基于雷达的日常生活活动（R-ADL）数据集

Dominique Regli麻省理工学院航空航天系美国马萨诸塞州剑桥
dregli@mit.edu

Brian C. Williams麻省理工学院航空航天系美国马萨诸塞州剑桥
williams@mit.edu

arXiv:2611.33088v1 [cs.CV] 24 Nov 2026

摘要——监测日常生活活动（ADLs）有助于保障居家生活者的安全与健康，尤其是老年人。雷达感知能够在保护居家隐私的同时，突破其他感知模态的技术局限，因此在活动识别领域日益受到关注。然而，基于雷达的活动识别仍受限于大规模数据集数量不足。我们推出基于雷达的日常生活活动（R-ADL）数据集，以弥补现有研究中的不足：1）提供超过八小时的带标注记录，其中一人进行了八种不同活动，从而扩充了可用数据的规模；2）在一套拥有两间卧室和两间浴室的公寓内，从五个不同位置进行记录，克服了房间配置方面的局限；3）研究范围从基本动作扩展至高层次日常生活活动。除数据集外，本文还为未来的日常生活活动数据集构建提供实用指导。我们详细分析了学术研究、健康调查工具和临床试验对日常生活活动的优先级排序，以确定具有临床意义的日常生活活动。此外，我们还介绍了实验设计、数据采集与标注策略、从原始数据构建R-ADL 数据集的后处理流程，以及采用标准机器学习架构得出的基线结果。随着我们持续构建规模更大、更多样化的数据集，R-ADL数据集将为推动日常生活活动识别系统的发展提供宝贵资源。

索引词—**日常生活活动（ADLs）、活动识别、雷达感知、雷达数据集、居家医疗保健监测**

I. 引言

监测日常生活活动（ADLs）有助于保障居家生活者的安全与福祉，尤其是老年人；通过追踪长期健康状况、发现突发风险，并使照护者能够及时响应和采取补救措施，发挥重要作用。尽管有这些益处，目前居家活动监测尚未得到广泛应用，主要是因为
在获取用于计算建模的隐私保护活动数据方面面临挑战。尽管人们已测试过许多用于活动识别的《传感器》，但它们在实际应用中面临各种挑战：RGB 摄像机在弱光环境下无法成像，红外摄像机会受到遮挡，可穿戴设备佩戴起来很不方便，等等。最重要的是，有些设备会收集个人可识别信息，被认为会侵犯隐私。

本研究由美国国家科学基金会研究生研究奖学金项目资助。作者还要感谢 Cherish 提供 Home Hub设备和雷达解码模型供本研究使用。

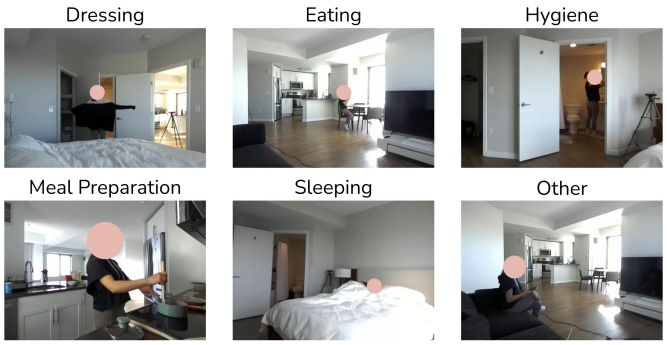

图 1. 新 R-ADL数据集中收集的日常生活活动示例。

雷达感知凭借其能够克服在确保家庭隐私方面的文化障碍，同时超越其他感知模态的技术局限，正日益受到活动识别领域的关注。然而，基于雷达的活动识别仍受限于大规模数据集的有限可用性 [1], [2]。首先，基于雷达的数据集通常局限于单一房间配置 [3], [4]。训练数据缺乏多样性，使模型无法泛化到不同环境，在此前未见过的场景中进行评估时，性能会大幅下降 [5]。其次，这些数据集中的大多数关注人体姿态估计或姿势识别等基础任务，但尚未扩展到复杂日常生活活动的识别 [6]–[10]。从识别坐姿和行走等低层次动作，到识别进食或睡眠等高层次活动，难度有了显著提升。为了训练能够识别这些活动的模型，我们需要基于雷达的数据集，其中参与者能够在多样化的房间布局中执行日常生活活动。

我们通过推出基于雷达的日常生活活动（R-ADL）数据集来填补这一空白。该数据集是一个用于基于雷达的活动识别研究的新型数据集，记录了一名参与者完成八种不同活动的情况，图1展示了其中的一些示例。该数据集针对现有

研究中发现的局限性进行了改进：1）提供超过八小时的带标注的记录，扩大了可用数据的规模；2）在一套两室两卫公寓的五个不同位置进行记录，克服了房间配置方面的局限；3）研究范围超越基本动作，聚焦于高层次日常生活活动。

本文进一步着重说明数据是如何采集的，以及为何以这种方式进行采集。我们的目标不仅是介绍一个用于活动识别的基于雷达的数据集，还旨在为未来的雷达日常生活活动数据采集与标注工作提供实用指导。为此，我们详细分析了学术研究、健康调查工具和临床试验中日常生活活动的优先级，以确定与医疗保健和老年生活应用最相关的活动。我们还记录了完整的数据采集方法，包括实验设计背后的依据以及逐步的数据采集流程，从而促进可复现的数据集开发。我们所描述的方法支持未来研究中构建一致且具有临床相关性的基于雷达的日常生活活动数据集。

本文其余部分的组织如下。首先，我们介绍对既有调查的分析，以确定具有临床意义的日常生活活动，并利用分析结果指导我们对R-ADL数据集中日常生活活动的选择。接下来，我们详细介绍实验设计，包括参与者、房间布局和场次构建等因素。随后，我们说明数据采集与标注策略，并详细介绍如何根据原始数据构建R-ADL数据集。最后，我们展示在标准机器学习架构上的基线结果，作为未来研究所采用的基准。

II. 识别具有临床意义的日常生活活动

本节探讨开发日常生活活动（ADL）数据集时的一个核心问题：哪些活动能够充分覆盖医疗服务提供者的需求？在家庭环境中，作为日常习惯和生活方式的一部分，我们会进行多种活动，列举并不可能穷尽。理想情况下，我们希望识别尽可能多的活动，但在收集数据以测试新颖的解决方案架构时，需要细化这一问题，并聚焦于一部分活动。因此，生成数据集时的首要关键选择，是确定要监测哪些活动，才能获得最相关的信息增益。

A. 日常生活活动分析的多视角框架

日常生活活动常用于健康指标和调查工具，以评估一个人的生活质量及其自理能力；随着时间推移，也可用于评估某人的健康状况如何逐渐变化 [11]。我们的最终目标是支持老年护理和老年人居住环境中的活动识别，因此，我们将分析范围限定于医疗保健应用中的日常生活活动监测，尤其关注老年人的医疗保健。基于这些考虑，我们从三个相辅相成的证据角度分析文献：

