

基于图像识别的智能营养追踪患者膳食特征分析

陈妹琪¹, 曾政¹, 黎森林¹, 徐仁应², 余海燕^{1,3,4}, 陈之琦^{2*}

¹重庆邮电大学管理工程系, 重庆

²上海市嘉定区中心医院临床营养科, 上海

³北京大学重庆大数据研究院智慧中西医研究中心, 重庆

⁴重庆医科大学第一附属医院重大脑疾病与衰老研究重点实验室(教育部), 重庆

收稿日期: 2026年1月4日; 录用日期: 2026年1月27日; 发布日期: 2026年2月6日

摘要

患者膳食特征的精准分析是营养干预的关键。为克服传统方法主观性强、数据不精确等局限, 本研究构建了一种基于图像识别的智能营养追踪系统。系统通过移动设备采集膳食图像, 集成深度学习技术实现食物识别与分割, 结合参照物标定估算食物重量, 并基于标准数据库计算营养素摄入量。以上海市嘉定区中心医院2025年9月30日至11月30日期间11名慢性肾脏病规律透析患者上传的158张膳食图像(对应197条食物记录)为样本进行分析。统计检验结果显示, 三餐间能量摄入存在显著差异($F(2,25) = 3.387$, $p = 0.050$), 午餐能量(1626.0 ± 948.4 kcal)显著高于早餐(708.1 ± 520.0 kcal); 蛋白质摄入同样存在显著差异($H = 7.872$, $p = 0.020$), 午餐蛋白质(90.4 ± 53.1 g)显著高于早餐(29.4 ± 21.3 g)。用户平均每餐摄入3种食物, 高频食物包括米饭、牛奶、吐司面包等。早餐食物种类(均值2.4种)较午餐(3.6种)与晚餐(3.2种)更为单一; 个体膳食多样性差异显著, 日摄入种类在12种以内。研究表明, 该群体膳食结构呈现午餐能量与蛋白质双高模式, 餐次间差异具有统计学意义。本研究为基于图像的膳食评估提供了实证依据。

关键词

膳食评估, 智能营养追踪, 移动健康管理, 图像识别, 营养摄入

Dietary Characteristic Analysis of Patients Using Intelligent Image-Based Nutrition Tracking

Meiqi Chen¹, Zheng Zeng¹, Senlin Li¹, Renying Xu², Haiyan Yu^{1,3,4}, Zhiqi Chen^{2*}

*通讯作者。

文章引用: 陈妹琪, 曾政, 黎森林, 徐仁应, 余海燕, 陈之琦. 基于图像识别的智能营养追踪患者膳食特征分析[J]. 食品与营养科学, 2026, 15(2): 111-120. DOI: 10.12677/hjfn.2026.152013

¹Department of Management Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing

²Clinical Nutrition Department, Shanghai Jiading District Central Hospital, Shanghai

³Center for Intelligent Integrated Traditional Chinese and Western Medicine, Peking University Chongqing Big Data Research Institute, Chongqing

⁴Key Laboratory of Major Brain Disease and Aging Research (Ministry of Education), The First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing

Received: January 4, 2026; accepted: January 27, 2026; published: February 6, 2026

Abstract

Accurate analysis of patient dietary characteristics is crucial for nutritional intervention. To overcome the limitations of traditional methods, such as subjectivity and imprecise data, this study developed an intelligent nutrition tracking system based on image recognition. The system captures dietary images via mobile devices, integrates deep learning technology for food identification and segmentation, estimates food weight using reference object calibration, and calculates nutrient intake based on a standard database. A total of 158 dietary images (corresponding to 197 food records) uploaded by 11 chronic kidney disease patients undergoing regular dialysis at Shanghai Jiading District Central Hospital between September 30 and November 30, 2025, were analyzed. Statistical tests revealed significant differences in energy intake among the three meals ($F(2,25) = 3.387, p = 0.050$), with lunch energy (1626.0 ± 948.4 kcal) significantly higher than breakfast (708.1 ± 520.0 kcal). Protein intake also showed significant differences ($H = 7.872, p = 0.020$), with lunch protein (90.4 ± 53.1 g) significantly higher than breakfast (29.4 ± 21.3 g). Users consumed an average of 3 types of food per meal, with high-frequency foods including rice, milk, and toast bread. Breakfast food variety (mean 2.4 types) was simpler compared to lunch (3.6 types) and dinner (3.2 types). Individual dietary diversity varied significantly, with daily intake ranging up to 12 food types. The study indicates that this group exhibits a "high energy and protein intake at lunch" dietary pattern, with statistically significant differences among meals. This research provides empirical evidence for image-based dietary assessment.

