arXiv:2603.01075v1 [cs.HC] 1 Mar 2026

AEDHunter：通过游戏化移动交互与感知，探究现实世界中的 AED 检索

HELINYI PENG*，日本东京大学AKIHITO TAYA，日本东京大学YUUKI NISHIYAMA，日本东京大学KAORU SEZAKI，日本东京大学

在院外心脏骤停病例中，尽早除颤可显著提高存活率。然而，公众对自动体外除颤器（AED）位置的认知有限，制约了其有效使用。现有解决方案（如静态二维地图）在紧急或复杂的现实场景中往往难以奏效。为应对这一挑战，我们开发了 AEDHunter，这是一款基于位置的游戏化移动应用程序，旨在将自动体外除颤器取用转变为有趣且可重复的练习体验。AEDHunter 利用智能手机传感器分析参与者的运动和学习模式，并使用低成本蓝牙标签验证其是否抵达 AED 位置，引导用户进行多次 AED 寻找训练。在一项现实世界评估研究中，参与者经过重复练习后，自动体外除颤器取用时间显著缩短，并表示寻找自动体外除颤器时信心有所增强。此外，我们采用双状态活动检测器识别“探索性停顿”，并将其用作行为学习信号，以量化犹豫程度及其在练习过程中的逐步减少。我们的研究结果表明，像 AEDHunter 这样的游戏化应用程序能够通过重复的现场训练提升自动体外除颤器取用表现，并增强参与者自我报告的应急准备水平，为技术支持的学习和公共安全应用提供设计见解。

CCS概念：• **以人为中心的计算 → 普适与移动计算中的实证研究**；人机交互中的实证研究。

附加关键词与短语：院外心脏骤停、游戏化移动感知、自动体外除颤器取用、行为学习

美国计算机协会参考文献格式：
Helinyi Peng、Akihito Taya、Yuuki Nishiyama与Kaoru Sezaki。2026年。AEDHunter：通过游戏化移动交互与感知探究现实世界中的 AED 检索。*ACM*交互式、移动、可穿戴与普适技术会议录10, 1, 第18篇文章（2026年3月），30页。
https://doi.org/10.1145/3789689

1 引言

院外心脏骤停（OHCA）是指发生在医院环境之外的心脏机械活动突然停止，导致意识立即丧失，且脉搏与呼吸功能均消失 [50, 59]。它仍是全球主要死因之一，存活率持续偏低 [34]。早期除颤至关重要，因为每延误一分钟，存活可能性就会降低7–10% [36, 44]。尽管人们已付出大量努力以提高自动体外除颤器（AEDs）的可及性

*通讯作者。

作者联系方式：Helinyi Peng （通讯作者），日本东京东京大学，penghly@outlook.com；Ak-ihito Taya，日本东京东京大学，taya-a@iis.u-tokyo.ac.jp；Yuuki Nishiyama，日本东京东京大学，nishiyama@csis.u-tokyo.ac.jp；Kaoru Sezaki，日本东京东京大学，sezaki@iis.u-tokyo.ac.jp。

本作品依据知识共享署名4.0国际许可协议授权。© 2026年版权归所有者/作者所有。
美国计算机协会 2474-9567/2026/3-ART18https://doi.org/10.1145/3789689

在公共场所，自动体外除颤器在紧急情况中的使用仍少得令人担忧。例如，在韩国和德国，自动体外除颤器分别仅用于 0.7% 和 1.4% 的院外心脏骤停病例 [37, 48]。这种使用不足意味着错失了挽救生命的重要干预机会。

即使在标识清晰的位置，自动体外除颤器使用率仍然偏低，这表明问题不仅在于可见性，还包括公众认知不足，以及不熟悉如何取用自动体外除颤器 [51, 64]。调查显示，只有 5–22% 的非专业人士能够找到离自己最近的公共场所自动体外除颤器 [7, 21, 35], ；更令人担忧的是，只有 32% 的医学院六年级学生知道离家最近的自动体外除颤器的位置 [56]。这些发现揭示了自动体外除颤器取用面临的首要挑战（C1）：人们往往忽视日常环境中的自动体外除颤器，导致普遍不了解其位置。因此，需要采取干预措施，提高公众对自动体外除颤器的关注度，并鼓励人们主动熟悉其位置。通过重复接触和互动来提高旁观者熟悉度，对于改善应急准备、确保在需要时及时取用自动体外除颤器至关重要。

尽管已有若干网站和应用程序提供自动体外除颤器位置信息，但仅仅获取这些信息，往往不足以有效应对真实的紧急情况。大多数自动体外除颤器安装在室内，而GPS 信号微弱、建筑布局复杂且空间定向线索有限，都会增加导航难度 [3, 5]。在高压条件下，解读二维地图会带来较大的认知负荷，这会显著降低及时取用自动体外除颤器的可能性。这凸显了第二项关键挑战（C2）：紧急情况下室内导航和空间定向本身存在困难。与室外情境不同，室内导航不能仅依赖传统的地图解决方案。为缓解这一局限，系统不应只提供自动体外除颤器位置信息，还应纳入积极干预，以增强用户的空间熟悉度和认知准备。例如，游戏化智能手机应用程序或交互式培训工具可以帮助人们形成空间记忆，熟悉室内自动体外除颤器的位置，从而降低认知负荷，提高时间紧迫情境下的取用速度。反复进行低风险的现场练习，有助于建立空间熟悉度和程序性记忆，并可能促进这些能力迁移到压力下的紧急取用情境中。

此外，鲜有研究通过实证检验，提高附近自动体外除颤器认知的干预措施能否改善现场自动体外除颤器取用（C3）。尽管有些游戏化方法鼓励人们前往自动体外除颤器位置 [3, 25, 40], ，但基于客观测量指标的真实场景评估仍缺乏明确证据。例如，我们此前的研究推出了一款游戏化移动应用程序，鼓励用户前往并启用自动体外除颤器 [47], ，但初步评估主要依赖主观自我报告，而非客观的现场表现测量。了解这些干预措施的实际影响，对于制定有效的自动体外除颤器认知策略，并最终提升旁观者响应，至关重要。

最后，关于真实场景中细粒度自动体外除颤器取用行为的研究仍有限（C4）。既往研究将自动体外除颤器取用描述为一系列不同阶段或相互关联的事件 [32]。这些步骤包括初步准备，例如查看地图和规划路线；随后寻找配备自动体外除颤器的建筑物；最后在室内环境中搜寻自动体外除颤器 [46]。然而，尽管这一阶段结构已有阐述，真实场景中检索行为的客观、基于传感器的阶段级测量仍然有限。正如 Dorian 等人 [19], 所指出的，了解寻找自动体外除颤器涉及的所有步骤及所需时间，对于确定有效策略以克服成功取用的障碍至关重要。这一研究空白限制了有效干预措施的开发，也阻碍了自动体外除颤器使用率的提升。

针对这些挑战，我们推出了 AEDHunter，这是一款游戏化移动应用程序，旨在支持反复进行自动体外除颤器现场取用练习，目标是提高旁观者对自动体外除颤器位置的熟悉度和取用效率。AEDHunter 将基于位置的探索与设备端感知及轻量级邻近验证相结合，以客观地将取用尝试划分为不同阶段，并刻画练习过程中的用户行为。如图1所示，AEDHunter 将应用内感知和用户交互与存储分析流程相连接，从而生成客观绩效指标（例如，到达自动体外除颤器所需时间）、主观

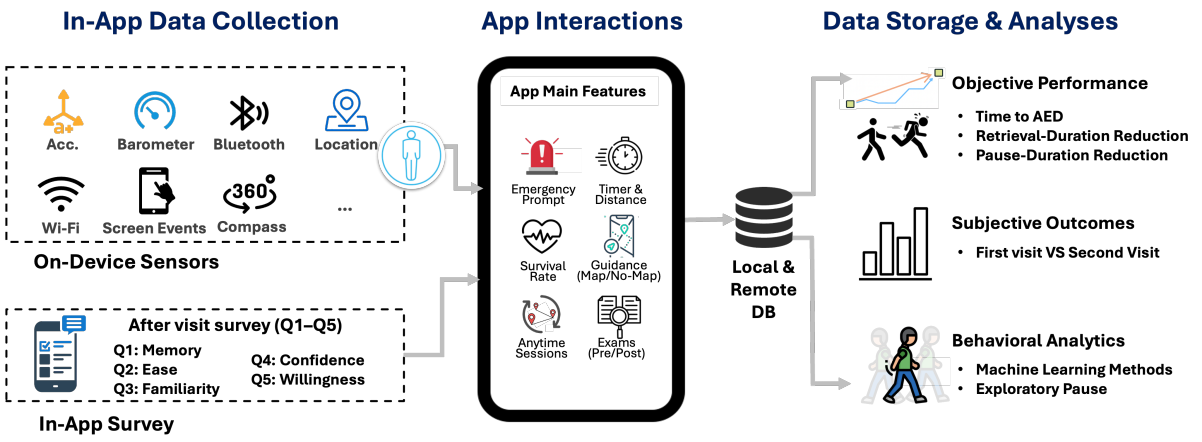


图1. AEDHunter研究框架。

结果（例如，访问后调查）和行为分析（例如，探索性停顿）。以往研究往往侧重于游戏化元素在鼓励用户前往自动体外除颤器所在地方面的作用，而 AEDHunter 则不止于单纯到访，还将现场练习与传感器辅助日志记录相结合，以在阶段层面分析取用行为。

我们的工作的主要贡献如下：

- **提升旁观者对自动体外除颤器的认知**。 AEDHunter将自动体外除颤器的发现过程转化为一场引人入胜的探索游戏，使参与者能够通过基于位置的任务熟悉附近的设备，并帮助他们将自动体外除颤器位置更深刻地记入记忆。

- **传感器赋能的取用洞察**。AEDHunter利用智能手机传感器和轻量级近距离验证，收集参与者行为的详细数据，并清晰界定和追踪取用过程的每个步骤（例如，准备、建筑物搜索和室内自动体外除颤器搜索）。我们实现了一种双状态移动检测器，可区分移动与探索性停顿，并将探索性停顿的持续时间用作行为学习信号，以揭示犹豫情况并量化这种犹豫随时间的减少程度。

- **实证验证**。 训练将组内取用时间中位数从132.7秒缩短至97.3秒，并提升了参与者自我报告的在潜在院外心脏骤停事件中提供帮助的信心。这些结果表明，游戏化的传感器训练方法能够为时间紧迫情况下的自动体外除颤器检索准备带来切实益处。

2 相关工作

我们的研究重点是使用游戏化的基于位置的移动应用程序，提高公众对自动体外除颤器位置的认知，并通过传感器数据分析了解参与者在现实世界中的检索行为。因此，本节将回顾有关用于应急准备和自动体外除颤器参与度的游戏化方法的相关工作，以及移动行为追踪技术的发展。

2.1 面向应急准备与AED参与度的基于游戏的方法

基于游戏的方法已被用于提升公众参与度、动机以及在应急准备方面的技能习得。游戏化是指将积分、任务和即时反馈等游戏元素添加到非游戏培训任务中， [17, 62], 据报道，这种做法能够提高动机、练习频率以及对响应规程的保持 [33, 39, 54]。严肃游戏是具有明确规则和目标的独立培训游戏，有时还会融入叙事或关卡， [1, 12]可用于再现紧迫感和时间压力；而融入压力暴露训练原则的研究表明，这类方法能够提升认知和行为准备度，以及压力下的决策能力 [16]。虚拟现实与增强现实（VR/AR）模拟也具有类似作用，能够提供即时反馈以及受控的情境复杂性，这种程度通常难以通过其他方式实现 [8, 15, 23]。总体而言，游戏化、严肃游戏和VR/AR方法能够增强危机响应能力，并有助于弥合理论知识与实际应用之间的差距。

此外，少数研究已将类似的游戏化策略专门应用于AED认知与社区参与。Merchant等人 [41]利用基于网络的竞赛众包AED位置数据，并鼓励采用创造性方法提升AED可见性。Hussein等人和Hao等人 [3, 25] 开发了游戏化移动应用，向核验AED位置及其条件的用户授予积分、徽章和排行榜排名。尽管这些工作在提高数据准确性并激发社区参与方面已显示出前景，但它们主要关注用户参与度或AED回忆次数等指标，而非考察此类策略在多大程度上影响现实世界中的自动体外除颤器取用行为。作为对这些以参与为重点的研究的补充，先前工作在真实的行人网络中模拟了自动体外除颤器取用，并强调了一项关键设计启示：公众的AED位置意识，以及至关重要的路线知识——尤其是对最短路径的了解——对于缩短干预时间至关重要 [46]。这一研究方向促使我们不仅评估用户是否“知道”自动体外除颤器的存在，还要评估他们能否将这种知识转化为更快、程序上更高效的取用。基于这些见解，我们开发了一款游戏化移动应用程序，旨在激励用户亲自前往并启用自动体外除颤器。在我们的初步报告 [47], 中，我们开展了试点实验，并收集了对应急准备的主观自我评估。该初步评估主要提供了来自单一校园部署的自我报告参与数据，而关于学习、程序改进或正式性能指标的客观证据仍未得到充分探索。为弥补这一空白，我们通过引入结构化的前测—后测—迁移评估、阶段级绩效归因，以及跨两个校园的正式统计分析，将应用程序的评估范围扩展到简单的“到访”或回忆测量之外，以量化取用时间的改善，并识别时间节省发生的阶段。

2.2 行为追踪技术

配备加速度计、Wi-Fi、蓝牙和方向传感器等价格低廉却功能强大的传感器的手机，能够详细追踪环境动态与人类行为。例如，加速度计已被广泛用于识别身体活动与日常例程 [18, 20, 57, 58, 63]。Wang等人 [58] 与Enokibori [20] 利用加速度计数据对步行和驾驶等活动进行分类，而Ashqar等人 [2] 与Sun等人 [55] 则将加速度计数据与GPS信息相结合，以检测交通方式。同样，蓝牙与Wi-Fi数据已被用于通过确定位置、轨迹以及与他人的接近程度来监测人类位置与社会互动 [11, 22, 26, 31, 45, 52]。MOCHA [43] 等平台利用蓝牙信标和智能手机检测房间级位置，从而支持接触者追踪和拥堵监测等应用程序。此外，Wi-Fi与蓝牙感知已被用于监测行人与骑行者流量，从而能够估算出行路线与时长 [38]。总体而言，这些方法有助于对不同环境中的移动模式与行为动态进行全面分析。

