

基于人工智能知识库的营养膳食推荐系统研究

张悦琳^{1,2}, 王创剑^{1,2}

1. 武汉科技大学 冶金装备及其控制教育部重点实验室, 武汉 430081
2. 武汉科技大学 机械传动与制造工程湖北省重点实验室, 武汉 430081

摘要:目的 针对饮食不均衡和搭配失当而造成的饮食问题给人们身心健康带来不良影响,尤其是饮食对慢性病研究的发展等问题,为了设计和开发一个能够根据用户个人状况、喜好、口味等因素,提出向用户推荐符合其身体需求的营养膳食的智能系统。方法 搭建了一个基于人工智能知识库的营养膳食推荐系统,利用专家验证的膳食的明确数据集,结合基于推理决策支持系统(RDSS)和营养计划(NP)运用NAct本体论提供高度准确的饮食计划,跨越10个用户组,包括健康的受试者和有健康状况的参与者。结果 该系统的有效性通过广泛的实验进行评估,评估涉及合成数据,包括生成3000个虚拟用户档案和他们的每周膳食计划。结果显示,在大多数用户类别中,推荐适当成分的精确度和召回率都很高,而膳食计划生成器对所有营养素的推荐达到了94%的总推荐精确度。结论 基于人工智能知识库的营养膳食推荐系统可以根据用户的身体状况、喜好、饮食禁忌等方面进行个性化推荐。这样的个性化推荐能够更好地满足用户的需求,从而提高推荐的准确度。专家知识库包含了广泛的营养学和健康知识,这些知识可以帮助系统识别出最适合用户的膳食方案。这些方案不仅可以提供充足的营养,还可以避免与用户的健康状况不兼容的食物或成分。

关键词:人工智能;营养膳食;营养计划;推荐系统

中图分类号:TP302.1 TS971 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2024.0005.003

Research on Nutritional Dietary Recommendation System Based on Artificial Intelligence Knowledge Base

ZHANG Yuelin^{1,2}, WANG Chuangjian^{1,2}

1. Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Control, Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China
2. Hubei Provincial Key Laboratory of Mechanical Transmission and Manufacturing Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China

Abstract: Objective Addressing the adverse effects of dietary problems caused by imbalanced nutrition and poor food combinations on people's physical and mental well-being, particularly concerning research on the relationship between diet and chronic diseases, an intelligent system capable of recommending sound and nutritionally balanced meals tailored to users' conditions, preferences, and tastes was designed and developed. **Methods** A nutrition meal recommendation system based on an artificial intelligence knowledge base was constructed. It utilized a definitive dataset of diets validated by experts, combined with a reasoning decision support system (RDSS) and a nutritional plan (NP), employing NAct ontology to provide highly accurate dietary plans. It spanned 10 user groups, including healthy subjects and participants with health problems. **Results** The effectiveness of the system was assessed through extensive experiments, which involved

收稿日期:2023-04-20 **修回日期:**2023-05-18 **文章编号:**1672-058X(2024)05-0016-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51875420).

作者简介:张悦琳(1996—),女,湖北襄阳人,硕士研究生,从事人工智能的决策与支持研究。

通讯作者:王创剑(1986—),男,湖北黄梅人,博士,研究生导师,从事数字化工厂、生产系统建模与仿真研究。Email:wangchj@wust.edu.cn.

引用格式:张悦琳,王创剑.基于人工智能知识库的营养膳食推荐系统研究[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2024,41(5):16—27.

ZHANG Yuelin, WANG Chuangjian. Research on nutritional dietary recommendation system based on artificial intelligence knowledge base[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2024, 41(5): 16—27.

synthetic data including the generation of 3,000 virtual user profiles and their weekly dietary plans. The results indicated high precision and recall rates for recommending appropriate ingredients across most user categories, with the dietary plan generator achieving an overall recommendation accuracy of 94% for all nutrients. **Conclusion** The nutrition meal recommendation system based on an artificial intelligence knowledge base can personalize recommendations based on users' physical conditions, preferences, dietary restrictions, and other aspects. Such personalized recommendations can better meet users' needs, thereby enhancing the accuracy of the recommendations. The expert knowledge base encompasses extensive nutrition and health knowledge, which can assist the system in identifying the most suitable dietary plans for users. These plans not only provide ample nutrition but also avoid foods or ingredients incompatible with users' health conditions.

Keywords: artificial intelligence; nutritional diet; nutrition plan; recommendation system

1 引言

随着社会生产力的提高,食物供给变得越来越充足和丰富。与此同时也带来了饮食不均衡和搭配失当而造成的饮食问题,给人们身心健康带来不良影响,尤其是对慢性病研究的发展,让饮食摄入和营养成分搭配越来越受到重视。而在较为发达地区,维持低热量食物摄入和降低食物支出成本比例正在成为一种主流生活方式。但是目前最佳营养搭配方案往往是针对个人特征制定的,不过仅仅依靠用户人口统计学属性和个人偏好属性,数据方面则很难解决冷启动问题,影响最佳养生营养搭配方案的还有个人口味,甚至是气候、个人健康状况等,这都是现阶段推荐系统所无法满足的。

近年来国家也在推动“互联网+营养健康”来探索营养健康发展的新形式,国家科技部也在2020年的重点研发计划中明确列出了关于食物营养素的量化方法和智能分析领域的系列研究方向。基于此背景下推荐营养食谱方案的研究逐渐受到学术界的重视,关于营养推荐方面的基于知识库的推荐方法,是将营养学家的知识转化为形式化的知识表示,并利用专家系统来生成营养食谱。例如,NutriAssistant是一种基于OntoFood本体论和规则的营养餐单推荐系统。该系统从营养师的知识库中提取规则和本体,并根据用户需求和偏好生成个性化的营养餐单,目前已经获得了一定的应用效果。而机器学习算法是通过对大量营养数据的分析,运用机器学习算法训练模型,实现智能化推荐。例如,DietAR是一种基于计算机视觉和深度学习的应用程序。该应用程序使用摄像头获取用户食物图像,然后使用CNN(卷积神经网络)来识别食物,并根据用户的身体条件和喜好推荐饮食方案。

现有的这些推荐营养膳食的方法都具有其优点和不足,基于人工智能知识库的方法优点在于它可以提供高度可解释性的食谱推荐,但是需要大量人工智能开发和知识库维护。另一方面,机器学习算法通常更加准确和高效,但是缺乏可解释性和可控性。目前已经取得的研究成果存在一定的普遍性规律。例如,研究人员往往会采用多种数据源,包括食品营养物质组

成、食品图片、用户个人信息等等。另外,在模型设计上也会使用多种技术,如本体论、规则推理、机器学习等等。未来的研究应该更加注重推荐系统的效果评估和用户体验的优化。同时,为了提高模型的可解释性,可能需要将传统的知识库方法与现代深度学习算法相结合。基于以上动机,本文提出的推荐系统建立在一个新的架构上,包括验证膳食成分适当性的定性层,和综合膳食计划的定量层。第一层是作为一个智能专家系统来实现的,用于模糊推理,依赖于营养学专家获取的规则本体,而第二层是一个优化方法,用于根据目标营养素值和范围生成每日膳食计划。考虑到营养食谱方面的数据冷启动问题,加入营养成分模块,结合专家模块,达到提高营养食谱个性化推荐质量的目的。

