



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 120449130 A

(43) 申请公布日 2025. 08. 08

(21) 申请号 202510951636.2

G16C 60/00 (2019.01)

(22) 申请日 2025.07.10

G06F 18/23 (2023.01)

G06N 3/0499 (2023.01)

(71) 申请人 广东石油化工学院

B22F 10/80 (2021.01)

B33Y 50/00 (2015.01)

地址 525000 广东省茂名市茂南区官渡街
道官渡二路139号

(72) 发明人 李凯 李宁 杜文毅 李霆浩

冯燕玲 蔡业彬 黄崇林 陈银清

(74) 专利代理机构 广东广盛知识产权代理事务
所(普通合伙) 441214

专利代理人 卓邦荣

(51) Int. Cl.

G06F 18/27 (2023.01)

G16C 20/20 (2019.01)

G16C 20/30 (2019.01)

G16C 20/70 (2019.01)

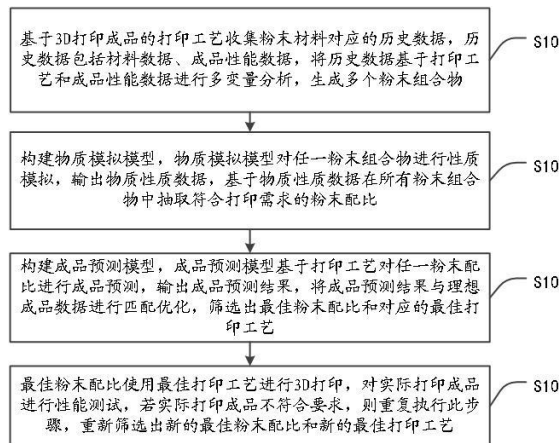
权利要求书3页 说明书10页 附图4页

(54) 发明名称

基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法
及系统

(57) 摘要

本申请涉及智能优化技术领域,公开了一种
基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法及系
统。方法包括:基于3D打印成品的打印工艺收集
粉末材料对应的历史数据,将历史数据进行多变
量分析,生成多个粉末组合物;物质模拟模型对
任一粉末组合物进行性质模拟,输出物质性质数
据,抽取符合打印需求的粉末配比;成品预测模
型对任一粉末配比进行成品预测,输出成品预测
结果,将成品预测结果与理想成品数据进行匹配
优化,筛选出最佳粉末配比和对应的最佳打印工
艺;对实际打印成品进行性能测试,若实际打印
成品不符合要求,则重复执行此步骤,重新筛选
出新的最佳粉末配比和新的最佳打印工艺。本申
请提高了3D打印粉末配比优化的精准度。



1. 一种基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法,其特征在于,所述基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法包括:

基于3D打印成品的打印工艺收集粉末材料对应的历史数据,所述历史数据包括材料数据、成品性能数据,将所述历史数据基于所述打印工艺和所述成品性能数据进行多变量分析,生成多个粉末组合物;

构建物质模拟模型,所述物质模拟模型对任一所述粉末组合物进行性质模拟,输出物质性质数据,基于所述物质性质数据在所有所述粉末组合物中抽取符合打印需求的粉末配比;

构建成品预测模型,所述成品预测模型基于所述打印工艺对任一所述粉末配比进行成品预测,输出成品预测结果,将所述成品预测结果与理想成品数据进行匹配优化,筛选出最佳粉末配比和对应的最佳打印工艺;

所述最佳粉末配比使用所述最佳打印工艺进行3D打印,对实际打印成品进行性能测试,若所述实际打印成品不符合要求,则重复执行此步骤,重新筛选出新的最佳粉末配比和新的最佳打印工艺。

2. 根据权利要求1所述的基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法,其特征在于,所述生成多个粉末组合物,包括:

将所述历史数据进行归一化处理后进行因子分析,获取所述历史数据中任意变量之间的解释因子,基于相互作用分析获取所述解释因子对所述成品性能数据的影响值,基于所述影响值在所有变量中抽取多个关键变量;

基于所述关键变量在所述材料数据中获取任一材料的比例范围,基于所述比例范围随机抽样生成多个所述粉末组合物。

3. 根据权利要求1所述的基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法,其特征在于,所述构建物质模拟模型,包括:

将所述材料数据的特征量设定为解释变量,将所述成品性能数据的特征量设定为目标变量,收集汇总所述解释变量和所述目标变量生成第一数据集;

基于所述解释变量的数量设定输入层的节点数,基于所述目标变量的类型设定输出层的节点数,由所述输入层、隐藏层和所述输出层搭建多层感知器模型,使用多层感知器模型对所述第一数据集进行训练,基于所述目标变量输出第一模拟值;

通过所述成品性能数据与所述第一模拟值的比较结果,调整多层感知器模型的模型参数,生成第一模型;

使用理论计算方法获取所述解释变量的模拟变量,收集汇总所述解释变量、所述模拟变量和所述目标变量生成第二数据集;

基于所述解释变量和所述模拟变量的数量设定新的输入层的节点数,由新的所述输入层、隐藏层和所述输出层搭建新的所述多层感知器模型,使用新的所述多层感知器模型对所述第二数据集进行训练,基于所述目标变量输出第二模拟值;

通过所述成品性能数据与所述第二模拟值的比较结果,调整新的所述多层感知器模型的模型参数,生成第二模型;

将所述第一模型与所述第二模型组合设定为所述物质模拟模型。

4. 根据权利要求3所述的基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法,其特征在于,所述

输出物质性质数据,包括:

提取所述粉末组合物的第一特征量,将所述第一特征量进行预处理后输入所述第一模型中,输出第一估计结果;

将所述第一估计结果与所有所述第一模拟值进行聚类分析,抽取包含所述第一估计结果的聚类簇,将所述聚类簇对应的所述解释变量设定为参考变量;

使用理论计算方法获取所述第一特征量对应的第一模拟变量,将所述第一特征量、所述第一模拟变量和所述参考变量组合后输入所述第二模型中,输出第二估计结果,将所述第二估计结果设定为所述物质性质数据。

5. 根据权利要求1所述的基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法,其特征在于,所述构建成品预测模型,包括:

在所述打印工艺中获取不同粉末材料的打印参数,基于所述成品性能数据与所述打印参数之间的相关度,基于所述相关度在所有所述打印参数中筛选出打印工艺参数,将剩余的所述打印参数设定为辅助参数;

基于回归分析方法生成所述打印工艺参数与所述成品性能数据之间的数学公式,基于所述数学公式计算出目标性能的第一预测值,基于目标性能的类型计算所述第一预测值与所述成品性能数据之间的差值;

基于神经网络构建补充预测模型,将所述辅助参数与所述差值设定为输入变量,将所述成品性能数据设定为输出变量,将所述输入变量和所述输出变量组合设定为训练数据集;

所述补充预测模型基于所述输入变量使用所述训练数据集进行训练,基于所述输出变量输出预测校正值,并将训练后的所述预测模型设定为所述成品预测模型。

6. 根据权利要求5所述的基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法,其特征在于,将所述打印参数与所述粉末配比输入所述成品预测模型中,基于所述目标性能输出第二预测值,将所述第二预测值与所述预测校正值相加,并设定为所述成品预测结果。

7. 根据权利要求1所述的基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法,其特征在于,所述将所述成品预测结果与理想成品数据进行匹配优化,包括:

将相同类别的所述成品预测结果与所述理想成品数据进行比较,计算评估值,将所述评估值与对应的所述粉末配比、所述成品预测结果进行组合存储;

基于主成分分析从所述成品预测结果中提取出与所述评估值相关联的低维特征量,将所述低维特征量与所述粉末配比、所述评估值进行组合存储;

基于所述粉末配比和所述低维特征量生成变换参数,使用梯度下降算法筛选出最小的所述评估值对应的所述变换参数,并设定为最佳变换参数,基于逆变换将所述最佳变换参数转换为新的输入参数,基于新的输入参数生成新的粉末配比,将新的所述粉末配比与所述最佳变换参数、最小的所述评估值进行组合存储;

基于存储记录重复执行此步骤,完成匹配优化。

8. 根据权利要求7所述的基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法,其特征在于,筛选出最佳粉末配比和对应的最佳打印工艺,包括:

将匹配优化后生成的新的所述粉末配比设定为所述最佳粉末配比;

在所述存储记录中抽取所述最佳粉末配对应应的所述成品预测结果,基于所述成品预

测模型输出所述成品预测结果对应的打印参数,将所述打印参数设定为所述最佳打印工艺。

9. 根据权利要求7所述的基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法,其特征在于,所述基于所述粉末配比和所述低维特征量生成变换参数,包括:

基于多项式回归构建参数预测模型,基于所有所述粉末配比的特征量和所有所述低维特征量训练所述参数预测模型,将任一所述粉末配比的特征量输入训练后的所述参数预测模型中,输出预测特征量,将所述预测特征量设定为所述变换参数。

10. 一种基于人工智能的3D打印粉末配比优化系统,其特征在于,所述基于人工智能的3D打印粉末配比优化系统包括:

收集模块,用于根据3D打印成品的打印工艺收集粉末材料对应的历史数据,所述历史数据包括材料数据、成品性能数据,将所述历史数据基于所述打印工艺和所述成品性能数据进行多变量分析,生成多个粉末组合物;

模拟模块,用于构建物质模拟模型,所述物质模拟模型对任一所述粉末组合物进行性质模拟,输出物质性质数据,基于所述物质性质数据在所有所述粉末组合物中抽取符合打印需求的粉末配比;

预测模块,用于构建成品预测模型,所述成品预测模型基于所述打印工艺对任一所述粉末配比进行成品预测,输出成品预测结果,将所述成品预测结果与理想成品数据进行匹配优化,筛选出最佳粉末配比和对应的最佳打印工艺;

打印模块,所述最佳粉末配比使用所述最佳打印工艺进行3D打印,对实际打印成品进行性能测试,若所述实际打印成品不符合要求,则重复执行此步骤,重新筛选出新的最佳粉末配比和新的最佳打印工艺。

基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法及系统

技术领域

[0001] 本申请涉及智能优化技术领域,尤其涉及一种基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法及系统。

背景技术

[0002] 在3D打印领域,粉末材料的配比对打印成品的质量、性能和效率起着至关重要的作用。传统的粉末配比方法主要依赖于经验公式和大量的实验验证,这种方法不仅耗时费力,而且难以适应复杂多变的打印需求和材料特性。随着人工智能技术的快速发展,其在材料科学中的应用逐渐受到关注。利用人工智能算法,尤其是机器学习和深度学习技术,可以对大量的实验数据进行分析 and 挖掘,从而实现对3D打印粉末配比的精准优化。然而,目前在3D打印粉末配比优化方面,人工智能技术的应用还相对较少,且缺乏系统性和高效性。因此,开发一种基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法及系统,对于提高3D打印效率、降低成本、提升产品质量具有重要的现实意义。

[0003] 类似的现有技术有公开号为CN119294270A的中国专利申请,公开了一种粉末激光3D打印成型工艺的参数优化方法,所述方法包括:确定粒子群算法的解空间,对各工艺参数进行有限元分析,确定粒子群算法的目标函数,获取解空间内的模拟粒子和实测粒子,利用实测粒子对预构建的支持向量机进行迭代训练的过程中,计算模拟粒子在任一次训练时的可信度,当可信度与归一化后的模拟适应度值的乘积大于预设值,且模拟粒子的实测适应度值大于转换阈值,则之后的训练过程中将模拟粒子作为实测粒子,重复训练过程,训练完成后得到目标工艺参数。该发明在减少计算量以及降低时间成本的同时,能够提高确定的目标工艺参数的准确性。还有公开号CN119720647A的中国专利申请,公开了一种基于机器学习的3D打印参数优化方法和系统,涉及3D打印技术领域,包括:获取数据集;对数据集进行预处理;根据数据集,构建基于机器学习的训练模型;利用数据集对训练模型进行训练,并将训练好的训练模型作为3D打印参数优化模型;利用3D打印参数优化模型对待优化的3D打印参数进行优化。该发明通过构建并训练基于机器学习的训练模型,得到了3D打印参数优化模型,利用3D打印参数优化模型对待优化的3D打印参数进行优化,解决了现有技术中3D打印参数的确定需要大量的计算资源和时间的问题,并且提高了3D打印参数的计算效果和准确性。

