧的沿时序的图像语义关联特征也很重要,因此期望提升所述分类特征向量相对于所述多尺度析出特征向量内在的响应性,以提高所述分类特征向量通过分类器的分类结果的准确性。

[0034] 基于此,本申请的申请人计算所述分类特征向量和所述多尺度析出特征向量之间的序列对序列响应规则内在化学习损失函数,表示为:

$$V_1^+ = \text{ReLU}[W_2 \otimes \text{Sigmoid}(W_1 \otimes V_1)]$$



$$V_2^+ = \text{ReLU}[W_1 \otimes \text{Sigmoid}(W_2 \otimes V_2)]$$

$$\mathcal{L}_{\text{loss}} = d(V_1, V_2) - d(V_1^+, V_2^+)$$

$V_1$ 和 $V_2$ 分别是所述分类特征向量和所述多尺度析出特征向量,且 $M_1$ 和 $M_2$ 分别是分类器对于 $V_1$ 和 $V_2$ 的权重矩阵。

[0035] 这里,通过分类器对于不同序列的权重矩阵的压榨-激励式通道注意力机制,可以获取所述分类特征向量 $V_1$ 和所述多尺度析出特征向量 $V_2$ 的序列之间的加强的区分性能力,通过以此损失函数训练网络,可以实现响应序列之间的具有更好区分性的因果关系特征的恢复,以对序列之间的原因-结果式响应规则进行内在化学习,增强了序列之间的内在响应性。这样,就提高了所述分类特征向量 $V_1$ 对于所述多尺度析出特征向量 $V_2$ 的内在的响应性,从而提高了所述分类特征向量的分类结果的准确性。这样,能够对于当前时间点的搅拌速度进行实时准确地控制,以提高成品析出的效率。

[0036] 基于此,本申请提出了一种盐酸巴尼地平合成工艺,其包括:S1:分子式为 $C_3H_5NO$ 的初始反应体与分子式为 $C_4H_4O_2$ 的第一反应体反应以得到分子式为 $C_7H_9NO_3$ 的第一中间体;S2:所述分子式为 $C_7H_9NO_3$ 的第一中间体与分子式为 $C_7H_5NO_3$ 的第二反应体和分子式为 $C_5H_9NO_2$ 的第三反应体反应以得到分子式为 $C_{19}H_{19}N_3O_6$ 的第二中间体;S3:所述分子式为 $C_{19}H_{19}N_3O_6$ 的第二中间体与NaOH溶液反应以得到分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第三中间体;S4:所述分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第三中间体与奎尼丁反应以得到分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第四中间体,其中,所述第四中间体为所述第三中间体的同分异构体;S5:所述分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第四中间体与 $SOCl_2$ 和分子式为 $C_{11}H_{15}NO$ 的第三反应体反应以得到分子式为 $C_{27}H_{30}ClN_3O_6$ 的盐酸巴尼地平粗品;以及,S6:从所述盐酸巴尼地平粗品得到盐酸巴尼地平。

[0037] 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。

[0038] 示例性方法:图1为根据本申请实施例的盐酸巴尼地平合成工艺的流程图。图6为盐酸巴尼地平合成工艺的示意图。如图1和图6所示,根据本申请实施例的盐酸巴尼地平合成工艺,包括步骤:S1:分子式为 $C_3H_5NO$ 的初始反应体与分子式为 $C_4H_4O_2$ 的第一反应体反应以得到分子式为 $C_7H_9NO_3$ 的第一中间体;S2:所述分子式为 $C_7H_9NO_3$ 的第一中间体与分子式为 $C_7H_5NO_3$ 的第二反应体和分子式为 $C_5H_9NO_2$ 的第三反应体反应以得到分子式为 $C_{19}H_{19}N_3O_6$ 的第二中间体;S3:所述分子式为 $C_{19}H_{19}N_3O_6$ 的第二中间体与NaOH溶液反应以得到分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第三中间体;S4:所述分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第三中间体与奎尼丁反应以得到分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第四中间体,其中,所述第四中间体为所述第三中间体的同分异构体;S5:所述分子式为 $C_{16}H_{16}N_2O_6$ 的第四中间体与 $SOCl_2$ 和分子式为 $C_{11}H_{15}NO$ 的第三反应体反应以得到分子式为 $C_{27}H_{30}ClN_3O_6$ 的盐酸巴尼地平粗品;以及,S6:从所述盐酸巴尼地平粗品得到盐酸巴尼地平。

[0039] 在所述步骤S1中,分子式为 $C_3H_5NO$ 的初始反应体与分子式为 $C_4H_4O_2$ 的第一反应体反应以得到分子式为 $C_7H_9NO_3$ 的第一中间体。具体地,将3-羟基丙腈3.5kg、乙酸乙酯8kg、三乙胺0.2kg加入反应釜中,开启搅拌,反应液无色溶清;缓慢滴加双乙烯酮(3.5kg)/乙酸乙酯2kg的混合溶液,并升温至回流,约0.5~3h滴加完毕;然后保温反应1~6h,TLC检测反应完毕。

降温至室温,向反应液滴加10%碳酸氢钠溶液;分液,取有机相,水相再用乙酸乙酯萃取,合并有机相用纯化水洗涤,有机相加入无水硫酸钠干燥;过滤,浓缩得到淡红色油状物6.1kg,收率94.4%。

[0040] 在步骤S2中,所述分子式为C<sub>7</sub>H<sub>9</sub>N<sub>3</sub>O<sub>3</sub>的第一中间体与分子式为C<sub>7</sub>H<sub>5</sub>N<sub>3</sub>O<sub>3</sub>的第二反应体和分子式为C<sub>5</sub>H<sub>9</sub>N<sub>3</sub>O<sub>2</sub>的第三反应体反应以得到分子式为C<sub>19</sub>H<sub>19</sub>N<sub>3</sub>O<sub>6</sub>的第二中间体。具体地,将异丙醇30kg加入反应器中,加入6.0kg中间体1、6.1kg间硝基苯甲醛、5.0kg 3-氨基巴豆酸甲酯,升温至回流反应1~12h;TLC检测反应完全。降温至室温,抽滤,烘干得黄色固体11.51kg。将黄色固体11.5kg、33kg乙醇加入反应瓶中,升温至回流溶清,降温至室温,抽滤,烘干得到9.0kg中间体2。

