

基于双画像融合的个性化体检方案推荐系统研究

王春燕¹ 曹慕昆² 张骐薇² 李冰²

(¹ 厦门弘爱医院, 厦门 361005 ² 厦门大学管理学院, 厦门 361005)

[摘要] 目的/意义 随着体检需求的快速增长, 标准化体检方案难以满足用户在生理特征、生活方式及地域背景方面的差异。为提升体检方案的适配性, 研究提出一种融合个体健康画像与地域风险画像的体检方案推荐方法。**方法/过程** 首先构建包含基础静态生理、个人动态与健康目标信息的个体健康画像, 并基于饮食习惯、气候与地区静态特征生成地域风险画像。其次, 基于预设疾病关联矩阵分别进行个体与地域疾病风险匹配, 得到风险疾病集合及其优先级信息。最后根据疾病—项目映射规则, 生成体检子项目、排序与价格明细形成个性化体检方案。**结果/结论** 真实场景验证表明, 风险分层与方案分档选择存在显著关联, 系统能够实现可解释的个性化分层推荐。

[关键词] 体检方案; 健康画像; 地域风险画像; 疾病关联矩阵; 风险评估

Research on a Personalized Health Examination Scheme Recommendation System Based on Dual-Portrait Integration

WANG Chunyan¹ CAO Mukun² ZHANG Qiwei² LI Bing²

¹ Xiamen Humanity Hospital, Xiamen, 361005, China; ² School of Management, Xiamen University, Xiamen, 361005, China

[Abstract] Purpose/Significance With the rapidly increasing demand for physical examinations, standardized examination schemes are becoming inadequate for accommodating individuals' heterogeneity in physiological characteristics, lifestyle patterns, and regional contexts. To improve the adaptability of examination schemes, this study introduces a recommendation method that integrates individual health portraits with regional risk portraits. **Method/Process** First, an individual health portrait encompassing basic static physiological information, personal dynamic information, and health goal information is established. Meanwhile, a regional risk portrait is generated based on dietary habits, climate, and regional static characteristics. Second, individual and regional disease-risk matching is performed separately using a preset disease correlation matrix, yielding the set of high-risk diseases and their priority information. Finally, based on the disease-item mapping rules, the system generates sub-items for the medical examination, along with their sequence and pricing details, thereby forming a personalized health screening program. **Result/Conclusion** Real-world scenario validation demonstrates a significant correlation between risk stratification and tiered treatment selection, enabling the system to deliver interpretable, personalized stratification recommendations.

[Keywords] Health examination scheme; Health portrait; Regional risk portrait; Disease correlation matrix; Risk assessment

1 引言

随着健康意识的提升, 体检已成为居民健康管理的重要方式^[1,2]。相比传统以疾病发现为主的体检模式, 当前用户对体检服务的精准性、针对性与适配性提出了更高要求^[3]。然而, 现有体检方案多采用标准化套餐设计, 往往主要依据年龄、性别等基础信息进行增删难以充分反映个体在生活方式、既往病史、健康目标及所处地域环境等方面的差异, 因而在健康风险识别和项目精准匹配方面仍存在不足^[4,5]。

现有研究已从个体特征建模、体检数据分析以及健康画像与区域健康评估等角度, 为个性化体检推荐提供了方法基础^[3,5-7]。这些研究在一定程度上提升了体检方案的针对性,

[修回日期] 2025-11-26

[作者简介] 王春燕, 厦门弘爱医院信息部总经理; 曹慕昆, 博士, 厦门大学管理学院教授; 张骐薇, 硕士, 博士研究生; 李冰, 硕士, 博士研究生。

[基金项目] 国家自然科学基金(项目编号: 72171199); 福建省自然科学基金(项目编号: 2025J01033)。

[通信作者]

但在个体多维健康信息整合以及个体风险与地域风险协同分析方面仍有不足，尚缺乏能够直接支撑体检项目生成的统一方法框架^[8-14]。因此，如何构建兼顾个体差异与地域环境影响的体检推荐方法，以提升风险识别与项目匹配的适配性，仍有待研究。

为应对现有方法不足，本文提出一种基于双画像融合的个性化体检方案推荐方法，刻画“特征—风险—项目”的疾病关联矩阵关系，将风险分层结果映射为分级体检方案，并基于真实业务场景数据进行验证。