Keywords

Dietary Assessment, Intelligent Nutrition Tracking, Mobile Health Management, Image Recognition, Nutrient Intake

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

准确了解个体的日常膳食习惯是开展有效营养指导和健康管理的基础。传统的膳食调查方法,如24小时回顾法和膳食记录法^{[1][2]},虽在临床与研究中有广泛应用,但其准确性高度依赖被调查者的记忆能力与配合程度,过程繁琐耗时,且易产生回忆偏倚与主观误差^[3]。这些局限性在需要长期、动态监测的患者群体(如慢性肾脏病患者^{[3][4]})中尤为突出,难以满足精准营养评估与个性化干预的需求。为此,本研究提出并构建一种基于图像识别的智能营养追踪系统,旨在实现患者膳食摄入的自动化、客观化与量化分析。

近年来，随着移动智能设备的普及与人工智能技术的突破，基于图像识别的膳食评估方法为上述挑战提供了创新的解决方案。这类方法将“通过食物图像自动、精确、实时地估计营养素摄入”定义为一个关键的计算机视觉问题[5]。它允许用户通过智能手机等设备便捷地拍摄餐食图像[6]，并借助计算机视觉算法自动识别食物种类、估算份量与营养素含量[7][8]，具有记录便捷、客观实时、可视化强等显著优势，有望大幅提升膳食数据采集的效率与准确性。在此背景下，本研究旨在构建并验证一套基于图像识别的智能营养追踪系统[9]，以推动患者膳食评估的自动化、客观化与量化发展。本系统通过移动终端采集膳食图像[10]，集成改进的深度学习目标检测与图像分割模型以实现多食物精准识别[11]；结合参照物标定与三维重建技术估算食物体积与重量[12]；最终对接标准食物成分数据库，自动计算能量及蛋白质等核心营养素的摄入量[13]。该系统旨在克服传统方法的主观性与低效问题，为临床营养管理提供可靠的技术工具。这一思路与利用其他生物信号(如通过脑电图识别跌倒风险神经模式)进行健康预警的研究[14]共享了同一内核，即通过算法从客观数据中提取对健康管理至关重要的模式信息。

为检验该系统的应用效能并初步探索用户膳食特征，本研究以上海某大型医院在2025年9月30日至11月30日期间，由11名慢性肾脏病规律透析患者通过该系统上传的158张有效膳食图像(对应197条食物记录)为分析样本。通过对这些真实场景下采集的数据进行描述性分析，本研究旨在从群体层面系统刻画用户的膳食结构、餐次差异及个体多样性模式，不涉及任何个人身份信息。研究结果不仅可为理解移动健康工具用户的饮食行为提供实证依据，也为进一步优化图像识别膳食评估技术、开发针对性营养干预策略提供现实参考。

2. 方法

数据来源于“膳食追踪系统”中的用户自发上传记录。通过对图像进行清洗与识别，提取有效食物数据，并在此基础上完成营养估算与统计分析。

2.1. 数据来源与样本

研究数据来源于“膳食追踪系统”在2025年9月30日至11月30日期间的自然用户上传记录。经过数据清洗(如剔除图像模糊、无食物内容等无效记录)，最终纳入11名连续活跃用户的有效数据。这些用户在分析期内共记录了65个独立餐次，为全面记录食物信息，每个餐次可能包含多张不同角度的图像，共计158张图像。通过图像识别，最终得到197条具体的食物记录。

本研究数据来源于“膳食追踪系统”在2025年9月30日至11月30日期间的自然用户上传记录。该系统面向肾透析患者开放，支持自主上传膳食图像以追踪营养摄入。为保障数据质量，我们通过清洗剔除了模糊、无食物内容及重复等无效记录，最终纳入11名持续活跃用户的完整数据(见图1)。在患者用户进入“膳食追踪系统”后，首先选择食物时间(早餐/午餐/晚餐/其他)，并可通过日历组件选定摄入日期。接着选择食物类别(如肉炒、素炒、混合炒等)。拍摄时需提供高分辨率、无遮挡的食物图像，并确保光线充足、背景简洁，以帮助系统提取有效视觉特征。拍摄角度需在1~5种指定视角(俯视、前视、后视、左视、右视)中选择，系统将在每上传一个视角后提示上传下一个。用户可在记录界面查看所有上传记录，点击“查看详情”即可获取后端计算的营养数据，包括摄入时间、能量及蛋白质含量。该系统通过结构化录入，支持分时段营养分析。

这些用户在两个月内共记录了65个独立餐次。为实现多角度记录，部分餐次包含多张图像，累计有效图像158张。基于深度学习图像识别模型，系统从图像中自动提取出197条具体食物记录，每条记录包含食物种类及其在图像中的位置信息。具体而言，每餐可包含多张食物图片以获取不同拍摄视角(例如单餐上传3张不同角度的照片)。同时，由于部分图像可能包含多种食物(例如两张不同视角图片共含5类食物)，系统需通过多图融合分析，以准确识别与统计每餐的完整膳食构成。