然而，将这些感知技术应用于自动体外除颤器取用等时间敏感的紧急情况下的行为，仍然十分有限。因此，人们对个体在真实场景中取用自动体外除颤器时所遇到的具体移动模式、决策点或障碍知之甚少。在此情境下利用移动感知技术，可以获得对真实世界中紧急情况下的行为的新见解，从而为设计更有效的应急准备干预提供依据。我们并不依赖精确的室内定位，而是使用Wi-Fi BSSID和加速度计数据进行粗粒度的室内进入检测，并将行程划分为准备、建筑物搜索和室内 AED 搜索。轻量级分类器可检测探索性停顿，并将其作为学习信号。

3 研究动机与研究问题

本节介绍研究动机、研究问题，以及我们用于衡量重复练习如何提升现实世界中自动体外除颤器取用效果的定量方法。

3.1 研究动机

尽管人们已通过游戏化方式努力提升公众对自动体外除颤器的认知， [3, 25, 40], 但在如何理解并改善紧急情况下自动体外除颤器的取用方面，知识和实践仍存在明显不足。然而，现有方法往往忽视了可用于监测和分析用户行为的移动感知技术，因此未能获取有关取用模式以及用户寻找自动体外除颤器时所面临环境挑战的重要见解。此外，只有少数研究探讨了取用自动体外除颤器过程中的行为变化如何影响整体应急准备。

基于上述挑战，我们为本研究提出了四项主要要求：

- **心理记忆**：我们不应仅依赖静态导航辅助工具，因为它们在时间紧迫情境下可能不足；相反，我们鼓励参与者在低压力时段反复前往 AED位置，以构建心理地图。这种方法旨在减少实际紧急情况中的困惑和犹豫。
- **空间意识**：鉴于公众对附近 AED位置的认知有限，我们设计了能够反复引导用户前往这些位置的游戏化任务，从而强化他们对这些关键地点周边环境的空间记忆和熟悉度。
- **定量验证**：很少有研究对游戏化 AED 培训在现实世界中的有效性进行定量验证。因此，我们采用重复干预和标准化指标，系统地衡量其对自动体外除颤器取用时间和用户信心的影响。
- **行为洞见**：为确定自动体外除颤器取用过程中遇到的具体障碍，我们的方法整合了非侵入式智能手机感知（例如加速度计、Wi-Fi 信号），以识别可能表明用户遇到困难的短暂停顿或犹豫。这些数据可以揭示具体障碍，并为针对性设计改进提供依据，从而提升自动体外除颤器取用表现。

3.2 研究问题

针对这些要求，我们提出了三个主要研究问题（RQ）：

- **RQ1**（认知与效率）：重复练习能否缩短在真实环境中定位和取用自动体外除颤器所需的时间? 我们旨在提供量化证据，证明重复的游戏化练习能够带来可衡量的时间节省，从而减少紧急情况下常见的困惑和犹豫。
- **研究问题 2**（感知与意愿）：反复进行取用练习是否会影响用户在真实紧急情况下的信心和介入意愿? 即使对 AED 位置有充分了解，心理

障碍（如恐惧或犹豫）仍可能使旁观者打消出手相助的念头。我们将探究多次练习能否持续提升用户感知到的信心和助人意愿。

- **RQ3**（行为）：传感器数据（如加速度计、Wi-Fi）如何揭示影响取用结果的用户行为（例如探索性停顿）？微观层面的犹豫可能会显著影响整体取用时间。我们旨在利用传感器数据系统地检测这些探索性停顿，从而提供比传统观察法或自我报告法更细致的洞见。

3.3 取用效率的定义

为了评估我们的干预是否以及如何满足已确定的要求，我们将取用效率操作化为客观绩效结果与对熟悉度和信心的主观感知的组合。下文将首先介绍用于评估取用效率的量化指标，随后介绍参与者报告的指标，以捕捉信心、熟悉度和提供援助意愿的变化。

3.3.1 客观指标。为了实现轻量且可扩展的部署，我们定义了一种可直接通过设备端感知捕捉的学习信号。这一信号称为探索性停顿，指用户在任务执行过程中短暂犹豫或重新调整方向时，运动中出现的短暂中断。在行为层面，探索性停顿表现为短暂的走走停停模式，或运动轨迹中的短暂停顿。在认知层面，它们通常与不确定或信息搜寻时刻相关，并可能表明随着空间学习的进展，行为正从探索性转向熟悉状态。

传统的细粒度运动指标（例如速度、路径曲率）也能捕捉与学习相关的变化，但通常需要室内轨迹重建，而这一过程成本高昂，且对环境条件较为敏感。相比之下，探索性停顿可从惯性数据或设备级运动数据中检测出来，从而提供一种低成本、可泛化的指标，用作反映用户不断演变的空间熟悉度的代理指标。

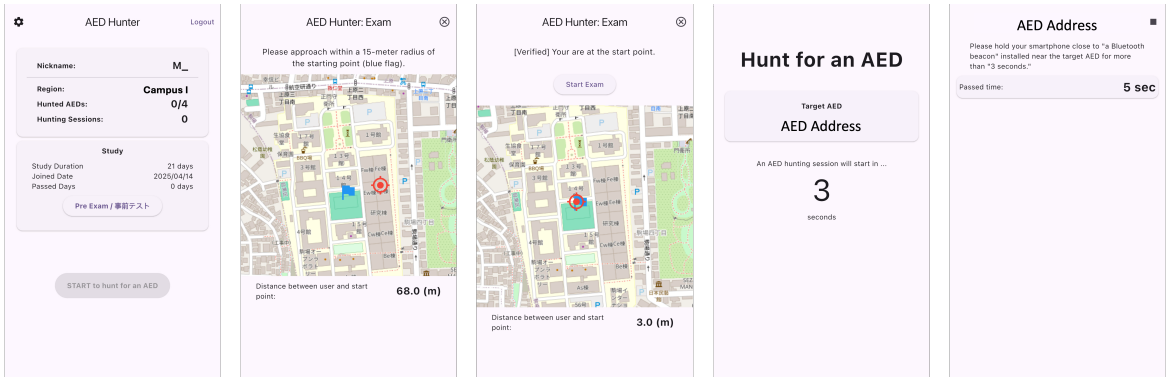
基于这一设计，除完成时间的绝对前后缩减外，我们还报告两项互补的归一化指标：（i）相对检索时长缩减 ΔD_T，用于刻画总任务时长在结果层面的改善；（ii）相对暂停时长减少 ΔD_P，用于量化探索性停顿在机制层面的缩减。对于每次前后行程，我们记录总检索时长 D_T 与总暂停时长 D_P（见第5.4节），其中下标“pre”和“post”表示两次评估环节。

相对检索时长缩减（ΔD_T）。 我们定义 ΔD_T，用以量化参与者在反复游戏化练习后检索自动体外除颤器的加快程度。令$D_{T,\,\mathrm{pre}}$与$D_{T,\,\mathrm{post}}$分别表示干预前与干预后的总检索时长（以秒计）。二者的归一化差值即得出相对检索时长缩减。ΔD_T 越大，表明整体检索效率的提升越大。

$$\Delta D_T = \frac{D_{T,\mathrm{pre}} - D_{T,\mathrm{post}}}{D_{T,\mathrm{pre}}}, \qquad \Delta D_T \in (-\infty, 1].$$

相对暂停时长减少（学习信号）（ΔD_P）。 我们引入 ΔD_P 来刻画伴随学习而出现的探索性停顿减少。令$D_{P,\ \mathrm{pre}}$和$D_{P,\ \mathrm{post}}$分别表示干预前与干预后的总暂停时长。正的 ΔD_P 表示干预后的探索性停顿更少或更短。与衡量整个取用过程总时间缩减的相对检索时长缩减相比，相对暂停时长减少提供了更细粒度的指标，聚焦于熟悉度提高和不确定性降低的行为标记，而这些正是检索中最可能出现改进的关键方面。

$$\Delta D_P = \frac{D_{P,\mathrm{pre}} - D_{P,\mathrm{post}}}{D_{P,\mathrm{pre}}}, \qquad \Delta D_P \in (-\infty, 1].$$



(a) 初始屏幕 (b) 接近屏幕 (c) 准备开始屏幕 (d) 倒计时屏幕 (e) 检查屏幕

图 2. AED 搜寻考试流程截图。流程从初始界面 (a) 开始，界面显示参与者的个人资料和研究信息。选择搜寻模式后，参与者进入接近界面 (b)，该界面在地图上显示与指定起始点的距离。进入规定半径范围后，准备开始界面 (c) 会确认参与者已到达正确位置。随后，倒计时 (d) 开始 AED 搜寻会话，参与者接着通过接近蓝牙信标并在设定时长内确认距离足够近，找到目标 AED (e)。

3.3.2 主观指标。 除了客观性能指标（例如取用时间、暂停时长）外，我们的研究还会在每次检索环节后收集简短的用户自我报告。这些自我报告记录了感知记忆依赖程度、查找自动体外除颤器的难易程度、设备熟悉度，以及访问后信心和干预意愿的变化。有关这些自我报告测量的详细说明，请参见第 4.3节。

4 系统设计：AEDHUNTER

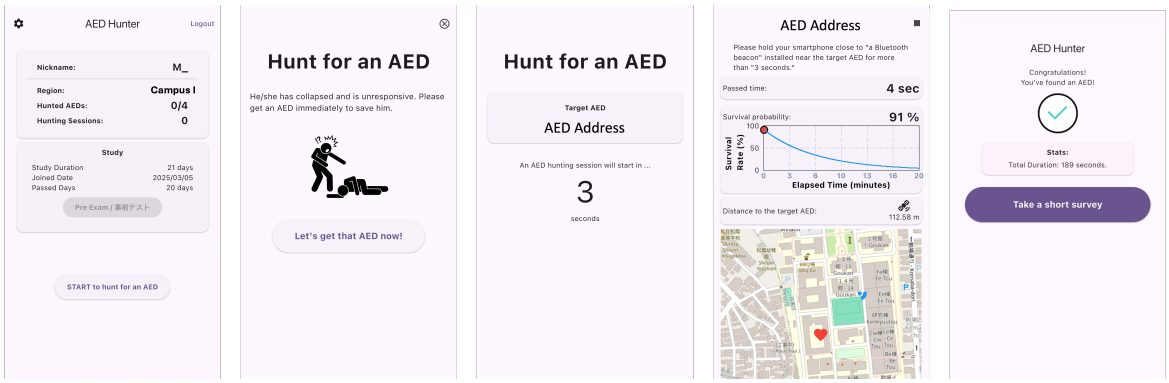
AEDHunter 采用轻量级游戏化方式开展由参与者主动发起的简短现场练习；因此，我们的评估重点关注：(i) 检索效率（到达自动体外除颤器所需的时间）、(ii) 感知到的信心和提供帮助的意愿，以及 (iii) 检索过程中的传感器衍生的微观行为（例如探索性停顿）。具体而言，AEDHunter 的设计旨在实现三个主要目标。**目标 1——认知** 旨在帮助公众发现附近的 AED位置并熟悉这些位置。**目标 2——检索技能** 旨在提升参与者在时间紧迫的紧急情况下快速取用自动体外除颤器的能力和信心。最后，**目标 3——行为洞察** 着重采集细粒度的传感器与调查数据，以揭示人们在真实环境中的行动、决策和学习方式。

4.1 设计原则

我们基于四项指导原则设计了 AEDHunter，旨在打造引人入胜、信息丰富且数据充实的用户体验。

(1) 灵活访问。 参与者可随时随地发起活动，以适应不同的日程安排并鼓励自发参与。多个起始点让用户能够探索前往自动体外除颤器的不同路线，增进对周围环境的熟悉度。这是在突发紧急情况中有效应对的一项重要技能。

（2）进度感知。AEDHunter 会实时显示生存概率、已用时间和剩余到目标 AED 的距离。这些指标凸显了救援行动的紧迫性，并强调每一



(a) 主屏幕 (b) 模拟屏幕 (c) 倒计时屏幕 (d) 游戏屏幕 (e) 验证屏幕

图3. 常规游戏环节的截图。常规游戏环节从主屏幕（a）开始，参与者可在此发起搜寻会话。开始后，模拟屏幕（b）会显示一个场景，提示参与者立即寻找自动体外除颤器。随后出现倒计时屏幕（c），表明搜寻即将开始。在游戏屏幕（d）中，参与者被引导接近AED位置，并显示信号接近度和已用时间等指示信息。成功定位自动体外除颤器后，验证屏幕（e）确认会话完成，并提示参与者继续进行会话后调查。

这一刻可能对救命情境至关重要，从而模拟现实紧急情况中存在的时间压力和紧迫感。

（3）全面数据收集。该应用通过传感器日志（例如已用时间、加速度、陀螺仪和指南针方向）记录参与者的详细行为，并以简洁的应用内调查补充这些客观测量，以捕捉参与者的印象。这种综合方法能够全面洞察参与者的移动模式和空间决策。

（4）迭代练习。参与者在不同条件下反复练习取回同一台自动体外除颤器。将这些任务与即时的会话后反思相结合，用户可以强化技能并建立信心，从而可能提高其应对现实紧急情况的准备程度。

4.2 预期用途与部署场景

AEDHunter是一款面向培训的自带设备移动应用，帮助政府和组织通过互动式的真实场景练习，提升公众对AED位置的熟悉度。该应用支持在各种环境中系统化部署（例如校园、办公楼和交通枢纽），并让用户能够在日常例程中进行简短、可重复的自主练习。这种双层设计既满足组织应急准备管理需求，也服务于个人空间学习目标。

管理员（如教育主管部门、公共卫生和应急管理机构以及企业）配置站点，核验并维护AED记录。他们还可以长期跟踪覆盖范围与绩效。AEDHunter无需专用硬件，可使用AED元数据（例如楼层和坐标）进行配置。低成本蓝牙标签支持客观的到达确认。在训练过程中，智能手机通过内置传感器和访问后调查采集关键的训练行为信号，从而分析用户行为和熟悉度。

AEDHunter支持自主使用和结构化使用。常规游戏环节让用户能够开始简短的可重复练习环节，例如学生在从某地前往

从食堂到教室，一名上班族在从停车场走向办公室时开始一次快速训练，或一名通勤者在经过火车站时查看附近的自动体外除颤器。这些轻量级训练自然融入日常生活。相比之下，内置考试环节是由管理员或研究人员安排的结构化活动。这些考试遵循标准化任务和时间安排，从而能够对参与者的学习进度和知识迁移进行一致评估。同一机制可应用于真实部署。例如，学校可将定期AED 熟悉度检查纳入健康教育课程，或工作场所可将类似评估环节纳入年度安全培训。通过这种方式，AEDHunter既能支持自发练习，也能支持有组织的应急准备计划。

