

说明书摘要

本发明公开了一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法及系统，通过构建从加密原料识别、多维味觉特征向量生成、双腔室独立温控执行到成品多维度品质分析的完整数据闭环，实现了用户主观口味偏好到物理烹饪动作的高保真映射，并利用实时监测数据动态修正热传导效率与蒸发速率，结合纵向食物实验持续更新公共配方库，从而在保障规模化生产效率的同时，显著提升了个性化食品的适配精度与口感稳定性，实现了系统的自进化与自适应优化。

摘要附图

扫描密封多隔间原料包装上的加密二维条形码，提取原料物理属性编码并与用户身份令牌建立关联

基于所述用户身份令牌和原料物理属性编码，调取基础烹饪指令集，并结合用户显式评分与调味料负载传感器的隐式消耗数据，生成多维味觉特征向量

根据所述多维味觉特征向量解算各调味料的分配倍数，并规划双腔室烹饪单元的独立温度曲线与加热相位

驱动双腔室烹饪单元与调味料分配器执行烹饪操作，获得成品，并在执行过程中实时监测双腔室内的温度、湿度及物料状态

对所述成品进行色泽、质地与挥发性风味物质的多维度分析，构建多维品质向量，将所述多维品质向量用于纵向食物实验，更新公共配方库

权 利 要 求 书

1. 一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法，其特征在于，包括：

扫描密封多隔间原料包装上的加密二维条形码，提取原料物理属性编码并与用户身份令牌建立关联；

基于所述用户身份令牌和原料物理属性编码，调取基础烹饪指令集，并结合用户显式评分与调味料负载传感器的隐式消耗数据，生成多维味觉特征向量；

根据所述多维味觉特征向量解算各调味料的分配倍数，并规划双腔室烹饪单元的独立温度曲线与加热相位；

驱动双腔室烹饪单元与调味料分配器执行烹饪操作，获得成品，并在执行过程中实时监测双腔室内的温度、湿度及物料状态；

对所述成品进行色泽、质地与挥发性风味物质的多维度分析，构建多维品质向量，将所述多维品质向量用于纵向食物实验，更新公共配方库。

2. 根据权利要求 1 所述的一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法，其特征在于，所述生成多维味觉特征向量包括：

对新用户，基于其初始问卷评分向量在历史用户集合中进行最近邻聚类映射，生成预测偏好向量；

对活跃用户，融合其显式评分记录与配料罐负载变化数据，计算中间特征向量。

3. 根据权利要求 2 所述的一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法，其特征在于，生成多维味觉特征向量还包括：对所述预测偏好向量或中间特征向量，采用贝叶斯推断机制进行实时迭代，得到当前时刻的味觉特征向量，并将味觉特征向量的各维度数值归一化至 $[0, 1]$ 区间。

4. 根据权利要求 3 所述的一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品

权 利 要 求 书

制备方法，其特征在于，所述解算各调味料的分配倍数包括：以基础调味料分配系数为基准，根据归一化后的味觉特征向量中对应维度的数值及预设灵敏度系数，计算每种调味料的分配倍数，并乘以当前原料质量，得到具体投料质量。

5. 根据权利要求 1 所述的一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法，其特征在于，所述双腔室烹饪单元包括主烹饪腔和辅助调味腔，所述规划双腔室烹饪单元的独立温度曲线包括：

为主烹饪腔设定目标温度轨迹，并依据牛顿冷却定律的扩展形式反推所需功率输入函数；

为辅助调味腔设定独立的温度控制策略。

6. 根据权利要求 1 所述的一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法，其特征在于，规划所述加热相位包括：将烹饪过程划分为多个时间片，在每个时间片内协同控制主热源、辅助热源的启停及液体调料的注入时刻，确保温度波动不破坏食材结构。

7. 根据权利要求 1 所述的一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法，其特征在于，所述实时监测双腔室内的温度、湿度及物料状态包括：采集双腔室的实际温度与湿度，将实际温度与设定的目标温度轨迹进行比对，计算瞬时温度偏差，并结合腔体热容参数反推实际热传导效率系数与水分蒸发速率。

8. 根据权利要求 1 所述的一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法，其特征在于，所述构建多维品质向量包括：

通过高光谱成像生成色泽分布图谱；

基于结构光扫描数据与虚拟探针法，量化成品的质地硬度；

通过微型气相色谱-质谱联用仪检测挥发性风味物质，形成香气指纹向量；

权 利 要 求 书

将所述色泽分布图谱、质地硬度与香气指纹向量组合为多维品质向量。

9. 根据权利要求 1 所述的一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法，其特征在于，将所述多维品质向量用于纵向食物实验，更新公共配方库包括：

将用户随机分配至实验组或对照组；在实验组中仅扰动单一烹饪变量，对照组保持原参数；并行执行烹饪后，聚合两组的多维品质向量与用户评分，进行显著性统计分析；根据分析结果更新公共配方库中的标准模板。

10. 一种用于实现如权利要求 1-9 任意一项所述方法的基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备系统，其特征在于，包括：

光学扫描模块，用于扫描密封多隔间原料包装上的加密二维条形码；

用户身份验证与会话管理模块，用于提取原料物理属性编码并与用户身份令牌建立关联；

动态用户画像构建模块，用于基于所述用户身份令牌和原料物理属性编码，调取基础烹饪指令集，并结合用户显式评分与调味料负载传感器的隐式消耗数据，生成多维味觉特征向量；

烹饪指令解算模块，用于根据所述多维味觉特征向量解算各调味料的分配倍数，并规划双腔室烹饪单元的独立温度曲线与加热相位；

双腔室协同执行单元，包含主烹饪腔、辅助调味腔及调味料分配器，用于执行烹饪操作以获得成品；

多模态传感监测模块，用于在执行过程中采集双腔室的温度、湿度及物料状态；

成品分析模块，用于对所述成品进行色泽、质地与挥发性风味物质的多维度分析，构建多维品质向量；

权 利 要 求 书

纵向实验与知识库更新模块，用于将所述多维品质向量用于纵向食物实验，更新公共配方库。

说明书

一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法及其系统

技术领域

本发明涉及自动化食品制备技术领域，具体是涉及一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法及其系统。

背景技术

随着食品工业向个性化与智能化方向发展，自动化食品制备系统逐渐成为研究热点。现有的自动化烹饪设备主要采用预设食谱模式或简单的参数调节机制，即用户从固定菜单中选择菜品，或仅能调整少数通用参数（如咸度、甜度等级）。此类方案通常缺乏对用户个体味觉特征的深度量化建模，无法将主观的口味偏好转化为精确的物理控制指令；同时，传统设备在烹饪过程中多为开环控制，缺乏对原料状态、环境温湿度及物料变化的实时感知与动态反馈，导致难以应对食材批次差异及用户口味的动态变化。此外，现有系统普遍缺少基于真实成品质量数据的闭环优化机制，无法利用群体实验数据持续迭代优化公共配方库，致使最终成品的口感一致性差，难以实现真正的千人千味”。

现有技术无法在规模化生产场景下，将用户动态的个体口味偏好精准映射为可执行的物理烹饪参数，且缺乏烹饪过程的实时闭环反馈与基于实测数据的自进化能力，导致个性化程度低、成品口感不稳定。