[0041] 在步骤S3中,所述分子式为C<sub>19</sub>H<sub>19</sub>N<sub>3</sub>O<sub>6</sub>的第二中间体与NaOH溶液反应以得到分子式为C<sub>16</sub>H<sub>16</sub>N<sub>2</sub>O<sub>6</sub>的第三中间体。具体地,将3kg4%氢氧化钠水溶液、30kg乙醇加入反应釜中,再加入8.6kg中间体2,搅拌溶清;搅拌反应1~8h,TLC检测反应完毕。溶液加入二氯甲烷萃取,取水相;有机相再用纯化水萃取,合并水相;用4N HCl 溶液酸化至PH=1-2;过滤,干燥,得7.35kg淡黄色固体。

[0042] 在步骤S4中,所述分子式为C<sub>16</sub>H<sub>16</sub>N<sub>2</sub>O<sub>6</sub>的第三中间体与奎尼丁反应以得到分子式为C<sub>16</sub>H<sub>16</sub>N<sub>2</sub>O<sub>6</sub>的第四中间体,其中,所述第四中间体为所述第三中间体的同分异构体。具体地,将14kgDMF、6kg中间体3、6kg奎尼丁加入反应器中升温至70~80℃,滴加水10kg,滴加完毕后降温至室温;抽滤,烘干得到5.08kg。将9kgDMF、5.08kg中间体3加入反应器中升温至70~80℃,滴加水6kg,滴加完毕后降温至室温;抽滤,烘干得到,烘干得到3.28kg。将3.28kg、30kgDCM与2%的氢氧化钠水溶液(0.24kgNaOH/11.8kgH<sub>2</sub>O)中,室温搅拌1h~5h,分液,取水相;有机相再用17.24kg纯化水洗涤两次;合并水相,再加入22.84kgDCM搅拌0.5h~1h分液,取水相;将上述溶液降温至-5~10℃,用36%浓盐酸调节溶液PH至1-2,并在此温度下搅拌1~2h,抽滤得到1.81kg中间体3。

[0043] 在步骤S5中,所述分子式为C<sub>16</sub>H<sub>16</sub>N<sub>2</sub>O<sub>6</sub>的第四中间体与SOCl<sub>2</sub>和分子式为C<sub>11</sub>H<sub>15</sub>N<sub>3</sub>O的第三反应体反应以得到分子式为C<sub>27</sub>H<sub>30</sub>C<sub>1</sub>N<sub>3</sub>O<sub>6</sub>的盐酸巴尼地平粗品。以及,在步骤S6中,从所述盐酸巴尼地平粗品得到盐酸巴尼地平。

[0044] 具体地,反应瓶内加入2.22kg DMF、10.02kg DCM、1.8kg中间体4;于-5~10℃下缓慢滴加1kg二氯亚砷,并在此温度下搅拌反应1~3h;控温-5~20℃下滴入(S)-1-苄基-3-羟基吡咯烷(1.01kg)/DCM(2.68kg)的混合液,滴毕后-5~25℃搅拌1~3h;向反应液加入纯化水(10kg)和DCM(10kg)搅拌分液,取有机相;水相再用DCM(25kg)萃取,合并有机相;用10%碳酸钠水溶液10kg洗,纯化水10kg洗,无水硫酸钠干燥,过滤,浓缩。将残余物加入10kg甲基叔丁基醚,降温-5~10℃,再缓慢滴加配置好的无水乙醇(5.25kg)盐酸溶液(HCl重量为0.158kg),析出大量固体,在此温度下搅拌1~2h后抽滤,干燥,得2.29kg粗品I;粗品II(乙醇重结晶):将无水乙醇加入反应瓶中,再加入粗品I,抽真空,加氮气保护;搅拌升温至回流溶清,保温搅拌0.5h,溶液搅拌降温至室温,析出固体,抽滤,40~50℃烘干得到粗品II,收率1.7kg;将无水乙醇加入反应瓶中,再加入粗品II,搅拌升温至回流溶清,加入kg活性炭保温搅拌0.5h,趁热过滤,搅拌降温至室温,析出固体,抽滤,40~50℃烘干得到成品 1.13kg。

[0045] 图3为根据本申请实施例的盐酸巴尼地平合成工艺中盐酸巴尼地平提取过程的流程图。如图3所示,所述步骤S6:从所述盐酸巴尼地平粗品得到盐酸巴尼地平,包括:S61:对

所述盐酸巴尼地平粗品进行乙醇重结晶以得到第二盐酸巴尼地平粗品；S62：将所述第二盐酸巴尼地平粗品和无水乙醇加入反应瓶中，并通过搅拌和升温至回流溶清；S63：在所述回流溶清液中加入活性炭保温搅拌，热过滤，并搅拌降温以析出固体；S64：通过抽滤得到所述固体，并对抽滤得到的固体进行烘干以得到所述盐酸巴尼地平。

[0046] 这里，考虑到在进行搅拌降温的协同控制时，搅拌速度和降温的温度协同控制应适配于固体析出的状态变化情况，也就是，基于固体析出的状态变化特征来自适应地调控搅拌速度和降温的温度值。并且，在此过程中，搅拌速度和降温温度之间还存在着协同的作用，也就是说，这两者之间存在着关联性的关系，这对于搅拌降温的协同控制带来了困难。基于此，在本申请的技术方案中，采用基于深度学习的人工智能控制算法来提取出所述搅拌速度和温度之间在时间维度上协同控制的关联性特征分布信息，并提取出所述固体的析出状态的多尺度时序动态变化特征信息，并以此这两者的转移矩阵来表示所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制特征与所述固体的析出状态特征间的关联性特征分布信息，即所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制对于所述固体析出状态的时序动态影响，进而以此来进行当前时间点的搅拌速度值控制。这样，能够对于当前时间点的搅拌速度进行实时准确地控制，以提高成品析出的效率。

[0047] 图4为根据本申请实施例的盐酸巴尼地平合成工艺中固体析出过程的流程图。如图4所示，在所述固体析出过程中，包括：S631：获取预定时间段内多个预定时间点的搅拌速度值和温度值，以及，所述预定时间段的所述固体的析出监控视频；S632：从所述析出监控视频提取所述多个预定时间点对应的多个析出监控关键帧；S633：将所述多个预定时间点的搅拌速度值和温度值分别按照时间维度排列为搅拌速度输入向量和温度输入向量后，计算所述搅拌速度输入向量和所述温度输入向量之间的协同关联输入矩阵；S634：将所述协同关联输入矩阵通过相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型以得到协同关联特征矩阵；S635：将所述多个析出监控关键帧通过包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构以得到多尺度析出特征向量；S636：计算所述协同关联特征矩阵相对于所述多尺度析出特征向量的转移向量作为分类特征向量；以及，S637：将所述分类特征向量通过分类器以得到分类结果，所述分类结果用于表示当前时间点的搅拌速度值应增大或应减小。