4.3 主要功能与操作

AEDHunter 包含三个主要模块：(a) 主屏幕，参与者可在此注册、查看学习进度并访问学习任务；(b) 常规游戏环节，通过重复练习帮助参与者提升熟悉度和信心；(c) 结构化考试环节（考试前、后测 I、后测 II），用于评估基线能力、表现提升情况，以及在新地点运用所学导航技能的能力。

4.3.1 主屏幕。 图 3(a) 展示了 AEDHunter 的主屏幕，该界面为参与者概览学习状态和可用操作。新参与者可以加入研究、注册并选择偏好的位置设置。注册后，屏幕会显示累计进度，例如参与总天数、已完成的搜寻次数，以及待完成的任务和考试。注册后，“考试前”按钮会启用，参与者可以据此评估自己的基线技能；成功完成考试前测试后，该按钮会变灰（禁用），而“开始搜寻自动体外除颤器”按钮则会启用，标志着常规游戏环节的开始。在学习期结束时，屏幕会启用“后测 I”和“后测 II”按钮，供参与者进行最终评估。

4.3.2 常规游戏环节。 参与者可随时随地按自己的方便启动这些环节。常规游戏环节的流程如图 3所示：

紧急情境模拟。 参与者可点击“开始寻找自动体外除颤器”启动常规环节，如图 3(a)所示。启动后，参与者会立即进入一个模拟紧急情境，画面中有一名无反应者。屏幕上还会显示一条紧急提示：“有人倒下且失去反应。请立即取用自动体外除颤器来挽救其生命。”此界面如图 3(b)所示。参与者点击“现在去取用自动体外除颤器！”后，即可启动 AED 检索流程并获取目标 AED 的位置信息，包括建筑物名称和楼层，如图 3(c)所示。

实时表现反馈。在自动体外除颤器取用过程中，应用会持续更新已用时间、剩余距离以及心脏骤停患者的估计生存概率，如图 3(d)所示。生存概率根据拟合真实世界数据的指数衰减模型计算，具体表示为

$$y = 92.13 \cdot e^{-0.147x} \tag{1}$$

其中 y 表示生存概率， x 表示自心脏骤停后经过的时间（分钟） [30]。为估算检索并送达自动体外除颤器所需的总时间，应用会将检索时长加倍，然后计算存活率。动态更新图进一步凸显了救援的紧迫性，展示生存概率如何随着每一秒流逝而降低。

自适应空间引导。 情境感知提示（例如距离读数和可选的地图提示）帮助参与者高效移动，旨在减少困惑，并让他们更加了解 AED 位置。一些参与者会看到基于地图的界面，而其他参与者只会收到文本或距离反馈。这种设计灵活性使我们能够探索不同引导方式对取用时间的影响。此设计选择源于以往研究：研究表明，尽管外部导航辅助可以加快初始搜索，但可能会妨碍准确空间记忆表征的发展 [24, 27]。

应用内调查与传感器日志记录。 取用过程中，智能手机传感器会记录移动模式（例如加速度、陀螺仪和指南针方向），以得出客观的行为指标。每次取用结束后，系统会立即启动一项简短的应用内调查，以收集参与者对刚完成的自动体外除颤器取用的主观反馈，如图3(e)所示：

Q1：记忆依赖程度评估在此次检索目标 AED 时，参与者依赖记忆而非应用程序引导的程度（1：完全依赖应用程序引导；4：完全依赖记忆）。Q2：感知难易度衡量参与者对任务难度的感受（1：非常困难；5：非常容易）。Q3：访问前熟悉度衡量参与者对所检索的 AED 位置的先前熟悉程度，这对于评估其教育影响至关重要（1：完全不了解；5：非常熟悉）。Q4：访问后信心评估参与者使用该应用程序后再次检索同一 AED 的信心，反映 AEDHunter 在提升应急准备方面的成效（1：完全没有信心；5：非常有信心）。Q5：访问后助人意愿评估参与者未来是否愿意帮助他人检索该 AED，反映 AEDHunter 对促进社区应急准备度的影响（1：完全不愿意；5：非常愿意）。

4.3.3 考试。AEDHunter 包含三项考试：前测、后测 I 和后测 II。前测在实验开始时进行。参与者从预先设定的位置出发，寻找指定的自动体外除颤器，以建立基线表现指标。后测 I 在实验结束时重复相同的自动体外除颤器取用任务，以便与前测表现直接比较，评估参与者的进步情况。后测 II 同样在实验结束后进行，并引入一台新的、不熟悉的自动体外除颤器，以衡量超出原有路线的知识迁移。图2展示了考试流程。参与者必须先前往指定的起始点（图2(b)）。进入 15 米范围内后，“开始考试”按钮便会出现，参与者可以点击该按钮开始取用任务（图2(c)）。随后，应用会显示目标自动体外除颤器的地址，包括建筑物名称和楼层（图2(d)）。取用过程中，屏幕仅显示已用时间（图2(e)），与常规游戏环节中提供的路线指引不同。前测和后测 I 所用的自动体外除颤器也会纳入常规游戏环节，以衡量重复取用的整体效果及其对参与者表现的影响。相反，后测 II 使用的自动体外除颤器仅用于考试条件，不纳入常规游戏环节，从而能够单独评估知识迁移与保持。

4.4 应用程序实现

AEDHunter 是一款使用 Flutter（版本 3.16.5）开发的 iOS 应用程序。Flutter 是一个开源的跨平台用户界面开发框架。为了在 iOS 上收集硬件和软件传感器数据，我们使用了 AWARE Framework [42]。硬件传感器包括用于获取二维位置的 GPS、Wi-Fi基本服务集标识符（BSSID）、气压计、加速度计、陀螺仪、磁力计和蓝牙。二维位置、Wi-Fi BSSID 和气压计数据每秒采集一次；运动传感器数据（即加速度计、陀螺仪和指南针方向）则以 100 Hz 的频率采集。我们在自动体外除颤器附近安装了蓝牙信标，每个信标每秒以 iBeacon格式发送一次低功耗蓝牙广播数据包。屏幕触摸事件、设备锁定/解锁状态和应用程序状态信息作为软件传感器数据按事件采集。

收集的传感器数据会暂时以逗号分隔值文件的形式保存在智能手机的本地存储中，并在网络连接可用时上传到 Google 云存储。问卷回答、游戏会话中的目标 AED 以及积分使用字典数据结构保存在 Cloud Firestore 中。Cloud Firestore 还存储 AED位置信息，包括纬度、经度、海拔和地名。该应用程序

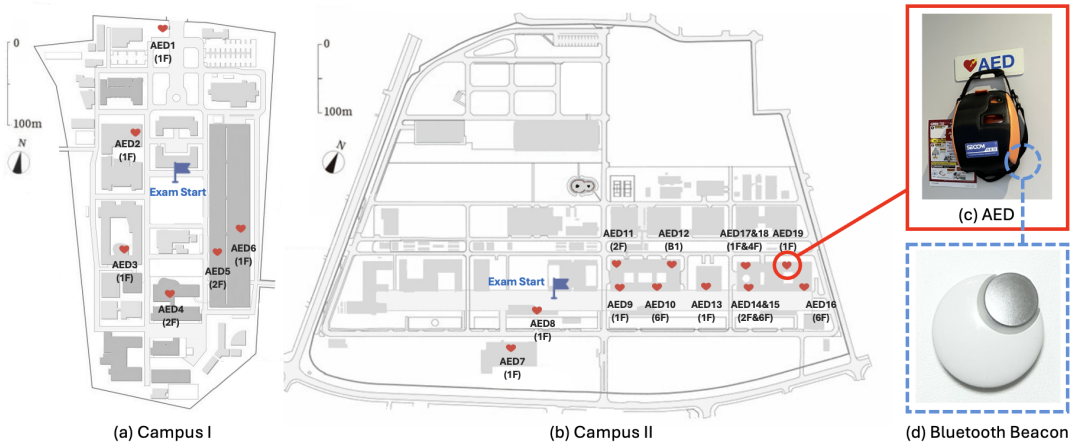


图 4. 实验环境。(a) 和 (b) 展示了两个校区的地图，标出了 AED位置（以心形图标表示）、所在楼层（例如，“AED 3 (2F)”表示位于二楼的 AED 3）、考试环节的起始点（标有“Exam Start”的蓝色旗帜）以及人行通道（浅灰色线条）。(c) 本研究中使用的一台典型自动体外除颤器。(d) 放置在每台自动体外除颤器附近、用于检测到达情况的蓝牙信标（每个信标尺寸均小于 3.5 厘米）。

从 Cloud Firestore 检索最新的自动体外除颤器信息。地图显示使用 OpenStreetMap，通过 Flutter 插件 `flutter_osm_plugin`[1]。

5 实验

在获得机构审查委员会批准后，我们在两个大学校园开展了用户研究，以评估 AEDHunter 的可行性和有效性。

5.1 实验环境

图 4 展示了开展数据收集的两个大学校园。校区 I 配备了六台自动体外除颤器，校区 II 配备了十三台。这些设备分布在多栋建筑物中，楼层范围从地下 1 层（B1）到六楼（6F）。这种分布反映了多建筑物校园中自动体外除颤器的典型布局，提供了一系列真实的距离、楼层和可达性限制，模拟参与者在紧急检索场景中可能遇到的情况。我们将校区 I 的 AED 3 和校区 II 的 AED 7 指定用于考试前和后测 I，并将校区 I 的 AED 5 和校区 II 的 AED 11 留作后测 II 使用。在常规游戏环节中，校区 I 包含五个 AED位置（AED 1–4、6），校区 II 包含十二个 AED位置（AED 7–10、12–19）。

5.2 参与者与组分配

我们从两个校园共招募了20名参与者。来自校区 I 的参与者有9名（5名男性、4名女性；年龄范围为22–29岁，M = 24.5），来自校区 II 的参与者有11名（8名男性、3名女性；年龄范围为23–28岁，M = 25.1）。在实验开始前，所有参与者完成了一份问卷（前测问卷），用于评估：（1）他们对校园布局的熟悉度（五点李克特量表：1–2 =低，3–5 = 高）；以及（2）他们事先已知的实验区域内的 AED位置。

[1]https://pub.dev/packages/flutter_osm_插件

根据问卷结果，参与者被分配至地图组或无地图组，并对校园熟悉度和先前的 AED 知识进行平衡。地图组在实验期间获得地理地图辅助，以定位自动体外除颤器；无地图组则不获得地图辅助。除地图支持这一变量外，两组的其他实验设置均完全相同。具体分组情况如下。在校区 I（N=9）中，4名参与者表示熟悉度高，5名表示熟悉度低。我们将其中2名高熟悉度参与者和2名低熟悉度参与者分入地图组（N=4），并将2名高熟悉度参与者和3名低熟悉度参与者分入无地图组（N=5）。在校区 II（N=11）中，6名参与者表示熟悉度高，5名表示熟悉度低。我们将其中3名高熟悉度参与者和2名低熟悉度参与者分入地图组（N=5），并将3名高熟悉度参与者和3名低熟悉度参与者分入无地图组（N=6）。我们确保参与者在实验前已知的自动体外除颤器数量在各组之间保持平衡，并在两个校园之间均匀分布。

5.3 流程

本研究分三个连续阶段进行：

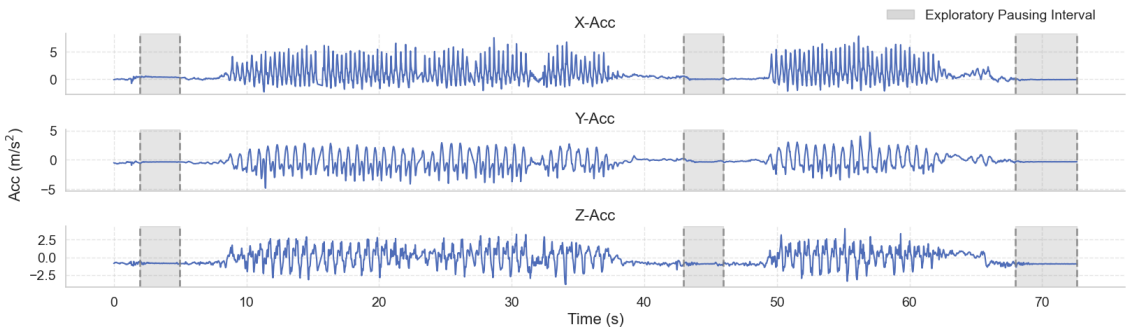
（1）前测问卷和考试前测验：在此阶段开始时，参与者填写基线问卷，并按上述说明进行分组。随后，他们参加考试前测验，以评估自己最初定位并取用指定自动体外除颤器的能力。（2）常规游戏环节：在随后的三周内，参与者根据自己的安排，使用个人智能手机（iOS 设备）参与 AED Hunter 游戏环节。在这些环节中，他们需要在模拟紧急情况和时间限制下寻找不同的自动体外除颤器。根据分组情况，部分参与者在此期间可以使用应用程序中的地图支持，其他参与者则无法使用。（3）后测和后测问卷：交互阶段结束时，参与者依次完成两项后测。首先，他们再次寻找与考试前测验中相同的目标 AED（后测 I）；随后，他们需要寻找另一台自动体外除颤器（后测 II）。最后，参与者填写一份半结构式问卷，回顾研究期间的体验，并反馈他们在干预后对自动体外除颤器及其取用的看法。

5.4 活动分段

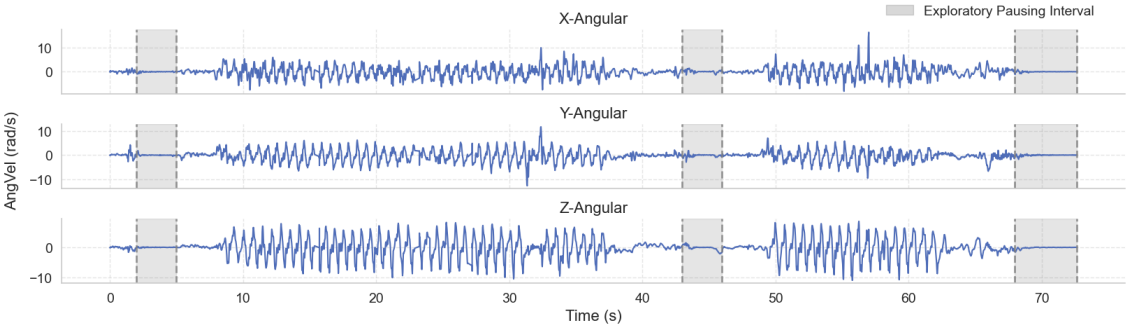
为了区分自动体外除颤器取用过程中的“探索性停顿”和“移动”状态，我们开发了一种利用多模态传感器数据的轻量级活动分类器。鉴于数据集规模相对较小，我们采用了三种传统机器学习方法，包括支持向量机（SVM） [14],随机森林（RF） [4], 和 XGBoost [10], ，以展示所采集传感器数据的有效性和潜力。每个模型均使用相同的训练-评估划分和标准特征集进行训练与评估。该特征集由窗口级时域和频域统计量组成（均值、标准差、信号幅值面积、谱熵和主频）。