发明内容

本发明旨在提供一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法及其系统，显著提升了个性化食品的适配精度与口感稳定性，实现了系统的自进化与自适应优化。

为达到以上目的，本发明采用的技术方案为：一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法，包括：

扫描密封多隔间原料包装上的加密二维条形码，提取原料物理属性编码并与用户身份令牌建立关联；

说明书

基于所述用户身份令牌和原料物理属性编码，调取基础烹饪指令集，并结合用户显式评分与调味料负载传感器的隐式消耗数据，生成多维味觉特征向量；

根据所述多维味觉特征向量解算各调味料的分配倍数，并规划双腔室烹饪单元的独立温度曲线与加热相位；

驱动双腔室烹饪单元与调味料分配器执行烹饪操作，获得成品，并在执行过程中实时监测双腔室内的温度、湿度及物料状态；

对所述成品进行色泽、质地与挥发性风味物质的多维度分析，构建多维品质向量，将所述多维品质向量用于纵向食物实验，更新公共配方库。

优选的，所述生成多维味觉特征向量包括：

对新用户，基于其初始问卷评分向量在历史用户集合中进行最近邻聚类映射，生成预测偏好向量；

对活跃用户，融合其显式评分记录与配料罐负载变化数据，计算中间特征向量。

优选的，生成多维味觉特征向量还包括：对所述预测偏好向量或中间特征向量，采用贝叶斯推断机制进行实时迭代，得到当前时刻的味觉特征向量，并将味觉特征向量的各维度数值归一化至 $[0, 1]$ 区间。

优选的，所述解算各调味料的分配倍数包括：以基础调味料分配系数为基准，根据归一化后的味觉特征向量中对应维度的数值及预设灵敏度系数，计算每种调味料的分配倍数，并乘以当前原料质量，得到具体投料质量。

优选的，所述双腔室烹饪单元包括主烹饪腔和辅助调味腔，所述规划双腔室烹饪单元的独立温度曲线包括：

为主烹饪腔设定目标温度轨迹，并依据牛顿冷却定律的扩展形式反推所需功率输入函数；

说明书

为辅助调味腔设定独立的温度控制策略。

优选的，规划所述加热相位包括：将烹饪过程划分为多个时间片，在每个时间片内协同控制主热源、辅助热源的启停及液体调料的注入时刻，确保温度波动不破坏食材结构。

优选的，所述实时监测双腔室内的温度、湿度及物料状态包括：采集双腔室的实际温度与湿度，将实际温度与设定的目标温度轨迹进行比对，计算瞬时温度偏差，并结合腔体热容参数反推实际热传导效率系数与水分蒸发速率。

优选的，所述构建多维品质向量包括：

通过高光谱成像生成色泽分布图谱；

基于结构光扫描数据与虚拟探针法，量化成品的质地硬度；

通过微型气相色谱-质谱联用仪检测挥发性风味物质，形成香气指纹向量；

将所述色泽分布图谱、质地硬度与香气指纹向量组合为多维品质向量。

优选的，将所述多维品质向量用于纵向食物实验，更新公共配方库包括：

将用户随机分配至实验组或对照组；在实验组中仅扰动单一烹饪变量，对照组保持原参数；并行执行烹饪后，聚合两组的多维品质向量与用户评分，进行显著性统计分析；根据分析结果更新公共配方库中的标准模板。

另一方面，本发明提出一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备系统，包括：

光学扫描模块，用于扫描密封多隔间原料包装上的加密二维条形码；

用户身份验证与会话管理模块，用于提取原料物理属性编码并与用户身份令牌建立关联；

动态用户画像构建模块，用于基于所述用户身份令牌和原料物理属性编码，调取基础烹饪指令集，并结合用户显式评分与调味料负载传感器的隐式消耗数

说明书

据，生成多维味觉特征向量；

烹饪指令解算模块，用于根据所述多维味觉特征向量解算各调味料的分配倍数，并规划双腔室烹饪单元的独立温度曲线与加热相位；

双腔室协同执行单元，包含主烹饪腔、辅助调味腔及调味料分配器，用于执行烹饪操作以获得成品；

多模态传感监测模块，用于在执行过程中采集双腔室的温度、湿度及物料状态；

成品分析模块，用于对所述成品进行色泽、质地与挥发性风味物质的多维度分析，构建多维品质向量；

纵向实验与知识库更新模块，用于将所述多维品质向量用于纵向食物实验，更新公共配方库。

与现有技术相比，本发明的有益效果在于：

本发明通过构建从加密原料识别、多维味觉特征向量生成、双腔室独立温控执行到成品多维度品质分析的完整数据闭环，实现了用户主观口味偏好到物理烹饪动作的高保真映射，并利用实时监测数据动态修正热传导效率与蒸发速率，结合纵向食物实验持续更新公共配方库，从而在保障规模化生产效率的同时，显著提升了个性化食品的适配精度与口感稳定性，实现了系统的自进化与自适应优化。

附图说明

图1为本发明基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法的流程图；

图2为本发明基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备系统的框图。

具体实施方式

说明书

下面将结合本发明实施例中的附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例仅仅是本发明的一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例，本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动的前提下所获得的所有其他实施例，都属于本发明保护的范围。

需要说明，若本发明实施例中有涉及方向性指示（诸如上、下、左、右、前、后……），则该方向性指示仅用于解释在某一特定姿态下各部件之间的相对位置关系、运动情况等，如果该特定姿态发生改变时，则该方向性指示也相应地随之改变。

另外，若本发明实施例中有涉及“第一”、“第二”等的描述，则该“第一”、“第二”等的描述仅用于描述目的，而不能理解为指示或暗示其相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此，限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括至少一个该特征。另外，若全文中出现的“和/或”或者“及/或”，其含义包括三个并列的方案，以“A和/或B”为例，包括A方案、或B方案、或A和B同时满足的方案。另外，各个实施例之间的技术方案可以相互结合，但是必须是以本领域普通技术人员能够实现为基础，当技术方案的结合出现相互矛盾或无法实现时应当认为这种技术方案的结合不存在，也不在本发明要求的保护范围之内。

请参阅图1，本发明提供一种技术方案：一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法，该方法通过物理原料的数字化识别、用户口味的动态量化解析以及烹饪参数的精准解算，实现了从原材料到成品的无缝衔接，具体包括：

扫描密封多隔间原料包装上的加密二维条形码，提取原料物理属性编码并与用户身份令牌建立关联；通过加密二维条形码将物理原料属性与用户身份令牌进行唯一绑定，实现了从原料溯源到用户画像的精准关联，有效防止了配方

说明书

混淆与数据篡改，为后续基于个体口味的个性化烹饪提供了可靠的数据基础与安全边界。

基于用户身份令牌和原料物理属性编码，调取基础烹饪指令集，并结合用户显式评分与调味料负载传感器的隐式消耗数据，生成多维味觉特征向量；具体包括：对新用户，基于其初始问卷评分向量在历史用户集合中进行最近邻聚类映射，生成预测偏好向量；对活跃用户，融合其显式评分记录与配料罐负载变化数据，计算中间特征向量。对预测偏好向量或中间特征向量，采用贝叶斯推断机制进行实时迭代，得到当前时刻的味觉特征向量，并将味觉特征向量的各维度数值归一化至 $[0, 1]$ 区间。