[0048] 更具体地，在步骤S631和步骤S632中，获取预定时间段内多个预定时间点的搅拌速度值和温度值，以及，所述预定时间段的所述固体的析出监控视频，再从所述析出监控视频提取所述多个预定时间点对应的多个析出监控关键帧。在本申请的技术方案中，首先，可通过搅拌速度传感器来获取预定时间段内多个预定时间点的搅拌速度值，由温度传感器来获取所述预定时间段内多个预定时间点的温度值，以及，通过摄像头来获取所述预定时间段的所述固体的析出监控视频。接着，考虑到在进行搅拌降温以析出盐酸巴尼地平时，固体析出的状态变化特征可以通过所述析出监控视频中相邻监控帧之间的差分来表示，也就是，通过相邻图像帧的图像表征来表示固体析出的变化情况。但是，考虑到所述析出监控视频中相邻帧的差异较小，存在大量数据冗余，因此，为了降低计量算，且避免数据冗余给检测带来的不良影响，以预定采样频率对所述析出监控视频进行关键帧采样，以从所述析出监控视频提取所述多个预定时间点对应的多个析出监控关键帧。

[0049] 更具体地，在步骤S633中，将所述多个预定时间点的搅拌速度值和温度值分别按

照时间维度排列为搅拌速度输入向量和温度输入向量后,计算所述搅拌速度输入向量和所述温度输入向量之间的协同关联输入矩阵。应可以理解,为能够准确地提取出所述搅拌速度值和所述温度值的协同工作在时间维度上的动态特征分布信息,首先需要应用这两者之间在时序上的关联性关系构造关联矩阵。也就是,具体地,将所述多个预定时间点的搅拌速度值和温度值分别按照时间维度排列为搅拌速度输入向量和温度输入向量后,计算所述搅拌速度输入向量和所述温度输入向量之间的协同关联输入矩阵。在本申请的一个具体示例中,可通过计算所述搅拌速度输入向量的转置向量和所述温度输入向量之间的乘积以得到所述协同关联输入矩阵。

[0050] 更具体地,在步骤S634中,将所述协同关联输入矩阵通过相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型以得到协同关联特征矩阵。应可以理解,使用在局部隐含关联特征提取方面具有优异表现的卷积神经网络模型来进行所述降温温度和所述搅拌速度的协同工作特征的关联性特征提取。特别地,考虑到由于所述降温温度和所述搅拌速度具有相当程度的关联,因此为了能够充分地提取出所述降温温度和所述搅拌速度的协同工作的关联性变化特征,在本申请的技术方案中,进一步通过相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型来对于所述协同关联输入矩阵进行特征挖掘,以提取出深层的更为充分的所述降温温度和所述搅拌速度的协同工作关联性的动态变化特征信息,从而得到协同关联特征矩阵。值得一提的是,这里,所述第一卷积神经网络模型的相邻卷积层使用互为转置的卷积核能够在训练时同时进行网络参数的更新和适合特定数据结构的网络参数结构的搜索,进而提高后续分类的准确性。

[0051] 更具体地,所述将所述协同关联输入矩阵通过相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型以得到协同关联特征矩阵,包括:将所述协同关联输入矩阵输入所述第一卷积神经网络模型的第一层,其中,所述第一卷积神经网络模型的第一层用于对所述协同关联输入矩阵进行基于第一卷积核的卷积处理、沿通道维度的池化处理和非线性激活处理以得到第一特征图;以及,将所述第一特征图输入所述第一卷积神经网络模型的第二层,其中,所述第一卷积神经网络模型的第二层用于对所述第一特征图进行基于第二卷积核的卷积处理、沿通道维度的池化处理和非线性激活处理以得到第二特征图,其中,所述第一卷积核和所述第二卷积核互为转置;进而将所述第二特征图进行沿通道维度的池化以生成所述协同关联特征矩阵。

[0052] 更具体地,在步骤S635中,将所述多个析出监控关键帧通过包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构以得到多尺度析出特征向量。在本申请的技术方案中,使用在图像的隐含特征提取方面具有优异表现的卷积神经网络模型来进行所述多个析出关键帧的特征提取,特别地,考虑到在所述多个析出监控关键帧中,在不同的时间周期跨度下,所述固体的析出状态具有不同的变化特征分布信息。因此,为了能够更为准确充分地对于所述固体析出的状态动态变化特征进行提取,使用具有不同尺度的三维卷积核的卷积神经网络模型来进行所述多个析出监控关键帧的特征挖掘。也就是,具体地,将所述多个析出监控关键帧通过包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构,以分别提取出所述固体析出状态在时间维度上的多尺度动态变化特征,从而得到多尺度析出特征向量。

[0053] 更具体地,所述将所述多个析出监控关键帧通过包含第二卷积神经网络模型和第

三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构以得到多尺度析出特征向量,包括:将所述多个析出监控关键帧输入所述第二卷积神经网络模型以得到第一尺度特征图,将所述多个析出监控关键帧输入所述第三卷积神经网络模型以得到第二尺度特征图,再融合所述第一尺度特征图和所述第二尺度特征图以得到多尺度融合特征图,进而对所述多尺度融合特征图进行沿特征矩阵的全局均值池化处理以得到所述多尺度析出特征向量。更具体地,所述将所述多个析出监控关键帧输入所述第二卷积神经网络模型以得到第一尺度特征图,包括:使用所述第二卷积神经网络模型各层在层的正向传递中分别对输入数据进行:对输入数据进行卷积处理以得到卷积特征图;对所述卷积特征图进行基于局部特征矩阵的池化以得到池化特征图;以及,对所述池化特征图进行非线性激活以得到激活特征图;其中,所述第二卷积神经网络的最后一层的输出为所述第一尺度特征图,所述第二卷积神经网络的第一层的输入为所述析出监控关键帧;以及,将所述多个析出监控关键帧输入所述第三卷积神经网络模型以得到第二尺度特征图,包括:使用所述第三卷积神经网络模型各层在层的正向传递中分别对输入数据进行:对输入数据进行卷积处理以得到卷积特征图;对所述卷积特征图进行基于局部特征矩阵的池化以得到池化特征图;以及,对所述池化特征图进行非线性激活以得到激活特征图;其中,所述第三卷积神经网络的最后一层的输出为所述第二尺度特征图,所述第三卷积神经网络的第一层的输入为所述析出监控关键帧。更具体地,在一个具体示例中,所述融合所述第一尺度特征图和所述第二尺度特征图以得到多尺度融合特征图,包括:以如下公式来融合所述第一尺度特征图和所述第二尺度特征图以得到多尺度融合特征图;其中,所述公式为:

$F_c = \text{Concat}[F_1, F_2]$  其中,  $F_1$  表示所述第一尺度特征图,  $F_2$  表示所述第二尺度特征图,  $\text{Concat}[\cdot, \cdot]$  表示级联函数,  $F_c$  表示所述多尺度融合特征图。

[0054] 图5为根据本申请实施例的盐酸巴尼地平合成工艺中多尺度卷积编码过程的流程图。如图5所示,在所述多尺度卷积编码过程中,包括:S6351:将所述多个析出监控关键帧输入所述第二卷积神经网络模型以得到第一尺度特征图,其中,所述第二卷积神经网络模型为使用具有第一尺度的三维卷积核的卷积神经网络模型;S6352:将所述多个析出监控关键帧输入所述第三卷积神经网络模型以得到第二尺度特征图,其中,所述第三卷积神经网络模型为使用具有第二尺度的三维卷积核的卷积神经网络模型;S6353:融合所述第一尺度特征图和所述第二尺度特征图以得到多尺度融合特征图;以及,S6354:对所述多尺度融合特征图进行沿特征矩阵的全局均值池化处理以得到所述多尺度析出特征向量。

[0055] 更具体地,在步骤S636中,计算所述协同关联特征矩阵相对于所述多尺度析出特征向量的转移向量作为分类特征向量。也就是,计算所述协同关联特征矩阵相对于所述多尺度析出特征向量的转移向量来表示所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制变化特征与所述固体的析出状态动态特征间的关联性特征分布信息,即所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制对于所述固体析出状态的时序动态影响来作为分类特征向量。在本申请的一个具体示例中,以如下公式计算所述协同关联特征矩阵相对于所述多尺度析出特征向量的转移向量作为分类特征向量;其中,所述公式为:

$$M_c = V_c \otimes V$$

其中  $M_c$  表示所述协同关联特征矩阵,  $V$  表示所述多尺度析出特征向量,  $V_c$  表示所



述分类特征向量。

[0056] 更具体地,在步骤S637中,将所述分类特征向量通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示当前时间点的搅拌速度值应增大或应减小。应可以理解,将所述分类特征向量通过分类器中进行分类处理,从而得到用于表示当前时间点的搅拌速度值应增大或应减小的分类结果。这样,能够对于当前时间点的搅拌速度进行实时控制,以提高成品析出的效率。具体地,所述分类器包括多个全连接层和与所述多个全连接层最后一个全连接层级联的Softmax层。其中,在所述分类器的分类处理中,使用所述分类器的多个全连接层对所述分类特征向量进行全连接编码以得到编码分类特征向量;进而,将所述编码分类特征向量输入所述分类器的Softmax层,即,使用所述Softmax分类函数对所述编码分类特征向量进行分类处理以得到用于表示当前时间点的搅拌速度值应增大或应减小的分类结果。更具体地,所述将所述分类特征向量通过分类器以得到分类结果,包括:使用所述分类器以如下公式对所述分类特征向量进行处理以获得分类结果,其中,所述公式为: $O = \text{softmax}\{(W_n, B_n): \dots: (W_1, B_1)|X\}$ ,其中, $W_1$ 到 $W_n$ 为权重矩阵, $B_1$ 到 $B_n$ 为偏置向量, $X$ 为分类特征向量。

[0057] 应可以理解,在利用上述神经网络模型进行推断之前,需要对所述相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型、所述包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构和所述分类器进行训练。

[0058] 也就是说,在本申请的盐酸巴尼地平合成工艺中,还包括训练模块,用于对所述相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型、所述包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构和所述分类器进行训练。

[0059] 图2为根据本申请实施例的盐酸巴尼地平合成工艺中训练阶段的流程图。如图2所示,根据本申请实施例的盐酸巴尼地平合成工艺,还包括训练阶段,包括步骤:S101:获取训练数据,所述训练数据包括预定时间段内多个预定时间点的训练搅拌速度值和训练温度值,所述预定时间段的所述固体的训练析出监控视频,以及,所述当前时间点的搅拌速度值应增大或应减小的真实值;S102:从所述训练析出监控视频提取所述多个预定时间点对应的多个训练析出监控关键帧;S103:将所述多个预定时间点的训练搅拌速度值和训练温度值分别按照时间维度排列为训练搅拌速度输入向量和训练温度输入向量后,计算所述训练搅拌速度输入向量和所述训练温度输入向量之间的训练协同关联输入矩阵;S104:将所述训练协同关联输入矩阵通过所述相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型以得到训练协同关联特征矩阵;S105:将所述多个训练析出监控关键帧通过所述包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构以得到训练多尺度析出特征向量;S106:计算所述训练协同关联特征矩阵相对于所述训练多尺度析出特征向量的转移向量作为训练分类特征向量;S107:将所述训练分类特征向量通过所述分类器以得到分类损失函数值;S108:基于所述训练分类特征向量和所述训练多尺度析出特征向量之间的距离计算序列对序列响应规则内在化学习损失函数值;以及,S109:计算所述分类损失函数值和所述序列对序列响应规则内在化学习损失函数值的加权和作为损失函数值来对所述相邻层使用互为转置的卷积核的第一卷积神经网络模型、所述包含第二卷积神经网络模型和第三卷积神经网络模型的多尺度卷积结构和所述分类器进行训练。