2 基本理论与方法

2.1 营养成分理论

国内对营养成分的研究是从20世纪就开始的,早在20世纪初就有第一份食物成分表。中华医学会还在1939年推出了营养素概念,并提出了搭配建议。新中国成立以后还有研究机构,专门负责推进营养科学的发展。而国内现代雏形的“推荐的每日膳食中营养素供给量”(Recommended Dietary Allowances, RDAs)则是在1963年由中华医学会提出。随后在1981年和1988年又两次进行了修订。

21世纪初,我国制定了“膳食营养素参考摄入量”帮助我国的营养协会在营养研究建设工作中实现了创新成就^[1]。有了之前的基础研究和工作的,中国社会普遍的膳食营养状况实现了质的飞跃,然而也暴露出了一些新的问题,营养膳食状况是不均衡的,它随着经济发展结构而变化。较落后的地区相对于较发达地区的,膳食营养摄入量就失去了预期效益^[2]。在治疗心脏病、心脑血管这样的慢性疾病上,越来越多的科学研究表明,其与居民健康状况存在显著性的影响关系^[3]。中国营养协会也注意到了这一点,于是在2013年选择国内更多的参考人群作为营养研究数据的观察对象,结合营养成分与慢性病最新的研究重新修订了《中国居民膳食营养素参考摄入量》,使之更适应我国

国情并大力推动了国内营养学发展^[3]。

而在国外,营养成分的研究时间相对很早。二战期间美国为了提高军队给养效率和军人身体素质建立了食物与营养委员会(Food and Nutrition Board, FNB),组织和制定了推荐的膳食营养素供给量(RDAs)。在之后的几十年中,这些方案在美国广为流传和普及,在当时,它已经成为了一份比较权威的文件。同时,在当时其他国家也产生很大的影响。美国农业部则在膳食营养摄入标准的基础上,主动为 USDA 饮食研究工作建立了营养参数数据库。即 FNDDS,其包含 7 600 种食品、饮料以及多个品牌产品所包含的能量和其他 64 种营养成分^[4]。

2.2 基于内容的推荐方法

基于内容的方法依靠用户的个人口味、活动和档案来进行推荐。在文献[5-6]中,菜谱推荐是基于收集用户对特定食物或菜谱的偏好的 5 点李克特量表的分数。在后来的工作中,Harvey 等提出了一个食品推荐系统,根据对用户的一组食谱及其内容(如成分、健康程度等)的评分分析,准确估计用户对特定食谱的偏好,另一方面,Teng 等提出了两个网络,通过利用基于区域用户偏好的成分互补和替代来生成食谱推荐。成分的互补网络是根据相同食谱中相同成分的发生率构建的,而替代网络则来自用户生成的修改建议。实验表明,这种方法明显优于依赖特征的方法,如配料表、烹饪方法、风格等。

2.2.1 协调过滤

基于协作过滤的方法试图寻找用户档案之间的相似性,并因此提出适合相似用户的建议。在文献[7-8]中,作者使用皮尔逊相关法对评级矩阵进行了测试,发现其性能比他们提出的基于内容的方法要差。另一方面,奇异值分解(SVD)比 Gutierrez 等^[9]提出的内容和协同过滤方法都要好^[10]。托马斯等开发了一个带有食品推荐系统的移动应用程序,该系统依靠矩阵分解来融合评级和用户提供的标签,并设法实现了比基于内容和标准矩阵分解基线更好的预测精度^[11]。从在线食谱网站 Allrecipes.com 抓取的大型数据集测试了各种基于协作过滤的方法^[12],发现性能最高的 CF 方法是 LatentDirichlet Allocation (LDA)^[13] 和 Weighted Matrix Factorization (WRMF)^[14]。

2.2.2 预过滤

利用医疗数据集自动检测应该给哪个病人提供哪种食品是一个有效的推荐系统^[15]。检测是基于病人的疾病状态和其他特征,如年龄、性别、体重、卡路里、蛋白质、脂肪、钠、纤维和胆固醇。其系统是基于病人的疾病和其他因素,如体重、性别和年龄,使用区块链技术来增强敏感的个人数据的隐私和安全。这个方法的一个巨大缺点是,它们只依赖健康建议而不考虑用户

的喜好,因此可能是无效的,因为用户很容易失去适应和保持建议的饮食动力^[16]。

还有一种混合方法结合了基于内容的推荐算法 CB 和协同过滤 CF,以利用每种技术的优势并避免其缺点。这种混合方法最初是由 Trang 等提出的^[17],推断出开发平衡用户偏好和营养需求的食物推荐系统是最佳策略。为了实现这一点,大多数混合方法依赖于预过滤或后过滤,这取决于是先过滤营养需求还是先过滤用户偏好^[18]。

预过滤方法通常涉及基于约束条件的推荐系统,这在食品领域相对罕见^[18]。Yang 等提出了一个食品推荐系统,允许用户披露饮食限制(例如,清真、素食或素食),以及用户对卡路里、蛋白质和脂肪的营养摄入值期望(增加、减少或保持),导致初步选择膳食^[19]。然后,用户的偏好被用来对这组膳食进行重新排序,并推荐最佳膳食。Ribeiro 等提出了一个膳食推荐器,首先根据用户提供的信息,如年龄、性别、体重、身高和活动水平(使用 Fitbit 活动追踪器)估计用户的营养需求,然后根据标准推荐食品,如用户的饮食选择、避免同一周内的食谱重复、提倡午餐吃肉和晚餐吃鱼^[19]。在类似的情况下提出了一个多标准决策分析,在考虑用户的整体偏好之前,过滤掉不符合用户健康要求的食物^[20]。

3 推荐系统方案

3.1 知识库推荐系统

提供建议的营养专家可以通过解析用户各自的资料为其提供日常营养计划(NP),更具体地说,该专家由两部分组成,基于推理的决策支持系统(RDSS)和 NP 生成部分。决策支持系统根据用户档案信息、可用的膳食集以及从营养专家那里获得的质量规则本体,为用户生成合适的膳食集^[21]。NP 生成组件将合适的膳食结合起来,形成每日的膳食计划用于推荐。通过采用这样的耦合结构,可以更好地推理系统的推荐准确性,因为可以从膳食和膳食计划的适当性以及膳食计划中的膳食种类两方面评估推荐的膳食计划。这些组件以及它们之间的相互联系在图 1 中展示,并在下文中详细描述。

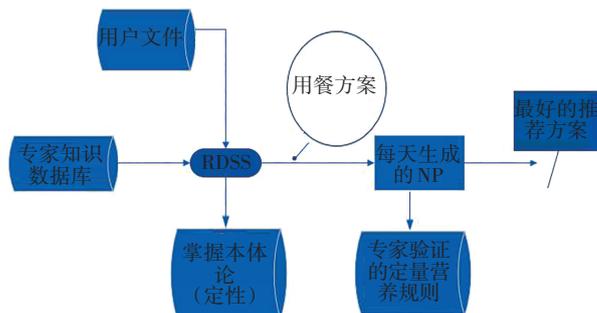


图 1 推荐方案结构

Fig. 1 Recommended scheme structure

3.2 支持的用户群和用户资料建模

本系统针对 10 个用户群体,包括健康的青少年、老年人和成年人,以及有各种健康问题的成年人和运动员。这些用户群体可以进一步分为 3 个主要类别:预计不需要任何专家监督的健康人;预计需要营养专家监督的人;有健康问题的人,预计需要营养和医学专家监督。