通过融合新用户聚类预测与活跃用户显隐式数据，并利用贝叶斯推断实现味觉特征的实时动态迭代与归一化，有效解决了冷启动场景下的偏好缺失难题及传统静态模型无法响应用户口味动态变化的缺陷，从而构建出高保真、可自适应演进的个体味觉画像，为后续精准解算调味分配倍数提供了量化依据。

根据多维味觉特征向量解算各调味料的分配倍数，并规划双腔室烹饪单元的独立温度曲线与加热相位；其中，解算各调味料的分配倍数包括：以基础调味料分配系数为基准，根据归一化后的味觉特征向量中对应维度的数值及预设灵敏度系数，计算每种调味料的分配倍数，并乘以当前原料质量，得到具体投料质量。

通过基于归一化味觉特征向量与预设灵敏度系数动态解算调味料分配倍数，并将计算结果与原料实际质量耦合，实现了从抽象口味偏好到精确物理投料量的非线性映射，有效克服了传统固定配方无法适配个体差异的弊端，确保在双腔室独立温控协同下精准达成目标风味并维持加热相位的最佳热力学匹配。

具体的，双腔室烹饪单元包括主烹饪腔和辅助调味腔，规划双腔室烹饪单元的独立温度曲线包括：为主烹饪腔设定目标温度轨迹，并依据牛顿冷却定律的扩展形式反推所需功率输入函数；为辅助调味腔设定独立的温度控制策略。

利用扩展牛顿冷却定律反推主烹饪腔功率输入函数并独立规划辅助调味腔温控策略，实现了双腔室热场的高效解耦与精准动态调控，有效克服了传统单

说明书

腔加热导致的受热不均或风味物质过早挥发问题，确保食材在最佳热力学路径下熟化同时实现调味料的按需激活与保留。

进一步的，规划加热相位包括：将烹饪过程划分为多个时间片，在每个时间片内协同控制主热源、辅助热源的启停及液体调料的注入时刻，确保温度波动不破坏食材结构。通过将烹饪过程离散化为多时间片并协同调控热源启停与液体注入时序，实现了对热力学过程的微秒级精准干预，有效避免了温度剧烈波动对食材微观结构的破坏，在确保质地完整性的同时最大化风味物质的渗透效率与释放时机。

驱动双腔室烹饪单元与调味料分配器执行烹饪操作，获得成品，并在执行过程中实时监测双腔室内的温度、湿度及物料状态；具体包括：采集双腔室的实际温度与湿度，将实际温度与设定的目标温度轨迹进行比对，计算瞬时温度偏差，并结合腔体热容参数反推实际热传导效率系数与水分蒸发速率。

通过实时采集双腔室温湿度并对比目标轨迹计算瞬时偏差，结合热容参数反推热传导效率与水分蒸发速率，构建了闭环反馈控制机制，有效补偿了环境扰动与设备老化带来的系统误差，确保烹饪过程始终维持在最优热力学路径上，从而保障成品在质地、风味及营养保留上的高度一致性与稳定性。

对成品进行色泽、质地与挥发性风味物质的多维度分析，构建多维品质向量，具体包括：通过高光谱成像生成色泽分布图谱；基于结构光扫描数据与虚拟探针法，量化成品的质地硬度；通过微型气相色谱-质谱联用仪检测挥发性风味物质，形成香气指纹向量；将色泽分布图谱、质地硬度与香气指纹向量组合为多维品质向量。

通过融合高光谱成像、结构光扫描及微型气相色谱质谱联用技术，实现了对成品色泽、质地与香气指纹的数字化精准量化，构建了可追溯的多维品质向量，有效克服了传统感官评价主观性强且难以量化的缺陷，为烹饪工艺的闭环优化提供了客观数据支撑，确保最终产品在视觉美感、口感层次及风味完整性上达到标准化的高品质输出。

将多维品质向量用于纵向食物实验，更新公共配方库；具体包括：将用户

说明书

随机分配至实验组或对照组；在实验组中仅扰动单一烹饪变量，对照组保持原参数；并行执行烹饪后，聚合两组的多维品质向量与用户评分，进行显著性统计分析；根据分析结果更新公共配方库中的标准模板。

利用随机对照实验设计结合多维品质向量与用户评分的显著性统计，精准剥离单一烹饪变量对成品品质的因果影响，有效消除了感官评价的主观偏差与多变量耦合干扰，实现了公共配方库从经验驱动向数据驱动的迭代升级，确保标准模板在真实场景下具备最优的普适性与稳定性。

另一方面，本发明提出一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备系统，如图 2 所示，包括：

光学扫描模块，用于扫描密封多隔间原料包装上的加密二维条形码；

用户身份验证与会话管理模块，用于提取原料物理属性编码并与用户身份令牌建立关联；

动态用户画像构建模块，用于基于所述用户身份令牌和原料物理属性编码，调取基础烹饪指令集，并结合用户显式评分与调味料负载传感器的隐式消耗数据，生成多维味觉特征向量；

烹饪指令解算模块，用于根据所述多维味觉特征向量解算各调味料的分配倍数，并规划双腔室烹饪单元的独立温度曲线与加热相位；

双腔室协同执行单元，包含主烹饪腔、辅助调味腔及调味料分配器，用于执行烹饪操作以获得成品；

多模态传感监测模块，用于在执行过程中采集双腔室的温度、湿度及物料状态；

成品分析模块，用于对所述成品进行色泽、质地与挥发性风味物质的多维度分析，构建多维品质向量；

纵向实验与知识库更新模块，用于将所述多维品质向量用于纵向食物实验，更新公共配方库。

具体的，上述系统中的各模块在执行还用于实现上述一种基于个体口味特征分析的自动化个性化食品制备方法的其他步骤，如下：

说明书

步骤一：原料包装扫描与用户身份令牌关联；

本步骤旨在完成物理世界中的食材原料与数字世界中的用户身份信息的初步对接。其核心任务在于通过光学手段读取密封多隔间原料包装上的加密信息，并建立该特定批次原料与当前操作者之间的唯一映射关系，为后续基于个人口味的计算提供物质基础和数据入口，具体包括：

1.1：密封多隔间包装的光学扫描与特征提取；

操作人员在机器人烹饪装置的进料口处放置待处理的密封多隔间原料包装。该包装由不透光的复合材料制成，表面贴附有一枚经过加密处理的二维条形码。该条形码内部存储了该批次原料的物理属性编码，包括主要成分比例、初始质量、保存期限及产地溯源信息。装置内置的高精度工业相机对准条形码区域进行快速成像。图像采集单元在极短时间内捕获包含条形码图案的高分辨率灰度图像。

随后，图像处理算法对原始图像进行预处理，通过高斯滤波去除环境光造成的噪点，利用自适应阈值分割技术增强条形码边缘的对比度。接着，系统识别出条形码的边界框，并提取其中的黑白模块分布矩阵。该矩阵被转换为二进制数据流，并通过预设的解码协议还原出加密前的原始数据包。此过程中，系统不仅识别了条形码的几何结构，还同步检测了包装表面的微小形变或污渍，若检测到遮挡超过设定阈值，则触发重新扫描指令，直至获得清晰完整的图像数据。由此得到的原始数据包包含了该原料包的唯一序列号 ID_{pkg} 以及对应的物理属性参数集 P_{raw} 。