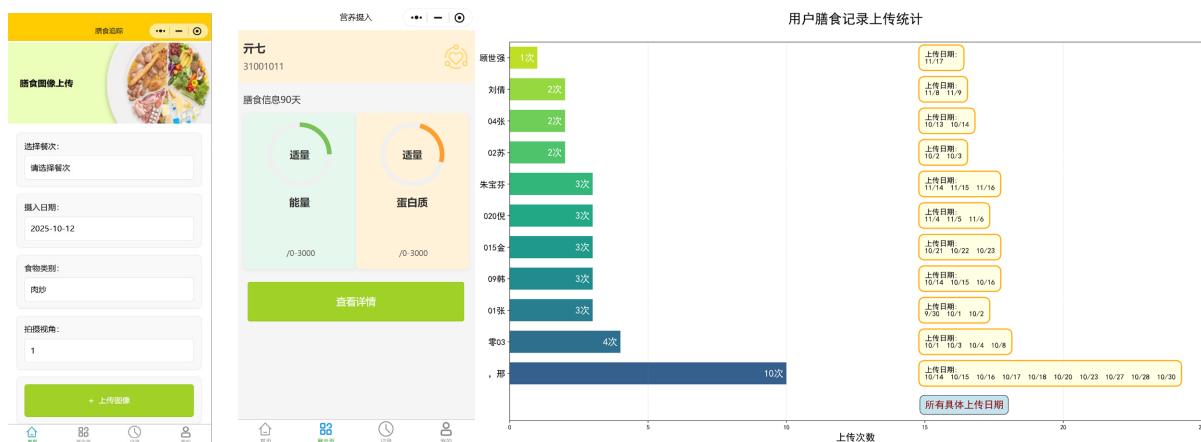


Figure 1. Interface of the dietary tracking system and sample records from 11 users with different adherence levels
图 1. 膳食追踪系统界面及 11 名用户具有不同依从性的记录数据示例

样本包括 6 名男性和 5 名女性, 年龄 43~70 岁(中位数 53 岁), 均为接受规律透析的慢性肾脏病患者。该样本不仅保证了数据连续性, 也为观察饮食习惯的个体差异与群体特征提供了基础。所有数据均经匿名化处理, 并已获得伦理批准和用户知情同意。

2.2. 图像采集与标准化流程

为规范用户上传的膳食图像质量、提高识别精度。用户在拍摄餐食时, 系统建议遵循以下标准化流程。

- (1) 餐盘选用“平盘”, 直径为 15.3 厘米, 所有的食物所用盘子统一, 食物图像的拍摄物体与参照物位置相近;
- (2) 我们建议在餐盘旁放置一个标准尺寸的矿泉水瓶盖作为尺寸参照物, 以便后续进行食物体积与重量的估算。系统通过图像识别自动检测并利用该参照物进行像素与真实尺寸的比例换算;
- (3) 拍摄环境选择日常厨房、家庭餐厅环境, 厨房背景一般为白色墙壁, 或者是带其他色彩的真实厨房环境; 餐桌颜色一般为纯色, 或者是带其他色彩的日常餐桌环境;
- (4) 为了保证数据的真实性、准确性和可计算性, 要求拍摄画面涵盖餐盘内所有食物, 避免食物被遮挡。对同一种食物要求拍摄一定的数量, 同时对于同一食物应该拥有俯视、侧视(左右)、前视、后视多种角度的图像。

2.3. 图像识别模型的构建与训练

本研究采用的图像识别与体积估算系统基于深度学习框架构建, 主要包含食物识别模块和体积与重量估算模块。

2.3.1. 食物识别模块

本研究采用的模型是一个改进的轻量级 Unet 模型, 称为 RDL-Unet 模型。该模型在传统 Unet 编码器-解码器结构基础上进行了三方面关键改进, 以适应小样本临床膳食图像数据的特点。首先, 编码器部分引入随机卷积层, 在训练过程中动态生成多样化的特征表示, 有效缓解了数据不足导致的过拟合问题。其次, 采用深度可分离卷积替代标准卷积, 在保持模型表达能力的同时显著降低了参数量与计算复杂度。最后, 集成了基于高斯拉普拉斯函数的增强滤波卷积, 该层无需训练参数, 可直接用于特征图预处理, 增强了模型对图像边缘和纹理特征的提取能力。

具体而言，编码器包含四级下采样，每级由随机卷积、增强滤波卷积和深度可分离卷积组合构成。解码器采用对称结构进行上采样与特征融合，通过跳跃连接整合编码器的高分辨率特征，最终通过 1×1 卷积层输出像素级语义分割结果。

模型训练与验证所使用的数据集为自制临床膳食图像数据集。该数据集通过与医院临床营养科合作，采集慢性肾脏病患者的日常饮食记录，总计包含约 240 张高质量标注图像。数据集中的食物种类覆盖患者常见膳食，如番茄炒蛋、清炒蔬菜、白切鸡肉等，每份食物样本均包含从顶部、前侧、后侧、左侧、右侧五个角度拍摄的图像，并放置在标准直径为 15.3 厘米的餐盘中，以统一背景进行拍摄。所有图像均经过专业营养师进行像素级手动标注，标注类别包括不同食物、餐盘及参照物。训练前，对数据集进行了预处理，包括图像尺寸归一化至 256×256 像素，并应用了随机旋转、裁剪及色彩变换等数据增强策略，以提升模型的鲁棒性。