1)学术研究： 在这一部分，我们回顾学术界研究人员发表的论文，这些论文介绍了用于日常生活活动数据集，用于测试新的物理设备和活动识别计算方法。

2) 健康调查工具： 这一支柱回顾了提出新诊断指标的论文，这些指标在评估一个人的健康与福祉时会用到日常生活活动。

3) 临床试验： 在这里，我们找出在实际试验中对真实患者使用日常生活活动调查工具的论文，以评估其健康状况的变化趋势或监测其整体福祉。

通常，介绍新的日常生活活动与活动识别数据集的论文，仅依据其他学术研究论文开展文献综述 [12]–[20]。然而，我们认为，在分析哪些日常生活活动在医疗保健中最具相关性时，必须考虑这三个视角。首先，正如先前研究所指出的，我们需要了解学术界的同行研究过什么，以确定哪些内容已广为人知，以及文献中可能存在哪些空白。其次，健康调查工具能帮助我们了解真正的护士和医生认为哪些日常生活活动很重要。这既能让我们确认学术界是否准确反映了临床优先事项，也能帮助我们找出学术研究中关注不足的领域，从而设计日常生活活动监测系统。

最后，回顾临床试验中使用的日常生活活动，可以说是开展本研究最重要的基石。虽然有数十种乃至数百种纳入日常生活活动评估的调查工具，但其中只有一小部分金标准调查工具最常用于临床试验，以评估老年人的健康状况。监测这些活动——也就是已经在针对真实人群开展的试验中受到重点关注的活动——将对医护人员及其患者产生最直接的影响。基于这些考量，下面我们将介绍对日常生活活动调查的分析。

B. 证据筛选与数据提取策略

为确定哪些活动与医疗保健监测相关，我们参考既有文献，识别热门监测活动及选择这些活动背后的动机。需要说明的是，我们的目标并非另行开展一项日常生活活动调查；相反，我们的贡献在于分析这些来源中的趋势，从而确定哪些活动始终是医疗保健监测的重点。为此，我们以已有的、已开展全面文献收集的调查为基础。具体而言，我们拓展了 [11]关于日常生活活动评估工具的调查，以及 [12]关于学术界日常生活活动数据集的调查。我们参考的这些调查总共涵盖77篇论文，其中28篇来自学术界， [12]–[16], 28 篇来自健康调查工具， [11],[21]–[36],篇来自临床试验， [37]–[57]。

基于这批论文，我们接下来对数据进行处理，以统一各论文中的命名规范。主要有两种统一方式。首先，我们将指代同一活动的同义词归为一类。例如，在最终数据集中，“睡眠”、“床”和“小睡”都归为“睡眠”。其次，我们统一指代不同具体程度的活动。在这种情况下，“喝汤”、“吃三明治”、“午餐”、“晚餐”和“进食”等活动都标记为

Application Domain	Total Number of Papers	Papers with BADLs	Papers with IADLs	Papers with Ambulatory Activities	Papers with Cognitive Activities	Papers with Sports Activities
Academic Research	28	50.00% (14)	67.86% (19)	53.57% (15)	0.00% (0)	25.00% (7)
Health Survey Tools	28	71.43% (20)	78.57% (22)	57.14% (16)	32.14% (9)	0.00% (0)
Clinical Trials	21	100.00% (21)	28.57% (6)	100.00% (21)	0.00% (0)	0.00% (0)

图 2. 学术界、健康调查工具和临床试验论文中各类活动出现频率的总体分布。每一类活动均列出了百分比和论文总数。

“进食”类别。这些数据提取策略确保准确呈现各项活动在所调查数据集中的相对频率。

C. 日常生活活动频率分析与结果

图 2 展示了学术界、健康调查工具和临床试验论文中各类活动出现频率的总体分布。从总体上看，我们将数据集中的活动分为五组：1）基本日常生活活动，2）工具性日常生活活动，3）行走活动，4）认知活动，以及 5）体育活动。

基本日常生活活动是满足个人身体和生理需求、保障基本生存与福祉所必需的活动 [24]。日常生活活动文献普遍认为，基本日常生活活动包括六项：行走、大小便控制、穿衣、进食、个人卫生和如厕。工具性日常生活活动则是一组更广泛的技能，能够支持个人在家中及社区中的日常生活 [24]。这些活动在认知上可能更加复杂，需要更多规划和社交。在家中可能开展的工具性日常生活活动不胜枚举，例如备餐、洗衣和接听电话。

虽然行走通常被视为基本日常生活活动，但我们在此将其单独列为一个类别，以扩展这一概念，使其涵盖各种形式的基本动作和运动。这包括在家中进行简单行走以及在不同姿势之间转换，也包括跑步或搬运物体等更复杂的运动。认知活动是用于评估认知功能的任务，例如记忆和解决问题。最后，多个日常生活活动数据集特别标注了网球、足球和骑自行车等体育活动。

仔细查看图 2，可以发现数据中存在清晰且明显的趋势，这些趋势有助于确定在活动识别研究中应监测哪些日常生活活动。基本日常生活活动最常被纳入学术研究、调查工具和临床试验中。共有 55 篇论文使用了基本日常生活活动，占整个调查的 71.43%。值得注意的是，每一项临床试验都在其研究中使用了基本日常生活活动，凸显了基本日常生活活动对于在真实环境中评估老年人健康状况的重要性。行走活动也呈现出类似趋势：有 52 篇论文纳入了行走活动，占总体调查的 67.53%；同样，每一项临床试验都对个体的行走能力进行了某种形式的监测。

因此，更令人惊讶的趋势出现在工具性日常生活活动类别中。学术论文中有 67.86% 使用了工具性日常生活活动，

表 I R-ADL数据集中的日常生活活动（ADLs）。

ADL	定义
行走	坐、站、躺下或行走的能力，且未进行特定的日常生活活动
洗澡	用肥皂和水清洁主体的能力
穿衣	拿取衣物并穿到主体身上的能力
进食	通过将食物从餐具中送入口中来进食和自行喂食的能力 食物从餐具中送入口中
个人卫生	进行个人护理活动（如牙齿护理、皮肤护理或梳头）的能力
Meal 准备	整理并烹饪食物，使其可以食用的能力
如厕	能够往返马桶并使用马桶得当，并在之后清洁自己
睡眠	能够躺下并入睡

健康调查工具中有 78.57% 使用了工具性日常生活活动，这一比例高于两大支柱中其他四种活动类别。由此可能会让我们认为，工具性日常生活活动是最重要的研究领域。然而，实际临床试验中只有 28.57% 使用了工具性日常生活活动。尽管研究人员持续研究工具性日常生活活动，临床医生也开发了许多基于工具性日常生活活动的评估工具，但这些活动在实际临床试验中的应用频率要低得多。这种差异凸显了临床试验与另外两个视角——学术研究和调查工具——之间的重要差距。因此，在为医疗保健监测确定活动优先级时，应谨慎解读工具性日常生活活动，因为它们在文献中的普及程度并不一定反映其在临床实践中的应用情况。