1.2：用户令牌验证与云端会话建立；

在完成原料物理属性的提取后，系统需确认当前操作者的身份权限。操作人员通过终端设备输入个人识别码或出示生物特征凭证（如指纹或面部特征），生成一个临时的用户访问令牌 $Token_{user}$ 。该令牌包含用户的唯一标识符 UID 以及当前的时间戳 T_{now} 。系统将生成的 $Token_{user}$ 与解密得到的原料序列号 ID_{pkg} 打包，通过无线通信网络发送至中央 API 服务器。中央服务器接收到请求后，首

先校验 $\text{Token}_{\text{user}}$ 的有效性与时效性，防止重放攻击。校验通过后，服务器查询内部数据库，确认该 UID 是否拥有当前操作的权限，并检索与该 ID_{pkg} 相关的历史记录。若验证通过，服务器生成一个唯一的会话密钥 $\text{Session}_{\text{key}}$ ，并将其返回至本地控制单元。此会话密钥将用于后续所有数据传输的加密通道建立，确保原料信息与用户信息在传输过程中的机密性。此时，系统已建立起“原料包-用户”的临时关联链路，即建立了 $\text{Link}_{\text{init}} = (\text{ID}_{\text{pkg}}, \text{UID}, \text{Session}_{\text{key}})$ 。

1.3：个性化烹饪基础指令的提取与解析；

基于 1.2 建立的会话连接，中央 API 服务器根据 ID_{pkg} 和 UID 的组合索引，从云端数据库中调取该组合下的基础烹饪指令集。这些指令并非通用的标准食谱，而是预先存储在服务器端的、针对该特定原料类型和用户群体的通用处理规范。指令集中包含了该原料的标准加工流程框架，例如推荐的总加热时长范围、允许的调味料种类列表、基础湿度控制区间等。

服务器将这些结构化数据封装为 JSON 格式的数据包，并通过加密通道传输回本地控制单元。本地控制单元接收数据包后，利用 $\text{Session}_{\text{key}}$ 进行解密，解析出基础指令的具体内容。其中，关键参数包括原料的理论最大容纳量 M_{max} 、建议的基础盐度基准值 S_{base} 以及推荐的初始加热功率等级 P_{level} 。这些数据构成了后续个性化计算的基准线，即所谓的零偏移状态。系统将这些解析出的参数暂存于本地内存缓冲区，标记为 $\text{Data}_{\text{base}}$ ，等待下一步骤结合具体用户偏好进行修正。

1.4：初始状态向量构建与双腔室预配置；

在获取了基础指令集后，系统进入物理设备的预配置阶段。机器人烹饪装置的双腔室烹饪单元包含两个独立的加热腔体，分别用于处理不同性质的食材或执行不同的烹饪阶段。系统根据 $\text{Data}_{\text{base}}$ 中的信息，自动初始化两个腔室的物理状态。对于第一个腔室（主烹饪腔），系统设定其初始温度为环境温度 T_{env} ，并清空内部残留物传感器读数；对于第二个腔室（辅助调味腔），系统将其设

说明书

定为空载待机状态。同时，系统读取高精度调味料分配器的当前零点位置，校准各独立储料罐的液位传感器，确保分配器处于可执行分配的初始状态。

更重要的是，系统构建了一个初始状态向量 V_{init} ，该向量记录了当前时刻所有关键物理量的数值，包括双腔室的温度 T_1, T_2 、湿度 H_1, H_2 、当前装载的原料质量 M_{curr} 以及分配器的归零系数 K_{zero} 。这一向量 V_{init} 是后续所有动态调整计算的起点。至此，步骤一完成，系统成功将物理原料与数字用户身份绑定，并完成了设备的初始化准备，生成了包含原料属性、用户身份及基础指令的完整初始数据集。

步骤二：动态用户画像构建与多维味觉特征向量生成；

本步骤旨在解决传统系统中用户口味难以量化且无法实时适应的问题。该步骤的核心在于构建一个动态的用户画像，通过融合显式的主观评价与隐式的物理消耗数据，计算出反映用户当前真实偏好的多维味觉特征向量。此过程不依赖静态的历史记录，而是基于当前场景和实时反馈进行即时推导，确保生成的偏好向量能够准确指导后续的调味与烹饪参数设定，具体包括：

2.1：新用户冷启动聚类映射与预测向量生成；

针对首次使用本系统的新用户，由于缺乏历史行为数据，系统采用冷启动策略。系统调用 1.3 中提取的基础指令集 $Database$ 中的用户群体分类标签，将当前新用户映射至现有用户库中的相似群体。具体而言，系统维护着一个包含大量历史用户特征向量的公共集合 U_{hist} 。当新用户注册时，系统引导其填写一份包含十项基础口味倾向的问卷，获取其显式评分向量 $Q_{new} = [q_1, q_2, \dots, q_{10}]$ ，其中每个分量 q_i 代表用户对咸、甜、酸、辣等维度的主观打分，量纲为无量纲的相对强度值（范围 0 至 10）。为了将新用户的问卷数据转化为可计算的偏好向量，系统采用最近邻聚类算法。系统计算 Q_{new} 与 U_{hist} 中每一个已知用户向量 U_k

之间的欧几里得距离 d_k ，公式如下：

$$d_k = \sqrt{\sum_{i=1}^{10} (q_i - u_{k,i})^2};$$

式中， $u_{k,i}$ 表示第 k 个历史用户在第 i 个口味维度上的标准化得分， d_k 表示两者之间的距离。系统选取距离最小的前 N 个邻居 ($N=5$)，构成最近邻集合 $\mathcal{N}_{top}$ 。随后，系统对这些邻居的偏好向量进行加权平均，权重 w_k 与距离 d_k 成反比，即 $w_k = \frac{1}{d_k + \epsilon}$ ，其中， ϵ 为防止除零的小常数。最终生成的预测偏好向量 V_{pred} 计算为：

$$V_{pred} = \frac{\sum_{k \in \mathcal{N}_{top}} w_k \cdot U_k}{\sum_{k \in \mathcal{N}_{top}} w_k} ;$$

该向量 V_{pred} 即为新用户在当前场景下的初始味觉特征估计，它代表了系统在缺乏长期观测数据时对用户口味的最佳推断。此向量 V_{pred} 将作为 2.2 的输入，若用户非新用户，则跳过此步直接进入显隐数据融合阶段。

2.2：活跃用户显式评分与负载传感器数据融合；

对于已有使用记录的活跃用户，系统不再单纯依赖问卷数据，而是引入负载传感器采集的隐式调味品消耗数据，以实现更精准的画像更新。系统从中央 API 服务器调取该用户近期的显式评分记录 $R_{hist} = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ ，其中每个评分 r_j 对应一次用餐体验后的满意度打分。同时，系统读取 1.4 中构建的初始状态向量 V_{init} 所关联的配料罐负载变化数据。在烹饪准备阶段，高精度调味料分配器会根据预设的微量投放进行测试，负载传感器记录下各调料罐的质量变化 ΔM_{spice} 。系统建立了一个隐式消耗向量 C_{imp} ，其分量 c_i 代表第 i 种调料在当前配方中的实际消耗比例。为了将显式评分与隐式消耗统一到一个数学框架下，系统定义了一个综合置信度因子 β ，该因子随用户历史数据量的增加而增大，