[0060] 特别地,在本申请的技术方案中,通过所述协同关联特征矩阵表达温度和搅拌速

度的时序分布之间的协同关联特征,并进一步计算所述协同关联特征矩阵相对于所述多尺度析出特征向量的转移向量作为所述分类特征向量,可以使得所述分类特征向量表达析出特征的多尺度通道关联相对于温度和搅拌速度之间的时序协同关联的转移特征。但是,由于所述多尺度析出特征向量本身所表达的析出监控关键帧的沿时序的图像语义关联特征也很重要,因此期望提升所述分类特征向量相对于所述多尺度析出特征向量内在的响应性,以提高所述分类特征向量通过分类器的分类结果的准确性。基于此,本申请的申请人计算所述分类特征向量和所述多尺度析出特征向量之间的序列对序列响应规则内在化学习损失函数,表示为:

$$\mathbf{V}_1^+ = \text{ReLU}[\mathbf{W}_2 \otimes \text{Sigmoid}(\mathbf{W}_1 \otimes \mathbf{V}_1)]$$

$$\mathbf{V}_2^+ = \text{ReLU}[\mathbf{W}_1 \otimes \text{Sigmoid}(\mathbf{W}_2 \otimes \mathbf{V}_2)]$$

$$\text{Loss} = d(\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2) - d(\mathbf{V}_1^+, \mathbf{V}_2^+)$$

其中,  $\mathbf{V}_1$  和  $\mathbf{V}_2$  分别是所述分类特征向量和所述多尺度析出特征向量,且  $\mathbf{M}_1$  和  $\mathbf{M}_2$  分别是分类器对于  $\mathbf{V}_1$  和  $\mathbf{V}_2$  的权重矩阵,  $\text{ReLU}(\cdot)$  表示  $\text{ReLU}$  激活函数,  $\text{Sigmoid}(\cdot)$  表示  $\text{Sigmoid}$  激活函数,  $\otimes$  表示矩阵相乘,  $d(\cdot, \cdot)$  表示两个向量之间的欧式距离,  $\text{Loss}$  表示所述序列对序列响应规则内在化学习损失函数值。这里,通过分类器对于不同序列的权重矩阵的压榨-激励式通道注意力机制,可以获取所述分类特征向量  $\mathbf{V}_1$  和所述多尺度析出特征向量  $\mathbf{V}_2$  的序列之间的加强的区分性能力,通过以此损失函数训练网络,可以实现响应序列之间的具有更好区分性的因果关系特征的恢复,以对序列之间的原因-结果式响应规则进行内在化学习,增强了序列之间的内在响应性。这样,就提高了所述分类特征向量  $\mathbf{V}_1$  对于所述多尺度析出特征向量  $\mathbf{V}_2$  的内在的响应性,从而提高了所述分类特征向量的分类结果的准确性。这样,能够对于当前时间点的搅拌速度进行实时准确地控制,以提高成品析出的效率。

[0061] 综上,根据本申请实施例的盐酸巴尼地平合成工艺被阐明,其通过采用基于深度学习的人工智能控制算法来提取出所述搅拌速度和温度之间在时间维度上协同控制的关联性特征分布信息,并提取出所述固体的析出状态的多尺度时序动态变化特征信息,并以此这两者的转移矩阵来表示所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制特征与所述固体的析出状态特征间的关联性特征分布信息,即所述搅拌速度和所述降温温度的协同控制对于所述固体析出状态的时序动态影响,进而以此来进行当前时间点的搅拌速度值控制。这样,能够对于当前时间点的搅拌速度进行实时准确地控制,以提高成品析出的效率。