最后，认知活动和体育活动分别只在单一调查支柱中进行监测：调查工具和学术研究。虽然这两者都是评估生活质量的有趣方式，但我们认为，它们并非居家健康监测任务的核心。

*D. R-ADL*数据集的日常生活活动选择

基于我们对多视角框架下日常生活活动频率的分析，我们选择了表 I 中定义的日常生活活动输出，用于采集 R-ADL数据集的数据。我们纳入了基本日常生活活动，以及行走、睡眠和备餐。从图 2 可以清楚看出，基本日常生活活动和行走活动对现实世界中的临床试验最为关键，在学术研究和健康调查工具中也备受关注。我们的数据集涵盖了除大小便控制以外的所有基本日常生活活动，因为大小便控制被认为不适合进行活动识别。我们纳入了备餐这一工具性日常生活活动，因为它在调查工具中的出现频率最高，与基本日常生活活动的频率相当。最后，我们纳入了睡眠活动。美国作业治疗协会最近将睡眠从日常生活活动重新归类为职业需求，因为睡眠对于调节生理功能至关重要 [58]。尽管睡眠严格来说并非日常生活活动，但我们认为，这一重新归类恰恰凸显了在活动监测中识别睡眠的重要性，因此将其纳入数据集。这些日常生活活动共同构成了全面的覆盖范围，有助于通过活动识别为医疗服务提供者提供支持。

III. 实验设计

我们在 R-ADL数据集采集的实验设计中，目标是优化数据集规模、所采集数据的质量以及所记录场景的多样性。在设计采集方案时，决策还考虑了实际和后勤方面的因素。这些目标与现实条件共同决定了数据集的若干特征，下面将逐一探讨。

A. 活动

选定表 I 中的活动后，我们需要确定如何向参与者描述这些活动，以便在数据收集会话中记录。在我们的设置中，志愿者会像日常生活中那样演示这些活动。因此，我们需要让他们大致了解每项活动包括哪些内容，但不明确告诉他们该如何完成。

按照以往的研究，我们为每项日常生活活动编写了高层次的脚本，以便在建立活动类型的通用定义与这些活动的表现方式多样性之间取得平衡[17]–[20]。这些脚本说明了参与者应处于什么位置、应如何移动、可以执行哪些动作，以及过程中可以使用哪些道具。我们提供了睡眠和穿衣活动的脚本示例。这些脚本展示了每项活动中我们预期普遍出现的典型特征，同时也指出了活动中一些不太常见、但我们仍希望在数据中捕捉到的方面。有些活动较为标准，例如睡眠，因此指引相对简单。与此同时，像穿衣这样的活动可以通过许多不同方式完成，因此脚本鼓励更多样的表现方式。

睡觉脚本

- 位置：参与者实际躺在床上。
- 状态：参与者正躺着。
- 道具：枕头、被褥
- 提示：– 必须模拟睡着时躺着的状态– 可以转身或翻身，但不要太频繁

穿衣脚本

- 位置：参与者通常位于步入式衣帽间和卧室中。他们可以在这两个空间之间移动，也可以进入浴室查看外观。
- 状态：参与者处于除躺下以外的任何状态，并且在更换服装和查看服装效果时往往会有大量运动。
- 道具：三件衬衫、三条裤子、一件开襟羊毛衫、两双袜子、两双鞋
- 提示：
  – 必须模拟穿上裤子、衬衫和鞋子– 可以使用所有可用道具– 可以按任意顺序进行这些动作，也可以重复– 可以模拟穿上要求之外的其他衣物，例如袜子或开襟羊毛衫– 可以模拟更换服装

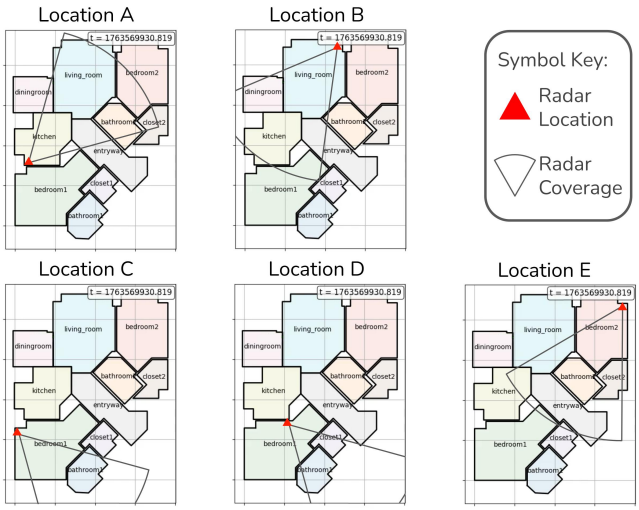

图3。用于数据采集的五个公寓位置。

B. 参与者

R-ADL数据集记录了一名参与者完整八小时的数据采集过程。未来的工作应扩大该数据集，纳入更多参与者，并特别关注招募老年人；不过，我们认为，参与者缺乏多样性并非评估活动识别方法时的关键局限。既往研究结果表明，在基于雷达的日常生活活动监测中，房间布局的多样性是导致模型过拟合的主要因素，而参与者身体比例的差异影响相对较小 [5]。

C. 平面图

我们使用一套两室两卫公寓进行数据采集。公共区域包括厨房、餐厅、客厅和入口；此外还有两个步入式衣帽间。我们在公寓内五个不同的位置采集了数据，如图 3 所示。提供多种不同的位置，对于评估模型在未见环境中泛化并执行日常生活活动分类的能力至关重要。选择这五个位置时，重点是在现有空间内尽可能增加差异，同时避免数据采集配置出现不必要的重叠。例如，位置 A 和 B 监测的是相同的房间，但视角截然不同。这样设计是为了增加可用于训练和测试的数据多样性。

D. 场次

我们将八小时的数据采集分成每场次 30 分钟，共 16 场次。每场次中，参与者会进行三种不同的日常生活活动，每种活动各持续 10 分钟。场次的安排旨在让参与者全程投入活动，并有充足时间以多种方式完成活动，同时避免场次过长，以免参与者感到疲倦或分心。数据采集的各场次之间会安排休息，以

表 II R-ADL数据集的数据收集会话。

会话编号	位置	活动
1	A	备餐、进食、行走
2	A	进食、行走、备餐
3	A	备餐、行走、进食
4	B	行走、进食、备餐
5	B	备餐、进食、行走
6	B	进食、备餐、行走
7	C	睡眠、如厕、个人卫生
8	C	洗澡、如厕、睡眠
9	C	个人卫生、穿衣、睡眠
10	D	洗澡、个人卫生、穿衣
11	D	如厕、洗澡、个人卫生
12	D	穿衣、洗澡、如厕
13	E	穿衣、如厕、睡眠
14	E	个人卫生、洗澡、穿衣
15	E	睡眠、如厕、个人卫生
16	E	洗澡、穿衣、睡眠

保持参与者的注意力和精力，从而进一步确保所记录数据的高质量。

完整的场次列表见表 II。每项活动在不同场次中各进行六次，因此每项活动的数据采集总时长为一小时。A–D 各位置均记录了三个数据场次，每种雷达配置下的数据总时长为 1.5 小时。第二间卧室在位置 E 进行了第四次采集，额外获得 30 分钟的数据。为尽可能提高异质性，我们对活动进行安排，使各场次中活动的执行顺序、活动组合以及活动执行位置各不相同。数据集中的这种多样性仅受限于不同房间位置可执行的活动。例如，洗澡活动不会在厨房或客厅等公共区域进行，因此位置 A 和 B 没有记录这类活动。