我们记录了 22 次行程作为真实标注，并以秒为单位将每次行程标记为移动（步行或跑步）或探索性停顿（站立、犹豫、思考或查看手机），如图5所示。加速度和角速度数据被重采样至 20 Hz，并划分为两秒的区间。总计，1,125 个片段被标记为移动，187 个片段被标记为探索性停顿。为解决类别不平衡问题，我们仅对训练集应用了数据增强技术（SMOTE [9]）。分层划分将 70% 的片段分配至训练集，其余 30% 分配至评估集。

在所有评估模型中，支持向量机展现出最为稳健且均衡的性能（加权平均 $F1 = 0.95$），在移动和探索性停顿两个类别上均取得了更高的精确率与召回率（见



(a) 加速度



(b) 角速度

图 5. 具有代表性的加速度和角速度轨迹。阴影（灰色）区域表示标记为探索性停顿的片段；无阴影区域表示标记为移动的片段。

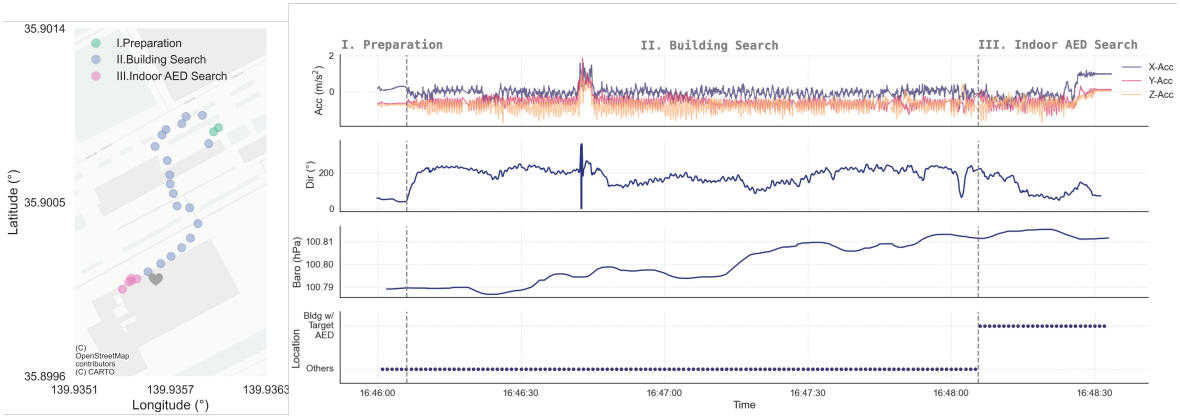
附录 A.1）。尽管随机森林和 XGBoost 也取得了值得称道的结果，但它们在检测探索性停顿时召回率略低、性能不够稳定，相较支持向量机略显劣势。因此，我们选择支持向量机作为该应用中最有效的分类器，因为它在两种行为状态下都提供了灵敏度与特异度的最佳组合。

6 结果

本节分五部分介绍研究结果：（1）AED 检索行程概述；（2）考试表现；（3）常规游戏环节的见解；（4）实验前后的调查结果；（5）组间改进分析。

6.1 检索行程概述

参与者共进行了 228 次自动体外除颤器取用行程。这些行程的取用时间中位数为 124.5 秒（四分位距 = 78.0–195.8 秒）。图 6展示了用于将每次行程划分为三个阶段的代表性传感器数据（GPS、加速度计、Wi-Fi 和 iBeacon）：



(a) GPS 轨迹　　(b) 传感器数据

图 6. 收集数据示例，包括 (a) 描绘参与者移动路径的 GPS 轨迹，以及 (b) 相应的传感器数据，如加速度（Acc）、方向（Dir）、气压（Baro），以及根据 Wi-Fi BSSID 得出的建筑信息。这些数据展示了 AED 检索活动的不同阶段以及每个阶段的时长。

(1) **准备：** 初始阶段（若有），其特征是加速度值较低，表明根据传感器读数，参与者基本保持静止，可能是在查看地图或规划路线等活动。并非所有行程都包含这一阶段。(2) **建筑物搜索：** 从准备阶段结束到进入目标建筑物。在此阶段，参与者步行前往并识别配备目标 AED 的建筑物。(3) **室内 AED 搜索：** 从进入建筑物到找到 AED，这一过程通过 Wi-Fi BSSID 指示室内位置来检测。

6.2 考试表现

我们评估了参与者在三次考试中的自动体外除颤器取用表现：基于游戏的干预前（考试前）、干预后（后测 I），以及涉及不熟悉的 AED 的迁移测试（后测 II）。分析分为四个层面，以同时考察结果及其内在机制：(i) 考试前至后测 I 的检索时长缩减，(ii) 相对检索时长缩减（ΔD_T），(iii) 以相对暂停时长减少量化的行为学习信号（ΔD_P），以及 (iv) 在不熟悉的 AED 上的迁移表现。这一分析框架使我们不仅能够考察参与者是否变得更快，还能了解其空间行为和学习过程如何通过重复练习得到发展。

6.2.1 检索时间缩减。 我们首先在两个层面检验取用时间是否从考试前到后测 I 有所缩短：（i）总检索时间，对全部参与者进行分析，并分别对地图组和无地图组进行分析；（ii）分阶段取用时间，对全部参与者以及各组在三个任务阶段（准备、建筑物搜索、室内 AED 搜索）中进行分析。每次比较均采用单尾配对 Wilcoxon 符号秩检验 [60]。零假设（H_0）为参与者内取用时间的中位数变化等于零，备择假设（H_a）为中位数变化小于零（即后测 I 访视时的取用时间更短）。总体检验被指定为主要分析且未作校正；次要比较采用 Holm 方法进行校正，以控制家族错误率 [29]。图 7 展示了全部参与者的考试前与后测 I 时间，表 1 汇总了相应的

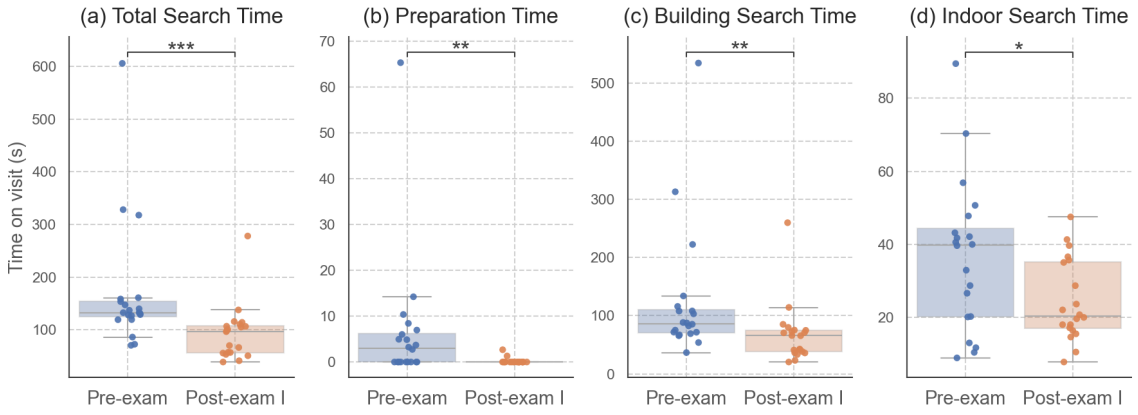


图7. 所有参与者在考试前和后测 I 期间的检索时长（秒）箱线图，并显示各个数据点。图中展示了 (a) 每次行程的总检索时间，以及在 (b) 准备、(c) 建筑物搜索和 (d) 室内 AED 搜索阶段所花费的时间。括号标示参与者内的单尾 Wilcoxon符号秩检验，用于检验从考试前到后测 I 是否有所下降。(a) 显示未经校正的主要 p，而阶段级测量（b–d）则在阶段类别内进行了 Holm校正。星号表示统计显著性：*$p < 0.05$，**$p < 0.01$，***$p < 0.001$。

统计数据按条件和阶段列出。我们报告 Hodges–Lehmann（HL）估计量，它表示后测 I 与考试前之间配对差值的中位数，负值表示缩减。同时提供双侧 95% 置信区间（CI）。

总检索时间。 汇总所有参与者（$N = 20$）的数据后，后测 I 时的总检索时间中位数从 132.7 秒降至 97.3 秒，对应的 HL 中位数降幅为 -45.6 秒（95% 置信区间 $[-110.3, -26.5]$，$p < 0.001$）。采用经 Holm校正的单尾配对 Wilcoxon符号秩检验后，两组的取用时间均显著减少（地图组：HL -41.2 秒，$p_{\text{adj}} < 0.05$；无地图组：HL -48.1 秒，$p_{\text{adj}} < 0.01$），表明取用效率在统计上显著提升。

分阶段的取用时间。 所有参与者的取用时间均随阶段推进而持续缩短：建筑物搜索（HL -27.1 秒，95% 置信区间 $[-72.4, -16.2]$）、室内 AED 搜索（HL -8.6 秒，95% 置信区间 $[-21.3, 0.0]$）和准备阶段（HL -3.0 秒，95% 置信区间 $[-6.2, -1.2]$）。按条件分别考察时，只有无地图组的建筑物搜索时间显著缩短，而地图组的准备时间显著减少。总体而言，重复接触任务主要提升了空间搜索效率。

为直观展示这些量化结果，图8 呈现了具有代表性的检索轨迹。考试前的示例（图8(a)）中，所有搜索阶段都耗时较长。相比之下，考试后的检索轨迹（图8(b)）显示，建筑物搜索和室内 AED 搜索时间大幅缩短，且准备阶段不复存在，进一步表明学习效应显著。

6.2.2 相对检索时长缩减 **(ΔD_T)。** 如表 2所示，我们考察了参与者在考试前和后测 I 环节之间的相对检索时长缩减（ΔD_T）。ΔD_T 为正表示干预后检索速度加快，反映出搜索时间减少或导航路径更直接，从而提升了效率。在所有参与者中（$N = 20$），ΔD_T 的中位数为 0.39，85% 的参与者表现有所改善，说明重复的提取练习带来了可衡量的表现提升。地图（$N = 9$）和无地图（$N = 11$）条件下的中位数和四分位距均为正值，表明效率提升并非仅限于某种界面或支持条件。

表 1. 单侧 Wilcoxon 符号秩检验结果。我们检验后测 I 的完成时间是否短于考试前的完成时间（原假设：中位数无变化；备择假设：中位数(后测 I–考试前) < 0）。显著性以星号标示（* < 0.05，** < 0.01，*** < 0.001）。注：第一行（全部–总计）报告未经调整的 p 值；其他所有 p 值均已调整。单位：秒。

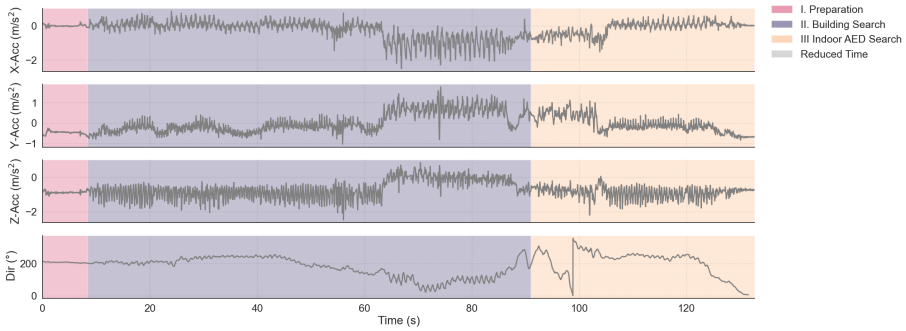
组	范围 / 阶段	考试前 中位时间（四分位距）	后测 I 中位时间（四分位距）	中位数降幅（Hodges–Lehmann）	降幅的 降幅	Adj. p
总计						
All	总计	132.7（125.0，154.8）	97.3（56.7，107.7）	-45.6	[-110.3，-26.5]	***
Map	总计	147.3 (129.0, 158.5)	98.1（57.3，114.2）	-41.2	[-138.6, 6.0]	*
无地图	总计	130.7（123.1，138.5）	96.5 (56.4, 106.6)	-48.1	[-151.9, -21.9]	**
阶段级						
All	准备	3.0（0.0，6.3）	0.0 (0.0, 0.0)	-3.0	[-6.2，-1.2]	**
All	建筑物搜索	86.5（71.0，110.2）	65.8（38.0，75.0）	-27.1	[-72.4，-16.2]	**
All	室内 AED 搜索	39.8 (20.2, 44.3)	20.4（17.0，35.2）	-8.6	[-21.3, 0.0]	*
Map	准备	4.9（2.8，6.0）	0.0（0.0，0.0）	-4.9	[-32.7, -2.4]	*
Map	建筑物搜索	87.5（69.2，103.3）	65.6（41.0，75.4）	-23.8	[-94.5, 44.1]	0.098
Map	室内 AED 搜索	40.0（26.6，42.1）	18.0（15.5，36.6）	-8.1	[-36.9, 3.5]	0.125
无地图	准备	0.0（0.0，5.1）	0.0 (0.0, 0.0)	-1.6	[-5.2，0.0]	0.128
无地图	建筑物搜索	82.6（71.7，112.1）	66.0 (37.4, 73.9)	-31.9	[-142.3, -12.7]	**
无地图	室内 AED 搜索	32.9（20.2，45.5）	20.8（18.4，31.9）	-9.0	[-22.0, 5.6]	0.128

表 2. 按条件划分的相对检索时长缩减（ΔD_T）描述性统计数据。计数和百分比指**参与者**。正的 ΔD_T 表示干预后检索速度更快。 N 表示每组参与者总数， n 表示各类别中的参与者人数。

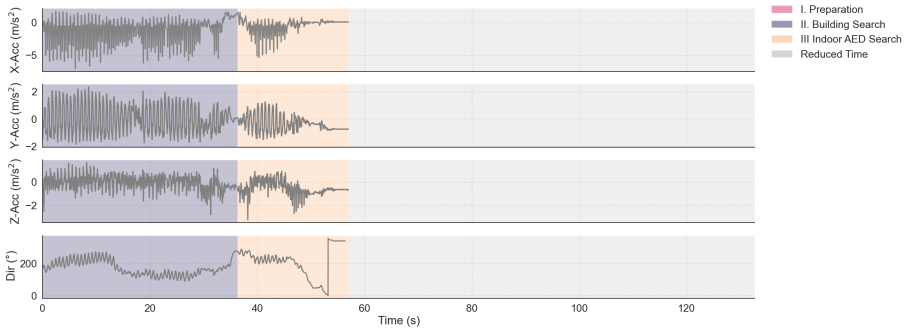
组	N	中位数 ΔD_T（四分位距）	改善人数 n/N（%）	恶化人数 n/N（%）
All	20	0.39（0.18-0.57）	17/20（85.0%）	3/20 (15.0%)
Map	9	0.36（0.22-0.43）	8/9 (88.9%)	1/9 (11.1%)
无地图	11	0.45（0.18-0.57）	9/11（81.8%）	2/11（18.2%）