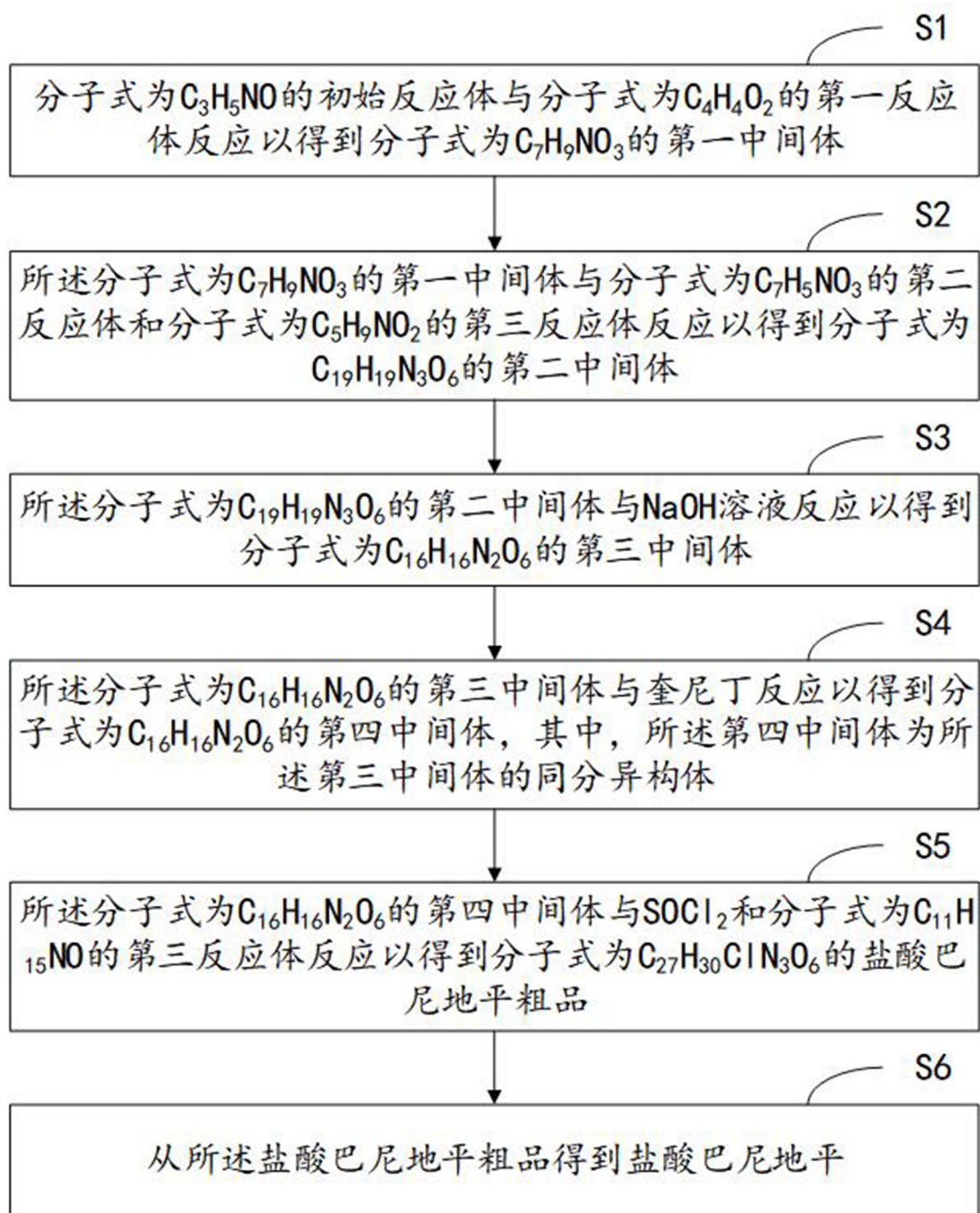


图1



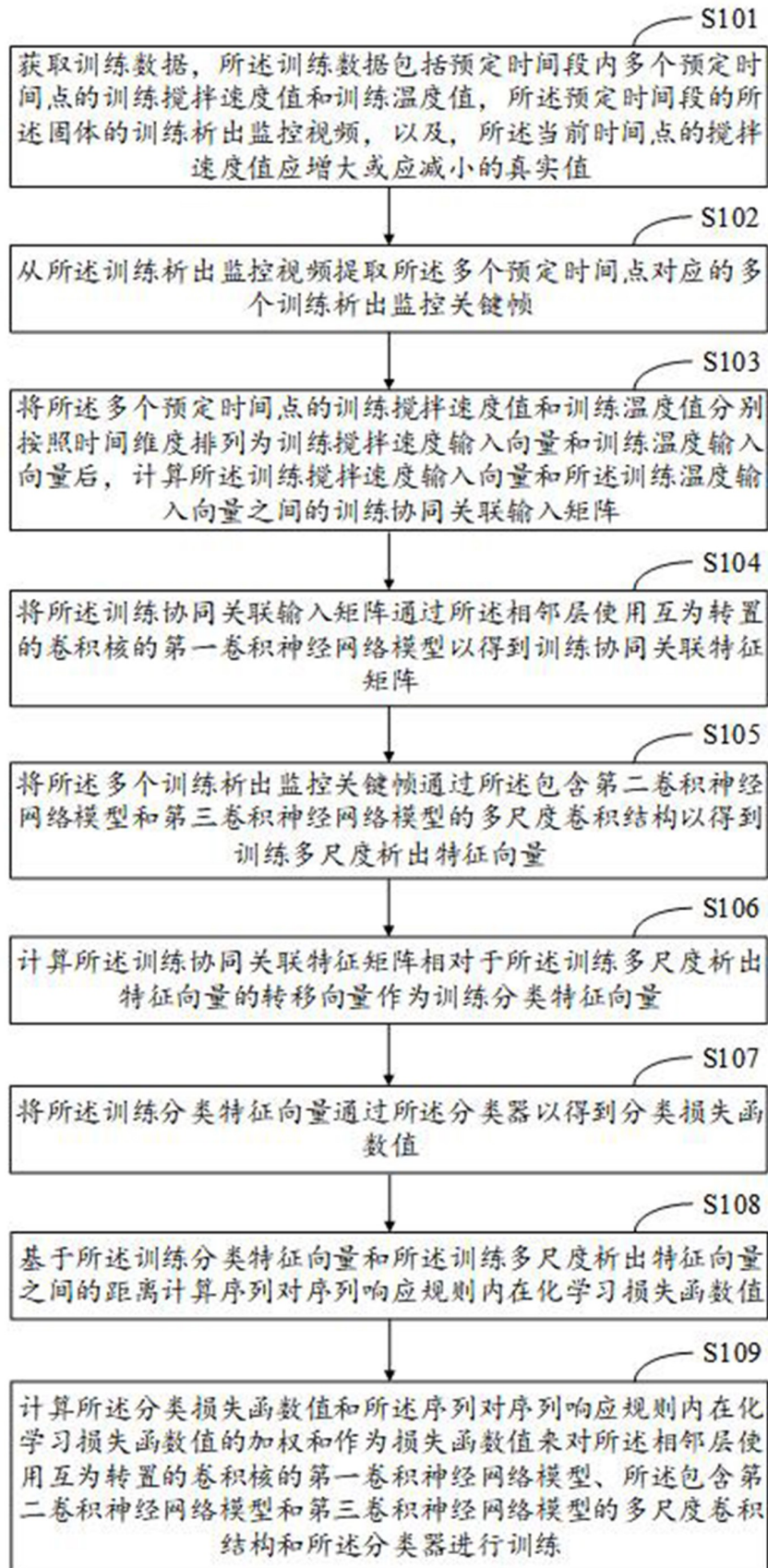


图2