计算公式为：

$$\beta = \frac{m}{m + \lambda} ;$$

式中， m 为用户的历史评分次数， λ 为调节参数，用于平衡新旧数据的权重。显式评分部分被转化为一个标准化的偏好修正向量 V_{exp} ，其数值方向与评分趋

势一致。隐式消耗部分则通过对比理论用量与实际用量，生成偏差向量 V_{imp} 。系统通过加权融合这两个向量，得到中间特征向量 V_{mid} ：

$$V_{mid} = \beta \cdot V_{exp} + (1 - \beta) \cdot V_{imp};$$

该步骤确保了用户的口味偏好既反映了其主观意愿，也体现了其在实际操作中的真实选择，避免了单一数据来源带来的偏差。

2.3：贝叶斯推断机制下的味觉特征实时迭代；

在获得中间特征向量 V_{mid} 后，系统利用贝叶斯推断机制对用户的味觉特征向量进行实时迭代更新。这一步骤引入了概率论思想，将用户的真实口味视为一个随机变量，其先验分布由 2.1 或 2.2 的初始估计给出，而后验分布则由当前的观测数据（即 V_{mid} ）更新而来。设用户真实的味觉特征向量为 θ ，其先验分布为 $P(\theta | D_{old})$ ，其中 D_{old} 为历史数据。当前的观测数据为 D_{new} ，对应向量 V_{mid} 。根据贝叶斯定理，后验分布 $P(\theta | D_{old}, D_{new})$ 正比于似然函数与先验分布的乘积。考虑到味觉特征的多维高斯特性，系统假设观测噪声服从均值为零的正态分布，方差为 σ^2 。则更新后的均值向量 μ_{new} 计算如下：

$$\mu_{new} = \Sigma_{prior} (\Sigma_{prior} + \sigma^2 I)^{-1} \mu_{obs} + \sigma^2 (\Sigma_{prior} + \sigma^2 I)^{-1} \mu_{prior};$$

式中， μ_{prior} 为更新前的均值向量（即 V_{mid} 或 V_{pred} ）， μ_{obs} 为当前观测到的均值向量， Σ_{prior} 为先验协方差矩阵， σ^2 为观测噪声方差， I 为单位矩阵。该公式通过矩阵运算，将新的观测信息平滑地融入旧的认知中，既不过度受单次异常数据影响，又能迅速响应用户口味的变化趋势。更新后的均值向量 μ_{new} 即为当前时刻最可信的用户味觉特征向量，记为 V_{final} 。此向量 V_{final} 精确描述了用户在当前状态下对各味道的敏感度与偏好程度。

2.4：偏好向量归一化与输出接口封装；

经过贝叶斯推断得到的 V_{final} 是一个多维实数向量，其数值范围可能因不同

维度的量纲差异而波动较大。为了确保该向量能直接用于后续的物理控制，必须进行归一化处理。系统设定目标风味空间的范围为 $[0, 1]$ ，其中 0 代表无该味道，1 代表该味道的极限强度。归一化过程将 V_{final} 中的每个分量 v_i 映射到目标

区间，公式为：
$$v'_i = \frac{v_i - v_{\min}}{v_{\max} - v_{\min}};$$

式中， $v_{\min}$ 和 $v_{\max}$ 分别为该维度在历史训练集中的最小值和最大值。归一化后的向量 V'_{norm} 即为最终的个性化味觉特征向量。随后，系统将 V'_{norm} 与 1.3 中提取的基础指令集 $\text{Data}_{\text{base}}$ 进行逻辑封装，形成最终的个性化需求描述包 $\text{Req}_{\text{personal}}$ 。该描述包包含了用户当前的口味偏好权重、推荐的基础调味倍数范围以及预期的口感质地要求。

步骤三：个性化烹饪指令解算与双腔室热源相位规划；

本步骤承接步骤二中生成的个性化需求描述包 $\text{Req}_{\text{personal}}$ ，特别是其中的味觉特征向量 V'_{norm} ，旨在将抽象的口味偏好转化为具体的、可执行的物理控制指令。该步骤的核心在于利用双腔室烹饪单元的独立控制能力，结合高精度调味料分配器，精确计算出每种调味料的分配倍数、双腔室的温度曲线、湿度控制策略以及加热的相位时长。整个过程严格遵循热力学原理与物料平衡方程，确保最终成品符合用户的个性化预期，具体包括：

3.1：基于偏好权重的调味料分配倍数解算

系统首先处理步骤二输出的味觉特征向量 V'_{norm} 中的咸、甜、酸、鲜等维度数值。这些数值代表了用户相对于标准配方的口味偏移量。系统定义一个基础调味料分配系数 K_{base} ，该系数由 1.3 中的基础指令集 $\text{Data}_{\text{base}}$ 确定。对于每一种需要添加的调味料 j （如食盐、糖、醋等），其实际分配倍数 B_j 的计算公式为：
$$B_j = K_{\text{base},j} \times (1 + \alpha_j \cdot v'_j);$$

式中， $K_{\text{base},j}$ 为标准配方中第 j 种调味料的基准分配量（单位：克/千克原

料), v_j' 为 2.4 归一化后的第 j 个口味维度的偏好值, α_j 为该口味维度的灵敏度系数, 表示单位偏好变化引起的剂量变化率。例如, 对于咸味, α_{salt} 可能设为 0.8, 意味着偏好值每增加 0.1, 盐的用量增加 8%。系统遍历所有 N 种调味料, 逐一计算其分配倍数 B_j 。计算完成后, 系统将这些倍数乘以当前原料的实际质量 M_{curr} (来自 1.4), 得出每种调味料的具体投料质量 $m_j = B_j \times M_{\text{curr}}$ 。这些质量值 m_j 将被发送给高精度调味料分配器, 作为其执行动作的目标参数。此步骤确保了调味量的精准匹配, 完全响应了步骤二中生成的个性化偏好。

3.2: 双腔室独立温度曲线的生成与热力学约束;

在确定了调味方案后, 系统进入加热阶段的规划。双腔室烹饪单元的两个独立热源分别对应主烹饪腔和辅助调味腔。系统根据 3.1 确定的调味方案, 判断是否需要分阶段加热。若某些调味料需要在高温下激发香气, 或某些食材需要低温慢煮, 系统将生成两条独立的温度曲线 $T_1(t)$ 和 $T_2(t)$ 。这两条曲线必须满足热力学能量守恒约束。对于主腔室, 其温度变化率 $\frac{dT_1}{dt}$ 与输入功率 $P_1(t)$ 的关系遵循牛顿冷却定律的扩展形式:

$$C_p \cdot m_{\text{food}} \cdot \frac{dT_1}{dt} = P_1(t) - h_1 \cdot A_1 \cdot (T_1 - T_{\text{env}}),$$

式中, C_p 为食物的比热容, m_{food} 为食物质量, h_1 为主腔室的热传导系数, A_1 为有效换热面积, T_{env} 为环境温度。系统根据步骤二输出的口味偏好, 设定目标温度轨迹 $T_{\text{target}}(t)$ 。例如, 若用户偏好“焦香”, 则 $T_{\text{target}}(t)$ 会在后期出现峰值。系统通过求解上述微分方程的逆问题, 反推所需的功率输入函数 $P_1(t)$ 。同样地, 对于辅助腔室, 系统根据其特定的功能 (如保温或预热调料), 生成相应的温度曲线 $T_2(t)$ 和功率函数 $P_2(t)$ 。这两组曲线 $T_1(t), T_2(t)$ 及其对应的功率控制指令, 共同构成了加热阶段的核心参数集, 确保热量传递符合用户的口感预期。