[0004] 现有技术的不足主要表现在均重点考虑工艺参数的优化,未引入粉末材料的配比优化,未考虑不同材料的特性在相同的工艺参数下会影响打印产品的性能,在实际情况中,需要将打印工艺参数与打印粉末配比相结合,提高打印成品的性能。

发明内容

[0005] 本申请提供了一种基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法及系统,用于提高基于人工智能的3D打印粉末配比优化的精准度。

[0006] 第一方面,本申请提供了一种基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法,所述基

于人工智能的3D打印粉末配比优化方法包括：

基于3D打印成品的打印工艺收集粉末材料对应的历史数据,所述历史数据包括材料数据、成品性能数据,将所述历史数据基于所述打印工艺和所述成品性能数据进行多变量分析,生成多个粉末组合物;

构建物质模拟模型,所述物质模拟模型对任一所述粉末组合物进行性质模拟,输出物质性质数据,基于所述物质性质数据在所有所述粉末组合物中抽取符合打印需求的粉末配比;

构建成品预测模型,所述成品预测模型基于所述打印工艺对任一所述粉末配比进行成品预测,输出成品预测结果,将所述成品预测结果与理想成品数据进行匹配优化,筛选出最佳粉末配比和对应的最佳打印工艺;

所述最佳粉末配比使用所述最佳打印工艺进行3D打印,对实际打印成品进行性能测试,若所述实际打印成品不符合要求,则重复执行此步骤,重新筛选出新的最佳粉末配比和新的最佳打印工艺。

[0007] 结合第一方面,所述生成多个粉末组合物,包括:

将所述历史数据进行归一化处理后进行因子分析,获取所述历史数据中任意变量之间的解释因子,基于相互作用分析获取所述解释因子对所述成品性能数据的影响值,基于所述影响值在所有变量中抽取多个关键变量;

基于所述关键变量在所述材料数据中获取任一材料的比例范围,基于所述比例范围随机抽样生成多个所述粉末组合物。

[0008] 结合第一方面,所述构建物质模拟模型,包括:

将所述材料数据的特征量设定为解释变量,将所述成品性能数据的特征量设定为目标变量,收集汇总所述解释变量和所述目标变量生成第一数据集;

基于所述解释变量的数量设定输入层的节点数,基于所述目标变量的类型设定输出层的节点数,由所述输入层、隐藏层和所述输出层搭建多层感知器模型,使用多层感知器模型对所述第一数据集进行训练,基于所述目标变量输出第一模拟值;

通过所述成品性能数据与所述第一模拟值的比较结果,调整多层感知器模型的模型参数,生成第一模型;

使用理论计算方法获取所述解释变量的模拟变量,收集汇总所述解释变量、所述模拟变量和所述目标变量生成第二数据集;

基于所述解释变量和所述模拟变量的数量设定新的输入层的节点数,由新的所述输入层、隐藏层和所述输出层搭建新的所述多层感知器模型,使用新的所述多层感知器模型对所述第二数据集进行训练,基于所述目标变量输出第二模拟值;

通过所述成品性能数据与所述第二模拟值的比较结果,调整新的所述多层感知器模型的模型参数,生成第二模型;

将所述第一模型与所述第二模型组合设定为所述物质模拟模型。

[0009] 结合第一方面,所述输出物质性质数据,包括:

提取所述粉末组合物的第一特征量,将所述第一特征量进行预处理后输入所述第一模型中,输出第一估计结果;

将所述第一估计结果与所有所述第一模拟值进行聚类分析,抽取包含所述第一估

计结果的聚类簇,将所述聚类簇对应的所述解释变量设定为参考变量;

使用理论计算方法获取所述第一特征量对应的第一模拟变量,将所述第一特征量、所述第一模拟变量和所述参考变量组合后输入所述第二模型中,输出第二估计结果,将所述第二估计结果设定为所述物质性质数据。

[0010] 结合第一方面,所述构建成品预测模型,包括:

在所述打印工艺中获取不同粉末材料的打印参数,基于所述成品性能数据与所述打印参数之间的相关度,基于所述相关度在所有所述打印参数中筛选出打印工艺参数,将剩余的所述打印参数设定为辅助参数;

基于回归分析方法生成所述打印工艺参数与所述成品性能数据之间的数学公式,基于所述数学公式计算出目标性能的第一预测值,基于目标性能的类型计算所述第一预测值与所述成品性能数据之间的差值;

基于神经网络构建补充预测模型,将所述辅助参数与所述差值设定为输入变量,将所述成品性能数据设定为输出变量,将所述输入变量和所述输出变量组合设定为训练数据集;

所述补充预测模型基于所述输入变量使用所述训练数据集进行训练,基于所述输出变量输出预测校正值,并将训练后的所述预测模型设定为所述成品预测模型。

[0011] 结合第一方面,将所述打印参数与所述粉末配比输入所述成品预测模型中,基于所述目标性能输出第二预测值,将所述第二预测值与所述预测校正值相加,并设定为所述成品预测结果。

[0012] 结合第一方面,所述将所述成品预测结果与理想成品数据进行匹配优化,包括:

将相同类别的所述成品预测结果与所述理想成品数据进行比较,计算评估值,将所述评估值与对应的所述粉末配比、所述成品预测结果进行组合存储;

基于主成分分析从所述成品预测结果中提取出与所述评估值相关联的低维特征量,将所述低维特征量与所述粉末配比、所述评估值进行组合存储;

基于所述粉末配比和所述低维特征量生成变换参数,使用梯度下降算法筛选出最小的所述评估值对应的所述变换参数,并设定为最佳变换参数,基于逆变换将所述最佳变换参数转换为新的输入参数,基于新的输入参数生成新的粉末配比,将新的所述粉末配比与所述最佳变换参数、最小的所述评估值进行组合存储;

基于存储记录重复执行此步骤,完成匹配优化。

[0013] 结合第一方面,筛选出最佳粉末配比和对应的最佳打印工艺,包括:

将匹配优化后生成的新的所述粉末配比设定为所述最佳粉末配比;