在自带的 CKD 患者膳食图像数据集上验证表明，该模型在保持轻量化的同时，分割性能显著优于标准 Unet。模型输出结果进一步用于多视角几何体积估算，并结合食物物性参数实现质量转换，为膳食营养跟踪系统提供了有效的技术基础。

2.3.2. 体积与重量估算模块

在通过语义分割模型获取食物在图像中的精确像素区域后，体积估算模块基于多视角几何原理与参照物尺度校准进行计算。系统要求用户为同一餐食从俯视和至少一个侧视角度拍摄图像，并确保图像中包含已知尺寸的参照物。

对于体积估算，其基本原理是结合不同视角的图像信息重建食物的三维近似几何形状。具体步骤如下。首先，利用语义分割结果，在每张图像中分离出食物区域与参照物区域。通过计算参照物在图像中的像素尺寸与其真实物理尺寸的比例，确定当前图像的尺度换算系数。对于侧视图像，利用该系数将分割出的食物像素高度转换为真实物理高度。对于俯视图像，通过计算食物像素区域占已知面积的餐盘的像素比例，估算食物的真实底面积。最后，假设食物形状可近似为柱体，则通过公式：底面积 \times 高 = 体积，即估算出食物的近似体积，此处的高为上传的测试角度所计算高度的平均值。

获得食物体积估算值后，需将其转换为质量。考虑到烹饪会改变食物的形状与密度，通过引入了“形状系数”和“孔隙率”两个经验参数对估算体积进行校正，以更准确地反映熟食状态。校正后的体积乘以从《中国食物成分表》及烹饪实验数据中获取的该类食物的平均密度，最终得到食物质量的估计值。在为期四天的实际场景测试中，该系统对 23 种不同菜肴的质量估算误差大多控制在 10% 以内，验证了该体积与重量估算方法的有效性。

2.4. 数据处理与分析

所有上传图像均由集成的食物图像识别模型自动处理。该模型基于深度学习框架构建，能够识别包括常见中式与西式菜品在内的多种食物类别。识别完成后，系统进一步估算每餐总能量与蛋白质含量。具体而言，系统采用一种基于深度学习的 RDL-Unet 模型进行食物图像估重，以支持膳食营养追踪。该模型通过改进的卷积神经网络结构，显著提升了食物图像分割与重量估算的精度。

为验证模型性能，我们使用了营养师提供的 52 种食物样本，涵盖中式餐饮典型菜品，涉及炒、蒸、红烧等多种烹饪方式。样本覆盖 6 大食物类别，包括瘦肉类 22 种、鱼类 8 种、蔬菜类 9 种、蛋类 3 种、薯类 2 种和豆类 2 种；同时包含多种形状，如圆台形 14 种、圆柱形 13 种、薄片状 5 种和椭球体 7 种等。实验结果显示，RDL-Unet 模型在食物识别和重量预测方面均表现出较高准确率，大部分误差集中在 10% 以内，其中又以 6% 以下为主，仅有少量误差高于 6%。

膳食多样性在本研究中被操作化定义为每个独立餐次中识别出的不同食物种类数量，高频食物则基于全部 197 条记录的出现频次进行排序统计。分析内容涵盖三个层面：首先，从整体层面统计用户平均每餐食物种类数、高频食物列表、总能量与蛋白质摄入量及蛋白质供能比；其次，按用户标记的“早餐”“午餐”“晚餐”分类，对比不同餐次在食物种类和蔬菜占比上的差异；最后，选取三位在记录完整性与膳食模式上具有代表性的个案，对其连续记录天数内的每日食物种类数变化进行趋势描述，以直观呈现用户间的差异性。

2.5. 统计分析

本研究采用 Python 3.11 进行数据处理与统计分析。连续型变量以均值 \pm 标准差(Mean \pm SD)表示，分类变量以频数(百分比)表示。为比较早餐、午餐、晚餐之间营养素摄入量的差异，采用以下统计流程。

首先，对各指标(能量、蛋白质、食物种类数)分别进行正态性检验(Shapiro-Wilk 检验)和方差齐性检验(Levene 检验)。若数据满足正态分布($p > 0.05$)且方差齐性($p > 0.05$)，则采用单因素方差分析(One-way ANOVA)进行组间比较；若任一条件不满足，则使用非参数 Kruskal-Wallis H 检验。

若 ANOVA 或 Kruskal-Wallis 检验结果显示存在显著差异($p < 0.05$)或边缘显著差异($p < 0.10$)，则进一步进行事后多重比较。ANOVA 事后比较采用 Tukey HSD 检验，Kruskal-Wallis 检验事后比较采用经 Bonferroni 校正的 Mann-Whitney U 检验，校正后显著性水平设定为 $\alpha = 0.05/\text{比较次数}$ 。所有分析均以 $p < 0.05$ 为差异具有统计学意义， $p < 0.10$ 为具有边缘统计学意义。

此外，为检验结果的稳健性，本研究同时报告了两种数据处理策略的结果。对于独立样本分析，我们使用全部有效记录，允许各餐次样本来自不完全相同的用户，以反映实际使用中用户可能未完整记录所有餐次的情况。对于配对样本分析，我们仅纳入至少在某一时间点上传了早餐、午餐及晚餐完整记录的用户($n = 8$)，作为敏感性分析以考察个体内三餐差异。