3.3: 湿度控制与加热相位的时序协同;

温度的精确控制离不开湿度的协同调节。3.2 生成的温度曲线决定了水分的蒸发速率, 而 3.1 中的调味料分配可能涉及液体调料的加入, 这会改变腔室内的湿度环境。系统根据步骤二输出的口味偏好中的“湿润度”维度 V'_{humid} , 设定目标湿度区间 $[H_{\min}, H_{\max}]$ 。系统计算当前腔室内的水分蒸发量 $E(t)$, 其公式为: $E(t) = k_e \cdot A_{\text{surface}} \cdot (P_{\text{sat}}(T_1) - P_{\text{amb}})$;

式中, k_e 为蒸发系数, A_{surface} 为食物表面积, $P_{\text{sat}}(T_1)$ 为当前温度下的饱和蒸汽压, P_{amb} 为环境蒸汽压。系统通过控制加湿器或排气阀的开度, 动态调节腔室内的绝对湿度 $H(t)$, 使其跟踪目标湿度曲线。此外, 系统还需规划加热相位。整个烹饪过程被划分为若干个连续的时间片 $t_1, t_2, \dots, t_n$ 。在每个时间片内, 系统根据 3.1 的调味计划和 3.2 的温度计划, 决定何时开启主热源、何时开启辅助热源、何时注入液体调料。这种相位规划必须保证在注入液体调料时, 温度不会剧烈波动导致蛋白质变性过快或过慢。系统生成一个相位调度表 $\text{Schedule}_{\text{phase}}$, 其中记录了每个时间片的加热状态、湿度设定值以及调料注入时刻。该调度表是后续执行层面的直接指令来源。

3.4: 指令序列打包与执行参数锁定

在完成上述所有计算后, 系统进入最后的指令整合阶段。系统将 3.1 计算出的具体投料质量 m_j 、3.2 生成的功率函数 $P_1(t), P_2(t)$ 以及 3.3 生成的相位调度表 $\text{Schedule}_{\text{phase}}$ 整合为一个完整的执行指令序列 Cmd_{exec} 。该序列不仅包含了控制命令, 还包含了安全校验参数, 如最高温度限制、最大压力阈值等。系统对 Cmd_{exec} 进行完整性校验, 确保所有参数均在设备的安全运行范围内。校验通过后, 系统将该指令序列锁定, 并发送信号给机器人烹饪装置的中央控制器。此时, 双腔室烹饪单元、高精度调味料分配器以及湿度控制系统全部进入就绪状态, 等待执行信号。一旦收到执行确认, 系统将严格按照 Cmd_{exec} 中的时序,

依次执行原料投入、调料分配、分阶段加热及湿度调节等操作。

步骤四：双腔室协同执行与动态物理状态监测；

本步骤紧承步骤三中生成的完整执行指令序列 Cmd_{exec} ，旨在将抽象的数学控制参数转化为具体的物理动作。系统驱动机器人烹饪装置的双腔室单元、高精度调味料分配器以及环境控制系统，严格按照步骤三规划的时序和数值进行协同作业。此阶段的核心在于实时监测物理环境的实际响应，确保理论计算的温度、湿度及投料量在实际操作中得以精准复现，任何偏差都将被即时记录并作为后续步骤的参考依据，但本步骤仅负责执行与监测，不涉及对系统的自我修正或迭代，具体包括：

4.1：原料投放与多隔间同步分离执行；

系统首先接收步骤三输出的投料质量指令集 m_j 以及相位调度表 $\text{Schedule}_{\text{phase}}$ 中的初始时间戳。机器人烹饪装置的机械臂根据指令，抓取步骤一中识别的密封多隔间原料包装。机械臂携带包装移动至进料口上方，利用激光切割组件沿预设切口线精确切开包装袋。随后，内部推杆机构启动，将包装内不同隔间的固态或半固态原料依次推入对应的接收槽中。对于液体调料，高精度调味料分配器根据 3.1 计算的 m_j 值，启动伺服电机驱动活塞。分配器内部的流量传感器实时反馈流速，确保每种调味料的注入量严格控制在 $m_j \pm \delta$ 范围内，其中 δ 为允许的质量误差阈值。所有原料和调料在指定的时间片 t_0 内完成投放，进入双腔室的主烹饪区。此时，双腔室内物质的总质量 M_{total} 被更新为 $M_{\text{raw}} + \sum m_j$ ，该数值被记录在系统日志中，作为后续热力学计算的基准输入。

4.2：双腔室独立热源功率输出与温度轨迹跟踪；

原料投放完成后，系统立即启动 3.2 生成的功率函数 $P_1(t)$ 和 $P_2(t)$ 。主加热腔室（腔室一）的电阻加热元件根据 $P_1(t)$ 的波形曲线输出电能，辅助加热腔室（腔室二）则根据 $P_2(t)$ 运行。为了验证物理过程是否符合理论模型，系统在每

说明书

个采样周期 Δt 内读取安装在腔室壁内的热电偶阵列数据，获取实际温度读数 $T_{\text{meas}}(t)$ 。系统将实测温度 $T_{\text{meas}}(t)$ 与步骤三设定的目标温度曲线 $T_{\text{target}}(t)$ 进行比对，计算瞬时温度偏差 $\Delta T(t) = |T_{\text{meas}}(t) - T_{\text{target}}(t)|$ 。同时，系统利用 3.2 中的热力学方程反推当前的实际热传导效率系数 h_{eff} ，公式如下：

$$h_{\text{eff}}(t) = \frac{C_p \cdot M_{\text{total}} \frac{dT_{\text{meas}}}{dt} + P_{\text{input}}(t)}{A_1 \cdot (T_{\text{meas}}(t) - T_{\text{env}})} ;$$

式中， $\frac{dT_{\text{meas}}}{dt}$ 为实测温度的变化率， $P_{\text{input}}(t)$ 为实际输入的功率值。通过计算 $h_{\text{eff}}(t)$ ，系统能够量化当前加热过程中的热损耗情况。若 $\Delta T(t)$ 超过预设的安全容差范围，系统将记录该异常点及其对应的 h_{eff} 值，但不会在此刻调整功率输出，而是将其标记为“执行偏差数据”，供后续步骤分析使用。这一步骤确保了物理过程的透明化，记录了从理论到现实的完整映射关系。

4.3：环境湿度调节与水分蒸发动态平衡；

随着加热过程的进行，腔室内的水分开始蒸发，湿度发生变化。系统依据 3.3 设定的目标湿度区间 $[H_{\text{min}}, H_{\text{max}}]$ ，启动湿度控制系统。加湿喷雾喷嘴向腔室内喷射微米级水雾，或者排气风扇开启以排出多余蒸汽。系统内置的电容式湿度传感器实时采集腔室内的相对湿度 $H_{\text{meas}}(t)$ 。结合 4.2 中记录的 $T_{\text{meas}}(t)$ ，系统利用克劳修斯-克拉佩龙方程估算当前的饱和蒸汽压 $P_{\text{sat_calc}}$ ，并与环境压力下的实际蒸汽压 P_{amb} 进行比较。水分蒸发速率 $E_{\text{meas}}(t)$ 的计算公式为：

$$E_{\text{meas}}(t) = \rho_{\text{air}} \cdot V_{\text{flow}} \cdot (H_{\text{meas}}(t) - H_{\text{inlet}}) ;$$