在 PROTEIN 项目中,营养学和医学专家对这些群体进行了建模,为 3 个超级群体产生了不同的用户档案模型。

该模型由一系列的档案变量组成,这些变量反映了用户的主要身体特征、饮食选择、健康状况和偏好,以及这些变量的伴随参考范围、优先级和其他属性。为了简单起见,在本实验研究中,对所有用户群体使用统一的档案模型。统一的用户档案模型可以捕捉到用户的主要身体特征(如性别、年龄等),这些都是饮食计算所需要的,还有用户的饮食偏好(如素食、清真等)和健康状况(如不耐受、缺乏、过敏和医疗状况)。表 1 提供了档案模型变量的详细视图。

表 1 所有用户资料模型变量的详细列表
Table 1 Detailed list of all users' profile model variables

模型类别	身体特征	饮食选择	健康情况			
			食物不耐受	营养缺失	过敏症	健康条件
模型变量	年龄、性别、身高、体重、体力活动水平(PAL)、身体质量指数(BMI,计算)、基础代谢率	素食者避免吃红肉素食者	胺类、咖啡因、FODMAPs、果糖、麸质、乳糖、水杨酸盐、亚硫酸盐、无(即没有食物不耐受)	维生素 A/B/C/D/E,微量元素钙/铁/锌/硒/钠、蛋白质、液体、无(即无食物缺乏症)	八角、鳄梨、香蕉、芹菜、洋甘菊、鸡蛋、鱼、大蒜、猕猴桃、亚麻籽、羽扇豆、牛奶、芥末、百香果、桃子、花生、花粉、芝麻、大豆、草莓、亚硫酸盐、二氧化硫、树坚果、小麦、麸质、甲壳类动物、软体动物、无(即无过敏)	心血管疾病(CVDs)(心绞痛、血脂异常、高血压、外周血管疾病、心肌梗塞、心脏病)、贫血、炎症性肠病、肾病、外周动脉疾病、高血糖、炎症性肠病、肾脏疾病、肌肉骨骼问题、肥胖、曾患中风、2型糖尿病、无(即无疾病、条件)

3.3 NAct 本体论

营养与活动(NAct)本体论^[22]作为 PROTEIN 项目的一个组成部分被开发出来,作为人工智能顾问的基于推理的决策支持系统(RDSS)组件的参考知识库。以前的研究发现了几个关键的欧洲和国际食品和营养素数据库,其中很少有预先存在的营养本体,这些本体没有说明食品/营养素和用户情况(饮食或条件)之间的规则或关系。在文献中发现的少数本体中,大多数缺乏丰富的语义关系,提出了天真的信息或缺乏 PROTEIN 的 AI 顾问所需的关键组件。两个最相关的本体是食品本体(FOKB)^[23]和 Dragoni 等的 HeLiS 本体^[24]。这两个本体都对食品类型和关于它们的营养信息进行了建模,FOKB 深入研究了食品属性的细节,包括添加剂和管理剂(例如抗结块、消泡),HeLiS 对食品进行建模和营养物质以及体育活动。这两个本体都表现出上述的缺点,证明有必要创建一个新的专家综合本体,以涵盖 PROTEIN 项目的所有要求和知识。

除了在本体生命周期的早期精心定义的规则外,所有其他阶段都是在健康和营养专家与技术团队(本体工程师)之间的密切协作和共同创造会议上反复进行的。在这个过程中,进行了数次专家-工程师研讨会、试验和本体模型实施版本的评估会议,以及有用户反馈的试验周期,最终形成了 NAct 本体的当前版本。NAct 本体论的主要轴线包括(但不限于)表 2 中的内容。

表 2 主要的 NAct 本体轴
Table 2 Main NAct body axes

NAct 轴	描述
饮食	由特定生活方式的饮食选择组成(如素食者、清真食品等)
状况	与偏好有关的饮食被系统选择不包括在本体中,因为与偏好有关的选择应该由系统来学习,而不是由这种饮食来限制的
食物	包括严格限制生活方式的饮食
营养成分	简单的食物(如番茄、猪肉、橙子等)以及一些基本的复合食物(如面包、面条等),可作为膳食的成分(配料),也包括在这一类别中
属性	相关食物和饮食的关系在本体论中被编码为相应的规则(例如,对香蕉过敏的用户不能吃香蕉)

3.4 基于推理的决策支持系统

RDSS 是一个基于知识库的专家系统,通过对专家知识、用户资料和存储在数据库中的可用餐食选项进行逻辑推理,进行复杂的决策和推理,实现餐食的一级过滤,并向 NP 生成组件提供候选餐食列表。因此,在其核心中,RDSS 包括一个强大的模糊推理引擎,即轻量级模糊描述逻辑推理器(LiFR)^[25]。

RDSS 允许在特定的语义词汇和背景知识的棱镜下,根据用户信息对候选的膳食选项进行语义匹配。为此,RDSS 考虑:可用的膳食库。一个由营养专家创建的超过 2 000 种综合膳食的数据库,由 RDSS 用来推

理并随后过滤对用户的适用性。

RDSS 负责对餐食进行预先过滤:

a¹. 拒绝含有与病人特征不相容的食物膳食

a². 拒绝含有与病人情况不相符的食物(例如,会引发他们的一种或多种过敏症或由于他们的医疗状况而被医生限制的食物)。

b¹. 推广含有食物的膳食和/或餐馆菜单项目,而这些食物又含有用户需要消费的营养物质。

b². 推广含有食物的餐点和/或餐厅菜单,这些食物又含有用户根据其情况需要消费的更多营养物质。

这可能是由于一个明确的目标,或一个由医疗条件引起的目标,来增加某种营养物质的摄入。

RDSS 的优点是,它排除或促进某些不需要的甚至对用户有潜在危险的膳食成分。它还可以增加用户的健康需求的成分,从而缓解当新的膳食或新的用户被引入到建议的营养专家时出现的冷启动问题。后者是通过利用每顿饭的营养信息以及根据用户群体和用户声明的明确偏好的适宜性来实现的。RDSS 的输出是一个可接受的膳食选项的列表,然后被送入 NP 生成组件以形成营养计划。

3.5 营养计划的生成

营养计划生成组件是根据一系列专家(如医学专

家、营养学家以及体育活动专家)创建的营养素定量规则来创建每日营养计划。每个计划的生成也取决于 RDSS 推荐的适当膳食清单。更具体地说,营养计划生成组件接收输入。

(1) 专家验证的营养规则。这些是经专家组验证的定量营养规则,定义了目标能量摄入量(每天的卡路里),以及宏量营养素(即碳水化合物(CHO)、脂肪、饱和脂肪酸(SFA)和蛋白质)和其他饮食成分(即专家们将这些范围划分为必要的(即 NP 必须遵守)、理想的(即 NP 应该遵守)和非必要的(即 NP 可以忽略)。

(2) 用户情况。关于性别、用户群体和医疗条件的信息对于定义哪些营养规则应该适用于用户是很重要的。

(3) 候选膳食。由 RDSS 推荐的适合于用户的膳食清单。

3.5.1 专家验证的营养规则

营养学和营养学领域的专家致力于提出关于宏量营养素和微量营养素参考摄入量以及其他重要膳食成分摄入量的具体建议。为此,专家利用 EFSA 和 WHO 公布的最新数据来给出建议,如表 3 和表 4 所示(EI 为能量摄入量;BW 为体重;1 份相当于 80 g),分别适用于两个用户组,即患有肥胖症和 2 型糖尿病的成年人。

表 3 成年人肥胖症类别的规则

Table 3 Rules for adult obesity categories

成年人的肥胖症	CHO(EI/%)	蛋白质(BW)	脂肪(EI/%)	饱和脂肪	纤维	水果分量	蔬菜分量
男	45+-10	0.8~1.2	25~30	5~10	30~35	2~5	3~5
女	45+-10	0.8~1.2	25~30	5~10	20~25	2~5	3~5