IV. 数据采集与标注

A. 数据采集

完整的数据采集流程包括设备设置、数据录制，以及采集结束后将所有设备恢复至原始状态。在硬件配置方面，我们使用由 Cherish 设计的雷达发射器和接收器。该设备名为 Home Hub，其外部结构和雷达板内部结构如图 4 所示。除雷达外，三台 RGB 摄像头还录制了房间视频，以便进行数据标注。图 5 展示了设备设置的接线图。雷达和摄像头连接到同一台笔记本电脑，每台设备均记录带时间戳的数据，以同步各传感器数据流。

随后，使用以下检查清单记录数据，其中列出了为确保质量、跨场次连续性以及高效数据采集而采取的具体步骤。

1) 按照接线图连接笔记本电脑、Home Hub 和三台 RGB 摄像头，确保所有设备均已通电并相互通信。



图4。Cherish Home Hub设备（左）及其内部结构，包括雷达板（右）。

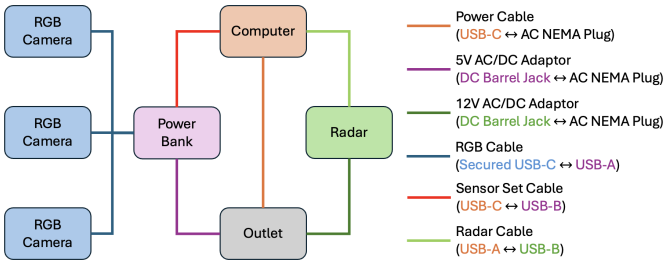

图5。实验设置的接线图。

2) 连接完成后，根据当前会话将雷达放置在指定位置（A-E）。根据雷达位置距地面的高度，以及沿墙面相对于某个已知位置（例如墙角）的距离进行手动测量，以确认位置正确。拍摄这些测量结果的照片，以便后续核对。3) 将摄像头放置在指定位置。位置可大致放置，因为摄像头仅用于视觉标签。4) 运行初始 30 秒数据采集，并检查保存的数据文件，以确认所有设备均已正确设置。5) 放置本次会话所需的道具，使参与者能够在数据采集过程中自然地拿取它们。6) 开始数据采集会话。参与者按照其脚本中的规定完成各项活动。7) 30 分钟会话结束后，前往笔记本电脑处结束会话。保存数据，并在当天所有会话完成后上传数据。

B. 数据标注

数据采集完成后，我们为雷达数据的各帧标注活动真实标签，以便通过将预测输出与真实日常生活活动类别进行比较来评估计算方法。这些标签由人工观察视频数据并记录活动时间戳而创建。审核人员记录了每项活动的标签和开始时间，随后系统将下一项活动开始时间之前的时间戳设为该活动的结束时间。如果数据采集过程中出现问题，或者有不希望纳入最终数据集的片段，就将其标记为“删除”。一种常见的使用“删除”的情况是

```
activity,   start_time
delete,     1763655952.113
bathing,    1763656045.788
ambulating, 1763656605.277
hygiene,    1763656614.744
ambulating, 1763657216.387
dressing,   1763657225.522
end,        1763657838.579
```

图6。数据标注文件示例，展示了第10场次的标注。开始时间以Unix时间戳表示，单位为秒，由同步的RGB摄像机录制内容得出。

表III R-ADL数据集中的数据类型。

Name	变量	格式	单位	示例
场次ID	会话	字符串	无量纲	会话11
目标ID	目标	字符串	无量纲	人物1
帧	帧	整数	无量纲	247
Time	t	浮点数	秒	63581144.65
雷达位置	rad	离散标签	无量纲	A
质心	$(x,\ y)$	坐标 Pair	$(m,\ m)$	(5.78, 9.23)
Body 姿势	bp	离散标签	无量纲	坐姿
运动	mv	离散标签	无量纲	静止
Room 位置	rl	离散标签	无量纲	厨房
Key 物体关系	obj	离散标签 per 物体	无量纲	Bed: [不相连, Far, 静止] 冰箱: [重叠, 近, 朝向]
活动	a_{pred}	离散标签	无量纲	进食

在会话开始时，雷达单元尚在设置、参与者正在就位，因此需要移除这段内容。最后，使用标签“结束”表示会话终止。图6展示了一个数据标注文件示例，其中包含第10场次的标注。

V. R-ADL数据集构建

为了构建最终的 R-ADL数据集，我们对原始雷达数据进行数据处理，以生成用于日常生活活动预测的有意义特征。雷达数据本质上具有噪声且稀疏，因此，为了从原始数据中提取准确且相关的信息，我们引入了一组特征，根据个体的身体姿势、运动和位置对其进行描述。此外，我们采用定性方法，将人物置于其居家环境中，并关联空间内的关键物体。表III总结了 R-ADL数据集中包含的数据类型。

R-ADL数据集的构建至关重要的一点，是能够获取有关公寓平面图和关键物体的空间信息。除记录的数据外，R-ADL还提供一个平面图文件，其中包含所监测房间的大小和形状等二维空间数据，以及每种房间类型的标签。同样，物体文件还包括每个物体的物理形状、标签及其在平面图中的位置。图

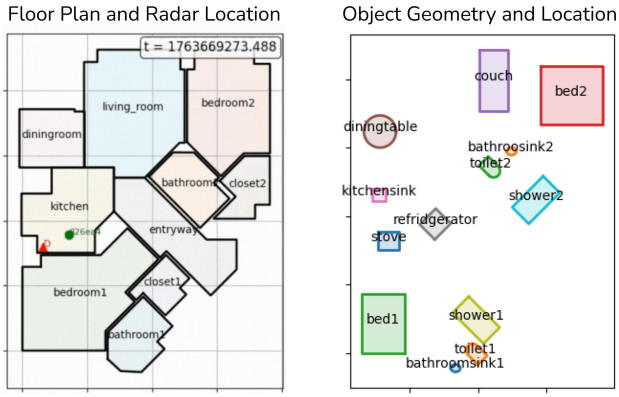

图 7. 数据采集所用公寓的场景上下文。左图包含公寓的平面图、以红色三角形标示的雷达单元位置，以及以绿色圆圈标示的定位目标。右图展示了各物体相对于平面图的二维几何形状。

7总结了用于数据采集的公寓的场景上下文。在确立这一场景上下文后，本节其余部分将介绍R-ADL数据集所包含的各项特征及其构建方式。

A. 元数据

每个数据点的元数据记录通用信息，以支持数据集组织。例如，我们记录数据点所属的会话以及该会话中的雷达位置。在各个会话中，我们还记录精确的时间戳和连续帧计数。最后，我们保存目标ID；当检测到多个人时，这对于区分不同的人至关重要。

B. 质心

质心数据包含从平面图俯视图中观察到的人体二维位置。这些坐标既以相对于雷达单元的局部参考系表示，也以相对于平面图示意图的全局参考系表示。质心由 Cherish 的雷达解码模型提取，该模型利用大规模 Machine Learning 将原始雷达信号转换为定位后的质心检测。该模型遵循既有研究中确立的方法，并非本文的创新贡献，但它提供了标准化的空间表示，使数据集能够支持下游的日常生活活动识别与分析。