式中， ρ_{air} 为空气密度， V_{flow} 为气流循环速度， H_{inlet} 为进气口的初始湿度。系统持续监控 $E_{\text{meas}}(t)$ 的变化趋势，判断其是否与 3.3 预测的蒸发曲线一致。若发现湿度波动剧烈，系统会记录当前的加湿/除湿开度值以及对应的 $H_{\text{meas}}(t)$ 数据。这些数据反映了物料在特定温度和气流条件下的真实脱水行为，是评估

食品最终口感质地（如酥脆度或嫩度）的关键物理指标。所有湿度与环境参数的测量数据均被打包存入临时缓冲区，等待后续步骤的深度分析。

4.4：执行过程全量数据流记录与状态快照生成；

在双腔室协同执行的过程中，系统并未停止对物理世界的感知。系统以高频采样率（例如每秒 50 次）记录所有关键传感器的数据流，包括两个腔室的温度 T_1, T_2 、湿度 H_1, H_2 、各调料罐的剩余质量、机械臂的位置坐标以及加热元件的实际电流电压值。这些原始数据构成了一个庞大的时间序列数据集 D_{exec} 。在每一个关键的相位切换点（如从预热转入高温快炒，或从主加热转入保温），系统都会生成一个“状态快照”。每个快照包含当时的时间戳 t_k 、所有物理量的瞬时值、当前的执行指令索引以及累积的能耗数据。系统将这些快照按时间顺序串联，形成一条完整的执行轨迹链。

步骤五：成品感官特征提取与多维品质向量构建；

本步骤承接步骤四中生成的全量执行过程数据流 D_{exec} 以及最终完成的食物实物，旨在通过非接触式的光学成像与接触式的物理传感，对成品食品进行全方位的“数字化体检”。其核心任务是将物理世界中成品的形态、色泽、质地等感官属性，转化为可量化的多维品质向量，具体包括：

5.1：高光谱成像与色泽分布图谱生成；

食品烹饪结束后，机械臂将成品从双腔室取出，放置于专用的检测平台上。平台上方的高光谱相机启动，对食品表面进行逐行扫描。高光谱成像技术能够获取食品在可见光至近红外波段（400nm 至 1000nm）的光谱反射率信息。系统对采集到的三维数据立方体进行预处理，去除噪声并校正光照不均的影响。随后，算法提取食品表面的特征光谱曲线，重点分析美拉德反应产物的吸收峰强度，这些峰位直接对应食品的色泽深浅和焦香程度。系统将光谱数据映射为二维的色泽分布图谱，计算出平均色度值 L^*, a^*, b^* 以及色泽均匀度指标 σ_{color} 。具体计算公式涉及光谱积分：

$$L^* = \int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} R(\lambda) \cdot Y(\lambda) \cdot d\lambda ;$$

式中， $R(\lambda)$ 为食品在波长 λ 处的反射率， $Y(\lambda)$ 为人眼视见函数。通过该积分，系统得出了代表亮度的 L^* 值。同时，系统分析食品表面的褐变区域占比，计算出色泽一致性系数 C_{color} 。这些光学参数直接反映了步骤四中温度曲线 $T(t)$ 对食品外观的影响，是评估“外焦里嫩”效果的关键指标。

5.2：纹理分析与质地硬度量化；

在获取色泽信息后，系统切换至显微纹理分析模式。利用高分辨率结构光扫描仪，对食品表面及切面的微观纹理进行重建。系统通过图像处理算法提取表面的粗糙度参数 R_a 和孔隙率分布。针对食品的质地，系统采用虚拟探针法，模拟牙齿咬合过程。通过计算食品表面的弹性模量 E 和屈服强度 σ_y ，来量化其软硬度和咀嚼感。这些物理量的推导基于胡克定律的扩展形式，结合材料的应力-应变曲线：

$$\sigma = E \cdot \epsilon + \eta \cdot \frac{d\epsilon}{dt} ;$$

式中， σ 为应力， ϵ 为应变， η 为粘滞系数。系统通过拟合实验数据，解算出 E 和 η 的值，进而得到质地评分向量 $Q_{\text{texture}} = [E, \eta, R_a]$ 。此外，系统还分析了食品内部的水分分布图，通过核磁共振原理的简化模型，计算出水分子的弛豫时间 T_2 ，以此推断食物的多汁程度。这些参数共同构成了食品质地的数字化描述，直接关联到步骤二中用户偏好的“口感”维度。

5.3：挥发性风味物质分析与香气指纹匹配；

为了评估食品的气味特征，系统引入气相色谱-质谱联用仪（GC-MS）的微型化版本，置于检测舱内。当食品冷却至特定温度时，系统抽取其上方的顶空气体进行分析。仪器分离并检测出数百种挥发性有机化合物（VOCs），如酯类、醛类、酮类等。系统将这些化合物的浓度数据归一化，生成一个高维的香气指纹向量 F_{scent} 。该向量中的每个分量代表一种特定风味的相对丰度。系统将该向量与步骤二生成的用户偏好向量 V_{norm} 中的气味维度进行匹配度计算。匹配度

得分 S_{match} 定义为：

$$S_{\text{match}} = \cos(F_{\text{scent}}, V'_{\text{norm}}) = \frac{F_{\text{scent}} \cdot V'_{\text{norm}}}{\|F_{\text{scent}}\| \cdot \|V'_{\text{norm}}\|};$$

式中， $\cdot$ 表示向量点积， $\|\cdot\|$ 表示向量模长。该余弦相似度值反映了实际生成的食品香气与用户预期口味的吻合程度。如果 S_{match} 较低，说明实际的化学反应路径（受步骤四温度影响）未能充分激发用户偏好的风味物质。这一数据将作为后续纵向实验的重要反馈变量。

5.4：多维品质向量合成与成品数字孪生体构建；

在完成光学、力学和气味的分析后，系统将 5.1 得到的色泽参数、5.2 得到的质地参数以及 5.3 得到的香气指纹向量进行融合。系统定义一个综合品质空间，将上述所有参数标准化到同一量纲下。最终的成品多维品质向量 $V_{\text{final_product}}$ 由以下部分组成：

$$V_{\text{final_product}} = [C_{\text{color}}, Q_{\text{texture}}, F_{\text{scent}}, \text{Mass}_{\text{loss}}, \text{Energy}_{\text{used}}];$$

其中， $\text{Mass}_{\text{loss}}$ 为烹饪过程中的质量损失率， $\text{Energy}_{\text{used}}$ 为总能耗。这个向量 $V_{\text{final_product}}$ 即为该份食品的数字孪生体，它完整记录了这份食品在物理世界中的所有可测属性。系统将该向量与步骤一的用户令牌 UID 以及步骤三的烹饪指令 Cmd_{exec} 进行绑定，形成一份完整的制作档案。

