

# 照亮医疗保健的黑暗空间 充满智慧

<https://doi.org/10.1038/s41586-020-2669-y>

阿尔伯特·哈克<sup>1</sup>、阿诺德·米尔斯坦<sup>2,4</sup>、李飞飞<sup>1,3</sup>✉

收到：2020年2月16日接受：2020年7

月14日

公开在线：2020年9月9日



机器学习和非接触式传感器的进步为环境智能提供了灵敏的，对人类存在敏感的物理空间。Herewer认为，该技术如何改善对隐喻性黑暗，未观察到的医疗保健空间的理解。在重症监护病房和手术室中，早期的住院空间可以提高临床工作流程的效率，并提高患者的安全性。在日常的生活空间中，环境情报可以通过了解日常行为来延长个人文件夹的独立性，并改善患有慢性疾病的个人的管理。与其他技术类似，大规模转换为临床应用必须克服严峻的挑战，例如严格的临床验证，适当的数据保密性和模型透明性。

数据科学和人工智能创新推动<sup>1,2</sup>。

决策支持系统开始帮助临床医生纠正次优方案，在某些情况下还包括危险的诊断和治疗决策<sup>3</sup>。相比之下，将更好的决定转换为临床医生，患者和家庭所执行的身体动作的过程在很大程度上没有得到帮助<sup>4</sup>。在物理空间（包括医院和私人住宅）中发生的对健康至关重要的活动仍然晦涩难懂。为了获得全部医疗进步的分红，部分需要以负担为中心，以人为中心的方法不断地突出这些隐喻暗处的临床医生。

生物医学发现的迅速流向无差错的医疗保健交付和全球人类利益。

这篇综述探讨了除接触式可穿戴设备之外的环境性，非接触式传感器，还可以阐明两种对健康至关重要的环境：医院和日常居住空间。在许多示例性临床用例中，我们回顾了近期的算法研究和临床验证研究，并列举了关键的患者结果和技术挑战。以及道德考虑，包括隐私，公平，透明和道德。其他参考文献可以在补充说明1中找到。

尽管采取了许多改进措施，例如手术安全检查表<sup>5</sup>，由美国国立卫生研究院（NIH），疾病控制与预防中心（CDC），世界卫生组织（WHO）和私营组织组成，由于临床决策和身体活动的失误和缺陷，美国每年有40万人死亡<sup>6</sup>。在其他国家也发生了类似的可预防的痛苦，积极干预的临床医生在现代医疗保健日益复杂的情况下苦苦挣扎<sup>9,10</sup>。为了避免压倒临床医生的认知能力，先进的人工智能技术将在临床医生的决定下，同时在临床决策的物理步骤上，对临床医生的帮助也应有尽有<sup>6</sup>。

## 医院空间

2018年，约有7.4%的美国人口需要通宵住院<sup>16</sup>。同年，英国国家卫生局（NHS）报告了1700万例入院事件<sup>17</sup>。但是，医护人员工作过度，医院人员不足，资源有限<sup>18,19</sup>。我们讨论了许多医院环境，其中环境情报可能在提高医疗服务质量，临床医生的生产率和业务运营方面起着重要作用（图2）。这些改进可能会在医疗危机期间（例如，高空跳伞）提供巨大帮助，在此期间，医院会遇到大量患者<sup>20</sup>。

机器学习和低成本传感器的进步可以通过提供对计算机辅助医疗保健活动的理解来补充现有的临床决策支持系统。嵌入在环境中的无源非接触式传感器（图1）可以形成环境智能，以感知人们的活动并适应他们的持续健康需求<sup>11-14</sup>。与现代驾驶员辅助系统类似，这种形式的环境情报可以帮助临床医生和家庭护理人员完成构成现代卫生保健最终步骤的身体运动。已经可以实现更好的制造，更安全的自主车辆和更智能的运动娱乐<sup>15</sup>。临床物理作用支持可以更可靠地翻译

## 重症监护病房

重症监护病房（ICU）是专门的医院科室，在这些科室治疗危及生命的疾病或严重器官衰竭的患者。在美国，重症监护病房每年花费卫生系统1,080亿美元<sup>21</sup>，占医院总费用的13%<sup>22</sup>。