在所述存储记录中抽取所述最佳粉末配比对应的所述成品预测结果,基于所述成品预测模型输出所述成品预测结果对应的打印参数,将所述打印参数设定为所述最佳打印工艺。

[0014] 结合第一方面,所述基于所述粉末配比和所述低维特征量生成变换参数,包括:

基于多项式回归构建参数预测模型,基于所有所述粉末配比的特征量和所有所述低维特征量训练所述参数预测模型,将任一所述粉末配比的特征量输入训练后的所述参数预测模型中,输出预测特征量,将所述预测特征量设定为所述变换参数。

[0015] 第二方面,本申请提供了一种基于人工智能的3D打印粉末配比优化系统,所述基

于人工智能的3D打印粉末配比优化系统包括：

收集模块，用于根据3D打印成品的打印工艺收集粉末材料对应的历史数据，所述历史数据包括材料数据、成品性能数据，将所述历史数据基于所述打印工艺和所述成品性能数据进行多变量分析，生成多个粉末组合物；

模拟模块，用于构建物质模拟模型，所述物质模拟模型对任一所述粉末组合物进行性质模拟，输出物质性质数据，基于所述物质性质数据在所有所述粉末组合物中抽取符合打印需求的粉末配比；

预测模块，用于构建成品预测模型，所述成品预测模型基于所述打印工艺对任一所述粉末配比进行成品预测，输出成品预测结果，将所述成品预测结果与理想成品数据进行匹配优化，筛选出最佳粉末配比和对应的最佳打印工艺；

打印模块，所述最佳粉末配比使用所述最佳打印工艺进行3D打印，对实际打印成品进行性能测试，若所述实际打印成品不符合要求，则重复执行此步骤，重新筛选出新的最佳粉末配比和新的最佳打印工艺。

[0016] 本申请提供的技术方案中，首先，通过收集3D打印成品的打印工艺和成品性能的历史数据，进行多变量分析，识别出影响成品性能的关键因素，可以生成多个潜在的粉末组合物，避免了传统方法中依赖经验或试错法的局限性。然后，构建物质模拟模型，对粉末组合物进行性质模拟，输出物质性质数据，并基于这些数据筛选出符合打印需求的粉末配比，可以精准筛选出符合打印需求的粉末配比，提高了配比优化的准确性。紧接着，构建成品预测模型，基于打印工艺对粉末配比进行成品性能预测，并通过与理想成品数据的匹配优化，筛选出最佳粉末配比和最佳打印工艺，通过多模型协同和校正机制，实现了成品性能的精准预测，为优化提供了可靠依据，提高了优化的智能化和自动化水平。最后，通过迭代优化和反馈机制，实现了配比和工艺的持续改进，确保成品性能不断提升，根据实际打印结果，自适应地调整配比和工艺参数，提高了系统的适应性和鲁棒性。

[0017] 本申请还通过变换参数生成，实现了粉末配比和打印参数的精细化调整，进一步提升了成品性能，将粉末配比、打印参数、成品性能数据以及优化过程中的中间结果进行存储，形成知识库，为后续优化提供参考。

附图说明

[0018] 为了更清楚地说明本发明实施例的技术方案，下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图是本发明的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以基于这些附图获得其他的附图。

[0019] 图1为本申请实施例中基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法的一个实施例示意图；

图2为本申请实施例中多变量分析与粉末组合物生成流程的一个实施例示意图；

图3为本申请实施例中成品预测模型构建与优化流程的一个实施例示意图；

图4为本申请实施例中基于人工智能的3D打印粉末配比优化系统的一个实施例示意图。

具体实施方式

[0020] 本申请实施例提供了一种基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法及系统。本申请的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”、“第三”、“第四”等(如果存在)是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换,以便这里描述的实施例能够以除了在这里图示或描述的内容以外的顺序实施。此外,术语“包括”或“具有”及其任何变形,意图在于覆盖不排他的包含,例如,包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元,而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0021] 为便于理解,下面对本申请实施例的具体流程进行描述,请参阅图1,本申请实施例中基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法的一个实施例包括:

步骤S101、基于3D打印成品的打印工艺收集粉末材料对应的历史数据,历史数据包括材料数据、成品性能数据,将历史数据基于打印工艺和成品性能数据进行多变量分析,生成多个粉末组合物。

[0022] 可以理解的是,本申请的执行主体可以为基于人工智能的3D打印粉末配比优化装置,还可以是终端或者服务器,具体此处不做限定。本申请实施例以服务器为执行主体为例进行说明。

[0023] 具体地,3D打印成品是指使用3D打印技术制造的物品,打印工艺是指使用3D打印技术时的工艺数据,如打印温度、打印速度、层厚、激光功率等。粉末材料是指不同3D打印成品所使用的粉末材料数据,包括且不限于铝合金粉末、钛合金粉末等各种金属粉末材料。历史数据是指将历史收集到的3D打印相关数据汇总生成的数据集合。其中,材料数据包括且不限于各种粉末材料的比例、粒度、纯度、物质属性等参数。成品性能数据是指3D打印成品的性能数据,包括且不限于机械性能(如抗拉强度、硬度、韧性)、物理性能(如密度、孔隙率)和化学性能(如耐腐蚀性、耐热性)等数据。通过多变量分析可以识别出影响成品性能数据的关键因素和变量之间的相互关系,从而对各种粉末进行重新组合,生成多个粉末组合物,并对生成的粉末组合物进行初步筛选,排除那些明显不符合物理化学原理或实际生产条件的组合物。

[0024] 步骤S102、构建物质模拟模型,物质模拟模型对任一粉末组合物进行性质模拟,输出物质性质数据,基于物质性质数据在所有粉末组合物中抽取符合打印需求的粉末配比。

[0025] 具体地,物质模拟模型是指在不考虑打印工艺的条件下使用历史数据进行模拟各个粉末组合物打印出成品后的性能数据的模型。物质性质数据是指模拟粉末组合物组合后打印出来的成品的性能数据,例如密度、硬度、熔点、热膨胀系数等物理化学性质。打印需求是指预计打印的成品需求,提取出可能符合打印需求的粉末组合物的粉末配比。