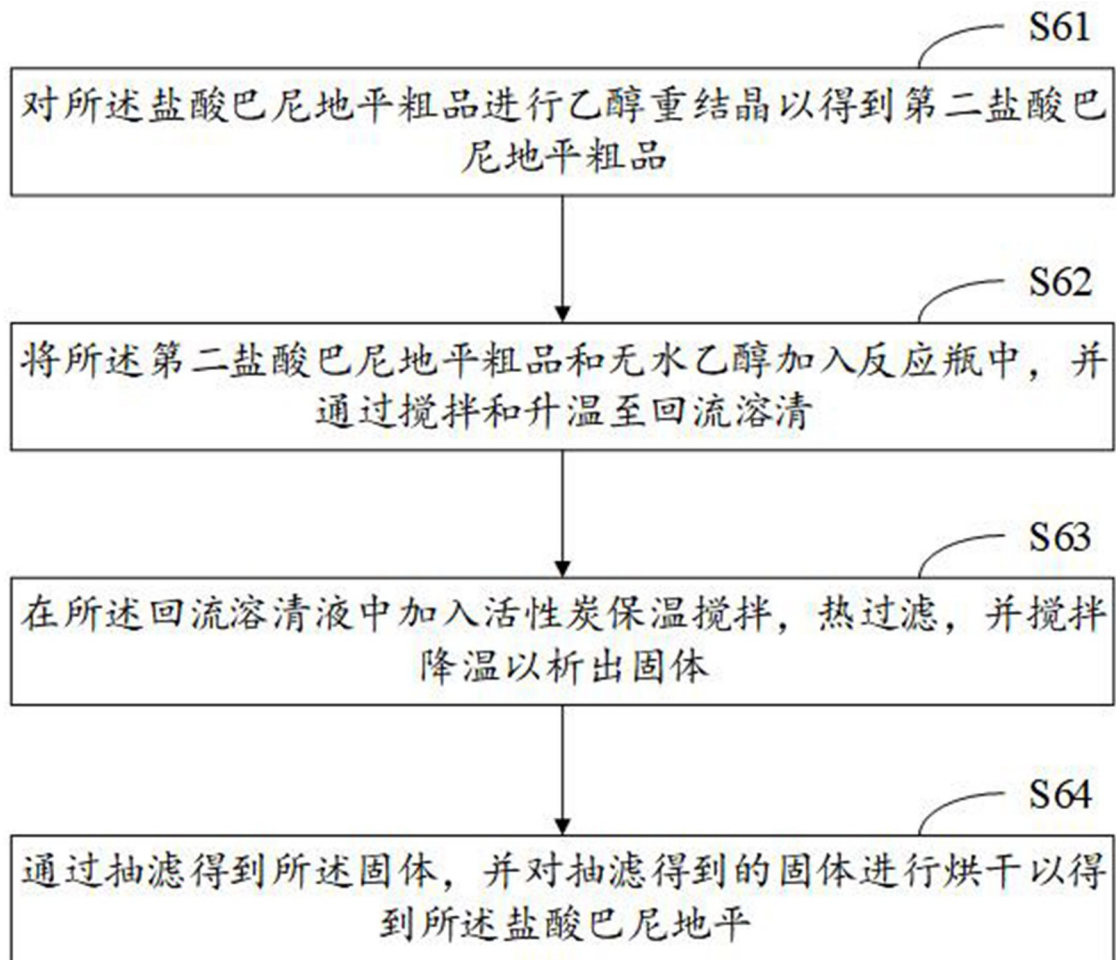


图3



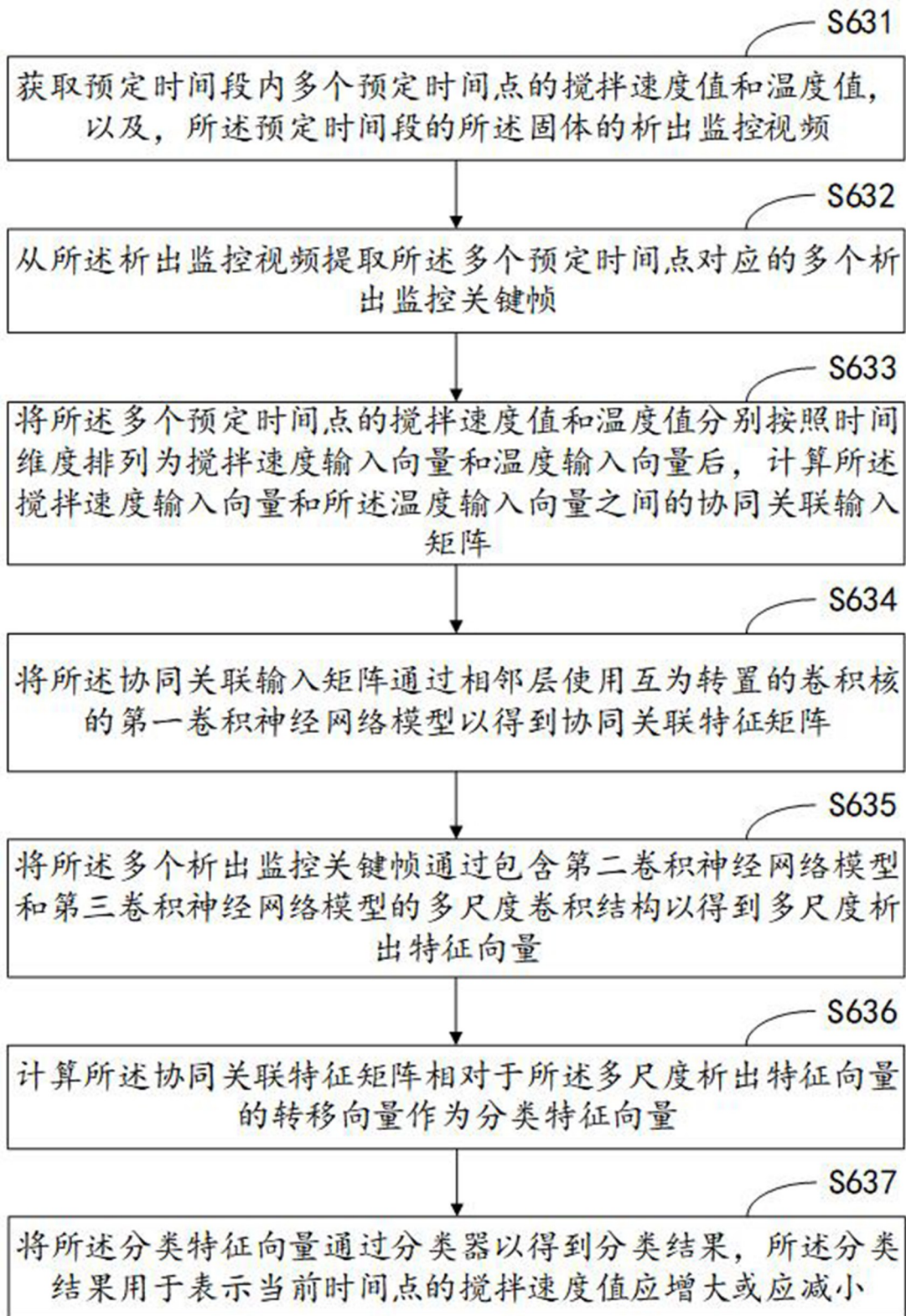