ICU中环境智能的一个有希望的用例是患者动员的计算机辅助监视。ICU获得性弱点是重症患者的常见神经肌肉损伤

<sup>1-3</sup> 斯坦福大学计算机科学系，美国加利福尼亚州斯坦福。 <sup>4</sup> 美国加利福尼亚州斯坦福市斯坦福大学医学院临床卓越研究中心。 <sup>5</sup> 美国加利福尼亚州斯坦福市，斯坦福大学，斯坦福大学，以人为中心的人工智能研究所。 <sup>✉</sup> 电子邮件：feifeili@stanford.edu


|       | 相机   | 深度传感器                | 热感器                | 无线电传感器        | 声传感器              |
|-------|--|----------------------|--------------------|---------------|-------------------|
| 感官信息  | RGB，彩色，视频  | 激光雷达                 | 红外线                | 雷达，Wi-Fi      | 麦克风               |
| 功能    | 测量颜色<br>( 可见光 )  | 测量距离<br>到对象          | 测量表面<br>温度         | 估计距离<br>和速度   | 测量气压<br>波浪 ( 声音 ) |
| 采样率   | 30赫兹 ( 1,920 × 1,080 )   | 30赫兹 ( 1,280 × 720 ) | 10赫兹 ( 640 × 480 ) | 800赫兹         | 44.1 kHz的         |
| 位深    | 24位  | 16位                  | 16位                | 32位           | 16位               |
| 用途    | 对象识别<br>人检测  | 3D物体检测<br>机器人导航      | 夜间视力，<br>设备安全      | 运动检测，<br>目标检测 | 语音识别，<br>事件检测     |
| 数据可视化 |  |                      |                    |               |                   |

图1 | 非接触式传感器可提供智能环境。鲜艳的像素表示接近深度传感器的对象。黑色像素表示反射性金属物体引起的传感器噪声。无线电传感器显示移动物体的微多普勒信号，为此 *X* 轴表示时间（5 s）和 *y* 轴表示多普勒频率。无线电传感器图像从ref复制。<sup>88</sup>。声音传感器显示说话人的音频波形，为此 *X* 轴表示时间（5 s），*y* 轴表示信号幅度。

患者，可能导致一年死亡率增加两倍，住院费用增加30％<sup>23</sup>。早期患者动员可以使ICU获得性弱点的相对发生率降低40％<sup>24</sup>。目前，标准的机动性评估是通过直接的亲身观察来进行的，尽管其使用受到成本不切实际，观察者的偏见和人为错误的限制。<sup>25</sup> 正确测量需要对患者运动有细微的了解<sup>26</sup>。例如，本地化的可穿戴设备可以检测出走动前的动作（例如，从坐着到站立的转变）<sup>27</sup>，但无法检测外部助手或与物理空间的交互（例如，坐在椅子上还是在床上）<sup>27</sup>。非接触式环境传感器可以提供连续和细微的了解，以准确测量ICU中的患者移动性。

在一项开创性研究中，研究人员在一个ICU室（图2b）中安装了环境传感器（图2a），并收集了来自8位患者的362小时数据<sup>28</sup>。机器学习算法将床内，床外和步行活动分类，与三位医师的回顾性检查相比，其准确性为87％。在一个较大的不同医院的研究室中（图2c），另一个研究团队在深度ICU病房中安装了深度传感器<sup>29</sup>。他们训练了卷积神经网络<sup>1个</sup>

在379个视频上将移动性活动分为四类（图2d）。当对184个视频的样本数据集进行验证时，该算法证明了87％的灵敏度和89％的特异性。尽管这些初步结果很有希望，但是更深入的评估可以提供分层的结果，而不是汇总简短的孤立视频片段的性能。例如，一项研究使用摄像机，麦克风和加速度计监测7天有或没有s妄的ICU中的22位患者<sup>30</sup>。该研究发现，与非患者相比，患者的头部动作显着减少。未来的研究可能会利用该技术来检测del妄，并为研究人员提供更深入的了解，患者动员如何影响死亡率，住院时间和患者康复。