3. 结果

本研究结果主要有三方面，包括：整体膳食结构与营养摄入特征分析、餐次间食物构成与个体膳食模式分析以及不同餐次统计学比较分析。

3.1. 整体膳食结构与营养摄入特征分析

在为期两个月的分析期内，11 名透析用户整体呈现出以下膳食特征(见图 2(a))。数据显示，用户平均每餐摄入 3 种不同食物。从食物种类分布来看，包含 3 至 5 种食物的餐次最为普遍，占总餐次的 49.2%，表明多数用户的单餐膳食构成处于中等复杂度水平。而在全部识别出的食物中，出现频率最高的前五种依次为：米饭、牛奶、吐司面包、包子和蛋卷。这一分布特点反映出该群体在日常膳食选择上具有较强的传承性和稳定性，以主食、常见奶制品及面点为基础饮食框架，膳食结构相对集中。

进一步营养估算结果显示，所有用户在观察期内的总能量摄入为 31792.1 千卡，总蛋白质摄入达 1755.0 克。经计算，蛋白质供能占总能量的比例为 22.1%(见图 2(b))。值得注意的是，该比例略高于《中国居民膳食指南(2022)》对一般成年人提出的推荐范围(10%~15%)，提示该群体在蛋白质摄入方面可能存在相对集中的营养倾向。用户为慢性肾脏病患者规律透析患者，膳食方案由医院营养师根据国家卫生健康委《成人慢性肾脏病食养指南(2024)》[15] 中透析期能量 30~35 kcal/kgIBw.d，蛋白质 1.0~1.2 g/kgIBw.d 予以指导。这一发现可能与用户的膳食指导特点或日常饮食偏好相关，在一定程度上反映了其特殊的营养代谢背景与饮食行为模式。

综合来看，该用户群体的膳食结构在整体上表现为种类适中、以传统主食为核心的特点，蛋白质供能比例略高于普通人群推荐标准。这既体现了肾透析患者在饮食选择上的某些共性特征，也提示在临床

营养支持中需进一步关注其蛋白质摄入结构与总量，以便在满足营养需求的同时，更好地配合疾病管理与代谢调节。此外，基础食物种类相对集中的现象也为开展有针对性的膳食干预与营养教育提供了具体切入点，有助于设计更符合该群体饮食习惯的个性化营养改善方案。

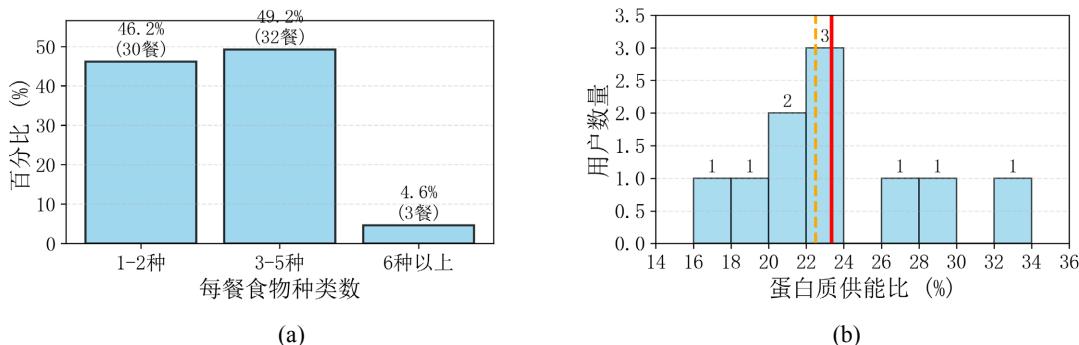


Figure 2. Distribution of patients' dietary characteristics. (a) Dietary diversity distribution reflected by the number of food types per meal; (b) distribution of protein energy ratio in user diets

图2. 患者膳食特征分布情况。(a) 每餐食物种类数所反映的膳食多样性分布；(b) 用户膳食中蛋白质供能比分布

3.2. 餐次间食物构成与个体膳食模式分析

早餐、午餐和晚餐在食物构成上呈现明显差异(见图3(a))。早餐的食物种类最为简单，平均每餐仅包含2.4种食物，其中牛奶、吐司面包和包子为核心食物，体现出明显的便捷性导向。相较之下，午餐和晚餐的膳食结构更为丰富，平均食物种类分别为3.6种和3.2种。午餐中米饭、橘子和红烧鲫鱼的出现频率较高。从食物类别分布来看，晚餐中蔬菜类食物占比达到33.8%，显著高于午餐的20.0%，反映出不同餐次在膳食均衡性上的侧重差异。在能量供给方面，午餐的平均能量密度最高，为696.9千卡/餐，晚餐次之，为539.2千卡/餐，早餐则相对较低。