表 4 2 型糖尿病成人患者的规则类别

Table 4 Rule categories of adult patients with type 2 diabetes

成年人的肥胖症	CHO(EI/%)	蛋白质(BW)	脂肪(EI/%)	饱和脂肪	纤维	水果分量	蔬菜分量
男	45+-10	0.8~1.4	30±10	5~10	30~45	2~5	3~5
女	45+-10	0.8~1.4	30±10	5~10	30~45	2~5	3~5

这些规则被 NP 生成组件使用,该组件利用候选食物清单,通过随机放置和组合一天中不同的餐点(即早餐、上午的小吃、午餐、下午的小吃、晚餐和晚餐)来填充每日的膳食计划。为了评估每个生成的 NP 对给定用户资料的合适性,定义了一个函数,以评估 NP 对特定用户资料的适合程度。函数公式如下:

$$NP_{fitness} = S_{calories} * S_{macronutrients} * S_{micronutrients} \quad (1)$$

式(1)中, NP 表示一天中所有膳食的卡路里之和, $NP_{fitness}$ 代表 NP 对特定用户资料的适合程度, $S_{calories}$ 代

表的是推荐的 NP 的能量摄入与营养专家为该类型用户定义的目标能量摄入之间的绝对差异, $S_{macronutrients}$ 代表目标用户所需的大量营养元素, $S_{micronutrients}$ 代表目标用户所需的微量元素。此外, $S_{macronutrients}$ 和 $S_{micronutrients}$ 也以类似的方式用以下公式定义:

$$S_{calories} = \prod_{i=1}^{N_s} \omega_i p_i \quad (2)$$

其中, * 代表宏量营养素或微量营养素, N 是宏量营养素或微量营养素的数量, ω_i 是一个权重系数,如果指定

的营养素被专家归类为必需或可取的,则 ω_i 等于 p_i 。

该建模方案涉及分数,这些分数被定义为与阈值的差距或 KT 中定义的范围的奖励/惩罚值。额外的奖励是给属于 KT 中红色强调范围的 NP,例如,“缺铁成人”的铁或“2 型糖尿病成人”的 CHO。在这种情况下还为惩罚、奖励和基本奖励值分别定义了 10、10-1 和 10-2 的固定值。这些值是通过试错过程确定的。膳食多样性也是建议框架的一个核心方面。在推荐系统的结果中建立多样性是一个挑战,因为它与系统的吸引力直接相关,但也对性能有负面影响。为了解决这些缺点,本小节定义了几个品种过滤器如下所述:

NP 是由膳食组成的,而每一餐可能包含任何数量的食物(即成分)。其目标是减少每个 NP 中重复食物的数量,特别是限制每种食物在每个 NP 中出现一次,以排除那些可能让用户感到沮丧的重复推荐。例如,用户不希望看到“香蕉”被推荐为早晨零食和晚餐的一部分。关于实现这种类型的过滤器的技术细节,本文的逻辑是:如果 NP 不包含两次相同的食物,就给它一个额外的值;否则,重复食物的数量在计算 NP 的整体适应性时被用作权重(即它越大,最后的距离越大,NP 越不理想)。

本方案还考虑了不同的 NP 可能包含相同食物的情况。在这种情况下应该减少每周推荐的重复膳食的数量。因此,定义了一个阈值,在这个阈值下,某一餐可以包含在最多 3 个不同的 NP 中。从技术上讲,对重复膳食的过滤是在所有的 NP 都得到适配分数后进行的,所以可以从最合适的解决方案开始迭代,并按递减顺序进行。

筛选出重复的膳食序列。除了个别的膳食重复外,还有一种可能性,即同一膳食序列可能在每星期的不同 NP 中重复出现。鉴于此,定义了一个阈值,在该阈值下,某一个膳食序列不能包含在任何两个 NP 中。和前面的过滤器一样,重复的饭菜序列会在健身评估完成后被过滤掉。

3.5.2 PROTEIN 膳食数据库

如表 5 所示,24 h 膳食计划包括 3 个独立的膳食(早餐、午餐和晚餐)和 3 个零食(上午、下午和晚上),这些计划是利用健康饮食原则制定的,例如根据 EFSA 和 WHO 的建议,将建议的水果和蔬菜分量纳入其中。此外,对于特定的用户群体,如对于患有心血管疾病(CVD)和 2 型糖尿病(T2DM)的成年人,全谷物也被认为是饮食的重要组成部分,并被纳入所制定的 3 个单独膳食中。为其他特定用户群体,如患有缺铁性贫血的成年人制定的膳食计划也是类似的,在这种情况下,强调包括各种铁的来源以及优化维生素 C,这已被证明

可以促进铁的吸收。由于 PROTEIN 项目是一项欧盟试验,文化饮食选择也被仔细考虑。同样重要的是,要确保这些膳食计划中提供的食物对来自不同国家的人来说是可以接受的,以优化用户参与和满意度。

食物成分数据和配料表可以用 Nutrium 食品数据库来生成推荐的膳食和零食。此外,在有条件的情况下还使用了特定国家的数据库,例如,英国的膳食计划完全使用 McCance 和 Widdowson 的食物表来填充。此外,专家们选择了它们的原始状态或最简单的熟食选项。烹饪方法也成为固定的,食物的数量也根据需要进行修改,并以克/份的形式列出。在 Nutrium 食品数据库中找不到具体的食品时,方案就会添加了定制的食品。在最初的膳食计划创建之后,大家一致认为这些模板应该辅以关于如何组合和烹调所列食品的食谱/说明,特别是对于一些需要进行基本准备的午餐和晚餐。表 5 列出了目前可用于食谱的不同烹饪方法和食用建议。表 6 说明了通过选择每种成分来创建食谱。

表 5 通用膳食计划模板和建议

Table 5 Example of general dietary plan template and suggested dietary titles

方 案	用餐类型	食 物
1	早餐	蜂蜜,酸奶,牛奶
	晨间零食	覆盆子、草莓、香蕉
	午餐	谷类食品
	下午零食	香蕉
	晚餐	红菜头,胡萝卜,奶酪,橄榄油,熟肉
2	早餐	迷你全麦吐司、果酱和蜜饯、超高温脱脂牛奶、苹果
	晨间零食	小麦和黑麦面包、鸡蛋、香蕉
	午餐	胡萝卜汤、米饭、鸡肉、蔬菜、油、苹果
	下午零食	橙汁,酸奶
	晚餐	大米,蔬菜汤,甘薯,烤猪排,蔬菜,油
3	早餐	面条,牛奶
	晨间零食	香蕉
	午餐	土豆、西红柿、生菜
	下午零食	马铃薯脆片
	晚餐	生菜,西红柿,鸡肉,油
4	早餐	鸡蛋,面包,菠菜
	晨间零食	青椒
	午餐	香蕉
	下午零食	蔬菜炒饭,米饭,鸡肉,酸奶鲑鱼,西兰花,土豆,调味料
	晚餐	粉

表 6 某餐所需的烹饪准备和方法

Table 6 Examples of cooking and preparation required for a meal

类别	营养构成实例
食材	鲈鱼,米,白菜,食盐,酱油,卷心菜,胡萝卜,洋葱,海鲈鱼
菜谱名称	海鲈鱼炒饭
1 [#] 食物	糙米、玄米
2 [#] 食物	白菜蒸熟
3 [#] 食物	红白菜
4 [#] 食物	老胡萝卜
5 [#] 食物	酱油
烹制方法	先将新鲜烤过的鲈鱼煮透分离鱼骨,同时把糙米用水蒸熟。将白菜、卷心菜、胡萝卜、切碎放入锅内清炒,再加入处理过的鲈鱼和糙米混合翻炒。最后加入酱油、适量食盐,翻炒混合。