另一个较早的应用是控制医院感染。在全球范围，每年有超过1亿患者受到医院获得性感染（即医院感染）的感染。<sup>31</sup>。多达30％的ICU医院感染患者<sup>32</sup>。正确使用手卫生协议是减少医院感染频率的最有效方法之一<sup>33</sup>。然而，衡量合规性仍然是一个挑战。目前，医院需要审计师来衡量合规性，尽管价格昂贵，不连续且有偏见<sup>34</sup>。可穿戴设备，尤其是射频识别（RFID）徽章，潜在的解决方案。不幸的是，RFID提供了

粗略的位置估算值（即，几十厘米内<sup>35</sup>），使其无法对细粒度的运动进行分类，例如世界卫生组织的手卫生的五个时刻<sup>36</sup>。或者，环境传感器可以以更高的保真度监控洗手活动-区别于在分配器附近行走的临床医生对酒精凝胶分配器的真正使用。在一项开创性研究中，研究人员在整个医院单位的壁挂式分配器上方安装了深度传感器<sup>37,38</sup>。在一个小时内进行一次351次洗手事件的深度学习算法，可以达到75％的准确度。在同一时间段内，一个人的观察者的准确度为63％，而近似算法（例如RFID）的准确度仅为18％。在更多细致的研究中，环境情报检测到使用了接触预防设备<sup>39</sup>和病人的身体接触<sup>40</sup>。下一步的关键是将环境观察转变为临床行为，同时改善患者预后。

手术室

在全球范围内，每年进行的外科手术超过230百万次<sup>41</sup>。多达14％的患者发生不良事件<sup>42</sup>。

该百分比可以通过快速的外科手术反馈来确定，例如更多的技术指导，可以减少50％的错误<sup>43</sup>。目前，外科医生的技能是由同行和主管评估的<sup>44</sup>。尽管穿戴式传感器可以连接到手或仪器上，以评估外科医生的技能，但是却很耗时，很少见且具有主观性。<sup>45</sup>但可能会抑制手灵巧性或引入灭菌复杂性。环境摄像机是一个不错的选择<sup>46</sup>。一项研究训练了卷积神经网络<sup>1个</sup>跟踪针头驱动器前列腺切除术视频<sup>47</sup>，以同伴评估为参考标准，该算法将12位外科医生分为高技能和低技能组，其准确率达到92％。一项不同的研究使用了来自胆囊切除术过程的视频，以重建手术过程中器械的轨迹，并将其与专业外科医生的技术等级相联系<sup>48</sup>。进一步的研究，例如基于视频的手术阶段识别<sup>49</sup>，有可能导致改善外科手术训练。但是，还需要进行其他临床验证，并且必须测试适当的反馈机制。

在手术室中，环境智能不仅限于内窥镜视频<sup>50</sup>。另一个例子是手术计数：对用过的物体进行计数的过程，以防止物体被意外保留在患者体内<sup>51</sup>。当前，需要专门的工作人员的时间和精力来可视地和口头地计算这些对象。由于注意力不足和团队沟通不足<sup>52</sup>，人为裁定的计数可能会错误地标记返回的对象