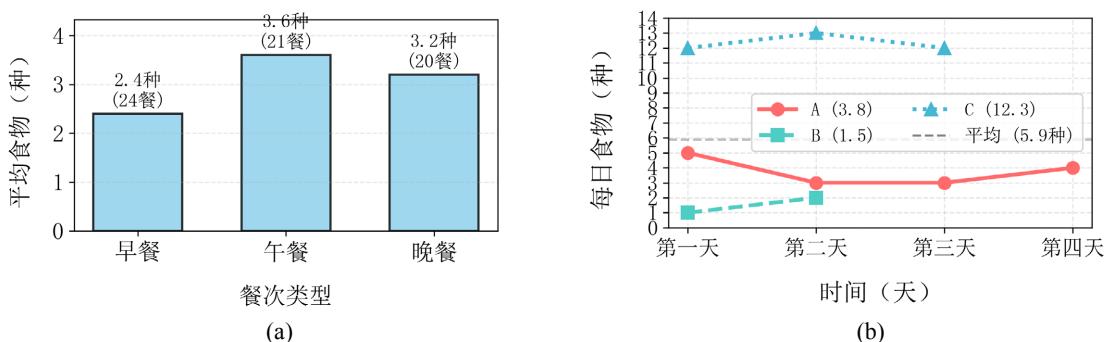


Figure 3. Comparison of the average number of food types consumed at breakfast, lunch, and dinner for all patients (a), and the trend of daily food variety over multiple consecutive days for three representative patients (b)

图3. 所有患者早、中、晚餐平均食物种类数的对比(a)，以及三位典型患者连续多天内每日食物种类数的变化趋势(b)

为进一步揭示个体间的膳食差异，本研究选取三位典型用户进行个案分析(见图3(b))。用户A在连续四天的膳食记录中，每日食物种类数介于4至5种之间，呈现小幅波动，整体表现为中等且稳定的膳食多样性水平。用户B仅有两日有效记录，其食物种类从第一天的1种增至第二天的2种，虽呈上升趋势，但整体仍处于较低水平，膳食结构相对单一。用户C则展现出截然不同的模式，连续三天的食物种类数均稳定保持在12种的高位水平，体现出极强的膳食多样性与规律性。这三位用户共同构成了从低多

样性、中等多样性到高多样性的完整谱系，生动呈现了肾透析患者群体内部膳食习惯的显著异质性。

综合来看，不同餐次不仅在食物种类和能量供给上存在系统性差异，个体间的膳食模式也呈现多样化特征。早餐偏向简便单一，午餐注重能量集中供给，晚餐则更关注蔬菜摄入的均衡性；而在个体层面，膳食多样性水平分布广泛，从高度单一到极为丰富均有体现。这一结果提示，在开展临床膳食干预时，需同时关注餐次间的营养结构差异与个体化的膳食行为特征，以制定更具针对性的营养支持策略。此外，本研究所揭示的高膳食多样性个案(如用户 C)也可为患者自我管理与营养教育提供积极范例。

3.3. 不同餐次统计学比较分析

3.3.1. 独立样本分析结果

基于全部可用记录的独立样本分析结果(见表 1)。注意的是， $*p < 0.05$ ，n 表示有该餐次有效记录的用户数，部分用户未上传全部三餐记录。11 名用户中，9 名记录了早餐，9 名记录了午餐，10 名记录了晚餐。

Table 1. Statistical comparison of nutrient intake across different meals (independent sample design)

表 1. 不同餐次营养素摄入的统计学比较(独立样本设计)

指标	早餐 (Mean ± SD, n)	午餐 (Mean ± SD, n)	晚餐 (Mean ± SD, n)	检验统计量	p 值	事后比较
能量(kcal)	708.1 ± 520.0 (9)	1626.0 ± 948.4 (9)	1078.5 ± 731.7 (10)	F(2,25) = 3.39	0.050*	午餐 > 早餐
蛋白质(g)	29.4 ± 21.3 (9)	90.4 ± 53.1 (9)	67.7 ± 55.3 (10)	H = 7.87	0.020*	午餐 > 早餐
食物种类(种)	6.3 ± 6.2 (9)	8.3 ± 6.7 (9)	6.5 ± 3.7 (10)	H = 0.96	0.619	无显著差异

能量摄入方面，经 Shapiro-Wilk 检验，三餐数据均符合正态分布(早餐：W = 0.898, p = 0.241；午餐：W = 0.946, p = 0.642；晚餐：W = 0.884, p = 0.146)，且 Levene 检验显示方差齐性(F = 1.143, p = 0.335)。单因素方差分析结果显示，三餐间的能量摄入存在显著差异(F(2,25) = 3.387, p = 0.050)。事后 Tukey HSD 检验显示，午餐能量摄入(1626.0 ± 948.4 kcal)显著高于早餐(708.1 ± 520.0 kcal)(调整后 p = 0.041)，而午餐与晚餐、早餐与晚餐间的差异均不显著(调整后 p > 0.05)。

蛋白质摄入方面，晚餐数据不符合正态分布(W = 0.813, p = 0.021)，故采用 Kruskal-Wallis H 检验。结果显示三餐间蛋白质摄入存在显著差异(H = 7.872, p = 0.020)。经 Bonferroni 校正的 Mann-Whitney U 检验显示，午餐蛋白质摄入(90.4 ± 53.1 g)显著高于早餐(29.4 ± 21.3 g)(校正后 p = 0.006)，其余餐次间差异不显著。