图4

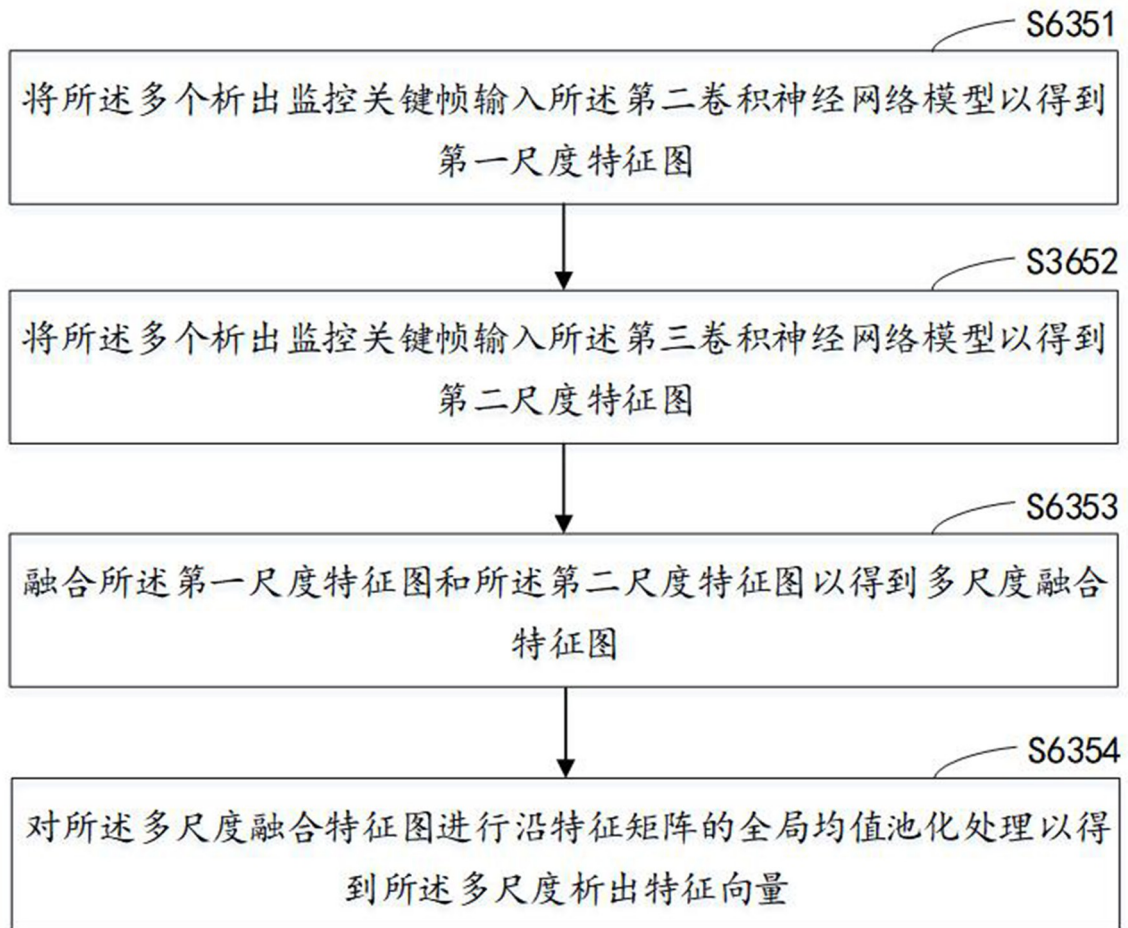


图5

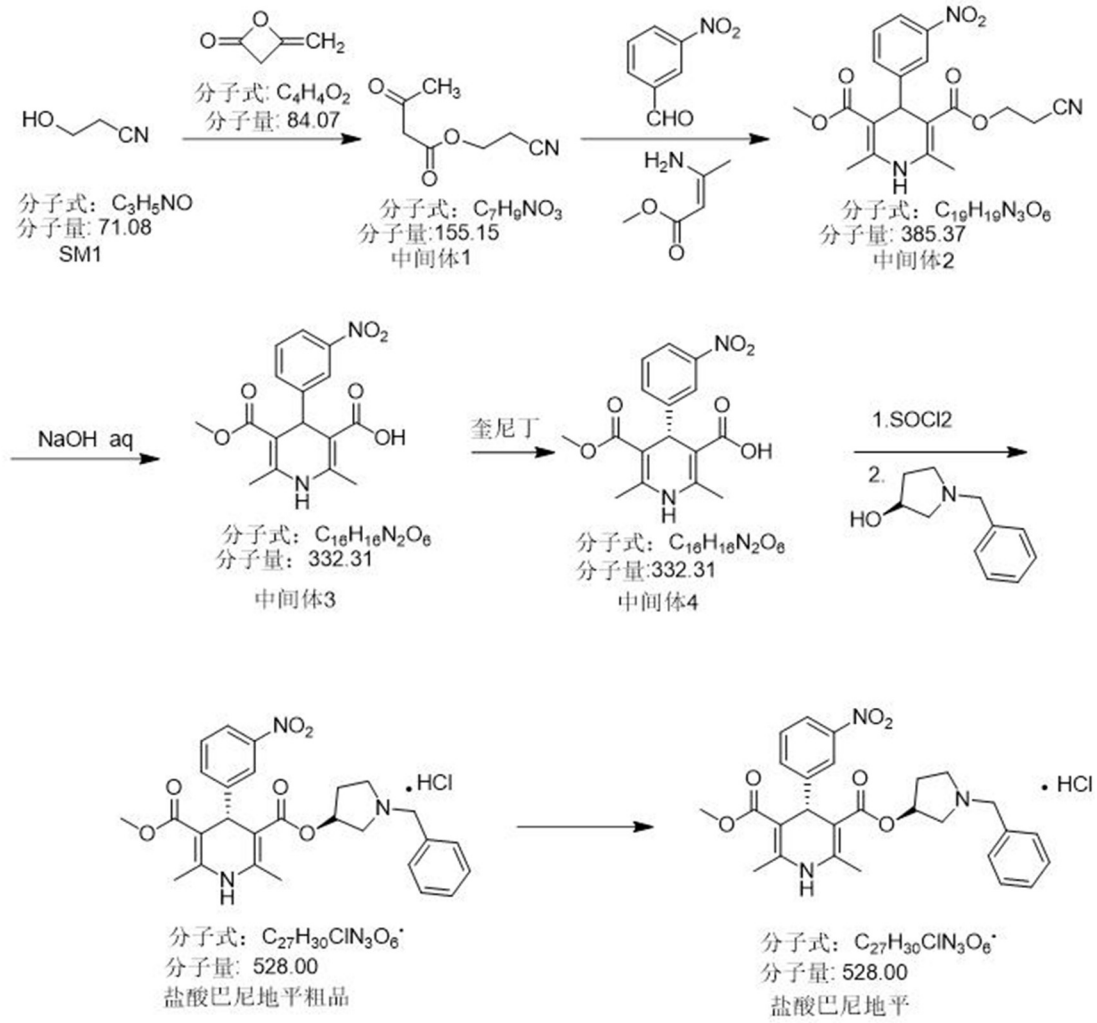


图6