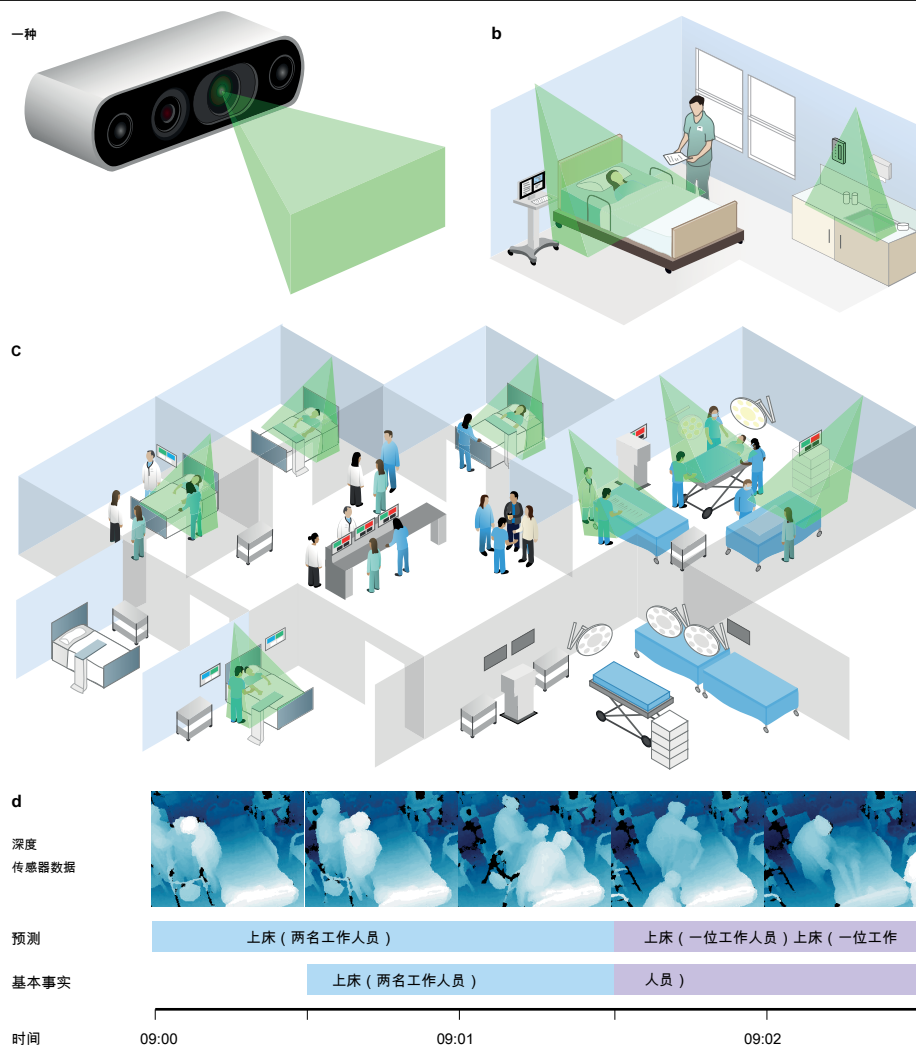


图2 | 环境情报院。一种，商业环境传感器，其覆盖区域显示为绿色（即，视觉传感器的视场和声学/对偶传感器的范围）。b，部署在患者房间内的传感器可以捕获患者，临床医生和访客的对话和身体运动。c，可以在整个医院内部署传感器。

d，来自深度传感器数据的预测和活动真实性的比较。首先，来自深度传感器的数据。中间，动员活动的算法，持续时间和协助患者的人数的预测。来自回顾性视频回顾的底部，人为注释的事实真相。

d，改编自参考 29。

实际缺少时<sup>51</sup>。自动计数系统，特别是可以协助手术团队<sup>53</sup>。研究表明，每69天一次，配备条形码的剖腹手术海绵会从16天开始降低保留的对象率<sup>54</sup>。RFID和Raytec的海绵也发现了类似的结果<sup>55</sup>。但是，由于它们的大小，条形码和RFID不能应用于色调不佳的仪器和仪表，最多可计算55%的计数差异<sup>51</sup>。每个差异会使案件平均延迟13分钟<sup>51</sup>。除了海绵外，环境摄像机还可以计算这些较小的物体，甚至可能还包括人员<sup>56</sup>。在一个手术室里，研究人员使用吊装式摄像头来跟踪手术团队成员的身体部位，其误差可低至5厘米<sup>57</sup>。整个房间收集的环境数据可以创建术中活动的细粒度日志<sup>58</sup>。尽管这些研究在概念上是有前途的，但仍需要进一步研究以量化其对患者预后，费用和效率的影响。

（即保险公司的报销）<sup>60</sup>但是，文士训练和获得高周转率很昂贵<sup>61</sup>。环境麦克风可以执行与医疗抄写员相似的任务<sup>62</sup>。Medicaldictation软件是替代软件，但传统上仅限于访问后报告<sup>63</sup>。在一项研究中，研究人员通过从患者和医师之间进行的90,000次对话中，对14,000例门诊病人的声音进行了深度学习模型的训练。<sup>64</sup>该模型演示的单词级转录准确度为80%，表明它可能比医学抄写员的76%准确度更好<sup>65</sup>。在临床实用性方面，一家医疗服务提供者发现，将与麦克风连接的麦克风的文档记录时间从2小时减少到15分钟，并使与患者的时间增加了一倍<sup>62</sup>。

从管理的角度来看，环境情报可以改善向基于活动的成本核算的过渡<sup>66</sup>。传统上，保险公司和医院管理人员通过自上而下的基于价值的会计方法估算出的健康收益为每美元<sup>67</sup>。