6.2.3 相对暂停时长减少（学习信号） **(ΔD_P)**。 从考试前到后测 I 的相对停顿时长缩减的中位数（四分位距）为 $\Delta D_P = 0.40$ (−0.10，0.78），这表明探索性停顿通常减少了 40%，但参与者间变异较大，其中也包括一些负值。为进行推断，我们将犹豫操作化定义为总暂停时长 D_P（见第 5.4 节）。我们采用参与者内差异 $d = D_{P,\ \text{post}} - D_{P,\ \text{pre}}$，通过单尾配对威尔科克森符号秩检验，检验犹豫是否从考试前到后测 I 有所减少。假设为 H_0: median(d) ≥ 0（未减少），与H_1: median(d) < 0（减少）。检验结果表明，犹豫在统计上显著降低（$p < 0.05$）。请注意， ΔD_P 总结的是比例变化，而威尔科克森符号秩检验基于绝对暂停时长；两者方向一致，因为 sign(ΔD_P) = sign($D_{P,\ \text{pre}} - D_{P,\ \text{post}}$)。综合来看，这些结果表明，参与者在检索过程中变得更加高效，暂停时间缩短反映出他们对 AED 位置更加熟悉、不确定性有所降低。

6.2.4 迁移表现（后测 *II*）。为评估知识迁移，我们要求参与者在考试后 II 阶段取用此前未见过的自动体外除颤器。在校区 I，无地图组的中位数（四分位距）取用时间为 129.0 秒（52.0），地图组为 106.5 秒（8.3）。在校区 II，中位数（四分位距）



(a) 考试前



(b) 考试后

图 8. 考试前与考试后的访问时间对比。不同颜色表示 AED 取用过程的各个阶段，考试后图中的浅灰色部分表示每个阶段访问时间的缩短。

取用时间为无地图组 150.0 秒（72.0），地图组 162.0 秒（81.0）。在两个校区中，各组的取用时间中位数和四分位距相近。

6.3 常规游戏环节的见解

我们考察了参与者在两次访问同一自动体外除颤器期间，五项应用内评分的变化：记忆（Q1）、易用性（Q2）、熟悉度（Q3）、信心（Q4）和意愿（Q5），各项均采用李克特量表评分。为避免参与者在考试前接触相关信息可能造成的偏差，我们进一步从本次分析中排除了涉及校区 I 的自动体外除颤器 3 和校区 II 的自动体外除颤器 7 的行程。对于每个问题，我们检验参与者第二次访问时的评分是否显著高于第一次访问时的评分。零假设（H_0）指出参与者内变化的中位数为零，而备择假设（H_a）则认为变化为正。我们采用了适用于配对有序数据的单尾配对 Wilcoxon 符号秩检验。我们使用 Holm 校正控制五个问题的家族错误率，并分别对合并样本以及每种条件（地图和无地图）进行校正。图 9 展示了全部参与者、地图组和无地图组第一次与第二次访问评分的分布。表 5 汇总了中位数、四分位距、Hodges–Lehmann（HL）变化估计值以及校正后的 p值。

- **记忆（Q1）**。所有组的评分从第一次访问到第二次访问均大幅提高。对于全部参与者，中位数从 2.0（四分位距 1.0–3.0）升至 4.0（3.0–4.0），HL变化为 1.5 [1.0, 1.5], $p < 0.001$。地图组也呈现类似的提升（HL = 1.5 [0.5, 2.0], $p < 0.01$），无地图组的改善幅度几乎相同（HL = 1.5 [1.0, 2.0], $p < 0.001$）。这些结果表明，无论地图条件如何，参与者第二次访问时对自动体外除颤器位置的记忆都更加清晰。
- **易用性（问题2）**。总体而言，易用性评分也有所提高。中位数从4.0（3.0–5.0）上升至5.0（4.0–5.0），HL = 0.5 [0.0，1.0], $p < 0.01$。地图组和无地图组均呈现平行的上升趋势（HL = 0.5 [0.0，1.0], $p < 0.01$; 以及HL = 0.5 [0.0，1.0], $p < 0.05$）。参与者认为第二次访问更容易完成，这表明其程序熟练度有所提升。
- **熟悉度（问题3）**。在所有问题中，熟悉度的提升幅度最大。对于全部参与者，中位数从1.0（1.0–3.0）上升至5.0（4.0–5.0），HL = 2.5 [2.0，3.0], $p < 0.001$。地图组和无地图组均取得了显著提升（HL = 2.0 [1.5，3.0], $p < 0.001$; HL = 2.5 [2.0，3.0], $p < 0.001$）。这一显著增长反映出，在重复接触后，参与者对AED位置的感知熟悉度大幅提高。
- **信心（Q4）**。信心水平有所提升，幅度中等但具有统计显著性。在所有参与者中，中位数从 4.0（3.0–4.0）升至 5.0（4.0–5.0），HL = 0.5 [0.5，1.0], $p < 0.001$。地图组也呈现出相似趋势（HL = 0.5 [0.0，1.0], $p < 0.01$），无地图组同样有所改善（HL = 0.5 [0.0，1.0],$p < 0.05$）。这些一致的提升表明，重复练习增强了参与者定位和获取自动体外除颤器的信心。
- **意愿（Q5）**。两次访问期间，意愿始终较高，呈现天花板效应。所有参与者的中位数在两次访问中均保持在 4.0（4.0–5.0），没有显著变化（HL = 0.0 [0.0，0.0]）。地图组虽小幅增加，但具有统计显著性（HL = 0.0 [0.0，0.5], $p < 0.05$），而无地图组则保持不变（HL = 0.0 [0.0，0.0], $p = 0.517$）。总体而言，参与意愿原本就接近最高水平，因此进一步提升的空间有限。

6.4 实验前后的调查结果

为补充行为和认知分析，本节考察参与者在实验前后的主观体验、研究动机及感知到的变化，从而全面了解 AEDHunter 对表现和感知的影响。

6.4.1 实验期间的详细反馈。参与者表示，建筑外观和室内环境千篇一律，相似风格的大堂、走廊和AED柜降低了视觉地标的辨识度，妨碍他们清晰形成各设备位置的空间记忆。许多自动体外除颤器安装在地面层或其附近，因此低于通常的视线范围；在计时搜索中，参与者经常会忽略它们，并在扫描低处区域时浪费宝贵的秒数。此外，几位参与者指出，能力感日益增强，提高了他们在院外心脏骤停病例中提供帮助的意愿。

6.4.2 参与实验的动机。我们收集了参与者加入实验的动机，允许他们从表3所列的三个预设选项中多选，且所有参与者至少选择了一项。“为了乐趣”是最常被选择的动机，占受访者的 75%。“为了奖励”则由 30%的参与者选择。值得注意的是，10%的参与者表示，奖励是他们参与实验的唯一动机；而 40%的参与者表示，乐趣是他们参与实验的唯一原因。

6.4.3 实验前后对*AED*位置的认知。如图10所示，我们评估了参与者在参加研究前后对实验区域以外AED位置的认知变化。数据显示，认知水平呈现积极转变。值得注意的是，最初报告“完全不了解”的参与者有了显著改善，其中一些转变为“略有了解”或“中等了解”。同样，最初“略有了解”的参与者通常也提升到了更高的认知水平。尤其引人注目的是

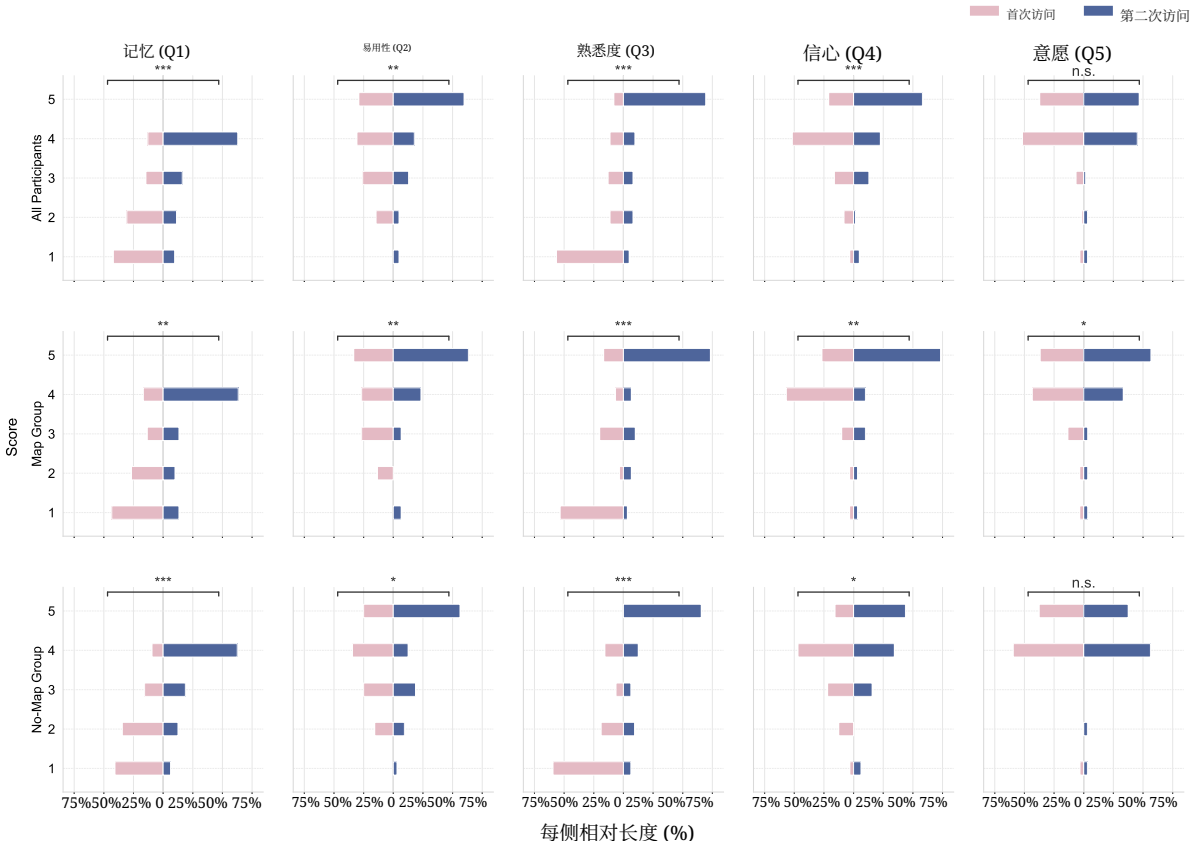


图 9. 常规游戏环节中定位同一台自动体外除颤器的应用内问卷评分。每个面板均以双向半条形图展示李克特评分：左侧代表首次访问（粉色），右侧代表第二次访问（藏青色）。每个评分中条形的长度表示该侧的回答百分比。上排：所有参与者；中排：地图组；下排：无地图组。显著性括号表示访问间对比：* $p < 0.05$，** $p < 0.01$，*** $p < 0.001$；n.s.表示不显著。

表 3. 参与者加入实验的研究动机（可多选）。

研究动机	任意选择 %(n/N)	单项选择 %(n/N)
为了乐趣	75 (15/20)	40 (8/20)
为了奖励	30 (6/20)	10 (2/20)
出于好奇	30（6/20）	10（2/20）

“非常了解”类别人数的增加，该类别的定义是会主动寻找自动体外除颤器。在干预前，没有参与者报告有这种主动行为；但干预后，这一比例大幅增加，表明AEDHunter不仅将参与者从被动注意提升到中等程度的认知，还培养了主动扫描周围环境并有意识地识别AED位置的习惯。

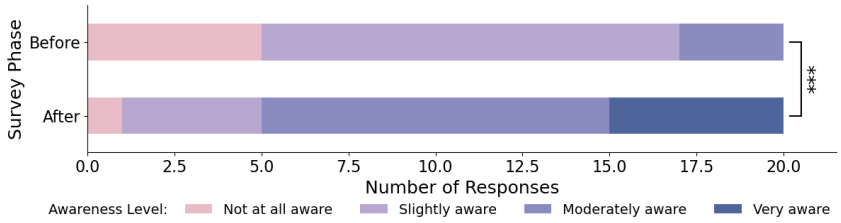


图10. 参与者在参加实验前后自我报告的校园外 AED 认知度堆叠条形图。星号表示统计显著性（*** $p < 0.001$）。

为量化这一变化，我们将五个认知度类别编码为 1（“完全不了解”）至 5（“非常了解”），并对干预前后的得分进行了单尾配对威尔科克森符号秩检验。零假设（H_0）认为参与者内差值中位数为零，而备择假设（H_a）则认为差值中位数（干预后–干预前）大于零，表明认知有所提升。检验结果显示认知显著提高（$p < 0.001$）：得分中位数从干预前的 2.00（四分位距 1.75–2.00）上升至干预后的 3.00（四分位距 2.75–3.25）。变化中位数（干预后–干预前）为 1.00（四分位距 1.00–1.25）。这些结果表明，AEDHunter 有助于显著且切实地提升参与者在实验场景之外对自动体外除颤器位置的认知。

6.4.4 AEDHunter元素的鼓励性评分。 为评估不同应用内组件对快速取用自动体外除颤器的激励作用，参与者使用五点李克特量表（1 = 完全没有鼓励性，5 = 极具鼓励性）对三个具体元素进行了评分。评估的元素包括：(i) 屏幕图示，表示有人需要自动体外除颤器；(ii) 经过时间显示；以及 (iii) 存活概率指示器。屏幕图示的中位数评分为2（四分位距 [1.75，4.25]），表明与另外两种提示相比，其激励效果较弱。相比之下，经过时间显示和存活概率指示器的中位数评分分别为4（四分位距 [4, 5]）和5（四分位距 [4.75, 5]），均较高。

研究采用了带有Holm校正的多重比较双尾配对威尔科克森符号秩检验。对于每项比较，零假设（H_0）认为条件之间配对差值的中位数为零（无偏好），而备择假设（H_a）认为该差值不为零。检验结果表明，经过时间显示和存活概率指示器的鼓励性评分均显著高于屏幕图示（$p_{\text{adj}} < 0.01$），而两种动态提示之间的差异不显著（$p_{\text{adj}} = 0.143$）。