步骤六：纵向食物实验层部署与公共知识库增量更新；

本步骤承接步骤五生成的成品数字孪生体 $V_{\text{final_product}}$ 及其绑定的用户档案，旨在利用已收集的数据开展纵向食物实验。系统并非单纯记录结果，而是主动将当前批次或特定用户群体随机分配至不同的实验组，通过改变单一变量（如某种调料的微量增减、加热时间的微小差异）来测试其对最终品质的影响。这种实验设计旨在积累大规模数据，进而反哺公共配方库，使未来的个性化推荐更加精准，具体包括：

6.1: 实验分组策略制定与变量隔离设定;

系统首先检查步骤五输出的成品品质向量 $V_{\text{final_product}}$ 是否满足实验准入标准。若满足，系统根据当前积累的样本量，自动决定将本次制备纳入哪个实验队列。例如，系统可能设定“低钠高鲜”实验组，专门测试减少食盐用量同时增加酵母提取物对口感的影响。系统从步骤三的基础指令集 $\text{Data}_{\text{base}}$ 中提取基准参数，并生成一个变量扰动因子 ΔX 。该因子仅作用于某一个特定的控制变量（如盐的分配倍数 B_{salt} ），而其他变量（如温度、时间）保持与基准一致。系统为参与实验的用户生成唯一的实验组标识符 GroupID ，并将其与用户的 UID 绑定。这种隔离变量的方法确保了任何品质差异均可归因于单一因素的变化，排除了其他干扰项。

6.2: 随机分配与并行实验执行;

系统利用伪随机数生成器，将符合实验条件的用户请求随机分配至实验组或对照组。对于被分配至实验组的用户，系统在步骤三解算指令时，自动应用变量扰动因子 ΔX ，生成修正后的指令序列 Cmd_{exp} 。例如，若实验组要求盐量减少 10%，则 B_{salt} 乘以系数 0.9。系统同时启动对照组流程，保持 Cmd_{base} 不变。两组用户在同一时间段内并行进行烹饪操作，但各自接收不同的指令。由于步骤四和步骤五已经建立了标准化的数据采集流程，无论用户属于哪一组，其成品的物理属性都会被同等精度地记录下来。这种并行执行机制极大地提高了数据收集的效率和统计效力，使得微小的口味差异也能被捕捉。

6.3: 实验结果聚合与显著性统计分析;

当实验组和对比例的所有样本收集完毕后，系统进入数据分析阶段。系统提取所有实验组样品的品质向量 V_{exp} 和对照组样品的品质向量 V_{ctrl} 。利用统计学方法，计算两组数据在关键指标（如色泽均匀度、质地硬度、香气匹配度）上的均值差异和方差。系统执行 t 检验或方差分析（ANOVA），计算 p 值以确定观察到的差异是否具有统计学意义。公式如下：

$$t = \frac{\bar{X}_{\text{exp}} - \bar{X}_{\text{ctrl}}}{\sqrt{\frac{s_{\text{exp}}^2}{n_{\text{exp}}} + \frac{s_{\text{ctrl}}^2}{n_{\text{ctrl}}}}};$$

式中， $\bar{X}$ 为样本均值， s^2 为样本方差， n 为样本数量。若 p 值小于预设的显著性水平（如 0.05），则认为该变量调整产生了显著影响。系统还将这些统计结果与步骤二中生成的用户偏好向量 V'_{norm} 进行交叉分析，探究不同偏好人群对该变量调整的敏感度差异。例如，发现高盐偏好用户对减盐实验的反应更为负面。这些统计结论构成了新的知识规则，被封装为实验洞察报告。

6.4：公共配方库增量更新与健康建议生成；

最后，系统基于 6.3 得出的统计结论，对公共配方库进行增量更新。若某项变量调整（如减少盐分）在保持美味的前提下显著提升了健康指标（如钠含量降低且满意度未降），系统会将该调整方案写入配方库的标准模板中，标记为“推荐优化路径”。同时，系统根据实验结果，为用户生成个性化的健康建议文本。例如，针对参与减盐实验的用户，系统提示：“根据您的味觉适应数据，当前低钠配方已获得您的认可，建议在日常饮食中继续保持。”这些建议和更新后的配方模板被存储至中央数据库，成为未来新用户冷启动或活跃用户更新的参考依据。

综上所述，本实施例经过动态用户画像构建、个性化指令解算、双腔室协同执行、成品特征提取直至纵向实验与知识库更新的完整自动化食品制备方法，将模糊的个体口味需求转化为精确的工程控制参数，并在执行过程中通过多维度监测和实验验证，确保了最终产品的品质与用户预期的高度一致。

以上所述仅为本发明的示例性的实施方式，并非因此限制本发明的专利范围，凡是在本发明的技术构思下，利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构变换，或直接/间接运用在其他相关的技术领域均包括在本发明的专利保护范围内。

说 明 书



图 1

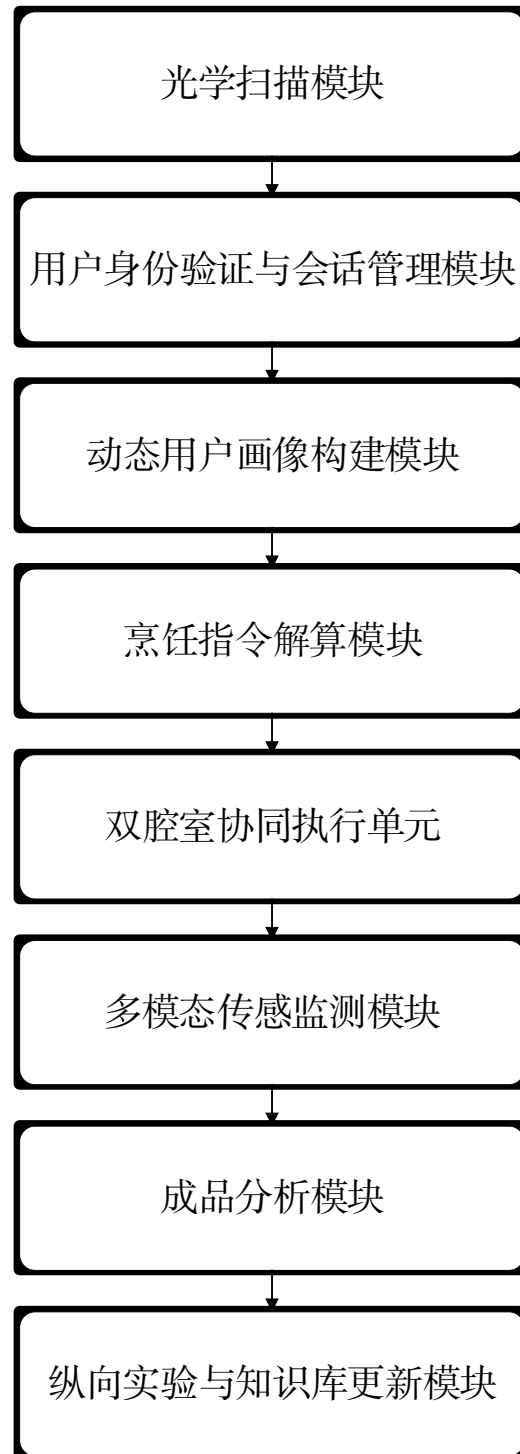


图 2