食物种类数方面，早餐数据不符合正态分布(W = 0.820, p = 0.035)，采用 Kruskal-Wallis H 检验，结果显示三餐间食物种类数无显著差异(H = 0.959, p = 0.619)。

3.3.2. 配对样本敏感性分析

为检验结果的稳健性，对 8 名至少在某一时间点上传了完整三餐记录的用户进行配对样本分析(敏感性分析)。结果显示，蛋白质摄入在三餐间仍存在显著差异(H = 6.395, p = 0.041)，午餐蛋白质摄入(85.4 ± 54.5 g)显著高于早餐(30.5 ± 22.4 g)(校正后 p = 0.010)。能量摄入方面，数据符合正态分布且方差齐性，但 ANOVA 结果显示差异未达到统计学显著性(F(2,21) = 2.481, p = 0.108)。食物种类数在三餐间无显著差异(F(2,21) = 0.352, p = 0.707)。

4. 讨论

本研究基于真实场景下收集的膳食图像数据，初步描绘了一组小程序用户的膳食结构轮廓。结果显

示，该群体蛋白质供能比为 22.1%，高于《中国居民膳食指南(2022)》的建议范围(10%~15%)。这一现象可能与该群体膳食方案根据国家卫生健康委《成人慢性肾脏病食养指南(2024)》中透析期能量 30~35 kcal/kgIBw.d，蛋白质 1.0~1.2 g/kgIBw.d 指导有关，部分用户可能存在主动增加牛奶、鸡蛋等高蛋白食物摄入的行为倾向。该发现提示，在面向健康人群的膳食指导中，需注意强调蛋白质摄入的平衡，避免因过度追求高蛋白饮食而带来潜在健康风险。

餐次分析结果与普遍认知基本一致，早餐因追求效率，食物选择较为受限；午、晚餐则摄入更多种类食物。值得注意的是，晚餐的蔬菜比例(33.8%)显著高于午餐(20.0%)，这可能反映出用户倾向于在晚餐时段更注重膳食均衡与清淡，而午餐则更多满足能量补给与口味需求。统计结果显示，蛋白质摄入在三餐间的差异最为稳健($p = 0.020$)，能量摄入差异处于显著性临界水平($p = 0.050$)，而食物种类数无显著差异。配对敏感性分析进一步支持了蛋白质差异的稳定性。受限于样本量($n = 11$)，这些发现需在大样本研究中进一步验证。实践应用上，本研究发现提示午餐是能量和蛋白质摄入的关键时段。对于需要控制能量的用户，可重点关注午餐管理；对于蛋白质分配不均的用户，可考虑调整三餐蛋白质比例，如增加早餐蛋白质摄入。

个案分析进一步揭示出用户间存在显著的膳食差异，这是本研究的重要发现之一。这种差异可能源自个人饮食偏好、健康认知、生活方式、烹饪条件乃至社会经济因素等多方面影响。例如，用户 C 表现出极高且稳定的膳食多样性，可能代表了对饮食健康有较高意识、具备较强食物获取与制作能力的群体；而用户 B 膳食结构相对单一，或许受限于时间、技能或饮食动机。这凸显了在营养干预与健康促进中实施个性化策略的必要性。

本研究仍存在若干局限性。首先，样本量较小($n = 11$)，且用户来源于自主使用小程序的群体，可能存在自我选择偏倚，结论外推需谨慎。未来研究可进一步扩大样本规模，并结合用户社会人口学特征、健康状况等信息开展更深入的关联分析，以提升研究结果的代表性与解释力。其次，尽管图像识别技术持续进步，但在食物重量估算、复杂混合菜肴的成分解析等方面仍存在一定误差，目前的营养数据属于估算值。为提升模型在复杂场景下的解析精度，本研究团队尝试引入非负矩阵分解等方法对训练图像进行特征增强，未来可通过进一步优化模型结构与算法，以减小此类误差。再者，本研究主要关注膳食模式的描述性特征，因患者临床指标数据未公开，未能将膳食模式与具体的临床结局(如蛋白质能量消耗、炎症状态、透析充分性)进行关联分析。未来研究在获取伦理许可与患者知情同意后，可整合多维度临床数据，进一步探索膳食模式与健康结局的关联以及系统在疾病管理中的实际预测价值。

5. 结论

通过对“膳食追踪系统”一段时期内用户图像数据的分析，本研究得出以下初步结论。该肾透析患者群体的整体膳食结构以碳水化合物为主，蛋白质摄入水平相对充足。餐次间差异显著：统计分析显示，午餐的能量与蛋白质摄入均显著高于早餐(能量： $p = 0.050$ ；蛋白质： $p = 0.020$)，而食物种类数在三餐间无显著差异($p = 0.619$)；早餐以便捷性为主导，食物种类较为单一；午、晚餐则展现出更高的多样性，且晚餐更注重蔬菜摄入。个体间的膳食模式差异明显，膳食多样性从简单单一到丰富均衡，分布广泛。本研究基于真实场景下的图像数据，揭示了该群体在膳食结构、餐次习惯和个体差异等方面的具体表现，为理解移动健康工具用户的饮食行为提供了实证参考。同时，研究结果表明，图像识别技术作为一种辅助膳食评估的工具，在揭示群体膳食模式和个体差异方面具有实际应用潜力，可为后续开展精准营养干预提供方法支持。