C. 主体姿势

身体姿势数据可预测一个人是站立、坐姿还是躺卧。它还包含这三类姿势的底层概率分布，并据此选出最大似然候选项。这使预测模型既可以使用离散姿势标签，也可以在活动识别中采用概率加权。与质心数据一样，这些信息通过雷达解码模型提取。

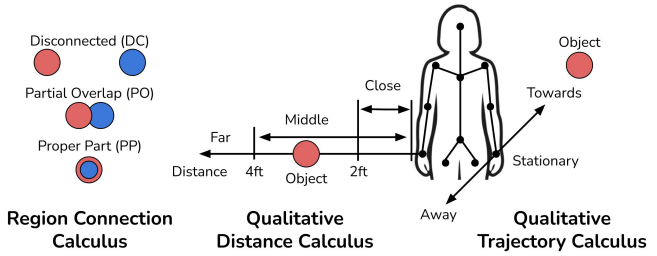

图 8. RCC、QDC 和 QTC 的可视化表示。

D. 运动

运动用于识别一个人在给定时间戳是否处于运动或静止状态。由于现实世界数据中的人不可能完全静止，如果一个人的质心位置在连续时间步中处于最小运动误差范围内，则将其标记为静止。该计算过程在公式 1 中使用欧几里得距离表示时间步 t 处的误差范围$\epsilon = 0.51cm$ $(0.2in)$。

$$mv_t = \begin{cases} \text{stationary}, & \|(x_t, y_t) - (x_{t-1}, y_{t-1})\|_2 \leq \epsilon \\ \text{moving}, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{1}$$

E. 房间位置

房间位置根据人的质心位置和平面图，提供其所在房间的标签。每个房间 r 都被视为一个多边形 $\mathcal{P}_r$，并使用 Shapely 确定房间位置，如公式 2 所示。

$$rl_t = r \in Rooms \text{ where } (x_t, y_t) \in \mathcal{P}_r \tag{2}$$

F. 关键对象关系

为进一步支持日常生活活动预测，我们借助定性空间推理（QSR）领域，将人与其家中的关键物体关联起来。QSR 方法聚焦于物体之间空间关系的数学原理，以及如何以定性方式描述这些关系[59]。这种方法以人类直觉和对物理世界的语义知识为基础，构建常识性抽象，以服务于我们希望建模的计算任务。对于每个关键物体，我们采用三种不同的关系来定性描述该物体与人的关系：区域连接演算（RCC）、定性距离演算（QDC）和定性轨迹演算（QTC）。这些关系分别描述连通性、距离和运动。定性空间关系汇总于图 8，下面将介绍各关系的计算方法。

首先，RCC 描述两个物体在空间连通性方面的关系，包括物体之间的边界、交集和包含关系 [60]。我们定义了三种 RCC 状态分配，其中人分别与键物体不相连、部分重叠，或属于键物体的一部分。我们使用Shapely计算RCC值，如下所示：

公式3，其中 $\mathcal{P}_H$ 和 $\mathcal{P}_O$ 是人的多边形，H 以及每个键物体的多边形， O。

$$\text{RCC}(H_t, O)_t = \begin{cases} \text{Disconnected}, & \mathcal{P}_{H,t} \cap \mathcal{P}_O = \emptyset \\ \text{Proper Part}, & \mathcal{P}_{H,t} \subset \mathcal{P}_O \\ \text{Partial Overlap}, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{3}$$

接下来，QDC 将物体之间的物理距离离散化为定性类别 [61]。对于 R-ADL 数据集，我们包含三个距离范围。公式 4 展示了 QDC 的具体实现，其中使用了我们手动定义的阈值 $r_{qdc-1} = 0.61m$ （$2ft$）和 $r_{qdc-2} = 1.22m$ （$4ft$）。我们使用 d_t 表示时间步 t 时物体质心与人员质心之间的欧几里得距离。

$$\text{QDC}(H_t, O)_t = \begin{cases} \text{Close}, & d_t \leq r_{qdc-1} \\ \text{Middle}, & r_{qdc-1} < d_t \leq r_{qdc-2} \\ \text{Far}, & d_t > r_{qdc-2} \end{cases} \tag{4}$$

最后，QTC 表示一个物体相对于另一个物体的相对运动 [62]。与运动特征一样，对于 QTC 中的静止标签，我们设置了 $\epsilon = 0.51cm$（$0.2in$）的误差范围。特征分配的计算过程由公式 5 总结。

$$\text{QTC}(H_t, O)_t = \begin{cases} \text{Stationary}, & |d_t - d_{t-1}| \leq \epsilon \\ \text{Towards}, & d_t - d_{t-1} < -\epsilon \\ \text{Away}, & d_t - d_{t-1} > \epsilon \end{cases} \tag{5}$$

在为 R-ADL 数据集实现定性空间关系时，我们选择了九种关键家庭物体：浴室洗手池、床、沙发、餐桌、厨房洗手池、冰箱、淋浴间、炉灶和马桶。图 9 展示了用于数据采集的公寓中的这些物体。虽然我们可以将许多家庭物体用于这些定性描述，但我们确定了选择家庭关键物体时的三个主要要求。首先，这些物体需要是每个家庭中通常都能找到的标准物品，以确保我们的数据集能够推广到不同的家庭。其次，我们使用的物体必须在家中保持静止。场景上下文以离线方式输入模型，并且独立于实时雷达数据；因此，无论人员如何与周围环境互动，我们都需要选择位置固定的物体。最后，这些物体必须与日常生活活动分类任务相关。每栋房屋通常都有一个位置固定的恒温器，但在判断人员是在进食还是睡眠时，恒温器并不相关。这些物体必须是人们在进行活动时会与之互动的物体，从而与某些活动存在概率上的关联，并可用于日常生活活动推断。

VI. R-ADL数据集上的日常生活活动分类基线评估

本节使用具有代表性的机器学习模型，在 R-ADL数据集上建立日常生活活动分类的基线性能。这些基线为后续研究提供了标准化的比较基准，使研究人员能够在统一的评估协议下测试新方法，并量化其在该数据集上的性能提升。