2 相关工作

个性化推荐技术在医疗健康领域的应用已取得一定进展^[15]。在体检推荐方面，已有研究主要基于个体基础特征、体检数据或电子健康档案开展个性化体检项目推荐与疾病风险评估。例如，Zhai 等人^[3]基于个体基本特征实现体检套餐自动推荐；Huang 等^[6]基于电子健康档案开展疾病风险预测，为体检项目选择提供依据。总体来看，这类研究为体检服务的个性化提供了基础，但其建模对象仍主要集中于个体静态特征或有限行为信息。

随着精准健康管理的发展，健康画像逐渐成为刻画个体差异的重要技术路径。在个体健康画像构建方面，现有研究主要围绕静态生理特征、生活习惯特征及多源健康数据整合展开^[13,14]。除个体层面外，近年来区域风险画像也逐渐受到关注。相关研究通过整合区域饮食结构、环境暴露、气候条件以及公共卫生监测数据构建地域健康风险画像，用于刻画不同地区的疾病流行趋势与环境相关健康风险^[12]。这类研究为识别区域性健康风险提供了参考，但其应用场景主要集中于群体健康监测与区域健康管理。

在健康风险评估方面，主流方法包括基于规则的匹配与基于机器学习的预测。基于规则的方法逻辑清晰、可解释性较强，但灵活性相对有限；基于机器学习的方法在复杂模式识别方面具有一定优势，但通常依赖较大规模标注数据，且解释性相对不足^[6]。现有研究分别为体检推荐、个体健康刻画和区域风险分析提供了方法基础，但在同时整合个体健康特征与地域风险因素、并进一步将风险识别结果映射为具体体检项目，仍缺乏统一的方法框架。基于此，本文将围绕双画像融合、风险评估与项目映射展开方法设计。

3 系统总体设计

3.1 总体框架

本文提出一种基于双画像融合的个性化体检方案推荐方法。其核心思路是融合个体特征与区域环境因素构建综合画像，并在疾病关联矩阵约束下完成健康风险评估与体检方案生成。系统整体包括个体健康画像构建、地域风险画像构建、健康风险评估和方案生成四个模块，整体框架如图 1 所示。

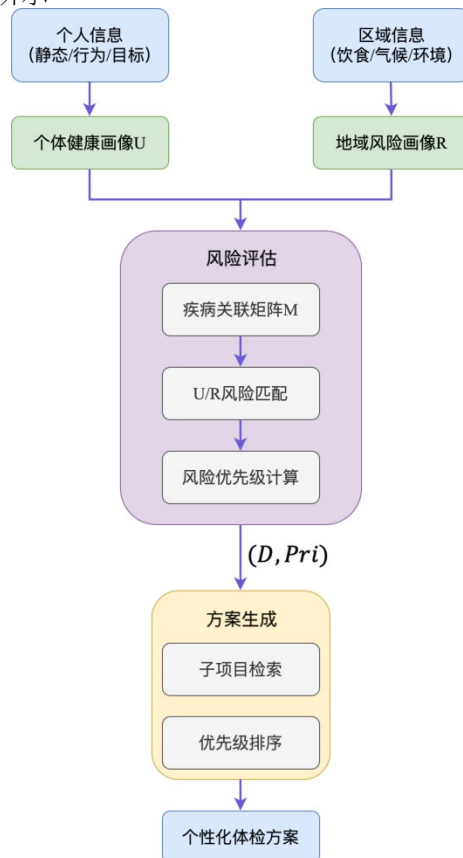


图 1 系统总体框架

系统首先对个体信息进行采集与编码，形成包含静态生理特征、动态行为特征和健康目标信息的个体健康画像；同时结合地区饮食、气候与环境信息构建地域风险画像。随后基于疾病关联矩阵对两类画像进行风险匹配，输出风险疾病集合及其优先级；最后，根据风险评估结果生成结构化个性化体检方案。该方法可形式化表示为：