[0026] 步骤S103、构建成品预测模型,成品预测模型基于打印工艺对任一粉末配比进行成品预测,输出成品预测结果,将成品预测结果与理想成品数据进行匹配优化,筛选出最佳粉末配比和对应的最佳打印工艺。

[0027] 具体地,成品预测模型是指引入不同的打印工艺对粉末配比进行打印的成品进行预测的模型,成品预测结果是指粉末配比在不同打印工艺下打印生成的成品的性能数据。理想成品数据是指与打印需求对应的成品的性能数据。根据理想成品数据可以调节打印工

艺,进而调节和优化成品预测结果,使得成品预测结果符合理想成品数据,即可筛选出最符合打印需求的粉末配比和打印工艺,即最佳粉末配比和最佳打印工艺。

[0028] 步骤S104、最佳粉末配比使用最佳打印工艺进行3D打印,对实际打印成品进行性能测试,若实际打印成品不符合要求,则重复执行此步骤,重新筛选出新的最佳粉末配比和新的最佳打印工艺。

[0029] 具体地,实际打印成品是指最佳粉末配比由最佳打印工艺进行3D打印后的实时成品,性能测试是指对实际打印成品进行性能检测,包括但不限于机械性能、物理性能和化学性能等。若实际打印成品不符合要求,则说明实际打印成品的性能测试结果区别于理想成品数据,需要调节最佳粉末配比和最佳打印工艺的参数,通过上述步骤,可以重新筛选出新的最佳粉末配比和新的最佳打印工艺,直到实际打印成品符合要求。

[0030] 在一具体实施例中,生成多个粉末组合物,包括:

(1) 将历史数据进行归一化处理后进行因子分析,获取历史数据中任意变量之间的解释因子,基于相互作用分析获取解释因子对成品性能数据的影响值,基于影响值在所有变量中抽取多个关键变量。

[0031] (2) 基于关键变量在材料数据中获取任一材料的比例范围,基于比例范围随机抽样生成多个粉末组合物。

[0032] 具体地,图2为多变量分析与粉末组合物生成流程图。归一化处理是指将不同量纲的历史数据转换为相同的尺度。因子分析是指识别潜在的变量之间的共同因子,解释变量之间的相关性的过程。解释因子是指变量之间的共同因子。使用交互项进行回归分析作为相互作用分析的方法,计算出解释因子对成品性能数据的影响,即输出影响值,例如,历史数据中打印速度对抗拉强度有显著影响,对应较大的影响值。将影响值大于预设阈值的解释因子对应的变量设定为关键变量。

[0033] 比例范围是指根据关键变量和相互作用分析,使用优化算法(如线性规划、遗传算法)确定不同材料的最优比例。使用随机抽样或网格抽样生成多个粉末组合物,确保每个粉末组合物在比例范围内。

[0034] 在一具体实施例中,构建物质模拟模型,包括:

(1) 将材料数据的特征量设定为解释变量,将成品性能数据的特征量设定为目标变量,收集汇总解释变量和目标变量生成第一数据集。

[0035] (2) 基于解释变量的数量设定输入层的节点数,基于目标变量的类型设定输出层的节点数,由输入层、隐藏层和输出层搭建多层感知器模型,使用多层感知器模型对第一数据集进行训练,基于目标变量输出第一模拟值。

[0036] (3) 通过成品性能数据与第一模拟值的比较结果,调整多层感知器模型的模型参数,生成第一模型。

[0037] (4) 使用理论计算方法获取解释变量的模拟变量,收集汇总解释变量、模拟变量和目标变量生成第二数据集。

[0038] (5) 基于解释变量和模拟变量的数量设定新的输入层的节点数,由新的输入层、隐藏层和输出层搭建新的多层感知器模型,使用新的多层感知器模型对第二数据集进行训练,基于目标变量输出第二模拟值。

[0039] (6) 通过成品性能数据与第二模拟值的比较结果,调整新的多层感知器模型的模

型参数,生成第二模型。

[0040] (7)将第一模型与第二模型组合设定为物质模拟模型。

[0041] 具体地,材料数据的特征量包括且不限于材料成分比例、材料物理化学性质和其他相关参数等特征。成品性能数据的特征量包括且不限于机械性能(如抗拉强度、硬度、韧性)、物理性能(如密度、孔隙率)和化学性能(如耐腐蚀性、耐热性)等特征。

[0042] 多层感知器(MLP)模型中隐藏层包含多个神经元,将解释变量作为输入层,输出层会基于目标变量的类型输出预测值,即第一模拟值。多层感知器模型的训练过程中,设定损失函数、优化算法,重复前向传播和反向传播过程,直到模型收敛或达到预定的训练轮数,并调整模型参数。其中,将属于测试集的相同目标变量的类型对应成品性能数据与第一模拟值进行偏差比较,即可输出比较结果。从而调整模型参数,以生成第一模型。其中,第一模型的主要作用是通过历史数据初步模拟预测出各种材料数据对应的第一模拟值,即初步模拟物质性质。

[0043] 理论计算是指使用量子化学计算、分子动力学模拟等方法计算出解释变量对应的物质性质,作为模拟变量。

[0044] 通过模拟变量可以校正和验证第一模型输出的第一模拟值,同时可以补充第一数据集,以生成第二数据集。通过第二数据集重新训练生成第二模型,可以提高第二模型的泛化能力,使其适应不同的材料数据,提高物质性质模拟的准确性和可靠性。因此,将第一模型与第二模型组合后,设定为物质模拟模型。

[0045] 在一具体实施例中,输出物质性质数据,包括:

(1)提取粉末组合物的第一特征量,将第一特征量进行预处理后输入第一模型中,输出第一估计结果。

[0046] (2)将第一估计结果与所有第一模拟值进行聚类分析,抽取包含第一估计结果的聚类簇,将聚类簇对应的解释变量设定为参考变量。

[0047] (3)使用理论计算方法获取第一特征量对应的第一模拟变量,将第一特征量、第一模拟变量和参考变量组合后输入第二模型中,输出第二估计结果,将第二估计结果设定为物质性质数据。