6.4.5 AEDHunter 的可用性。 参与者使用系统可用性量表（SUS）[6]对他们的整体体验进行了评估。该应用的总体SUS得分为83。1 ± 76分（满分100分），表明参与者普遍认为该应用具有良好的可用性。

6.5 组间改进分析

我们采用双尾曼-惠特尼 U 检验，对地图组和无地图组的表现改进幅度进行了比较，具体考察：（a）前测与后测 I 期间检索时长的变化；（b）首次与第二次访问期间五项应用内评分的变化。这种非参数方法无需假设数据服从正态分布，因而能够稳健地比较组间差异。

对于检索时长，零假设（H_0）认为地图组与无地图组的前后变化得分服从相同的分布，而备择假设（H_a）则认为这些分布存在差异。对于问卷评分，针对五个条目（Q1–Q5）分别进行了检验，其中 H_0 假设各组首次至第二次访问变化的分布相同

，而 H_a 则表示两者存在差异。所有比较均采用双尾检验，并对 Q1–Q5 应用 Holm 校正，以控制家族错误率。

在取用时长缩减方面，双侧曼-惠特尼U检验显示，地图组与无地图组之间无显著差异（$p = 0.820$），变化得分的差值中位数（地图组–无地图组）为 0.4 秒。对于调查条目，采用 Holm校正对 Q1–Q5 进行双侧曼-惠特尼U检验，同样未发现组间显著差异（均为 $p_{\text{adj}} \geq 0.553$）。差值中位数（地图组–无地图组）分别为 $Q1 = 0.00$、$Q2 = +0.50$、$Q3 = -1.00$、$Q4 = 0.00$ 和 $Q5 = 0.00$，表明各条目间差异很小。

7 讨论

我们的研究结果表明，AEDHunter 的基于游戏的训练显著提升了参与者定位自动体外除颤器的能力，增强了他们的空间意识，并提高了他们对应急响应的信心。干预后，参与者取用自动体外除颤器的效率更高；行为日志和调查问卷回复均显示，他们的注意力、策略和动机发生了有意义的变化。本讨论围绕三个方面展开：（1）这些提升背后的行为与认知过程，包括对长期保持的探索性观察；（2）可扩展的 AED 意识培训在设计与实践方面的启示；（ 3 ）本研究的局限性及未来研究方向。

7.1 行为与认知过程如何促成提升

为了解 AEDHunter 培训如何带来表现提升，我们从多个互补视角解读参与者的进步。我们首先描述取用效率的变化，随后利用基于传感器的阶段划分和微观运动状态，定位节省时间和减少犹豫具体发生之处。接着，我们讨论培训引发的注意觉察、信心和干预意愿变化，最后考察情境调节因素（环境布局和引导模态，例如地图与无地图），以及有关长期记忆保持与衰退的探索性证据。

7.1.1 行为效率提升。在我们的实验中，培训缩短了大多数参与者取用自动体外除颤器的时间，并改变了他们的搜索行为。参与者不只是变得更快，还展现出更有策略性、更直接的移动模式，尤其是在建筑搜索阶段。与此一致，相对暂停时长减少（ΔD_P）表明，大多数参与者在后测 I 中缩短了停顿时间，这说明他们对环境更加熟悉。这些行为变化表明，参与者已将 AED 位置内化，减少了对有意识规划的依赖，显示出更强的空间记忆和环境熟悉度。在心脏急症中，每一秒都至关重要；众所周知，除颤每延迟一分钟，存活机会就会降低约 7–10%。因此，这些效率提升有望转化为现实中切实的救生结局改善。

7.1.2 基于传感器的行为洞察。通过从两个互补视角考察检索行程——将每段行程在宏观层面划分为准备（可选）、建筑物搜索和室内 AED 搜索阶段，以及在微观层面将行为分为移动状态与探索性停顿状态——我们得以细致洞察训练如何改变紧急情况模拟中的行为。后测 I 中准备阶段几乎消失，这表明参与者一旦将 AED位置内化，出发前用于规划的认知和体力投入便显著减少。与此同时，建筑物搜索和室内 AED 搜索阶段仍不可或缺，但变得更有针对性、更高效，说明参与者的信心和方向确定性有所提升。

从更精细的层面来看，基于传感器的移动分类显示，训练后参与者停顿的总时长略有减少。这里的停顿指参与者放慢脚步或站立不动的时刻。这些微观层面的停顿通常意味着参与者正在权衡或感到不确定性；因此，停顿减少表明参与者

经过重复练习后，能够更加流畅、自信地行动。综合来看，宏观和微观层面的轨迹表明，训练后参与者出发前的规划有所减少，途中犹豫也有所减少。

从培训设计的角度来看，这些结果凸显了基于传感器的技术的价值：它们能够精准捕捉参与者何时、何地遇到困难。例如，如果参与者在室内 AED 搜索阶段经常停顿，那么互动式引导或针对性练习就能帮助他们克服这一具体难题。相反，如果某些受训者反复经历较长的准备阶段，额外的指导材料或结构化练习或许能减少他们出发前的犹豫。随着时间推移，这类数据驱动的改进有望打造自适应培训环境，让学习者在需要时及时获得支持，最终提升他们在现实紧急情况应急响应中的速度和信心。

7.1.3 注意觉察的提升。干预前，大多数参与者很少关注日常环境中的自动体外除颤器，这反映出人们普遍缺乏对这些关键安全设备的认知。培训后，许多参与者开始更加留意自动体外除颤器的位置，甚至有少数参与者表示，他们会有意留心周围环境中的这类设备。从注意力不足到注意力提升的转变表明，提高自动体外除颤器的个人相关性，并将其融入日常情境，有助于提升认知。这一模式与选择性注意理论以及有关个人相关性和情境显著性的既有研究相吻合 [13, 53], 这些研究指出，与有意义或与自我相关的情境相联系的刺激，更有可能吸引并持续抓住注意力。通过实践活动让自动体外除颤器与个人产生切身关联，这项干预促使参与者在日常情境中发现并记住这些设备。因此，从随意察觉转向有目的地寻找，促使态势感知转化为习惯性的安全实践，使参与者能够在现实紧急情况下迅速找到关键设备。

7.1.4 干预信心与意愿。 参与者自我报告的定位自动体外除颤器信心在第二次前往同一目标地点时显著提升，而帮助他人的意愿则始终保持较高水平。地图组和无地图组总体上呈现出相似的模式（附录 5 中的表 A.2）。由于常规训练时段可能在不同时间和地点开始，第二次访问并非对第一次路线的简单重走。在这些条件下进行练习，可能强化了与目标区域相关的线索，例如入口、楼层或附近地标，而非所有可能的路线。因此，信心适度且稳定地提升是合理的。各组的变化方向一致；从描述性结果来看，地图支持似乎并未带来幅度明显不同的变化。

从应用角度来看，可以得出两点启示。第一，AEDHunter降低了频繁进行现场练习的门槛，使用户能够反复校准现实环境中的位置线索，并随着时间推移，逐渐更确信自己即使从不同地点出发，也能找到设备。第二，干预意愿原本就很高，且变化不大，这表明近期的瓶颈并非意愿，而是快速定位自动体外除颤器的能力。干预意愿还受到导航之外因素的影响，例如感知风险、责任意识或对设备使用的信心。因此，将 AEDHunter 与心肺复苏（CPR）或 AED 技能培训，以及基本法律或安全信息结合起来，或许有助于应对这些方面。

此外，70%的参与者表示，他们参与是“为了乐趣”或“出于好奇”，而非为了外部奖励。这表明，基于应用程序的游戏化方法可以激发人们学习急救技能的内在动机。愉悦感与即时表现反馈（例如生存概率）相结合，似乎能增强参与者对这项活动的情感投入。相反，10%的受访者主要受金钱或外部激励驱动，这表明，通过精心设计的奖励，或许可以进一步提高自愿参与度，尤其是对于难以触及的人群。

7.1.5 环境背景与布局效应。校区 II 将自动体外除颤器放置在一座外墙透明的图书馆内。图书馆是一处公共设施，许多参与者可能以前去过，也已经知道如何找到它。对建筑布局的既有了解，加上能够立即看清室内情况，

可能促成了校区 II 观察到的幅度较小但仍有意义的时间缩短。相比之下，校区 I 的自动体外除颤器放置在一栋普通研究楼入口附近的墙上；该环境的视觉通透性较低，也较为陌生，因此参与者有更多机会从基于游戏的训练中受益。

7.1.6 地图组与无地图组的学习结果。 两组的自动体外除颤器总检索时长均从考试前到后测 I有所下降，正如正向的相对检索时长缩减所示（ΔD_T），这证实了学习的存在。按行程阶段细分后，无地图组在建筑搜索阶段有所改善，而地图组的显著改善主要出现在准备阶段。考试前的准备阶段仅持续几秒，因此，即便变化在统计上显著，对总行程时长的影响也有限。相比之下，建筑搜索是耗时最长的环节，该阶段的改善对整体效率提升的贡献更大。后测 I 的时长中位数和四分位距在两组间相近，这表明观察到的效果主要反映了练习带来的一般性加速，而不同界面的主要差异在于节省时间发生在哪些任务阶段。与这些行为结果一致，两组在记忆、易用性、熟悉度、信心和意愿方面的自我报告评分也呈现出相似的改善模式。

7.1.7 记忆保持与衰减。在主研究中，参与者完成了三次测验。校区 I 的参与者在考试前和后测 I 中使用自动体外除颤器 3（练习过的自动体外除颤器），并在后测 II 中使用自动体外除颤器 5（新自动体外除颤器）。六至七个月后，三名校区 I 的参与者返回参加两次随访（随访测验 I 和随访测验 II），其流程分别复现了后测 I 和后测 II。每次测验均从同一指定起始点开始，并使用与主研究相同的界面和自动体外除颤器位置。

我们进行了两项互补分析，以解读随访结果。首先，对于随访测验 I（练习过的自动体外除颤器），我们将每位参与者的取用时间与其考试前和后测 I 的基线进行比较，以评估客观保持。其次，参与者回顾了自己在随访测验 I 和随访测验 II 中的主观体验（感知难度和信心），从而在参与者内对练习过的自动体外除颤器与新自动体外除颤器的可及性进行比较。

对于练习过的自动体外除颤器，从考试前到后测 I，取用时间有所改善；在随访测验 I 时虽有部分回升，但所有参与者的取用时间仍快于考试前（见附录 11A.3 中的图A.3）。在访谈中，参与者表示，随访测验 I 开始时，他们不确定目标建筑的确切位置；他们只记得大致方向，并在靠近目标建筑时逐渐回想起其精确位置。相比之下，参与者在随访测验 II 中对新 AED 的回忆较弱（见附录 11A.3 中的图 A.3），这与他们在主研究期间接触新 AED 的机会有限相符。

这些结果表明，即使经过数月，参与者仍保留了对练习过的自动体外除颤器的部分空间记忆。取用时间为行为证据，表明即使经过数月，对练习过的自动体外除颤器的空间记忆仍可被提取，尽管其精确度可能随时间推移而下降（例如，记得大致方向线索，而非确切位置）；而对新 AED 的记忆依然薄弱，这可能是因为重复次数不足，未能形成巩固。

7.2 设计启示

我们的研究结果表明，游戏化移动应用能够有效吸引公众参与，并与个人自动体外除颤器取用准备度的提升相关。与近期研究一致 [28], ，这一方法利用移动技术，积极动员公民应对紧迫的社会挑战并增强社区能力。在这些发现的基础上，未来研究应探索进一步提升公众对AED位置的认知、关注度和空间记忆的策略，从而提高应急响应准备度。由此可见，以下四个方向值得探索：

• **醒目标识与标记：**醒目的标识能够显著提升AED的可发现性。在存放区域使用鲜艳的颜色、独特的形状、反光贴纸或LED照明，有助于让设备在原本单调的环境中脱颖而出，并以环境线索补充数字化培训。

• **多模态环境线索：**由于室内搜索占取用时间的很大一部分，额外的感官线索可能有助于更快地发现目标。例如，当参与者接近自动体外除颤器时激活局部音频或触觉反馈，可以更有效地吸引注意力，尤其是在视觉杂乱、拥挤或不熟悉的环境中。

• **AEDHunter 中的实时分类器集成：**嵌入轻量级分类器（例如支持向量机）以提供持续的基于传感器的推断，可使系统在需要时精确触发微提示（例如，“你似乎卡住了，试试大堂凹室”）。这种方法类似于即时自适应干预，能更高效地引导参与者前往自动体外除颤器。

• **引导模态（地图与无地图）：**在我们的研究中，两种引导模态在从考试前到后测 I 的总检索时间前后变化得分上未表现出统计学显著差异。从部署角度来看，这一发现表明，无论有无地图叠加层，都可以进行有效训练。仅距离/时间模式在资源有限的场景和大规模部署中仍然实用，而基于地图的提示则可作为新手入门或在复杂环境中辅助导航的自适应支持。

7.3 局限性与未来工作

我们的实验招募了熟悉智能手机和校园环境的年轻大学生参与者。这些选择限制了研究结果向其他人群（例如老年人、儿童或智能手机使用经验有限者）以及建筑布局、标识惯例、通行限制和AED放置政策各不相同的公共场所推广。此外，样本量相对较小，可能会影响估计结果的稳健性。因此，未来研究应开展规模更大、涉及多个站点的部署，纳入更多样化的参与者和环境，以验证观察到的效果。

我们的长期评估范围有限。在主研究结束约六至七个月后开展的一项随访中，结果表明，取用效率的提升在一定程度上得以保持。然而，仅有三名参与者完成了随访，这大幅限制了结论的可靠性。这一发现凸显了开展大样本纵向研究、系统描述保持情况的必要性。基于间隔效应 [49], ，定期开展寻找附近自动体外除颤器的挑战活动，或能进一步提升长期熟悉度和信心。将培训期延长至三周以上，也有助于厘清培训时长如何影响习得与保持，从而对不同的长期干预设计进行更稳健的比较。

最后，我们的实验是在低风险、可重复的训练环境中进行的，未能再现真实院外心脏骤停情境中的心理或社会压力。因此，改进应被解读为训练情境下效率和熟悉度的提升；与实际现场情况相比，这些结果可能偏乐观。既有研究表明，压力与表现之间存在倒U型关系：适度的紧迫感可以调动注意力，而过度压力则可能使注意力范围变窄，并增加工作记忆负荷 [61]。未来研究应评估这些提升能否迁移到高压情境中。虽然缩短自动体外除颤器检索时间有望改善响应，但评估其对生存率的影响超出了本研究的范围，还需开展专门的临床研究。