## 其他保健空间

临床医生将多达35%的时间花费在医疗文档任务上<sup>69</sup>。当前，医生在每次患者就诊期间或之后进行记录。一些提供者使用医嘱减轻了这种负担，导致每小时看诊的病人增加0.17，每位病人的相对价值单位增加0.21

基于时间驱动的基于活动的成本核算自底向上的，并通过单个资源的时间和成本来估算成本（例如，使用48小时的ICUventilator）<sup>68</sup>。这可以更好地告知流程重新设计<sup>66</sup>—作为一个提供者，这导致患者就诊次数增加了19%，雇员人数减少了17%，而患者的治疗效果却没有下降<sup>69</sup>。目前，使用个人观察，员工访谈和电子健康记录来将临床活动与费用对应起来<sup>68</sup>。如中所述

这项审查，环境情报可以自动识别临床活动<sup>70</sup>统计医疗人员<sup>29</sup>并估计活动的持续时间<sup>29</sup>(图2d)。然而，由于基于活动的成本核算范式对于医院工作人员来说相对较新，因此目前缺乏环境智能的临床益处的证据。随着技术的发展，希望医院管理员参与基于环境活动的成本核算系统的实施和验证。

日常生活空间

人类在家里花费了大量时间。在世界各地，人口正在流失<sup>71</sup>。这不仅会增加在家中花费的时间，而且还会增加独立的生活，慢性病管理，身体康复和心理健康对老年人日常居住空间的重要性。

老年人居住空间

到2050年，全球65岁以上的人口将从7亿增加到15亿<sup>71</sup>。日常生活活动（ADL），例如洗澡，穿衣和饮食，对于该人群的健康和独立至关重要。人执行ADL的能力受损与跌倒风险增加两倍有关<sup>72</sup>且死亡率增加了五倍<sup>73</sup>。尽早发现障碍可以提供机会提供及时的临床护理<sup>11</sup>。

潜在地将执行ADL的能力提高了两倍<sup>74</sup>。

目前，ADL是通过自我报告的问卷或看护者的手动评分来测量的，尽管这些测量很少，有偏见且是主观的<sup>75</sup>。或者，可穿戴设备（例如加速度计或心电图传感器）不仅可以跟踪ADL，还可以为地面真相，研究发现深度传感器可以跟踪四个厘米以内的垂直膝盖运动。另一项研究使用跟踪心率，葡萄糖水平和呼吸频率<sup>76</sup>。但是，可穿戴设备无法辨别患者是否接受了ADL协助-AD评估的关键组成部分<sup>77</sup>。

非接触式环境传感器（图3a）可以潜在地识别这些临床细微差别，同时检测更大范围的活动<sup>8</sup>。

在同类研究中，这是最早的一项研究，研究人员在卧室内安装了一个深度和温度传感器（图3b），并在一个月内观察到1,690项活动，包括231次护理协助<sup>79</sup>(图3c)。卷积神经网络<sup>14</sup>检测辅助的准确度为86%。在不同的研究中，研究人员从一个养老院中的六个人那里收集了十天的录像，并取得了相似的结果<sup>80</sup>。尽管视觉传感器很有希望，但它们会在某些环境（如洗手间）中引发隐私问题，例如洗手间，洗手间和洗手间，这些都强烈地表明了认知功能<sup>81</sup>。这导致研究人员探索声学<sup>82</sup>和雷达传感器<sup>83</sup>。一项研究使用麦克风来检测淋浴和卫生间的活动，其准确度分别为93%和91%<sup>82</sup>。但是，这些研究的局限性在于它们在少数环境中的评估。日常生活空间是高度可变的，因此引入了一般化挑战。此外，隐私至关重要。如果此技术用于照明的生活空间，则必须开发和验证安全，隐私安全的系统。

独立活文件夹个人的另一个应用是跌倒检测<sup>84</sup>。约29%的社区居民成年人每年至少跌倒一次<sup>85</sup>。跌倒后一个多小时躺在地板上与12个月死亡率增加了五倍有关<sup>86</sup>。此外，恐惧的下降与抑郁和生活质量下降有关<sup>87</sup>——降低跌倒检测系统的感知安全性<sup>88</sup>。数十年来，研究人员开发了具有可穿戴设备和非接触式环境传感器的跌倒检测系统<sup>89</sup>。一项系统审查发现，检测到的可穿戴设备的准确度下降了96%，而环境传感器的准确度下降了97%<sup>90</sup>。