4 实验结果和评价

为了评估所提出的推荐框架,本文考虑了实时营养顾问应该保留的三个主要方面:膳食适当性;系统生成膳食计划的能力;膳食计划的准确性。这样就可以对系统的推荐准确性和能力有一个更详细的了解。在每个实验中,创建了一些虚拟用户,并根据个人资料特征和用户类别生成了各自的膳食计划。最后,为了衡量系统的性能采用了不同的评价指标。

4.1 推荐膳食的适当性

由于病人情况而拒绝供餐是 RDSS 最关键的因素,也是 PROTEIN 中唯一的关键点, RDSS 是为了避免推出可能对用户的健康构成威胁的食物或营养物质。因此,确保不允许有害食物进入膳食计划是非常关键的,即 RDSS 的精确度是 100%。除了精确度,本文还估算了召回率,以了解 RDSS 在这个过程中是否过于严格,即拒绝可能对用户无害的食物。由于这是一个微妙而关键的评估,所有的评估都是手动进行的,非常仔细地检查实验中候选池中的每一种食物。为了解决这个繁琐的过程,候选池被减少到一个可管理的候选数量,即 200 种食物(在系统中总共 2 266 种食物中),从所有食物类别(早餐、小吃、晚餐等)中随机选择。结果可以在表 7 中看到。所描述的数值在 $[0,1]$ 区间内,有效地对应于 0~100%的成功率。所用的资料也是经过过滤的,以代表简单的食物限制(香蕉、鳄梨)、直接的食物限制(宗教人士、香蕉和鳄梨、素食、水杨酸盐、树坚果)、营养限制(乳糖、麸质、T2D、果糖)和各种限制的组合(所

有)。此外,还有试图涵盖所有类型的限制,即过敏、不耐受、医疗条件和饮食选择,最后涵盖从无限制的用户类型(如香蕉和鳄梨)到越来越多的在系统中观察到有限制的用户类型(如素食者)。

表 7 RDSS 对膳食拒绝的评价

Table 7 RDSS evaluation of dietary refusal

条件方案	准确度	回应率	F-值
香蕉+牛油果过敏	1.000	1.000	1.000
树坚果过敏	1.000	1.000	1.000
水杨酸盐不耐受	1.000	1.000	1.000
乳糖不耐受	1.000	0.995	0.997
麸皮不耐受/过敏	1.000	0.990	0.995
果糖不耐受	1.000	0.960	0.979
T2 糖尿病	1.000	0.990	0.995
素食者	1.000	1.000	1.000

显而易见,达到 100%精度的主要目标已经实现。此外,召回率非常高,在某些情况下,所有不同类别的召回率都是 100%,从而证明了 RDSS 没有不必要的限制,并且准确地利用了 PROTEIN 中的候选食品库。例如,火腿肠被正确地注释为淀粉肠,但也被注释为普通火腿,而普通火腿在本体论中被归入猪肉,因此产生了素食者的所有召回错误。不考虑上述营养素的绝对浓度,而是根据相关的 NACT 原理,评估膳食中是否包含富含这种营养素的食物,例如,由于菠菜富含铁质,所以提倡缺铁的菠菜膳食。RDSS 在这个层面的目标是对膳食进行分类,以便为 NAP 生成组件提供适当的初始选择。

因此,评估被推荐的膳食是否属于被检查的营养素浓度最高的前 9 种膳食是很重要的。对 4 个不同的 N 值进行了评估,结果见表 8。同样,选择增加摄入量的营养素是经过精准筛选的,以代表微量营养素和宏量营养素的指示性范围,候选食物库与之前一样,是从所有类别中随机挑选的 200 份食物。

表 8 RDSS 对膳食推荐的评价(前-N 准确性)

Table 8 RDSS evaluation of dietary recommendations (top-N accuracy)

缺少/增加目标	Top-20	Top-10	Top-5	Top-3
蛋白质	1.000	1.000	1.000	1.000
脂肪	0.800	0.800	1.000	1.000
碳水化合物	0.750	0.800	0.800	1.000
铁质	1.000	1.000	1.000	1.000
平均数	0.887 5	0.900	0.950 0	1.000

关于 RDSS 根据内容的膳食建议,结果并不是建议的膳食越多(即前 20 位),而是膳食中营养素的质量/浓度越高(即前 3 位)。这很可能是因为 RDSS 推广的膳食中含有特别丰富的上述营养素的食物,而不是含有少量不同食物的膳食,这些食物可能累积起来导致该膳食在一定程度上含有上述营养素。

4.2 营养膳食计划生成能力

从大量的有效验证过的膳食(总共 2 266 份膳食)开始,并通过 RDSS 和 NP 生成过程连续过滤合适的膳食(针对每个用户),一个有效的问题是系统是否能够可靠地生成膳食计划,以及在何种程度上,特别是对于具有挑战性的用户类型。为了深入了解这些问题,因此创建了多达 300 个虚拟用户档案,并进行了几次实验。正如第 3.1 节所详述的,用户档案包含了大量的变量,以捕捉用户可能的饮食选择或健康状况:对于每个变量组,用户配置数据不接受任何条件,或接受尽可能多的所有可能的条件,这导致了非常多的可能组合,因此,可能的用户配置数据(虽然不是所有的现实的配置数据)。为了将可能的组合数量限制在一个可管理的虚拟用户配置数据中,而为配置数据的创建设定了一些规则,旨在创建现实的和相对有挑战性的配置数据。非现实的配置数据不是本文的重点,而明显的假设是,较少挑战的配置数据会导致更好的结果。

用于创建现实的虚拟用户资料的规则是:配置数据每组最多可以有一个条件,不包括医疗条件组;配置数据可以在一个组中有每个条件,其概率与现实生活中的情况大致相同(详情见下文实验);档案应该至少有一个医疗条件(最多有两个,加上“肥胖”);选择某些指示性的、最具挑战性的条件。根据 NAct 的本体论,后者被认为是排除了最多的食物,因此也是最多的膳食。

本文进行了两个实验,按照规则创建了多达 300 个虚拟用户配置文件,RDSS 和 NP 生成器进程的运行时间限制为 RDSS 2 min 45 s,总处理时间为 3 min 15 s,以模拟接近实时的情况。每个实验都进行了两次迭代,因为,在现实条件下,如果第一次尝试失败,真正的用户可能会进行第二次尝试来创建一个计划。在第二次迭代中,只处理那些系统在第一次迭代中无法创建 NP 的文件。

在实验的第一次迭代中,整体的 NP 创建率为 70%,第二次迭代中为 75%。这个实验使用了 219 个虚拟用户资料,这些资料有:

(1) 无(51%)或以下特定食物选择之一:荤食者

(13%)、红肉食者(11%)、素食者(15%)、素食者(10%)。

(2) 没有(47%)或有以下食物不耐受的情况之一:果糖(21%)、麸质(18.7%)、乳糖(8.7%)、水杨酸盐(4.6%)。

(3) 无(70%)或以下食物缺乏之一:铁(30%)。

(4) 没有(54%)或有以下过敏症之一:香蕉(8%)、鸡蛋(8%)、花生(11%)、树坚果(11%)、甲壳类动物(8%)。

(5) 心脏病(54%)或 2 型糖尿病(46%),以及肥胖症(63%)或没有(37%)。

此实验的第一次迭代中,总体 NPcreation 率为 76%,第二次迭代中为 83%。这个实验是在 300 个虚拟用户档案中进行的,这些用户档案有:

(1) 无(49%)或下列特定食物选择之一:荤食者(12%)、红肉食者(12%)、素食者(27%)。

(2) 无(45%)或以下食物不耐受之一:果糖(23%)、麸质(19%)、乳糖(6%)、水杨酸盐(7%)。

(3) 没有(79%)或有以下食物缺乏症之一:铁(21%)。

(4) 没有(53%)或有以下一种过敏症:香蕉(8%)、鸡蛋(9%)、花生(8%)、树坚果(13%)、甲壳类动物(10%)。

(5) 心脏病(53%)或 2 型糖尿病(47%),以及肥胖症(65%)或不肥胖(35%)。

4.3 营养膳食计划的准确性

4.3.1 实验描述

通过一个包括 3 000 名虚拟用户的实验来验证拟议的营养膳食推荐计划。用户的性别、年龄、身高、体重和健康状况是根据正态分布或均匀分布选择的,以代表拟议的营养计划的典型用户群。更具体地说,用户的年龄在 20~65 岁之间,性别在男性和女性之间平均分布,男性的身高和体重分别在 1.60~2.00 m 和 60~180 kg 之间,而女性的身高和体重分别在 1.50~1.90 m 和 40~150 kg 之间。根据资料,用户分布在表 9 所列的 10 个用户组中,其中心血管病、2 型糖尿病和肥胖症成人的类别更为重要。

4.3.2 膳食计划的构成

该实验对所有 3 000 名虚拟用户进行了为期 7 d 的测试。因此,拟议的基于 AI 的营养顾问为每个用户制定了每周的膳食计划。每天的膳食计划是根据一天中消耗的 6 种膳食类型制定的,即早餐、上午的小吃、午餐、下午的小吃、晚餐和睡前零食。实验表明:对于生成的 21,000

份每日膳食计划(即 3 000 个用户乘以 7 d), 分别有 269 份早餐、246 份上午小吃、236 份午餐、231 份下午小吃、220 份晚餐和 48 份睡前零食是独特的, 如表 10 所示。这些膳食选项是根据用户的档案(即偏好、用户群体、医疗条件等)和营养专家的转码知识选择的。

表 9 虚拟用户在 PROTEIN 用户类别中的分布

Table 9 Distribution of virtual users in the user categories of PROTEIN

用户群体	用户数量
健康的成年人	85
健康的青少年	158
健康的老年人	131
超重的成年人	92
运动员	103
患有肥胖症的成年人	635
患有心血管疾病的成年人	706
患有 T2D 的成年人	766
患有缺铁症的成年人	231
水果和蔬菜少的成年人	93

表 10 每日计划中各餐的独特膳食选择

Table 10 Unique dietary choices for each meal in the daily plan

餐食类型	独特的膳食选择
早餐	269
午餐	236
晚餐	220
睡前零食	48
晨间零食	246
下午零食	231

4.3.3 结果

表 11 显示了由拟议的基于 AI 知识库的营养膳食推荐系统在宏量营养素和其他饮食成分方面为不同用户群生成的每日膳食计划的准确性。一个缺失的值(即“N/A”)是由于营养膳食推荐系统没有为患有肥胖症的成年人提供必要的或理想的规则, 就其他饮食成分而言, 因此拟议的营养顾问不受限制地选择它认为合适的值, 使得与目标值的比较在这种情况下不适用。结果显示, 对于所有用户组, 生成的每日膳食计划与目标值之间的平均宏量营养素和其他饮食成分的准确性分别为 94.76% 和 85.86%。这意味着所提出的基于人工智能知识库的营养膳食推荐系统能够生成适当的膳

食计划, 无论用户的身体状况如何, 其微量营养素和其他膳食成分平均有 85% 以上的可能性在营养专家的目标范围内。拟议的营养膳食推荐系统对运动员组的准确率最低, 这主要是由于符合这一特定用户组建议的可用膳食的选择数量很少。

表 11 生成营养素的推荐准确性

Table 11 The recommended accuracy of the nutrients produced

用户群	准确率	
	宏观营养素	其他饮食
健康的青少年	99.32	99.66
健康的成年人	99.75	89.24
健康的老年人	99.78	97.65
体重超标的成年人	93.84	95.09
运动员	82.11	94.10
患有肥胖症的成年人	98.66	37.10
患有心血管疾病的成年人	81.36	不适用
患有 T2D 的成年人	97.58	不适用
患有缺铁症的成年人	95.55	97.24
饮食中缺乏水果和蔬菜的成年人	99.62	75.53
总体准确性	94.76	85.86

另一方面, 皮尔逊相关指标被用来研究建议的能量摄入值与目标能量摄入值接近的可能性。这个指标是通过考虑两组能量摄入值的分布和研究它们的特征来计算的。从结果中可以看出, 对于每个用户组和所有用户来说, 皮尔逊相关度都在 0.98 以上, 这意味着这两个分布事实上是高度相关的。对于超重的成年人, 特别是患有 2 型糖尿病的成年人, 皮尔逊相关度达到 0.95 以上, 这表明几乎是完美的相关关系。同样, 从 t 检验的结果可以推断出, 建议能量摄入值和目标能量摄入值的两个分布相似的假设在统计上是显著的, 这一点从低 p 值可以看出。

结果表明: 就能量摄入而言, 拟议的基于人工智能知识库的营养膳食推荐系统有能力生成与营养专家为测试用户群体推荐的计划相一致的每日和每周膳食计划。

图 2 用布兰-阿特曼图分析了基础值和建议值之间的能量摄入差异。如图 2 所示每张图显示了生成的膳食计划在平均值周围的分散情况, 红线内的样本(即与平均值相差 1.96 个标准差)被认为是有效的。结果显示, 在所有用户组中, 落在可接受范围内的样本百分比超过了 94%, 从而揭示了拟议的人工智能推荐系统实现精确性的能力。