$$\Pi = F(\text{个体信息}, \text{区域信息}; M) \quad (1)$$

其中， Π 表示最终生成的个性化体检方案， M 为预设的疾病关联矩阵（用于刻画影响因素与疾病间的关联关系）。

3.2 个体健康画像构建

个体健康画像用于表征受检者的健康风险与体检需求，由静态生理特征、动态行为特征和健康目标信息构成，作为后续疾病匹配与风险评估的基础输入。

3.2.1 静态特征向量

静态特征向量用于刻画个体的基础生理属性，包括年龄、性别、身高和体重。为消除不同量纲带来的影响，连续变量采用区间归一化处理，性别采用二元编码，得到静态特征向量：

$$R = \left[\frac{A - A_{\min}}{A_{\max} - A_{\min}}, \frac{H - H_{\min}}{H_{\max} - H_{\min}}, \frac{G - G_{\min}}{G_{\max} - G_{\min}}, S \rightarrow \{0,1\} \right] \quad (2)$$

其中， R 表示个体静态特征向量， A 、 H 、 G 分别表示年龄、身高和体重， S 表示性别。

3.2.2 动态特征向量

动态特征向量用于刻画影响个体健康的时变因素，主要包括作息特征、工作属性以及个人和家族疾病史。

在作息特征方面，本文通过作息偏离指数 d_{schedule} 和工作—休息时间比偏离指数 d_{ratio} 分别衡量个体作息与理想节律之间的偏离程度以及时间分配失衡程度，表示为：

$$\begin{aligned} & T \\ & \downarrow \\ & T \\ & \downarrow \\ & \downarrow T_{s1} - 8 \vee + \downarrow \downarrow \\ & \downarrow \\ & \downarrow T_{w1} - 8 \vee + \downarrow \downarrow \\ & \downarrow \\ & d_{\text{schedule}} = \frac{1}{2} \downarrow \end{aligned} \quad (3)$$

根据个人每日工作/休息时间比值 W/S 计算时间比偏离指数，形式化为：

$$d_{\text{ratio}} = \frac{\frac{W}{S} - 0.5}{0.5} \quad (4)$$

其中， T_{w1} 和 T_{w2} 表示工作时段起止时点， T_{s1} 和 T_{s2} 表示睡眠时段起止时点，单位均为小时（24 小时制）；参考健康行为研究，将 8:00 和 18:00 设定为工作时段的起止点； W/S 表示个体实际工作—休息时间比值，0.5 为理想参考比例（即工作与休息时间各占一半）。二者取值越高，表示个体作息越不规律、工作—休息配置越失衡，可能对应更高的疲劳积累及相关健康风险。

在工作属性方面，系统根据职业类型及潜在暴露特征进行编码，形成工作特征编码 E 。

例如，久坐型职业可能关联代谢或肌肉骨骼风险，职业暴露型岗位可能涉及粉尘或化学品接触，重体力劳动型职业则更易对应运动系统损伤。职业类型信息有助于增强疾病匹配的场景针对性。

在疾病史方面，个人疾病史和家族疾病史分别映射为标准化疾病编码集 P 和 L ，以支持与疾病关联矩阵的匹配。其中，个人疾病史用于标识已患或需持续随访的疾病，家族疾病史用于反映遗传性或家族聚集性风险。例如，既往肿瘤病史可提高复查项目的重要性，糖尿病或高血压家族史可作为代谢性疾病筛查的参考依据。

动态特征向量 M 构建为：

$$M = [d_{\text{ratio}}, d_{\text{schedule}}, E, P, L] \quad (5)$$

其中， E 表示工作特征编码， P 和 L 分别表示个人疾病编码集和家族疾病编码集。

3.2.3 目标特征向量

为表征不同层次的体检目标，本文将健康目标划分为健康改善、慢病预防和疾病排查三类，并分别编码为目标健康指标集(E_{prove})、目标慢性病集(E_{chronic})和特定筛查疾病集(E_{screen})。通过向量拼接得到目标特征向量 T ：

$$T = \text{Concat}(E_{\text{prove}}, E_{\text{chronic}}, E_{\text{screen}}) \quad (6)$$

综上，个体健康画像通过融合静态特征向量、动态特征向量与目标特征向量形成：

$$U = \text{Concat}(R, M, T) \quad (7)$$

3.3 地域风险画像构建

地域风险画像用于量化个体所在地区在饮食结构、气候条件和环境暴露方面的健康风险特征，以反映区域层面的疾病倾向性。本文从饮食、气候和静态环境三个维度构建地域风险画像。