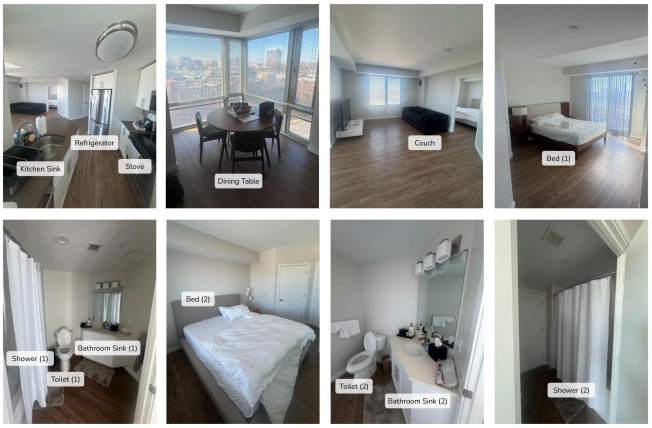

图 9. 用于日常生活活动数据采集的公寓内关键物体。

表 IV 随机森林模型选定的超参数。

参数	值
估计器数量	500
类别权重	均衡
最大特征数	log
最小分裂样本数	20
最小叶节点样本数	10

表 V 神经网络模型所选超参数。

超参数	值
隐藏维度	128
批大小	512
训练轮数	40
耐心值	5
学习率	1e-3
优化器	AdamW
评估准则	交叉熵损失
模型选择指标	交叉熵损失

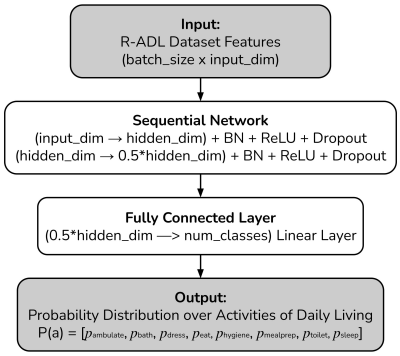

图 10. 用于日常生活活动分类的神经网络架构。白色方框表示网络的层，灰色方框表示数据输入和输出。

A. 模型架构

我们介绍两种架构各异、优势独特的模型，用于基线评估，分别是随机森林和神经网络方法。随机森林通过组合许多简单的决策树进行学习，每棵树都在不同的数据子集上训练，使模型能够捕捉分类中的结构化模式 [63]。与此同时，神经网络通过优化数据的分层表示来学习，从而对复杂的非线性关系进行建模 [64]。

我们使用 scikit-learn 提供的 RandomForestClassifier 实现随机森林模型，并使用 PyTorch 实现神经网络模型。相应的超参数汇总于表 IV 和表 V 中。随机森林架构由 RandomForestClassifier 的实现及其超参数决定，而神经网络架构则必须通过指定隐藏层及其他网络组件的排列方式进行明确设计。最终的架构如图 10 所示，其中展示了如何使用整流线性单元（ReLU）、批归一化（BN）和 Dropout 操作来支持预测。

B. 测试协议

为了得出基线结果，我们首先将 R-ADL 数据集划分为训练和测试子集。我们将每次执行的活动视为独立事件，并将其拆分，使其同时纳入训练集和测试集。这样可以避免训练和测试中的类别不平衡，并确保两个数据集呈现相似的数据分布。

对于每项活动，我们使用k折交叉验证将数据划分为三个独立部分。这样，我们便可以得出每个模型的三组不同结果：将其中一部分指定为测试集划分，其余两部分合并为训练集划分。该过程如图11所示。这种分析方法可以降低结果的方差，并增强我们对根据性能输出得出的结论的信心。我们报告平均k折准确率、F1分数、精确率和召回率，以总结模型在日常生活活动分类任务中的性能。这些性能指标整体上非常适合用于评估多类分类问题。我们报告的精确率、召回率和F1分数均为各活动类别上的宏平均值。

C. 结果

图12展示了随机森林和神经网络模型在R-ADL数据集上进行日常生活活动分类时的基线结果。标准差根据三折交叉验证折进行报告。这一基线结果表明，

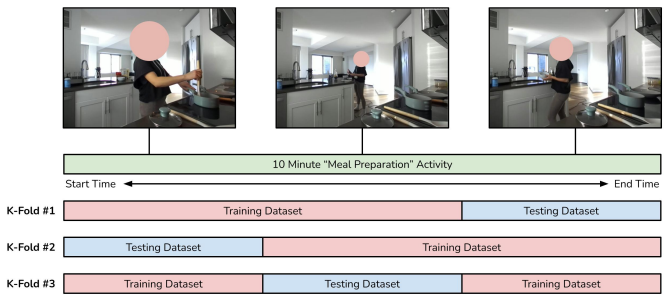

图 11. 基线评估的 k折交叉验证可视化。

	Random Forest	Neural Network
Accuracy (%)	**92.21% ± 4.79%**	91.14% ± 4.16%
F1 Score (%)	**92.02% ± 4.78%**	90.56% ± 4.10%
Precision (%)	**93.01% ± 4.38%**	92.46% ± 3.94%
Recall (%)	**93.03% ± 3.32%**	91.35% ± 2.67%

图 12. 使用随机森林和神经网络模型对 R-ADL数据集进行日常生活活动分类的基线结果。报告了三个交叉验证折的标准差。

两种方法都能产生可靠的日常生活活动预测，在所有评估指标上均达到90%以上的性能。这为未来利用R-ADL数据集扩展和增强预测能力的工作奠定了基础。

VII. 贡献与未来工作

本文对活动识别研究领域作出了以下贡献：

- 我们推出了基于雷达的日常生活活动（R-ADL）数据集。该数据集是一项创新贡献，体现在：1）采用隐私保护传感器；2）专门设计用于克服以往研究在规模、环境多样性和高层次活动支持方面的局限。
- 我们全面分析了日常生活活动在学术研究、健康调查工具和临床试验中的优先级，为选择与医疗保健和老年人居住环境相关的活动提供了循证指导。
- 我们记录了 R-ADL数据集开发所依据的方法，包括实验设计、数据收集方案和标注策略，以确保未来研究能够复现数据采集过程。
- 我们在具有代表性的机器学习模型上建立了基准性能，为使用 R-ADL 评估的新方法提供标准化的比较基准。

未来的工作应继续扩大 R-ADL 数据集的规模和多样性。特别是，应更加重视招募规模更大、更多样化的参与者群体，尤其是老年人，因为他们是医疗保健监测应用的主要目标人群。还应将数据采集扩展到更多住宅和多人场景，以提高模型在不同居住环境中的泛化能力。归根结底，最有价值的做法是在参与者自己的家中、于其日常作息期间采集数据，而不是通过预设活动环节进行采集。此类数据将有助于研究日常生活中的时间模式，包括活动的时间、频率和顺序，同时更真实地呈现日常行为。

R-ADL 数据集通过提供一个大规模、具有临床动机的数据集以及一种可复现的数据集开发方法，为基于雷达的活动识别研究奠定了基础。它是推动稳健且保护隐私的日常生活活动识别系统发展的宝贵资源，我们希望它能启发未来的工作，构建规模更大、更多样化且更具代表性的雷达数据集。