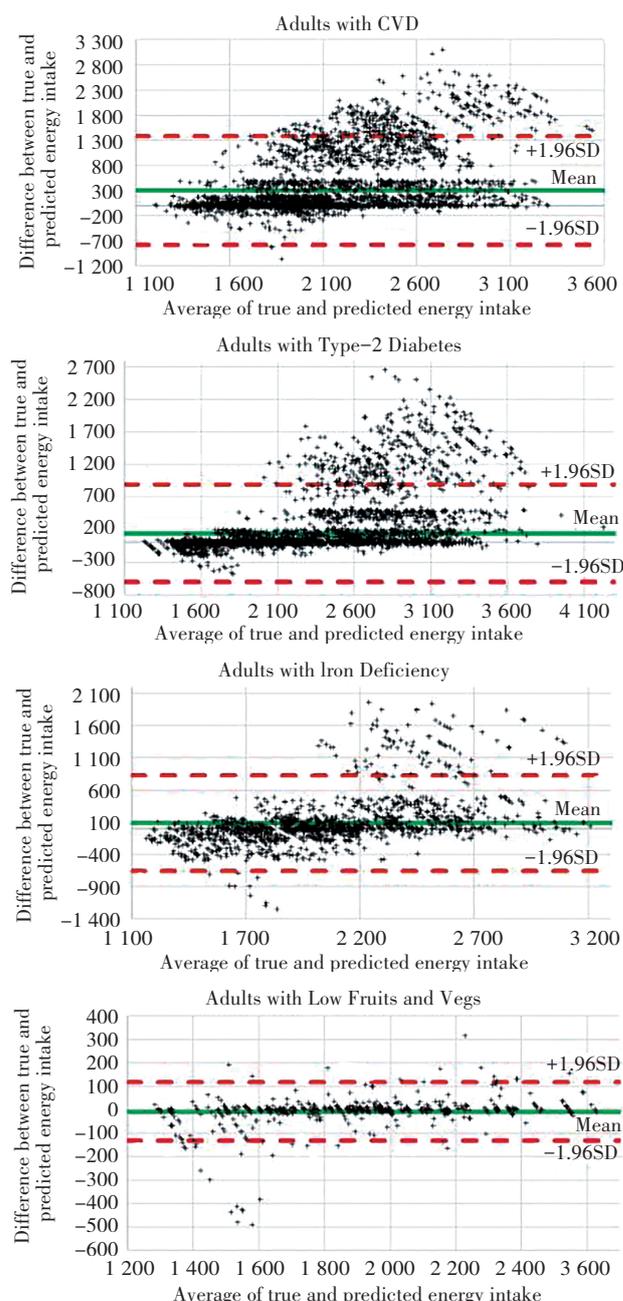
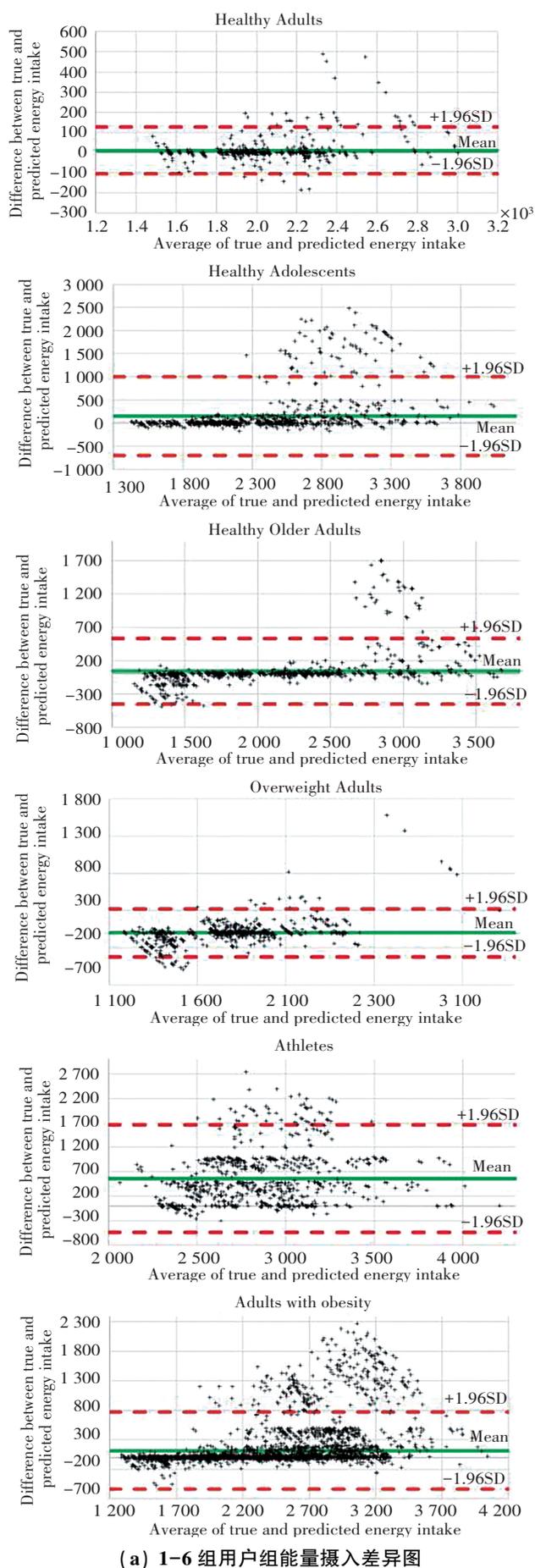


图 2 (a) 和 (b) 描绘各用户组能量摄入差异的布兰德-阿尔曼图

Fig. 2 (a) & (b) Brand-Alman diagram depicting the differences in energy intake among user groups

此外,图 3 显示了推荐值和目标值之间的能量摄入差异的分布情况。该图说明大多数差异在 [0~5%] 之间,这意味着大多数能量摄入差异小于 5%。这将是准确预测系统的一个预期分布模式。

平均来说,生成的每周膳食计划包含 3 或 4 种不同的食物。也有一些周餐计划每餐都不同(膳食种类等于 7),而观察到的计划中最小的膳食种类是 2,这个数字受数据集中可用的独特膳食数量和用户的医疗状况

的影响很大,这就排除了某些膳食选择。还可以看到膳食类型的差异,零食往往是变化最多的类型,而晚餐是变化最少的类型。因此,基于人工智能知识库的营养膳食推荐系统所实现的平均膳食种类为 3.5 种,这要归功于旨在提高可变性的过滤技术,并允许生成具有显著多样性的每周膳食计划,从而使用户能够更好地采用并保持健康和营养的饮食。

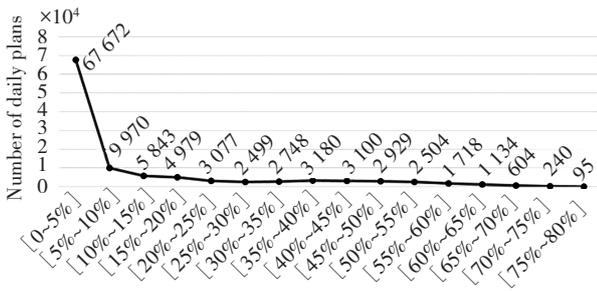


图 3 建议值和目标值之间的能量摄入差异分布

Fig. 3 Distribution of energy intake differences between recommended and target values

5 结论

研究表明:该系统在为所有用户组的日常饮食计划生成适当的宏量营养素和其他关键饮食成分的建议方面具有很高的准确性(分别为 94.76% 和 85.86%)。然而,限制这一准确性的因素是数据库中可供推荐系统利用的膳食数量。这表现在运动员组中,该组有一个相当小的膳食子集可供选择,导致其他饮食成分推荐的准确性降低(37.10%)。平均而言,膳食种类被预测为相当于在 1 周内每种膳食类型推荐 3、4 种膳食,这大大低于预期。这可能有助于降低用户的参与度,因为缺乏多样性。因此,在未来,基于人工智能知识库的营养膳食推荐系统能制定更多的膳食计划,并将其整合到系统中,以避免膳食种类的缺乏,特别是针对那些有更复杂需求的用户群体。

此外,通过探索膳食计划的生成和“复杂”用户情况之间的关系,验证了系统的弹性。所有的限制都被认为是 NP 的一部分,包括过敏、不耐受、医疗条件和饮食选择。因此本文开发了一个机制,考虑到从最小的(即没有过敏/饮食选择)到最复杂的概况(如无麸质、素食和无坚果)的个人。由于膳食数据库较小,复杂用户资料的膳食种类受到很大影响。因此,该系统将受益于一个更大的膳食数据库,在未来考虑更复杂的情况,如素食主义者。然而据观察,在两个不同场合测试该系统时,对于有各种健康状况、过敏症、营养缺陷和饮食选择的用户,整体的 NP 创建率很高(在 75% ~