饮食与气候特征分别由区域营养结构指标和气候环境指标构成，包括盐分、油脂、糖分、维生素摄取指数以及温度、空气质量和湿度指数等。对各指标相对于健康参考值的偏离程度进行量化，得到地区指标偏离度集合：

$$B_i = \alpha_i \cdot |f_i - f_{i,d}| \quad (8)$$

其中， f_i 表示第 i 个区域特征指标， $f_{i,d}$ 表示其标准值（基于国家健康标准或流行病学数据确定）， α_i 为第 i 个特征指标的偏离度转换系数。基于各指标偏离度构成地区偏离度信息集 D 。

此外，本文进一步对高危物产、地形和水质等静态环境特征进行编码，形成地区静态风险特征集 R_{static} 。最终，地域风险画像表示为：

$$R = \text{Concat}(D, R_{\text{static}}) \quad (9)$$

该画像用于补充个体画像中难以体现的环境背景信息，并作为疾病区域匹配的关键输入。地域风险画像作为方法框架的重要组成部分，可根据具体应用场景及数据可获得性灵活集成至体检推荐系统。

3.4 健康风险评估

健康风险评估以个体健康画像 U 、地域风险画像 R 和疾病关联矩阵 M 为输入，输出个体健康风险评估结果。系统在疾病关联矩阵约束下完成个体与地域两类风险识别，并由大语言模型（DeepSeek）进行语义判读与风险分级，最终形成综合风险评估结果，为后续体检方案生成提供依据。

3.4.1 疾病关联矩阵结构

疾病关联矩阵 M 是实现可解释风险推理的核心知识库，采用树形结构表示，以疾病为根节点，以相关个体因素和地域因素为子节点，用于编码“特征—疾病”之间的关联关系。矩阵覆盖心脑血管疾病、内分泌代谢性疾病、肿瘤早筛及其他常见慢病等 26 类疾病，其形式化定义为：

$$M = \left((d_j, I_{j,ind}, I_{j,reg}) \right)_{j=1}^K \quad (10)$$

其中， d_j 表示第 j 类疾病， K 为系统覆盖的疾病总数， $I_{j,ind}$ 表示与该疾病相关的个体影响因素集合， $I_{j,reg}$ 表示与该疾病相关的地域影响因素集合。该矩阵既限定了风险评估的疾病范围，也为风险识别结果提供了可追溯依据。例如，高血压可同时关联年龄、体重、家族史及高盐饮食等因素。

3.4.2 双维度疾病匹配

基于疾病关联矩阵 M ，系统从个体维度与地域维度识别潜在健康风险。该过程以结构化健康画像数据为基础，并进一步引入多源健康信息，由大语言模型（DeepSeek）在受约束的疾病空间内完成风险匹配与分级判读。

1. 个体关联风险识别

系统以个体健康画像为核心输入，综合用户问卷信息、既往就诊记录及个人“五史”等多源健康数据，经标准化、结构化与脱敏处理后形成对个体健康状态与风险暴露的综合刻画。在疾病关联矩阵约束下，DeepSeek 对个体画像及相关多源信息进行联合语义判读，识别候选风险疾病并生成初始优先级。由此得到个体关联风险结果：

$$R_{ind} = f_{LLM}(U, M) \quad (11)$$

其中， $R_{ind}=(D_{ind}, Pri_{ind})$ ， D_{ind} 表示由个体内在健康特征及既往医疗信息触发的风险疾病集合， Pri_{ind} 表示基于疾病危害程度及特征匹配强度生成的初始风险优先级。该优先级仅反映疾病之间的相对风险关注顺序，不代表疾病确诊或发病概率。

2. 地域关联风险识别

在地域维度上，系统以地域风险画像 R 为输入，在疾病关联矩阵约束下识别可能由区域环境因素诱发或加重的候选风险疾病，并生成相应优先级。由此得到地域关联风险结果：

$$R_{reg}=f_{LLM}(R, M) \quad (12)$$

其中， $R_{reg}=(D_{reg}, Pri_{reg})$ ， D_{reg} 表示与区域环境相关的风险疾病集合， Pri_{reg} 根据疾病的环境敏感性 & 区域流行特征进行相对排序。 $f_{LLM}(\cdot)$ 表示在疾病关联矩阵约束下，由大语言模型实现的受约束语义匹配与风险判读函数。