参考文献

[1] F. Luo，《基于雷达的人体活动识别的应用与挑战》，载于IEEE SmartIoT国际会议，2024年。[2] F. Savvidou、S. A. Tegos、P. D. Diamantoulakis和G. K. Karagiannidis，《用于人体活动识别的无源雷达感知：综述》，IEEE《工程、医学与生物学开放期刊》，第5卷，2024年。[3] Z. Shen、J. Nunez-Yanez和N. Dahnoun，《用于实时多人跟踪与跌倒检测的先进毫米波雷达系统》，《传感器》，第24卷，第11期，第3660页，2024年。[4] I. Khan、A. Guerrieri、E. Serra和G. Spezzano，《一种基于超宽带雷达的人体活动识别混合深度学习模型》，《物联网》，第29卷，第101458页，2025年。[5] R. El Hail、P. Mehrjouseresht、D. M.-P. Schreurs和P. Karsmakers，《基于雷达的人体活动识别：跨环境鲁棒性研究》，《电子学》，第14卷，第5期，第875页，2025年。[6] C. Ding、H. Chen、L. Zhang、H. Hong和X. Zhu，《采用5.8 GHz调频连续波雷达的人体活动数据》，IEEE Dataport，2022年。[7] R. G. Guendel、M. Unterhorst、E. Gambi、F. Fioranelli和A. Yarovoy，《利用分布式雷达识别任意方向的连续人体活动》，载于2021年IEEE雷达会议，2021年，第1–6页。[8] N. Roshandel、C. Scholz、H.-L. Cao、M. Amighi、H. Firouzipouyaei、A. Burkiewicz、S. Menet、F. Ballen-Moreno、D. W. Sisavath、E. Imrith等，《mmprivpose3d：用于人机协作中姿态估计和手势指令识别的数据集，采用频率调制连续波60hhz雷达》，《数据简报》，第59卷，2025年。[9] Z. Cao、J. Zhang、R. Chen、X. Guo和G. Wang，《基于雷达的人体姿态估计中的任务特定特征净化》，IEEE《航空航天与电子系统汇刊》，第59卷，第6期，第9285–9298页，2023年。[10] S.-P. Lee、N. P. Kini、W.-H. Peng、C.-W. Ma和J.-N. Hwang，《Hupr：使用毫米波雷达进行人体姿态估计的基准》，载于IEEE/CVF冬季计算机视觉应用会议，2023年，第5715–5724页。[11] M. Pashmdarfard和A. Azad，《用于评估老年人日常生活活动（ADL）和工具性日常生活活动（IADL）的评估工具：系统综述》，《伊朗伊斯兰共和国医学杂志》，第34卷，第33页，2020年。[12] G. Diraco、G. Rescio、P. Siciliano和A. Leone，《智慧生活中的人体动作识别综述：传感技术、多模态、实时处理、互操作性与资源受限处理》，《传感器》，第23卷，第11期，第5281页，2023年。[13] H. Alemdar、H. Ertan、O. D. Incel和C. Ersoy，《多个住宅、多名住户的Aras人体活动数据集》，载于普适计算医疗保健技术国际会议，2013年。[14] S. S. Intille、K. Larson、J. Beaudin、E. M. Tapia、P. Kaushik、J. Nawyn和T. J. McLeish，《PlaceLab：用于泛在计算研究的居住式实验室》，《普适视频计划论文集》，2005年。[15] E. M. Tapia、S. S. Intille和K. Larson，《利用简单的泛在传感器识别家庭活动》，载于《普适计算》，2004年，第158–175页。[16] T. van Kasteren、A. Noulas、G. Englebienne和B. Kr¨ose，《家庭环境中的精准活动识别》，载于第10届泛在计算国际会议论文集，系列会议：UbiComp，2008年，第1–9页。[17] J. Cumin、G. Lefebvre、F. Ramparany和J. L. Crowley，《配备传感设备的住宅中日常活动数据集》，载于泛在计算与环境智能国际会议。Springer，2017年，第413–425页。[18] F. Ordez，《使用二元传感器识别日常生活活动（ADLs）》，UCI机器学习知识库，2013年。[19] L. Arrotta、C. Bettini和G. Civitarese，《MARBLE数据集：结合可穿戴与环境传感器数据的多住户日常生活活动》，载于《移动与泛在系统：计算、网络与服务》。Springer，2022年，第451–468页。[20] S. Jiang、M. Yuan、X. Ji、B. Yang、Z. Liu、L. Xu、Y. Li、Y. He、L. Dong、W. Lu、Z. Yan、X. Jiang、W. Gao、H. Chen和G. Xing，《用于人体活动场景理解与推理的大规模多模态数据集和基准》，载于第24届移动系统、应用与服务年度国际会议论文集，系列会议：MobiSys '26。美国纽约：计算机协会，2026年，第352–370页。[21] R. S. Bucks、D. Ashworth、G. Wilcock和K. Siegfried，《痴呆患者的日常生活活动评估：布里斯托尔日常生活活动量表的开发》，Age and Ageing，第25卷，第2期，第113–120页，1996年。

[22] P. de Jonghc和H. Erzigkeitb, 《拜耳日常生活活动量表》, De ment Geriatr Cogn Disord, 第9卷, 第2期, 第20–26页, 1998年。[23] R. Spiegel、C. Brunner、D. Ermini-F¨unfschilling、A. Monsch、M. Notter、J. Puxty和L. Tremmel, 《一种新的老年门诊及住院患者行为评估量表：NOSGER》, Journal of the American Geriatrics Society, 第39卷, 第4期, 第339–347页, 1991年。[24] StatPearls, 《日常生活活动》, 2023年, NCBI图书馆。 [在线]。网址: https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK470404/ [25] L. Kurlowicz和M. Wallace, 《简易精神状态检查（MMSE）》, 第8–9页, 1999年。[26] M. C. Tierney、R. H. Fisher、A. J. Lewis、M. L. Zorzitto、W. G. Snow、D. W. Reid和P. Nieuwstraten, 《NINCDS-ADRDA工作组关于很可能的阿尔茨海默病临床诊断的标准》, 《神经病学》, 第38卷, 第3期, 第359页, 1988年。[27] L. Berg, 《临床痴呆评定量表》, 《精神药理学公报》, 第24卷, 第3-4期, 第637页, 1989年。[28] H. Brodaty、D. Pond、N. M. Kemp、G. Luscombe、L. Harding、K. Berman和F. A. Huppert, 《GPCOG：一种为全科医疗设计的痴呆新筛查测试》, Journal of the American Geriatrics Society, 第50卷, 第3期, 第530–534页, 2002年。[29] C. Boop、S. M. Cahill、C. Davis、J. Dorsey、V. Gibbs、B. Herr、K. Kear-ney、L. Metzger、J. Miller、A. Owens等, 《职业治疗实践框架：领域与过程（第四版）》, American Journal of Occupational Therapy, 第74卷, 增刊S2, 第1–85页, 2020年。[30] A.-W. Pan和A. G. Fisher, 《精神障碍患者的运动与过程技能评估》, The American Journal of Occupational Therapy, 第48卷, 第9期, 第775–780页, 1994年。[31] J. Wenborn、D. Challis、J. Pool、J. Burgess、N. Elliott和M. Orrell, 《评估Pool活动水平（PAL）检查清单用于患痴呆老年人的效度与信度》, 《老龄化与心理健康》, 第12卷, 第2期, 第202–211页, 2008年。[32] E. Weening-Dijksterhuis、Y. P. Kamsma和M. J. Van Heuvelen, 《PAT的心理测量学特性：用于评估养老居所老年人日常生活活动表现的工具》, 《老年学》, 第57卷, 第5期, 第405–413页, 2011年。[33] E. Pfeiffer, 《用于评估老年患者器质性脑功能缺损的简易便携式精神状态问卷》, Journal of the American Geriatrics Society, 第23卷, 第10期, 第433–441页, 1975年。[34] E. Graessel、R. Viegas、R. Stemmer、B. K¨uchly、J. Kornhuber和C. Donath, 《埃朗根日常生活活动测试》, I nternational Psychogeriatrics, 第21卷, 第1期, 第103–112页, 2009年。[35] A. Dijkstra、G. Buist、P. Moorer和T. Dassen, 《护理照护依赖量表的构念效度》, 《临床护理杂志》（Wiley-Blackwell）, 第8卷, 第4期, 1999年。[36] K. L. Davis、D. B. Marin、R. Kane、D. Patrick、E. R. Peskind、M. A. Raskind和K. L. Puder, 《照护者活动调查表（CAS）：为阿尔茨海默病患者照护者开发并验证一项新测量工具》, 《国际老年精神病学杂志》, 第12卷, 第10期, 第978–988页, 1997年。[37] M. den Ouden、N. O. Kuk、S. M. Zwakhalen、M. H. Bleijlevens、J. M. Meijers和J. P. Hamers, 《护理人员在养老院居民日常生活活动中的作用》, 《老年护理》, 第38卷, 第3期, 第225–230页, 2017年。[38] B. C. Williams、B. E. Fries、W. J. Foley、D. Schneider和M. Gavazzi, 《养老院中的日常生活活动与费用》, 《卫生保健融资评论》, 第15卷, 第4期, 第117页, 1994年。[39] G. I. Carpenter、C. L. Hastie、J. N. Morris、B. E. Fries和J. Ankri, 《衡量中度至重度认知障碍养老院居民日常生活活动的变化》, 《BMC老年医学》, 第6卷, 第1期, 第7页, 2006年。[40] J. Wang、R. L. Kane、L. E. Eberly、B. A. Virnig和L.-H. Chang, 《住户和养老院特征对日常生活活动的影响》, 《老年学杂志》A辑：生物医学科学与医学科学, 第64卷, 第4期, 第473–480页, 2009年。[41] J. H. Fong、O. S. Mitchell和B. S. Koh, 《细分日常生活活动受限情况以预测入住养老院》, 《卫生服务研究》, 第50卷, 第2期, 第560–578页, 2015年。[42] J. Cohen-Mansfield、P. Werner和B. Reisberg, 《养老院人群认知与功能丧失的时间顺序》, Journal of the American Geriatrics Society, 第43卷, 第9期, 第974–978页, 1995年。[43] J. N. Morris、B. E. Fries和S. A. Morris, 《在最低数据集中对日常生活活动进行量表化》, 《老年学杂志》A辑：生物医学科学与医学科学, 第54卷, 第11期, 第M546–M553页, 1999年。