[0048] 具体地,第一特征量是指基于材料数据的特征量的类型提取粉末组合物对应的特征量。第一估计结果是指第一模型根据第一特征量模拟生成的第一模拟值。

[0049] 将第一估计结果与所有的第一模拟值进行汇总后聚类,可以使用K-means聚类方法,划分为多个聚类簇,进一步抽取包含第一估计结果的聚类簇。通过聚类簇可以在所有解释变量中找到与第一特征量相似的参考变量,说明参考变量对应的粉末材料与该粉末组合物存在关联性。

[0050] 第一模拟变量用于模拟该粉末组合物的物质性质。组合第一特征量、第一模拟变量和参考变量,可以扩展特征量预测的精度,进而由第二模型输出对应的第二估计结果。例如,输入的特征量为模拟抗拉强度(480 MPa),模拟硬度(190 HV),Fe:60%,Ni:20%,Cr:20%,粒径:15-53 μm ,激光功率:200W,扫描速度:1000mm/s。对应的输出第二估计结果为抗拉强度(510 MPa)、硬度(210 HV)等。

[0051] 在一具体实施例中,构建成品预测模型,包括:

(1)在打印工艺中获取不同粉末材料的打印参数,基于成品性能数据与打印参数

之间的相关度,基于相关度在所有打印参数中筛选出打印工艺参数,将剩余的打印参数设定为辅助参数。

[0052] (2) 基于回归分析方法生成打印工艺参数与成品性能数据之间的数学公式,基于数学公式计算出目标性能的第一预测值,基于目标性能的类型计算第一预测值与成品性能数据之间的差值。

[0053] (3) 基于神经网络构建补充预测模型,将辅助参数与差值设定为输入变量,将成品性能数据设定为输出变量,将输入变量和输出变量组合设定为训练数据集。

[0054] (4) 补充预测模型基于输入变量使用训练数据集进行训练,基于输出变量输出预测校正值,并将训练后的预测模型设定为成品预测模型。

[0055] 具体地,图3为成品预测模型构建与优化流程图。构建成品预测模型需要融合打印工艺进行分析预测。打印参数是指打印工艺包含的参数数据,例如,打印温度、打印速度、层厚、激光功率等参数。相关度是用于选择显著影响打印成品性能的打印参数,即打印工艺参数。将剩余的打印参数作为辅助特征,即辅助参数。

[0056] 数学公式是指通过回归分析方法生成多元回归方程对应的计算公式,用于描述打印工艺参数与成品性能数据之间的数学关系。目标性能是指任一成品性能数据对应的性能类型。由数学公式可以对任一目标性能进行初步估计,输出第一预测值。差值是用于描述数学公式进行回归预测的偏差。

[0057] 补充预测模型是用于学习辅助参数与差值之间的关系,引入校正机制,从而提高了最终预测的准确性。辅助参数是被筛选出的相关度较低的打印参数,通过输入变量与输出变量构建训练数据集,可以实现成品性能的准确预测。

[0058] 补充预测模型根据训练数据集进行训练,以生成成品预测模型,可以结合打印工艺的关键程度实现对成品性能数据的准确预测。

[0059] 在一具体实施例中,将打印参数与粉末配比输入成品预测模型中,基于目标性能输出第二预测值,将第二预测值与预测校正值相加,并设定为成品预测结果。

[0060] 具体地,由于打印参数与粉末配比均是多个的,因此,将任一粉末配比与任一打印参数输入成品预测模型中,即可输出目标性能对应的第二预测值。由于成品预测模型引入校正机制,因此,将第二预测值与预测校正值相加,生成成品预测结果。

[0061] 在一具体实施例中,将成品预测结果与理想成品数据进行匹配优化,包括:

(1) 将相同类别的成品预测结果与理想成品数据进行比较,计算评估值,将评估值与对应的粉末配比、成品预测结果进行组合存储。

[0062] (2) 基于主成分分析从成品预测结果中提取出与评估值相关联的低维特征量,将低维特征量与粉末配比、评估值进行组合存储。

[0063] (3) 基于粉末配比和低维特征量生成变换参数,使用梯度下降算法筛选出最小的评估值对应的变换参数,并设定为最佳变换参数,基于逆变换将最佳变换参数转换为新的输入参数,基于新的输入参数生成新的粉末配比,将新的粉末配比与最佳变换参数、最小的评估值进行组合存储。

[0064] (4) 基于存储记录重复执行此步骤,完成匹配优化。

[0065] 具体地,评估值表示成品预测结果与理想成品数据之间的比较结果,可以根据成品预测结果的类别设置权重系数,根据权重系数汇总所有类别的成品预测结果与理想成品

数据之间的差值,计算出评估值。

[0066] 主成分分析适用于线性降维,可以提取出方差最大的维度作为特征量,由于成品预测结果的类别是多种的,因此,成品预测结果的特征量是高维度的,需要从高维成品性能数据的特征量中提取出与评估值更直接相关的低维度特征量,即低维特征量。可以根据皮尔逊相关系数表示相关性。

[0067] 变换参数可以将高维的输入参数空间变换为低维的变换参数空间,从而降低优化问题的复杂度。梯度下降算法可以作为优化算法找到使评估值最小化或最大化的变换参数,在本申请中,评估值越小,则说明成品预测结果与理想成品数据越接近,因此,可以筛选出最佳变换参数。由于变换参数是通过主成分分析变换得到的,因此,可以使用逆变换将最佳变换参数转换为新的输入参数,该新的输入参数的类别对应于粉末配比的类别,因此,可以生成新的粉末配比。

[0068] 将上述所有优化记录进行存储,可以实现成品预测结果与理想成品数据进行匹配优化的过程。

[0069] 在一具体实施例中,筛选出最佳粉末配比和对应的最佳打印工艺,包括:

(1) 将匹配优化后生成的新的粉末配比设定为最佳粉末配比。

[0070] (2) 在存储记录中抽取最佳粉末配比对应的成品预测结果,基于成品预测模型输出成品预测结果对应的打印参数,将打印参数设定为最佳打印工艺。

[0071] 具体地,从匹配优化过程中获取生成的新的粉末配比。这些新的粉末配比是通过梯度下降算法筛选出的,具有最小评估值对应的最佳变换参数转换而来的。

[0072] 在成品预测模型中,使用成品预测模型的反向映射功能,输入最佳粉末配比和目标性能指标,输出对应的打印参数,即最佳打印工艺。

[0073] 在一具体实施例中,基于粉末配比和低维特征量生成变换参数,包括:

基于多项式回归构建参数预测模型,基于所有粉末配比的特征量和所有低维特征量训练参数预测模型,将任一粉末配比的特征量输入训练后的参数预测模型中,输出预测特征量,将预测特征量设定为变换参数。

[0074] 具体地,多项式回归可以捕捉变量之间的非线性关系,适用于复杂的数据关系,用于构建参数预测模型。将粉末配比对应的特征量和低维特征量设定为输入变量,将预测特征量设定为输出变量,输出变量可以是变换后的特征量,或其他需要预测的指标,选择合适的多项式阶数,以平衡模型的复杂度和泛化能力。由所有粉末配比的特征量和所有低维特征量作为训练集训练参数预测模型,模型基于输入数据,进行预测计算,输出预测特征量。

[0075] 上面对本申请实施例中基于人工智能的3D打印粉末配比优化方法进行了描述,下面对本申请实施例中基于人工智能的3D打印粉末配比优化系统进行描述,请参阅图4,本申请实施例中基于人工智能的3D打印粉末配比优化系统一个实施例包括:

收集模块201,用于根据3D打印成品的打印工艺收集粉末材料对应的历史数据,历史数据包括材料数据、成品性能数据,将历史数据基于打印工艺和成品性能数据进行多变量分析,生成多个粉末组合物。

[0076] 模拟模块202,用于构建物质模拟模型,物质模拟模型对任一粉末组合物进行性质模拟,输出物质性质数据,基于物质性质数据在所有粉末组合物中抽取符合打印需求的粉末配比。

[0077] 预测模块203,用于构建成品预测模型,成品预测模型基于打印工艺对任一粉末配比进行成品预测,输出成品预测结果,将成品预测结果与理想成品数据进行匹配优化,筛选出最佳粉末配比和对应的最佳打印工艺。

[0078] 打印模块204,最佳粉末配比使用最佳打印工艺进行3D打印,对实际打印成品进行性能测试,若实际打印成品不符合要求,则重复执行此步骤,重新筛选出新的最佳粉末配比和新的最佳打印工艺。

[0079] 通过上述各个组成部分的协同合作,首先,通过收集3D打印成品的打印工艺和成品性能的历史数据,进行多变量分析,识别出影响成品性能的关键因素,可以生成多个潜在的粉末组合物,避免了传统方法中依赖经验或试错法的局限性。然后,构建物质模拟模型,对粉末组合物进行性质模拟,输出物质性质数据,并基于这些数据筛选出符合打印需求的粉末配比,可以精准筛选出符合打印需求的粉末配比,提高了配比优化的准确性。紧接着,构建成品预测模型,基于打印工艺对粉末配比进行成品性能预测,并通过与理想成品数据的匹配优化,筛选出最佳粉末配比和最佳打印工艺,通过多模型协同和校正机制,实现了成品性能的精准预测,为优化提供了可靠依据,提高了优化的智能化和自动化水平。最后,通过迭代优化和反馈机制,实现了配比和工艺的持续改进,确保成品性能不断提升,根据实际打印结果,自适应地调整配比和工艺参数,提高了系统的适应性和鲁棒性。

[0080] 本申请还通过变换参数生成,实现了粉末配比和打印参数的精细化调整,进一步提升了成品性能,将粉末配比、打印参数、成品性能数据以及优化过程中的中间结果进行存储,形成知识库,为后续优化提供参考。

[0081] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统,系统和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0082] 所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用时,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(read-only memory, ROM)、随机存取存储器(random access memory, RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0083] 以上所述,以上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。