致 谢

感谢所有在分析期内使用并上传膳食图像的小程序用户。

基金项目

重庆市技术创新与应用发展专项重大项目(CSTB2024TIAD-STX0040); 重庆市科卫联合医学科研项目(2024YZD004); 教育部人文社科基金(23X1AZH004); 重庆市自然科学基金面上项目(CSTB2023NSCQ-MSX0073); 重庆市教育委员会科技项目(KJZD-M202500605); 上海市嘉定区卫生健康委员会重点项目(2024-KY-ZD-06)。

参考文献

- [1] 张晶, 于江帆, 段一凡, 等. 食物频率问卷与 24 小时膳食回顾法和称重法在评估孕妇食物和营养素摄入量中的比较[J]. 卫生研究, 2025, 54(3): 455-464.
- [2] 房红芸, 黄坤, 郭齐雅, 等. 不同调查天数 24 小时膳食回顾法估计人群膳食摄入量[J]. 卫生研究, 2024, 53(4): 519-526.
- [3] Shim, J., Oh, K. and Kim, H.C. (2014) Dietary Assessment Methods in Epidemiologic Studies. *Epidemiology and Health*, **36**, e2014009. <https://doi.org/10.4178/epih/e2014009>
- [4] 黄惠, 王倩, 骆雅咏, 等. 慢性肾脏病患者的膳食评估[J]. 解放军医学杂志, 2024, 49(8): 946-951.
- [5] Yu, H., Piri, S., Qiu, H., Xu, R. and Miao, H. (2024) Personalized Algorithmic Pricing Decision Support Tool for Health Insurance: The Case of Stratifying Gestational Diabetes Mellitus into Two Groups. *Information & Management*, **61**, Article 103945. <https://doi.org/10.1016/j.im.2024.103945>
- [6] Chotwanvirat, P., Prachansuwan, A., Sridonpai, P. and Kriengsinyos, W. (2024) Advancements in Using AI for Dietary Assessment Based on Food Images: Scoping Review. *Journal of Medical Internet Research*, **26**, e51432. <https://doi.org/10.2196/51432>
- [7] Konstantakopoulos, F.S., Georgia, E.I. and Fotiadis, D.I. (2023) A Review of Image-Based Food Recognition and Volume Estimation Artificial Intelligence Systems. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, **17**, 136-152.
- [8] Zhao, Y., Zhu, P., Jiang, Y. and Xia, K. (2024) Visual Nutrition Analysis: Leveraging Segmentation and Regression for Food Nutrient Estimation. *Frontiers in Nutrition*, **11**, Article 1469878. <https://doi.org/10.3389/fnut.2024.1469878>
- [9] 宫伟彦, 袁帆, 丁彩翠, 等. 国民营养与健康评估系统的设计与开发[J]. 营养学报, 2025, 47(2): 108-112.
- [10] Zhang, Q.Q., He, C.Y., Qin, W., et al. (2022) Eliminate the Hardware: Mobile Terminals-Oriented Food Recognition and Weight Estimation System. *Frontiers in Nutrition*, **9**, Article 965801.
- [11] Fan, Y.H., Zhang, L.X., Zheng, C.X., et al. (2024) Real-Time and Accurate Model of Instance Segmentation of Foods. *Journal of Real-Time Image Processing*, **21**, Article No. 80. <https://doi.org/10.1007/s11554-024-01459-z>
- [12] Ma, B., Zhang, D. and Wu, X. (2025) Food Nutrition Estimation with RGB-D Fusion Module and Bidirectional Feature Pyramid Network. *Multimedia Systems*, **31**, Article No. 140. <https://doi.org/10.1007/s00530-025-01732-6>
- [13] Valenčić, E., Beckett, E., Bucher, T., Collins, C.E. and Koroušić Seljak, B. (2025) Nutribase—Management System for the Integration and Interoperability of Food- and Nutrition-Related Data and Knowledge. *Frontiers in Nutrition*, **11**, Article 1503389. <https://doi.org/10.3389/fnut.2024.1503389>
- [14] Yu, H., Deng, X., Tang, J. and Yue, F. (2025) Patterns Identification Using Blind Source Separation with Application to Neural Activities Associated with Anticipated Falls. *Information Sciences*, **689**, Article 121410. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2024.121410>
- [15] 国家卫生健康委办公厅. 关于印发成人高尿酸血症与痛风食养指南(2024 年版)等 4 项食养指南的通知[EB/OL]. 2024-02-07, <http://www.nhc.gov.cn/sp/s7887k/202402/4a82f053aa78459bb88e35f812d184c3.shtml>, 2024-09-10.