3. 风险等级划分

在完成双维度候选疾病识别后，DeepSeek 进一步对候选疾病进行风险等级判读。分级过程综合考虑疾病危害程度、特征匹配强度及多源健康信息一致性。为保证评估结果的可控性与可解释性，模型输出被限制为离散风险等级标签，而非诊断结论或数值化预测结果。本文采用两级风险分层策略，即红色风险与橙色风险。其中，红色风险表示个体多源健康信息与疾病高危特征高度匹配，需在体检方案中重点关注；橙色风险表示存在一定风险倾向，可作为补充或可选筛查依据。

3.4.3 综合风险评估

为获得个体完整的健康风险视图，本文对个体维度和地域维度的风险评估结果进行融合。首先，对 D_{ind} 与 D_{reg} 取并集，形成综合风险疾病集 $D=D_{ind} \cup D_{reg}$ 。其次，对个体优先级 Pri_{ind} 和地域优先级 Pri_{reg} 进行加权整合，生成综合风险优先级 Pri ：

$$Pri=MergePriority(Pri_{ind}, Pri_{reg}) \quad (13)$$

其中，加权系数基于个体易感性与区域流行病学数据校准，用以平衡个体因素与区域因素的相对影响。最终，系统输出健康风险评估结果 (D, Pri) ，明确个体需关注的疾病类别及其筛查优先级，为后续基于风险导向的体检项目筛选与方案生成提供结构化依据。在综合风险评估阶段，大语言模型不再参与新的疾病风险推理，仅基于既有风险标签提供一致性校验支持。具体结构如图 2 所示。

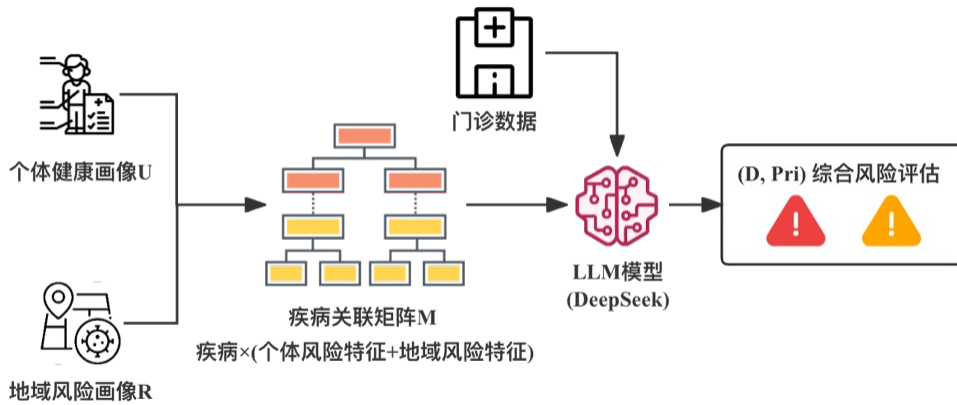


图 2 健康风险评估图

3.5 方案生成

方案生成模块以健康风险评估结果 (D, Pri) 、受检者基础信息和体检项目知识库为输入，输出面向个体的体检项目组合及费用明细。该模块采用规则驱动的确定性生成机制，将风险评估结论映射为可执行体检项目，并通过项目去重、替代项优选和禁忌症过滤形成结构化个性化体检方案，如图 3 所示。