8 结论

本文介绍了 AEDHunter，这是一款基于位置的移动游戏，将寻找自动体外除颤器这一挽救生命却尚未得到充分利用的任务，转化为引人入胜、数据丰富的微型冒险。通过将基于临床依据的时间

压力与实时传感器记录（例如 GPS、Wi-Fi、惯性测量单元、气压计和指南针）相结合，并采用一种能够识别探索性停顿的轻量级二状态分类器，将这些停顿作为行为学习信号，AEDHunter 带来了两项关键成果：（i）自动体外除颤器取用速度显著提升，仅经过几次训练后，参与者内相对取用时长缩减的中位数达到 $\Delta D_T = 0.39$，相对停顿时长减少的中位数达到 $\Delta D_P = 0.40$；（ii）参与者取用自动体外除颤器的信心增强，同时对周围环境的认知提高，并更主动地调查环境中的 AED 位置。这些结果表明，通过日常智能手机开展低成本游戏化训练，有助于争取到关乎生命的宝贵秒数，并在个人层面培养应急准备心态；这为改善旁观者使用AED提供了一条值得进一步探索的有前景途径。

致谢

我们衷心感谢所有审稿人提出的宝贵建议。本研究得到 JST PRESTO（项目编号 JPMJPR2527）、JSPS科研费（项目编号 JP20H00622）和 JSTSPRING（项目编号 JPMJSP2108）的资助。

参考文献

[1] Raed S. Alsawaier。2018年。游戏化对动机与参与度的影响。《国际信息与学习技术杂志》35, 1（2018年1月），56–79。数字对象标识符：10.1108/IJILT-02-2017-0009 arXiv：https://www.emerald.com/ijilt/article-pdf/35/1/56/887264/ijilt- 02-2017-0009.pdf [2] Huthaifa I. Ashqar、Mohammed H. Almannaa、Mohammed Elhenawy、Hesham A. Rakha 和 Leanna House。2019年。使用分层机器学习分类器以及来自时域与频域的汇总特征进行基于智能手机的交通方式识别。《IEEE智能交通系统汇刊》

20, 1 2019 244 252 10 1109 2018 2817658 ( ), –。数字对象标识符：。/

[3] TITS.。Muhammad Imran Hakim Bin Hussein、Jun Hao Fong、Chu Xuan Lim、Jeannie S.A. Lee、Chek Tien Tan 和 Yih Yng Ng。2019年。用于众包游戏化自动体外除颤器（自动体外除颤器）位置的移动应用程序。载于第4届个人健康与医疗保健多媒体国际研讨会论文集（法国尼斯）（HealthMedia '19）。计算机协会，美国纽约州纽约市，24–31。数字对象标识符：10.1145/3347444.3356240

[4] 2001 45 2001 5 32 10 1023 1010933404324 Leo Breiman。。随机森林。《机器学习》

[5] （），–。数字对象标识符：。/A: Joel Neves Briard、Frédéric Grou-Boileau、Alaa El Bashtaly、Catherine Spenard、François de Champlain 和 Valérie Homier。2019年。通过移动应用程序、语音辅助或无辅助方式对自动体外除颤器进行地理定位：一项先导随机模拟（AED G-MAP）。《院前急救》（），–。数字对象标识符：。/。。John Brooke。。SUS：“快速而粗略”的可用性量表。载于《工业领域的可用性评估》。Taylor & Francis，英国伦敦，189–194。数字对象标识符：10.1201/9781498710411-35[7] Ben Brooks、Stephanie Chan、Peter Lander、Robbie Adamson、Gillian A Hodgetts 和 Charles D Deakin。2015年。公众对公众可及除颤的知识与信心。《Heart》

101, 12 2015 967 971 10 1136 2015 307624 ( ), –。数字对象标识符：。/

[8] heartjnl- - Lijun Cao、Jing Lin 和 Nan Li。。基于虚拟现实的室内火灾疏散研究：主动或被动空间探索之后的影响。《计算机与人类行为》

2019

90 2019 37 45 10 1016 2018 08 041 ( ), –。数字对象标识符：。/j.chb.。。Nitesh V. Chawla、Kevin

[9] W. Bowyer、Lawrence O. Hall 和 W. Philip Kegelmeyer。2002年。SMOTE：合成少数类过采样技术。《人工智能研究杂志》16, 1（2002年6月），321–357。[10] Tianqi Chen 和 Carlos Guestrin。2016年。XGBoost：可扩展的树提升系统。载于第22届美国计算机协会知识发现与数据挖掘国际会议论文集（美国加利福尼亚州旧金山）（KDD '16）。计算机协会，美国纽约州纽约市，785–794。数字对象标识符：10.1145/2939672.2939785[11] E. Cipriani、A. Gemma、L. Mannini、S. Carrese 和 U. Crisalli。2021年。利用蓝牙数据中的路径信息进行交通需求估计。《交通研究C辑：新兴技术》

133 2021 103443 10 1016 2021 103443 ( ), 。数字对象标识符：。/j.trc.。

[12] Thomas M Connolly、Elizabeth A Boyle、Ewan MacArthur、Thomas Hainey 和 James M Boyle。。关于电脑游戏和严肃游戏实证证据的系统性文献综述。《计算机与教育》59, 2（2012），661–686。[13] Martin A Conway 和 Christopher W Pleydell-Pearce。2000年。自我记忆系统中的自传体记忆建构。《心理学评论》107, 2（2000），261。[14] Corinna Cortes 和 Vladimir Vapnik。1995年。支持向量网络。《机器学习》20, 3（1995年9月），273–297。数字对象标识符：10.1023/A: 1022627411411[15] Alessandro D'Amico、Gabriele Bernardini、Ruggiero Lovreglio 和 Enrico Quagliarini。2023年。一款用于洪水安全培训的非沉浸式虚拟现实严肃游戏应用程序。《国际灾害风险降低杂志》96（2023），103940。

[16] Damon Daylamani-Zad、Fotios Spyridonis 和 Kamal Al-Khafaaji。2022年。压力情境下决策的框架与严肃游戏：火灾疏散场景。《国际人机交互研究杂志》 162 2022 102790 10 1016 2022 102790 ( )，。数字对象标识符：。/j.ijhcs.[17]。Sebastian Deterding、Dan Dixon、Rilla Khaled 和 Lennart Nacke。2011。从游戏设计元素到游戏化特征：定义“游戏化”。载于第15届国际学术 MindTrek 会议论文集：展望未来媒体环境（芬兰坦佩雷）（MindTrek ' *11* 9 15 10 1145 2181037 2181040 ）。计算机协会，美国纽约州纽约市，–。数字对象标识符：。/。[18]Xuefu Dong、Zengyi Han、Yuuki Nishiyama 和 Kaoru Sezaki。2022。DoubleCheck：利用智能手机惯性测量单元检测单手骑行。载于2022年IEEE普适计算与通信国际会议研讨会及其他附属活动（PerCom研讨会）。 50 53 10 1109 53856 2022 9767429 –。数字对象标识符：。/PerComWorkshops。。[19]Paul Dorian、Katherine S Allan 和 Kiran Grant。2020。取用自动体外除颤器以挽救生命：远比看起来复杂。《复苏》151（2020），213–214。[20] Yu Enokibori。2024年。rTsfNet：一种用于基于惯性测量单元的人体活动识别的深度神经网络模型，结合多头三维旋转与时间序列特征提取。《ACM交互式、移动、可穿戴与普适技术会议录》 8, 4, 202 2024 26 10 1145 3699733 文章（2024年11月），页码。数字对象标识符：。/ KL Fan、LP Leung、HT Poon、HY Chiu、HL Liu 和 WY Tang。2016。香港公众对院外心脏骤停时如何使用自动体外除颤器的认知。《香港医学杂志》 22, 6 2016 582 588 10 12809 164896 ( )，–。数字对象标识符：。/hkmj[22] Ramsey Faragher 和 Robert Harle。2014。蓝牙低功耗在室内定位应用中的准确性分析。载于第27届导航学会卫星分会国际技术会议论文集（ION GNSS+ *2014*）。201–210。[23] Zhenan Feng、Vicente A. González、Robert Amor、Michael Spearpoint、Jared Thomas、Rafael Sacks、Ruggiero Lovreglio 和 Guillermo Cabrera-Guerrero。2020年。一款用于增强建筑物内地震行为反应和震后疏散准备的沉浸式虚拟现实严肃游戏。《高级工程信息学》 45 2020 101118 10 1016 2020 101118 ( )，。数字对象标识符：。/j.aei.[24]。Aaron L Gardony、Tad T Brunyé、Caroline R Mahoney 和 Holly A Taylor。2013。导航辅助工具如何损害空间记忆：分散注意的证据。《空间认知与计算》13, 4（2013），319–350。[25] Anran Hao、Chei Sian Lee 和 Wesley Chee Wah Tan。2020年。AED乐趣多：考察游戏化移动众包应用程序的效果。载于第17届移动计算与多媒体进展国际会议论文集（德国慕尼黑）（MoMM *2019* 207 211 10 1145 3365921 3365947 ）。计算机协会，美国纽约州纽约市，–。数字对象标识符：。/。[26]Raiful Hasan、Mohammad Aminul Hoque、Yasser Karim、Russell Griffin、David C Schwebel 和 Ragib Hasan。2022。有人守护着你：利用蓝牙信标提醒分心行人。《IEEE物联网杂志》9, 22（2022），23017–23030。[27] Lukáš Hejtmánek、Ivana Oravcová、Jiří Mot˙yl、Jiří Horáček 和 Iveta Fajnerová。2018年。GPS导航后空间知识受损：一项在虚拟城镇中进行的眼动追踪研究。《国际人机交互研究杂志》116（2018），15–24。[28] Gheorghe-Gavrilă Hognogi、Monika Meltzer、Filip Alexandrescu 和 Lucrina Ștefănescu。2023年。公民科学移动应用在促进当代数字集会广场方面的作用。《人文与社会科学通讯》10, 1（2023），1–16。[29] Sture Holm。1979年。一种简单的序贯拒绝式多重检验程序。《斯堪的纳维亚统计学杂志》6, 2（1979），65–70。[30] Mikael Holmberg、Stig Holmberg 和 Johan Herlitz。2000年。旁观者心肺复苏对瑞典院外心脏骤停患者的影响。《复苏》47, 1（2000），59–70。[31] Hande Hong、Chengwen Luo 和 Mun Choon Chan。2016年。SocialProbe：通过被动WiFi监测理解社会互动。载于第13届移动与普适系统国际会议论文集：计算、网络与服务（日本广岛）（MOBIQUITOUS 2016）。计算机协会，美国纽约州纽约市，94–103。数字对象标识符：10.1145/2994374. 2994387[32] Martin Jonsson、Ellinor Berglund、Therese Djärv、Per Nordberg、Andreas Claesson、Sune Forsberg、Anette Nord、Hanno L. Tan 和 Mattias Ringh。2020年。快步行走——院外心脏骤停事件中非专业响应者在真实环境下的行进速度。《复苏》151（2020），197 204 10 1016 2020 01 043 –。数字对象标识符：。/j.resuscitation.。。[33]Dennis L. Kappen 和 Lennart E. Nacke。2013。有效游戏化的万花筒：解构商业应用中的游戏化。载于首届游戏化设计、研究与应用国际会议论文集（加拿大安大略省多伦多）（Gamification ' *13* 119 122 10 1145 2583008 2583029 ）。计算机协会，美国纽约州纽约市，–。数字对象标识符：。/。[34]Tekeyuki Kiguchi、Masashi Okubo、Chika Nishiyama、Ian Maconochie、Marcus Eng Hock Ong、Karl B. Kern、Myra H. Wyckoff、Bryan McNally、Erika F. Christensen、Ingvild Tjelmeland、Johan Herlitz、Gavin D. Perkins、Scott Booth、Judith Finn、Nur Shahidah、Sang Do Shin、Bentley J. Bobrow、Laurie J. Morrison、Ari Salo、Enrico Baldi、Roman Burkart、Chih-Hao Lin、Xavier Jouven、Jasmeet Soar、Jerry P. Nolan 和 Taku Iwami。2020年。世界各地的院外心脏骤停：国际复苏联络委员会（ILCOR）的首份报告。《复苏》152（2020），39–49。数字对象标识符：10.1016/j.resuscitation.2020.02.044[35] Dariusz Kozłowski、Tomasz Kłosiewicz、Adam Kowalczyk、Anna Krystyna Kowalczyk、Edward Koźluk、Maria Dudziak、Wojciech Homenda 和 Grzegorz Raczak。2013年。波兰部分城市公众对公众可及除颤的认知。《医学科学档案》9, 1（2013），27–33。[36] Mary P Larsen、Mickey S Eisenberg、Richard O Cummins 和 Alfred P Hallstrom。1993年。预测院外心脏骤停后的生存情况：一种图形模型。《急诊医学年鉴》22, 11（1993），1652–1658。