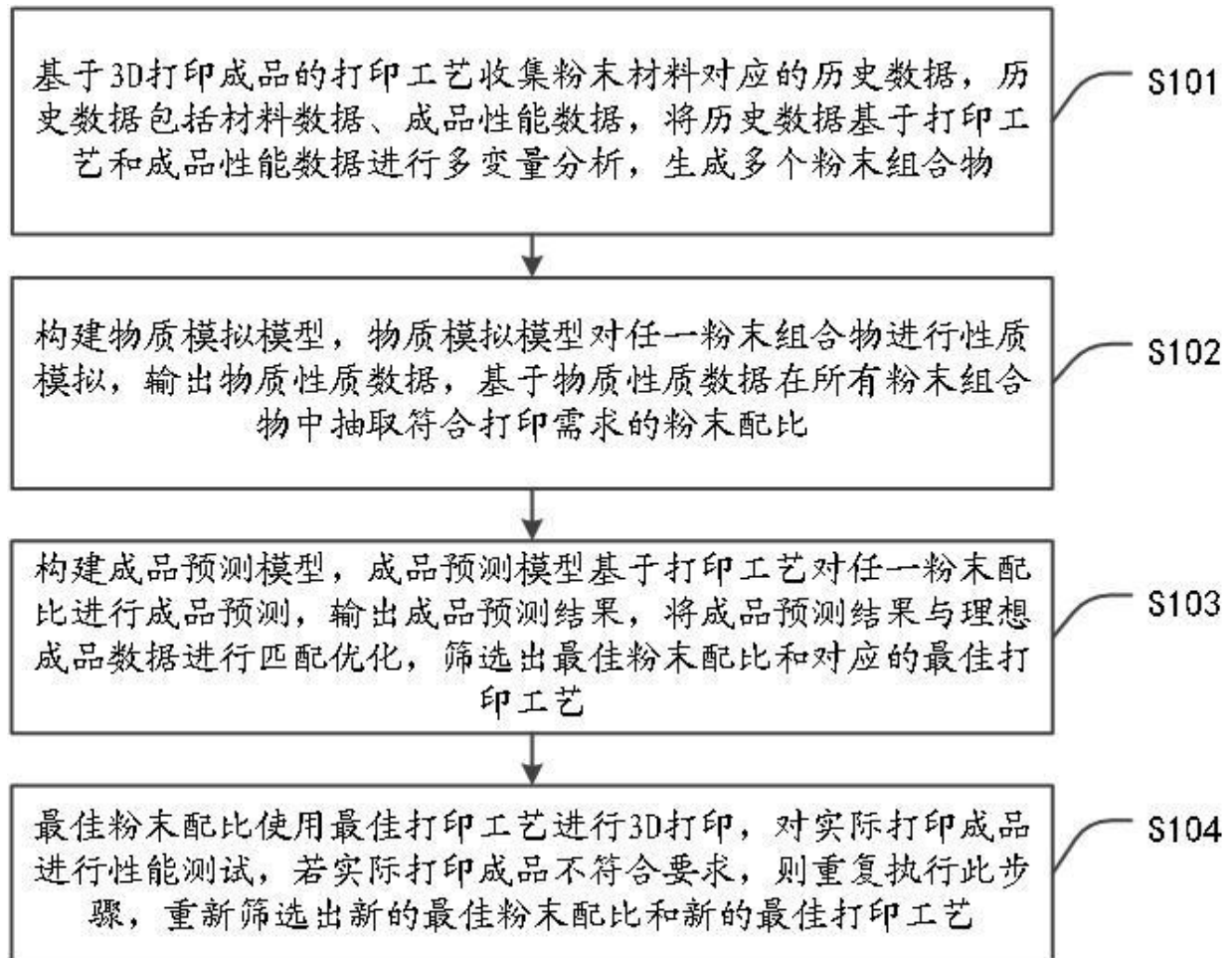


图 1

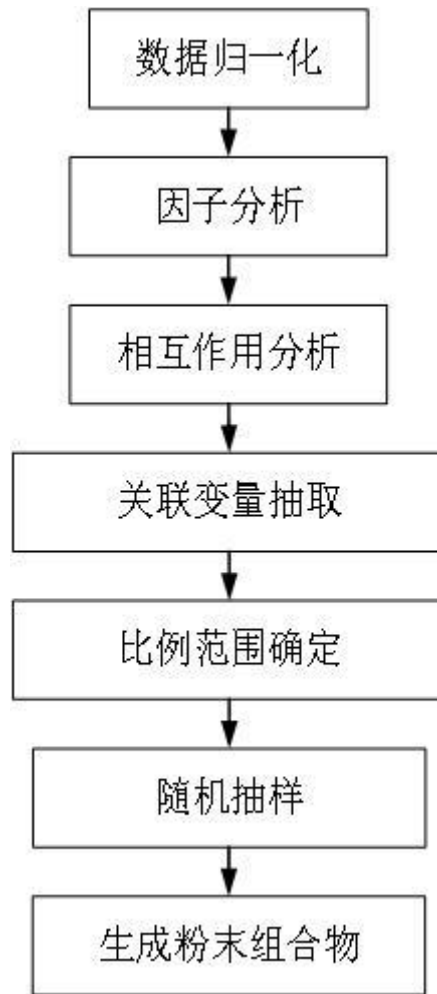


图 2

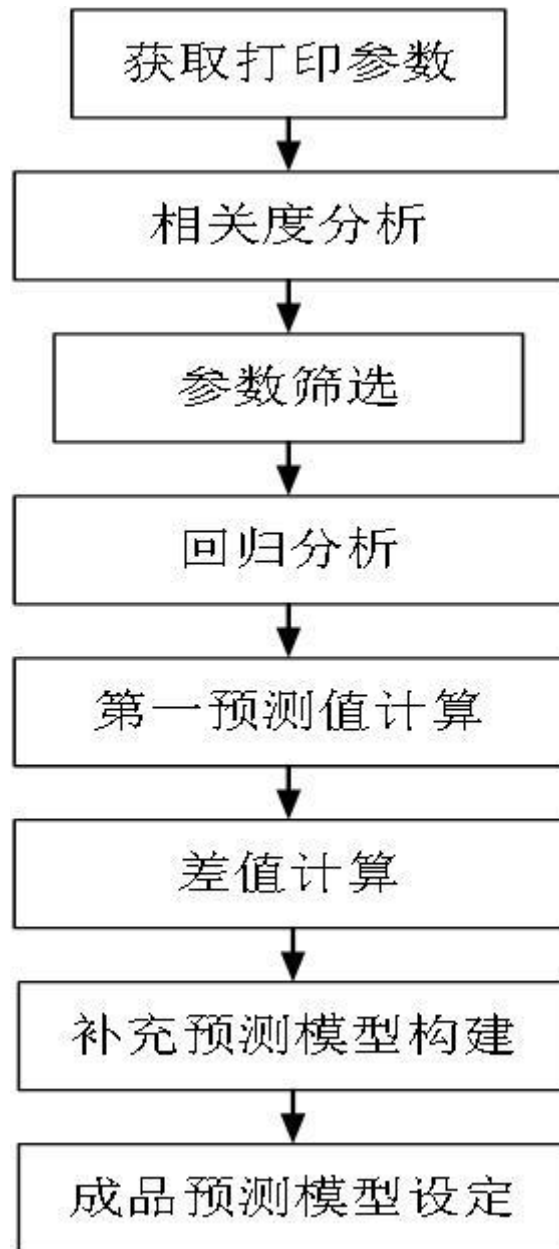


图 3

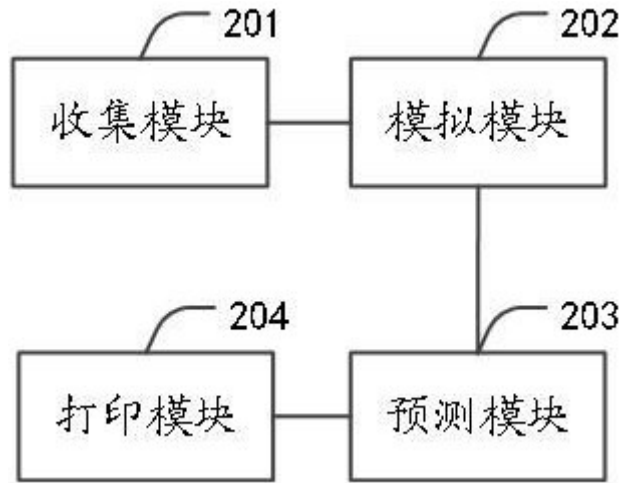


图 4