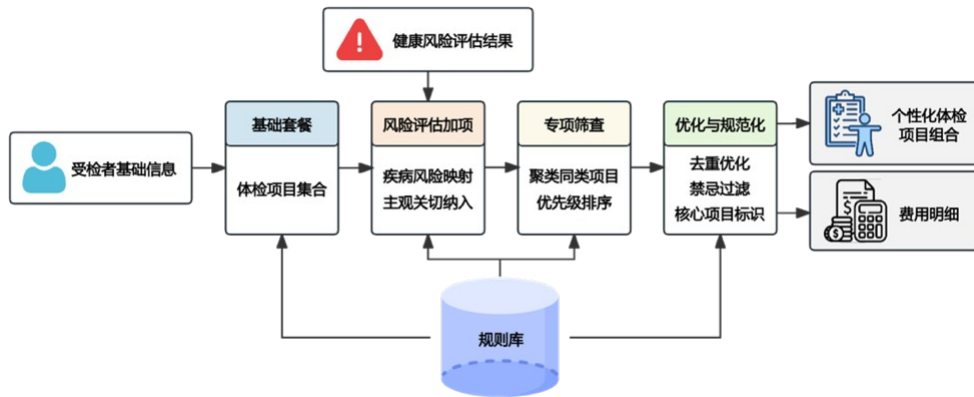


图3 个性化体检方案生成框架

3.5.1 基础方案构建

系统依据受检者年龄、性别及婚育/备孕状态等基础信息，从基线体检项目知识库中检索匹配项目，生成符合普筛要求的基础方案。

3.5.2 风险评估加项

在基础方案之上，系统依据风险评估结果实施动态增项。一方面，根据疾病—检查项目映射关系，将风险疾病或风险状态（如“高血压病（红色）”、“糖尿病风险（橙色）”）映射为相应检查项目；另一方面，结合问卷中用户主动提出的健康关切（如“体重管理”、“胃肠不适”），补充相关检查内容，以实现主客观健康信息的联合建模。

3.5.3 专项筛查

为提升方案的结构化程度，系统将指向同一器官系统或健康问题的检查项目聚类形成专项筛查模块，并按照风险优先原则进行排序展示。其排序优先级与相关风险标签数量正相关。最终，系统整合经过去重与优化后的相关检查项目，生成附有价格明细的结构化体检方案。

4 系统应用

本系统已嵌入医院体检中心预约与方案制定环节，实现从健康信息采集、风险识别到体检方案输出的业务闭环。



10.12201/bmr.202604.00183V1

图 4 用户画像与健康风险识别图

4.1 信息采集与数据预处理

系统整合结构化健康问卷与历史体检数据。参与者在体检前填写健康问卷，内容涵盖基础人口学特征、家族疾病史、既往与当前健康状况、饮食习惯、吸烟史、运动行为及睡眠情况等信息。问卷信息与用户既往体检记录（若存在）在后端自动关联，形成原始健康数据集，并经统一格式化处理后作为后续画像构建与风险评估的输入。

4.2 画像构建与风险识别

系统依据第 3 章所述方法，将用户原始信息编码为静态、动态和目标三类特征向量，形成结构化个体健康画像；在具备地区信息的条件下，进一步构建地域风险画像。随后，系统基于预设疾病关联矩阵，结合症状、行为、疾病史及职业暴露等信息，对个体健康风险进行识别与优先级评估，覆盖 26 类常见疾病，输出潜在疾病类别、风险等级及其判定依据。图 4 展示了风险识别结果示例。

4.3 个性化体检方案生成

依据风险评估结果，系统从体检项目库中检索与风险疾病对应的体检子项目，并依据医学关联关系与风险优先级进行排序和组合，生成“基础—优选—深度”三级结构化方案。其中，基础方案面向常规筛查需求用户；优选方案在基础项目上增加风险关注项目，如针对高血压风险的超声心动图；深度方案进一步纳入高敏感度检查，以适配高风险用户或更高筛查需求。



图 5 体检方案生成图

5 实验与结果分析

5.1 信息采集与数据描述

本文基于医院体检中心 AI 个性化定制业务上线后的真实运行数据开展评估。数据覆盖 2025 年 9–12 月期间用户在线预约与分档选择记录，并包含个体健康画像及 AI 风险评估输出的风险标签集合（疾病名称与风险等级）。样本共计 400 多条预约记录。样本描述性统计见表 1。

表 1 样本描述性统计

10.12201/bmr.202604.00183V1

年龄（均值±标准差）	40.13±11.32 岁
性别比例	女 57.42%，男 42.58%
风险标签总数 $ D $	3.156
红色风险数 $ D_i $	0.825
红色触发率 $P(D_i \geq 1)$	41.61%
三类方案分布	基础体检 37.23%、系统体检 38.20%、深度体检 24.57%