[44] S. Cremer、J. M. de Man-van Ginkel、S. M. G. Zwakhalen、J. Willems、S. F. Metzelthin、M. Y. Veenstra 和 M. H. C. Bleijlevens, “斗争是真实存在的——关于日常生活活动护理挑战的混合定性方法综合分析”, Journal of Nursing Scholarship, 第55卷, 第6期, 第1092–1105页, 2023年。 [45] C. Ballard、J. O’brien、I. James、P. Mynt、M. Lana、D. Potkins、K. Re- ichelt、L. Lee、A. Swann 和 J. Fossey, “居住在养老院和护理院中的痴呆患者的生活质量”, International Psychogeriatrics, 第13卷, 第1期, 第93–106页, 2001年。 [46] R. G. Cumming、G. Salkeld、M. Thomas 和 G. Szonyi, “害怕跌倒对日常生活活动、sf-36评分和入住养老院影响的前瞻性研究”, The Journals of Gerontology: Series A, 第55卷, 第5期, 第M299–M305页, 2000年5月。 [47] T. Inagawa、T. Ha magishi、Y. Takaso、Y. Hitomi、Y. Kambayashi、Y. Hibino、A. Shibata、N. T. Ngoc、J. Okochi、K. Hatta 等, “阿尔茨海默病与下肢骨折共同导致需要护理的老年人的日常生活活动减少”, Environmental health and preventive medicine, 第18卷, 第16–23页, 2013年。 [48] L. Huang、C. Lu、M. Pang、L. Li、Y. Zhang、A. Su 和 L. Ding, “基于PDCA的护理干预对急性脑卒中患者日常生活活动、神经功能和自我管理的影响”, American journal of translational research, 第13卷, 第5期, 第5315页, 2021年。 [49] D. W. Smith、A. J. Hogan 和 J. E. Rohrer, “日常生活活动作为护理工作量的定量指标”, Medical Care, 第25卷, 第2期, 第120–130页, 1987年。 [50] J. Drageset, “日常生活活动和社会交往对孤独感的重要性：一项针对养老院居民的调查”, Scandinavian Journal of Caring Sciences, 第18卷, 第65–71页, 2004年。 [51] M. E. Mlinac 和 M. C. Feng, “日常生活活动、自我照护和独立性的评估”, Archives of Clinical Neuropsychology, 第31卷, 第6期, 第506–516页, 2016年。 [52] K. Lee 和 E. Cho, “卒中老年患者的日常生活活动和康复需求”, Japa n Journal of Nursing Science, 第14卷, 第2期, 第103–111页, 2017年。 [53] M. Henskens 、 I. M. Nauta 、 K. T. Drost 和 E. J. Scherder, “ 运动刺激对患有痴呆的养老院居民的日常生活活动表现和生活质量的影响：一项随机对照试验”, Clinical interventions in aging, 第805–817页, 2018年。 [54] R. L. Kruse 、 G. F. Petroski 、 D. R. Mehr 、 J. Banaszak-Holl 和 O. Intra- tor, “长期居住养老院居民急性住院前后的日常生活活动轨迹”, Journal of the American Geriatrics Society, 第61卷, 第11期, 第1909–1918页, 2013年。 [55] M. S. Marx、P. Werner、J. Cohen-Mansfield 和 R. Feldman, “低视力与养老院居民日常生活活动表现之间的关系”, Journal of the American Geriatrics Society, 第40卷, 第10期, 第1018–1020页, 1992年。 [56] P. Laukkanen、P. Karppi、E. Heikkinen 和 M. Kauppinen, “在不同照护环境中应对日常生活活动”, Age and Ageing, 第30卷, 第6期, 第489–494页, 2001年。 [57] E. B¨urge、A. Von Gunten 和 A. Berchtold, “影响养老院居民日常生活活动（adl）表现恶化或改善的因素：一项生存分析”, Archives of gerontology and geriatrics, 第56卷, 第1期, 第250–257页, 2013年。 [58] N. J. Tester 和 J. J. Foss, “睡眠作为一种职业需求”, The American Journal of Occupational Therapy, 第72卷, 第1期, 2018年。 [59] A. G. Cohn, “定性空间表示与推理技术”, 载于 KI-97：人工智能进展, G. Brewka、C. Habel 和 B. Nebel 编, 1997年, 第1–30页。 [60] A. G. Cohn、B. Bennett、J. Gooday 和 N. M. Gotts, “基于区域连接演算的定性空间表示与推理”, GeoInformatica, 第1卷, 第3期, 第275–316页, 1997年。 [61] D. Hern´andez、E. Clementini 和 P. Di Felice, “定性距离”, 载于国际空间信息理论会议。 Springer, 1995年, 第45–57页。 [62] N. Van de Weghe、A. Cohn、G. De Tre 和 P. De Maeyer, “作为地理信息系统中移动对象表示基础的定性轨迹演算”, Control and cybernetics, 第35卷, 第1期, 第97–119页, 2006年。 [63] L. Breiman, “随机森林”, Machine learning, 第45卷, 第1期, 第5–32页, 2001年。 [64] J. Schmidhuber, “神经网络中的深度学习：综述”, Neural networks, 第61卷, 第85–117页, 2015年。