[37] Jae Hyuk Lee、Dong Eun Lee、Hyun Wook Ryoo、Sungbae Moon、Jae Wan Cho、Yun Jeong Kim、Jong Kun Kim、Jung Ho Kim、Kyung Woo Lee、Sang-chan Jin等。2021年。大都市中公众对自动体外除颤器的认知与使用意愿。《临床与实验急诊医学》 8, 1 2021 1 8 10 15441 20 053 （），–。doi: 。/ceem.。Asad Lesani和Luis Miranda-Moreno。用于行人网络监测、分类与数据外推的实时 WiFi-蓝牙系统的开发与测试。IEEE智能交通系统汇刊20，4（2019年），1484–1496。 2019 doi:10.1109/TITS.2018.2854895[39] Ruggiero Lovreglio、Xinyue Duan、Anass Rahouti、Robyn Phipps和Daniel Nilsson。2021年。比较灭火器虚拟现实培训与视频培训的有效性。《虚拟现实》 25, 1 2021 133 145 10 1007 10055 020 00447 5 （3月），–。doi: 。/s - - - [40] Raina M. Merchant、David A. Asch、John C. Hershey、Heather M. Griffis、Shawndra Hill、Olivia Saynisch、Alison C. Leung、Jeremy M. Asch、Kirk Lozada、Lindsay D. Nadkarni、Austin Kilaru、Charles C. Branas、Eric M. Stone、Larry Starr、Frances Shofer、Graham Nichol和Lance B. Becker。2013年。一项用于定位与绘制自动体外除颤器地图的众包创新挑战赛。《循环：心血管质量与结局》6，2（2013年），229–236。doi:10.1161/CIRCOUTCOMES.113.000140 arXiv:https://www.ahajournals.org/doi/pdf/10.1161/CIRCOUTCOMES.113.000140[41] Raina M Merchant、Heather M Griffis、Yoonhee P Ha、Austin S Kilaru、Allison M Sellers、John C Hershey、Shawndra S Hill、Emily Kramer-Golinkoff、Lindsay Nadkarni、Margaret M Debski等。2014年。隐于众目睽睽：一场使自动体外除颤器更易被看见的众包公共艺术竞赛。《美国公共卫生杂志》104，12（2014年），2306–2312。[42] Yuuki Nishiyama、Denzil Ferreira、Yusaku Eigen、Wataru Sasaki、Tadashi Okoshi、Jin Nakazawa、Anind K. Dey和Kaoru Sezaki。2020年。iOS众包感知毫无负担！：面向iOS平台的AWARE框架与可持续研究指南。载于《分布式、环境与普适交互》，Norbert Streitz和Shin'ichi Konomi（编）。Springer国际出版公司，查姆，223–243。 doi:10.1007/978-3-030-50344-4 17_[43] Yuuki Nishiyama、Hiroaki Murakami、Ryoto Suzuki、Kazusato Oko、Issey Sukeda、Kaoru Sezaki和Yoshihiro Kawahara。2022年。MOCHA：面向新冠肺炎之后大学校园的移动签到应用。载于第二十三届移动网络与移动计算理论、算法基础及协议设计国际研讨会论文集（韩国首尔）（MobiHoc '22）。计算机协会，美国纽约州纽约市， 253 258 10 1145 3492866 3557736 –。doi: 。/。Marcus Eng Hock Ong、Win Wah、Li Yang Hsu、Yih Ying Ng、Benjamin Sieu-Hon Leong、E. Shaun Goh、Han Nee Gan、Lai Peng Tham、Rabind Antony Charles、David Chee Guan Foo和Arul Earnest。2014年。地理因素与新加坡院外心脏骤停风险升高及旁观者心肺复苏的提供相关。《复苏》85，9（2014年），1153–1160。doi: 10 1016 2014 06 006 . /j.resuscitation. . . Dieter Oosterlinck、Dries F. Benoit、Philippe Baecke和Nico Van de Weghe。2017年。室内环境中的人体蓝牙追踪：购物中心到访中的一项应用。《应用地理学》 78 2017 55 65 10 1016 2016 11 005 （），–。doi: 。/j.apgeog. . . [46] Helinyi Peng、Akihito Taya、Yuuki Nishiyama和Kaoru Sezaki。2024海报：自动体外除颤器取用中的位置感知：一项基于仿真的研究。载于第二十二届移动系统、应用与服务年度国际会议论文集（日本东京港区）（MOBISYS '24 646 647 10 1145 3643832 3661401 ）。计算机协会，美国纽约州纽约市，–。doi: 。/。Helinyi Peng、Akihito Taya、Yuuki Nishiyama和Kaoru Sezaki。2025AEDHunter：通过移动应用研究并改进自动体外除颤器取用。载于《计算机系统中人为因素CHI会议扩展摘要集》论文集（CHI EA '25 52, 8 10 1145 3706599 3719746 ）。计算机协会，美国纽约州纽约市，文章，页。doi: 。/。C Pommerenke、S Poloczek、F Breuer、J Wolff和J Dahmen。2023院前心脏骤停急救人员的自动化及基于应用的激活：对柏林KATRETTER系统16500次激活的分析。《斯堪的纳维亚创伤、复苏与急诊医学杂志》 31, 1 2023 105 10 1186 13049 023 01152 3 （），。doi: 。/s - - - Henry L. Roediger和Andrew C. Butler。提取练习在长期保持中的关键作用。《认知科学趋势》 15, 1 2011 20 27 10 1016 2010 09 003 （），–。doi: 。/j.tics. . . Véronique L. Roger、Alan S. Go、Donald M. Lloyd-Jones、Robert J. Adams、Jarett D. Berry、Todd M. Brown、Mercedes R. Carnethon、Shifan Dai、Giovanni de Simone、Earl S. Ford、Caroline S. Fox、Heather J. Fullerton、Cathleen Gillespie、Kurt J. Greenlund、Susan M. Hailpern、John A. Heit、P. Michael Ho、Virginia J. Howard、Brett M. Kissela、Steven J. Kittner、Daniel T. Lackland、Judith H. Lichtman、Lynda D. Lisa- beth、Diane M. Makuc、Gregory M. Marcus、Ariane Marelli、David B. Matchar、Mary M. McDermott、James B. Meigs、Claudia S. Moy、Dar- iush Mozaffarian、Michael E. Mussolino、Graham Nichol、Nina P. Paynter、Wayne D. Rosamond、Paul D. Sorlie、Randall S. Stafford、Tanya N. Turan、Melanie B. Turner、Nathan D. Wong和Judith Wylie-Rosett。2011年。心脏病与卒中统计——2011年更新。《循环》 123, 4 2011 18 209 10 1161 0 013 3182009701 10 1161 0 013 3182009701 （），e –e 。doi: 。/ [51] CIR. b e arXiv:https://www.ahajournals.org/doi/pdf/ 。/CIR. b e Christopher M. Smith、Sarah N. Lim Choi Keung、Mohammed O. Khan、Theodoros N. Arvanitis、Rachael Fothergill、Christopher Hartley- Sharpe、Mark H. Wilson和Gavin D. Perkins。2017年。院外心脏骤停中公众可及除颤的障碍因素与促进因素：一项系统综述。《欧洲心脏杂志：医疗质量与临床结局》3，4（2017年7月），264–273。 doi:10.1093/ehjqcco/qcx023 arXiv:https://academic.oup.com/ehjqcco/article-pdf/3/4/264/35494264/qcx023.pdf [52] Petros Spachos和Konstantinos N. Plataniotis。2020年。用于基于物联网的交互式智慧博物馆室内定位的低功耗蓝牙信标。《IEEE系统期刊》14，3（2020年），3483–3493。doi:10.1109/JSYST.2020.2969088

[53] Jie Sui和Pia Rotshtein。2019年。自我优先化与注意系统。《心理学当前观点》29（2019年），148–152。doi: 10 1016 2019 02 010 . /j.copsyc. . . Sukirman、Reza Arif Wibisono和Sujalwo。2019年。通过移动虚拟现实应用开展自[54]主疏散演练以增强地震应急准备。《Procedia计算机科学》157（2019年），247–254。doi:10.1016/j.procs.2019.08.164 第四届计算机科学与计算智能国际会议（ICCSCI 2019年）：促进合作以提升研究成果对社会的影响。[55] Yilin Sun、Yinan Dong、E. Owen D. Waygood、Hamed Naseri、Yuhao Jiang和Yijie Chen。2023年。利用智能手机辅助调查与地图应用程序接口识别出行方式的机器学习方法。《交通研究记录》 2677, 2 2023 385 400 10 1177 03611981221106483 10 1177 03611981221106483 （），–。doi: 。/ arXiv:https://doi.org/[56]。/ Wojciech Timler、Filip Jaskiewicz、Joanna Kempa和Dariusz Timler。2024。自动体外除颤器（AED）位置——拯救生命的数秒。《公共卫生档案》82，1（2024年），153。[57] Rui Wang、Min S. H. Aung、Saeed Abdullah、Rachel Brian、Andrew T. Campbell、Tanzeem Choudhury、Marta Hauser、John Kane、Michael Merrill、Emily A. Scherer、Vincent W. S. Tseng和Dror Ben-Zeev。2016年。CrossCheck：面向精神分裂症患者心理健康变化的被动感知与检测。载于2016年ACM普适与泛在计算国际联合会议论文集（德国海德堡）（UbiComp '16）。计算机协会，美国纽约州纽约市，886–897。doi:10.1145/2971648.2971740[58] Rui Wang、Fanglin Chen、Zhenyu Chen、Tianxing Li、Gabriella Harari、Stefanie Tignor、Xia Zhou、Dror Ben-Zeev和Andrew T. Campbell。2014年。StudentLife：利用智能手机评估大学生的心理健康、学业表现与行为趋势。载于2014年ACM普适与泛在计算国际联合会议论文集（美国华盛顿州西雅图）（UbiComp '14）。计算机协会，美国纽约州纽约市，3 14 10 1145 2632048 2632054 –。doi: 。/。Clare Welbourn和[59]Nikolaos Efstathiou。心肺复苏持续时间如何影响心脏骤停存活患者的脑损伤？一项系统综述。《斯堪的纳维亚创伤、复苏与急诊医学杂志》26（2018年），1–13。doi:10.1186/s13049-018-0476-3[60] Frank Wilcoxon。1945年。基于秩次法的个体比较。《生物统计学通报》1，6（1945年），80–83。[61] Robert M. Yerkes和John D. Dodson。1908年。刺激强度与习惯形成速度的关系。《比较神经学与心理学杂志》 18, 5 1908 459 482 10 1002 920180503 （），–。doi: 。/cne. Zamzami Zainuddin、Samuel Kai Wah Chu、Muhammad Shujahat和Corinne Jacqueline Perera。2020年。游戏化对学习与教学的影响：实证证据的系统综述。《教育研究评论》30（2020年），100326。doi:10.1016/j. edurev.2020.100326[63] Ye Zhang、Longguang Wang、Huiling Chen、Aosheng Tian、Shilin Zhou和Yulan Guo。2022年。IF-ConvTransformer：一种采用惯性测量单元融合与卷积 Transformer的人体活动识别框架。ACM交互式、移动、可穿戴与普适技术会议录6，2，文章 88 2022 26 10 1145 3534584 （7月），页。doi: 。/ Line Zinckernagel、Carolina Malta Hansen、Morten[64]Hulvej Rod、Fredrik Folke、Christian Torp-Pedersen和Tine Tjørnhøj-Thomsen。2016年。一项识别学校中自动体外除颤器部署障碍及学生培训障碍的定性研究。《BMC急诊医学》17（2016年），1–12。

A 附录

本附录介绍补充结果，包括探索性暂停行为检测模型的性能、应用内调查结果以及长期随访研究的结果。

A.1 探索性暂停行为检测的分类性能

表4. 行为检测中不同机器学习模型性能指标的比较。

模型	标签	精确率	召回率	F1分数
随机森林	探索性停顿	**0.81**	0.79	0.80
	移动	0.96	0.97	**0.97**
XGBoost	探索性停顿	0.77	0.82	0.79
	移动	**0.97**	0.96	0.96
支持向量机	探索性停顿	0.80	**0.84**	**0.82**
	移动	**0.97**	0.96	**0.97**

A.2 应用内调查评分

表 5. 常规游戏环节中，参与者首次和第二次访问同一台自动体外除颤器时的应用内调查评分。数值为中位数及四分位距（第一至第三四分位数）。中位数变化表示配对差值（第二次访问 − 首次访问）的 Hodges–Lehmann 估计及其 95% 自助法置信区间。显著性采用单尾配对 Wilcoxon 符号秩检验，并在各组内进行 Holm 校正。* $p < 0.05$，** $p < 0.01$，*** $p < 0.001$。

组	问题	首次访问 中位数（四分位距）	第二次访问 中位数（四分位距）	HL变化 （第二次–第一次）	95% 置信区间 (HL)	调整后 p -值
All	Q1	2.0（1.0，3.0）	4.0 (3.0, 4.0)	1.5	[1.0, 1.5]	***
	Q2	4.0（3.0，5.0）	5.0（4.0，5.0）	0.5	[0.0, 1.0]	**
	Q3	1.0 (1.0, 3.0)	5.0 (4.0, 5.0)	2.5	[2.0, 3.0]	***
	Q4	4.0（3.0，4.0）	5.0（4.0，5.0）	0.5	[0.5, 1.0]	***
	Q5	4.0（4.0，5.0）	4.0（4.0，5.0）	0.0	[0.0，0.0]	0.075
Map	Q1	2.0（1.0，3.0）	4.0（3.0，4.0）	1.5	[0.5，2.0]	**
	Q2	4.0（3.0，5.0）	5.0（4.0，5.0）	0.5	[0.0, 1.0]	**
	Q3	1.0（1.0，3.0）	5.0 (4.2, 5.0)	2.0	[1.5, 3.0]	***
	Q4	4.0（4.0，4.8）	5.0（4.2，5.0）	0.5	[0.0, 1.0]	**
	Q5	4.0 (4.0, 5.0)	5.0（4.0，5.0）	0.0	[0.0, 0.5]	*
无地图	Q1	2.0（1.0，2.2）	4.0（3.0，4.0）	1.5	[1.0，2.0]	***
	Q2	4.0（3.0，4.2）	5.0（3.0，5.0）	0.5	[0.0, 1.0]	*
	Q3	1.0（1.0，2.0）	5.0（4.0，5.0）	2.5	[2.0, 3.0]	***
	Q4	4.0 (3.0, 4.0)	4.0（4.0，5.0）	0.5	[0.0，1.0]	*
	Q5	4.0（4.0，5.0）	4.0（4.0，5.0）	0.0	[0.0，0.0]	0.517

A.3 长期随访的补充结果

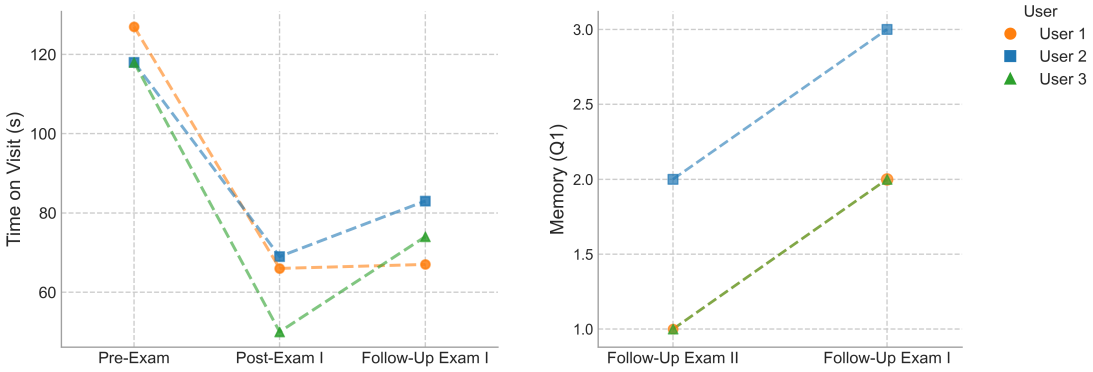


图11. 有随访数据的参与者的结果。(a) 展示完成随访测验的参与者在考试前、后测 I 和随访测验 I 中取用练习过的 AED 的时间。(b) 展示同一批参与者在随访测验 I（针对练习过的 AED）和随访测验 II（针对新 AED）中的记忆（Q1）得分。连线表示同一参与者的测量结果，以突出随时间的变化。