5.2 风险覆盖有效性

令 D 表示个体风险标签集合， $|D|$ 为风险标签数量； D_i 表示红色风险集合， $|D_i|$ 为红色风险数量，并定义红色触发指示变量 $I_i = 1(|D_i| \geq 1)$ 。首先，采用卡方检验检验红色触发与分层选择的关联性；其次，采用 Kruskal-Wallis 检验分别比较 $|D|$ 与 $|D_i|$ 在三组间的差异。为呈现方向性结果，按 $|D_i|$ 分层 ($0/1/\geq 2$) 展示三类分档的比例矩阵（见表 2）。此外，为直观呈现不同分档对应的总体风险强度差异，图 6 展示了三类分档下 $|D|$ 的分布对比。

表 2 红色风险分层下的分档选择比例

体检方案	基础	系统	深度
$ D_i =0$	45.00%	33.33%	21.67%
$ D_i =1$	28.24%	47.06%	24.71%
$ D_i \geq 2$	24.42%	43.02%	32.56%

结果显示，风险分层与用户分档选择存在显著关联。卡方检验表明，红色风险触发与分档选择并非独立 ($p=0.000574$)。进一步地，三类分档的总体风险标签数量 $|D|$ 存在显著差异 (Kruskal-Wallis, $p=2.74 e - 12$)。如图 6 所示，基础体检组的风险水平整体较低，中位数与四分位区间均位于较小取值范围；系统体检组与深度体检组的分布中心位置更高，表明更高分档通常对应更高的综合风险负担。与表 2 结果一致，深度体检的选择比例随红色风险数量增加而上升，而基础体检比例相应下降。

不同分档下 $|D|$ 分布对比

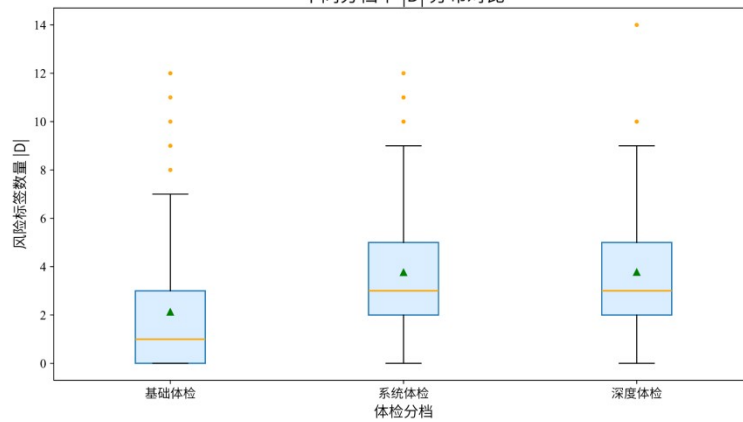


图 6 不同分档下 $|D|$ 均值对比图

5.3 体检方案差异性

个性化推荐要求不仅“总体更强”，还应体现“因人而异”的结构差异。本文对个体风险集合差异进行量化。令 D_i, D_j 为两位受检者的风险集合，定义 Jaccard 距离为：

$$Dist(i, j) = 1 - \frac{|D_i \cap D_j|}{|D_i \cup D_j|} \quad (14)$$

本文在同年龄段×性别子群体内计算平均距离以刻画组内异质性，并按红色风险层级 ($0、1、\geq 2$) 分组计算跨组平均距离以刻画差异度（见图 7）。

平均 Jaccard 平均距离

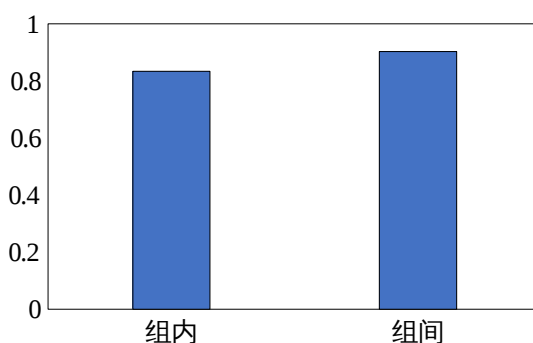


图 7 组内 vs 组间平均距离对比图

结果表明，同年齡段×性别组内平均距离保持在较高水平（组内均值约 0.834），表明在人口学特征相近的子群体中，风险画像仍存在显著差异。按红色风险层级分组后，跨组平均距离更高（组间均值约 0.903），表明风险分层对应可区分风险结构，从而为差异化体检方案推荐提供支持。