83%之间)。总的来说,本文提出的基于人工智能的营养膳食推荐系统,利用专家验证的膳食的明确数据集,结合了基于推理决策支持系统(RDSS)和营养计划(NP)运用 NAct 本体论提供高度准确的饮食计划,跨越 10 个用户组,包括健康的受试者和有健康状况的参与者。该系统的有效性通过广泛的实验进行评估,评估涉及合成数据,包括生成 3 000 个虚拟用户档案和每周膳食计划。结果显示,在大多数用户类别中,推荐适当成分的精确度和召回率都很高,而膳食计划生成器对所有营养素的推荐达到了 94% 的总推荐精确度。

综上所述,基于人工智能知识库的营养膳食推荐系统可以根据用户的身体状况、喜好、饮食禁忌等方面进行个性化推荐。这样的个性化推荐能够更好地满足用户的需求,从而提高推荐的准确度。专家知识库包含了广泛的营养学和健康知识,这些知识可以帮助系统识别出最适合用户的膳食方案。这些方案不仅可以提供充足的营养,还可以避免与用户的健康状况不兼容的食物或成分。

参考文献(References):

- [1] 苏彦萍,杨昆,刘相佟,等.北京市成年人饮食行为与慢性病发病风险研究[J].预防医学,2021,33(2):111—116.
SU Yan-ping, YANG Kun, LIU Xiang-tong, et al. Study on dietary behavior and risk of chronic diseases among adult population in Beijing[J]. Preventive Medicine, 2021, 33(2): 111—116.
- [2] 曲静,王业玲,林小晶,等.四周有氧运动结合饮食控制降低肥胖青年的心血管疾病风险及其影响因素[J].现代预防医学,2021,48(12):2243—2248.
QU Jing, WANG Ye-lin, LIN Xiao-jing, et al. Four weeks aerobic exercise combined with dietary control reduces the risk of cardiovascular disease in obese youth and its influencing factors[J]. Modern Preventive Medicine, 2021, 48(12): 2243—2248.
- [3] 顾景范.《中国居民营养与慢性病状况报告(2015)》解读[J].营养学报,2016,38(6):525—529.
GU Jing-fan. Interpretation of “Report on Nutrition and Chronic Disease Status of Chinese Residents (2015)” [J]. Journal of Nutrition, 2016, 38(6): 525—529.
- [4] 美国卫生公共服务部,美国农业部.2015—2020年美国居民膳食指南[EB/OL].(2015-2)[2019-06-23].
US Department of Health and Human Services, US Department of Agriculture. Dietary guidelines for US residents from 2015 to 2020[EB/OL]. (2015-2)[2019-06-23].
- [5] 中国营养学会.中国居民膳食指南[M].北京:人民卫生出

- 版社, 2022.
- Chinese Nutrition Society. Dietary guidelines for Chinese residents [M]. Beijing: People's Health Publishing House, 2022.
- [6] NISHIDA C, UAUY R, KUMANYIKA S, et al. The joint WHO/FAO expert consultation on diet, nutrition and the prevention of chronic diseases: process, product and policy implications[J]. *Public Health Nutrition*, 2004, 7 (1a): 245—250.
- [7] 张敏. 基于面部特征的性别和表情识别算法研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2015.
- ZHANG Min. Research on gender and expression recognition algorithms based on facial features [D]. Shenyang: Northeast University, 2015.
- [8] 蔡雨昕. 基于决策树的图像数据分类[J]. *现代商贸工业*, 2019, 40(28): 189—190.
- CAI Yu-xin. Image data classification based on decision tree [J]. *Modern Commerce and Trade Industry*, 2019, 40 (28): 189—190.
- [9] GUTIERREZ H E, CARDOSO B, VERBERT K, et al. A personal health augmented reality assistant to support decision-making at grocery stores[C]//*Proceedings of the International Workshop on Health Recommender Systems Co-located with ACM RecSys*. 2017, 32(3): 10—13.
- [10] HARVEY M, LUDWIG B, ELSWEILER D. You are what you eat: learning user tastes for rating prediction[C]//*Proceedings of the International Symposium on String Processing and Information Retrieval*. 2013, 25(8): 153—164.
- [11] BLOOM I, LAWRENCE W, BARKER M, et al. What influences diet quality in older people? A qualitative study among community-dwelling older adults from the Hertfordshire cohort study, UK[J]. *Public Health Nutrition*, 2017, 20(15): 2685—2693.
- [12] THOMAS T, VASSILIOS S, KOSMAS et al. A survey on AI nutrition recommender systems[J]. *Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*, 2019, 42(5): 540—546.
- [13] ORDOVAS J M, BERCIANO S. Personalized nutrition and healthy aging[J]. *Nutrition Reviews*, 2020, 78(3): 58—65.
- [14] MIN W, JIANG S, JAIN R. Food recommendation: framework, existing solutions, and challenges[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2020, 22(10): 2659—2671.
- [15] ELSWEILER D, HARVEY M. Towards automatic meal plan recommendations for balanced nutrition [C]//*Proceedings of the 9th ACM Conference on Recommender Systems*, Vienna, Austria. 2015, 45(17): 313—316.
- [16] HARVEY M, ELSWEILER D. Automated recommendation of healthy, personalised meal plans[C]//*Proceedings of the 9th ACM Conference on Recommender Systems*. Vienna, Austria, 2015, 78(16): 327—328.
- [17] CHEN Y, SUBBURATHINAM. Personalized Food Recommendation as Constrained Question Answering over a Large-scale Food Knowledge Graph[A]. *Proceedings of the 14th ACM International Conference on web Search and Data Mining*[C]//*Virtual Event*, Israel: Association for Computing Machinery, 2021, 32 (5): 544—552.
- [18] ZHOU X, PEREZCUETO F J A, SANTOS Q D, et al. A systematic review of behaviour interventions promoting healthy eating among older people[J]. *Nutrients*, 2018, 10 (2): 128—140.
- [19] CHANDRAR K, RETRACTED. Effect of vitamin and trace-element supplementation on cognitive function in elderly subjects[J]. *Nutrition*, 2001, 17(9): 709—712.
- [20] MCNEILL G, AVENELL A, CAMPBELL M K, et al. Effect of multivitamin and multiminerall supplementation on cognitive function in men and women aged 65 years and over: a randomized controlled trial[J]. *Nutrition Journal*, 2007, 6 (1): 10—16.
- [21] APPLETON K M. Increases in fruit intakes in older low consumers of fruit following two community-based repeated exposure interventions[J]. *British Journal of Nutrition*, 2013, 109(5): 795—801.
- [22] RACINE E F, LYERLY J, TROYER J L, et al. The influence of home-delivered dietary approaches to stop hypertension meals on body mass index, energy intake, and percent of energy needs consumed among older adults with hypertension and/or hyperlipidemia[J]. *Journal of the Academy of Nutrition and Dietetics*, 2012, 112(11): 1755—1762.
- [23] MIKA S. Challenges for nutrition recommender systems. In *proceedings of the 2nd workshop on context aware intel* [J]. Assistance Berlin Germany October, 2011, 11(4): 25—33.
- [24] DRAGONI M, BAILONI T, MAIMONE R, et al. HeLiS: An ontology for supporting healthy lifestyles[C]//*17th International Semantic Web Conference*. Monterey, USA, 2018: 53—69.
- [25] TRATNER C, ELSWEILER D. Investigating the healthiness of internet-sourced recipes: Implications for meal planning and recommender systems[C]//*Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web*. Perth, Australia, 2017, 45(3): 489—498.

责任编辑:陈芳