6 结语

针对传统体检方案标准化程度较高、缺乏个体与地域特征综合考虑的问题，本文提出一种基于双画像融合的个性化体检推荐系统。研究通过构建个体健康画像与地域风险画像在疾病关联矩阵约束下完成健康风险识别与优先级排序，并基于疾病-项目关系筛选适配子项目并排序，形成结构化方案。该流程实现了从多源特征输入、风险识别到体检方案生成的完整闭环。实际场景验证表明，风险分层与方案分档选择存在显著关联，且同类人群内部仍呈现一定风险差异，说明该方法能够在一定程度上支持差异化体检推荐。

研究仍存在一定局限。目前疾病关联矩阵主要覆盖 26 类常见疾病，后续可进一步扩展病种范围，并结合时序健康数据增强画像的动态刻画能力。未来还将通过持续随访，进一步评估体检方案推荐的实际应用效果。

作者贡献：王春燕负责项目设计与实施；曹慕昆负责理论构建；张骥薇负责文字撰写；李冰负责技术实现。

利益声明：所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- [1] 王雪颖, 郑延松. 健康体检中个人健康信息采集的质控管理[J]. 健康体检与管理, 2025, 6(03): 355–359.
- [2] Wu D, An J, Nan S, et al. A knowledge-based clinical decision support system for personalized health examination items in China: design and evaluation[J]. BMC Medical Informatics and Decision Making, 2025, 25(1): 183.
- [3] Zhai Y, Li X, Zhao Y. Personalized Package Recommendation System for Health Examination[C]. Proceedings of the 5th International Conference on Information Technologies and Electrical Engineering, 2023: 90–96.
- [4] 陈薇薇. 数字化个人体检信息管理系统设计与实现[J]. 医学信息学杂志, 2011, 32(02): 35–37.
- [5] 左书勤, 洪海鸥. 基于体检数据的慢性病风险评估方法研究[J]. 健康体检与管理, 2023, 4(02): 176–180.
- [6] 黄文扬. 基于机器学习的健康体检数据慢性疾病风险预测研究[D]. 电子科技大学, 2024.
- [7] Serra S R, Feio M J. Benefits of urban blue and green areas to the health and well-being of older adults[J]. Environmental and Sustainability Indicators, 2024, 22: 100380.
- [8] 赵肖, 周雯, 郭振仁. 区域健康风险评估模式的建立与应用[J]. 中国环境科学学会. 2011 中国环境科学学会学术年会论文集（第三卷）. 环境保护部华南环境科学研究所, 2011: 273–279.
- [9] Gao M, Zhang Y, Gao Y. Research progress of user portrait technology in medical field[C]. Proceedings of the 2nd International Symposium on Artificial Intelligence for Medicine Sciences, 2021: 500–504.
- [10] 张冬云, 刘晓琦, 吴旭生, et al. 基于人体特征信息标签的个体健康画像研究[J]. 医学信息学杂志, 2023, 44(03): 10–17.
- [11] 文庭孝, 刘晓琦. 国内外健康画像研究综述[J]. 医学信息学杂志, 2023, 44(03): 2–9.

- [12] 孔斌, 杨秋芬, 李丽. 区域健康画像和健康评估应用研究[J]. 中国卫生信息管理杂志, 2024, 21(04): 565–570.
- [13] 张馨月, 牟冬梅, 王长聪, et al. 面向健康管理的个体健康画像概念模型构建[J]. 现代情报, 2025, 45(05): 152–166.
- [14] Du H, Yu J, Chen D, et al. Big Data–Driven Health Portraits for Personalized Management in Noncommunicable Diseases: Scoping Review[J]. *Journal of Medical Internet Research*, 2025, 27: e72636.
- [15] 张茜, 陈莉, 施德伟, et al. 全科医学理念和模式在综合医院健康体检和健康管理中的应用[J]. 中国医院, 2017, 21(08): 70–72.