在另一项研究中，研究人员在271个家庭中安装了蓝牙（即无线电）信标<sup>91</sup>。利用来自每个信标的信号强度，机器学习算法将脆弱的文件夹个人分类

准确率达98%。在另一项研究中，研究人员在16个高级居住公寓的天花板上安装深度和雷达传感器长达2年<sup>92</sup>。通过小波分解转换的雷达信号，每天检测到100%的跌倒次数少于两次错误警报<sup>93</sup>。深度传感器每月产生一次错误警报，跌落检测率达到98%<sup>94</sup>。环境传感器必须足够快（即低延迟）才能向13个辅助居住社区的护理人员提供实时电子邮件警报<sup>95</sup>。与对照组的85岁以上老年人相比，实时干预显著降低了86岁老年人的功能下降。当与可穿戴设备结合使用时，一项研究发现深度传感器的跌倒检测准确性从90%上升至98%<sup>96</sup>。环境智能开始弥合观察与干预之间的鸿沟，需要进一步研究以探索监管批准过程，法律含义和道德考量。

慢性病管理

步态分析在物理康复和慢性疾病中的应用是诊断测试和测量治疗效果的重要工具<sup>97</sup>。例如，频繁而准确的步态分析可以改善脑瘫患儿的术后健康状况<sup>98</sup>或能够提前发现帕金森氏病长达4年<sup>99</sup>。传统上仅限于带有力板和运动捕捉系统的研究实验室<sup>100</sup>。步态分析正越来越多地与可穿戴设备进行<sup>101</sup>。一项研究使用加速度计来估算30名慢性肺病患者的临床标准6分钟步行距离<sup>102</sup>。研究发现绝对错误率平均为6%。一个局限性是可穿戴设备必须物理地附着在身体上，这给患者带来了极大的便利<sup>103</sup>。或者，非接触式传感器应以提高的保真度连续测量步态，并创建交互式的家庭康复计划<sup>104</sup>。使用相机测量步态在自然环境中的一些研究<sup>105</sup>。深度传感器<sup>104</sup>。雷达<sup>106</sup>和麦克风<sup>107</sup>。一项研究使用深度传感器测量帕金森病患者的九种步态<sup>108</sup>。通过使用高端运动捕捉系统作为地面真相，研究发现深度传感器可以跟踪四个厘米以内的垂直膝盖运动。另一项研究使用深度传感器为脑瘫患者创建运动游戏<sup>109</sup>。根据Tinetti测试，在24周的过程中，使用游戏的患者的平衡能力和步态提高了18%<sup>110</sup>。尽管有前途，但这些研究评估了单一的传感器模式。在实验室实验中，将麦克风与可穿戴式传感器结合使用时，步态检测可提高3%至7%<sup>111</sup>。在可行的情况下，研究可以研究多种感知模式的潜在协同作用（例如被动红外运动传感器，接触传感器和可穿戴式摄像头）。

精神健康

精神疾病，例如抑郁症，焦虑症和躁郁症，在美国影响4300万成年人<sup>112</sup>。欧盟有1.65亿人<sup>113</sup>。据估计，有56%的成年人患有精神疾病，由于财务费用和医疗服务提供者等障碍而没有寻求治疗<sup>112</sup>。目前，自我报告的问卷和诊所评估（例如，《精神疾病诊断和统计手册》（DSM-5））是识别精神疾病症状的标准工具，尽管这种情况很少发生并且有偏见。<sup>114</sup>。或者，环境传感器应提供连续且经济高效的症状筛查<sup>115</sup>。在30分钟，半结构化临床访谈中，研究人员在一次研究从69个人中收集了音频，视频和深度数据<sup>116</sup>。使用患者的言语提示和上肢运动，机器学习算法可检测出46位精神分裂症患者，其预测值的敏感性为95%，敏感性为84%。同样，急诊科对61名青春期自杀患者进行临床访谈的自然语言分析得出了能够对90%的自杀患者进行分类的模型

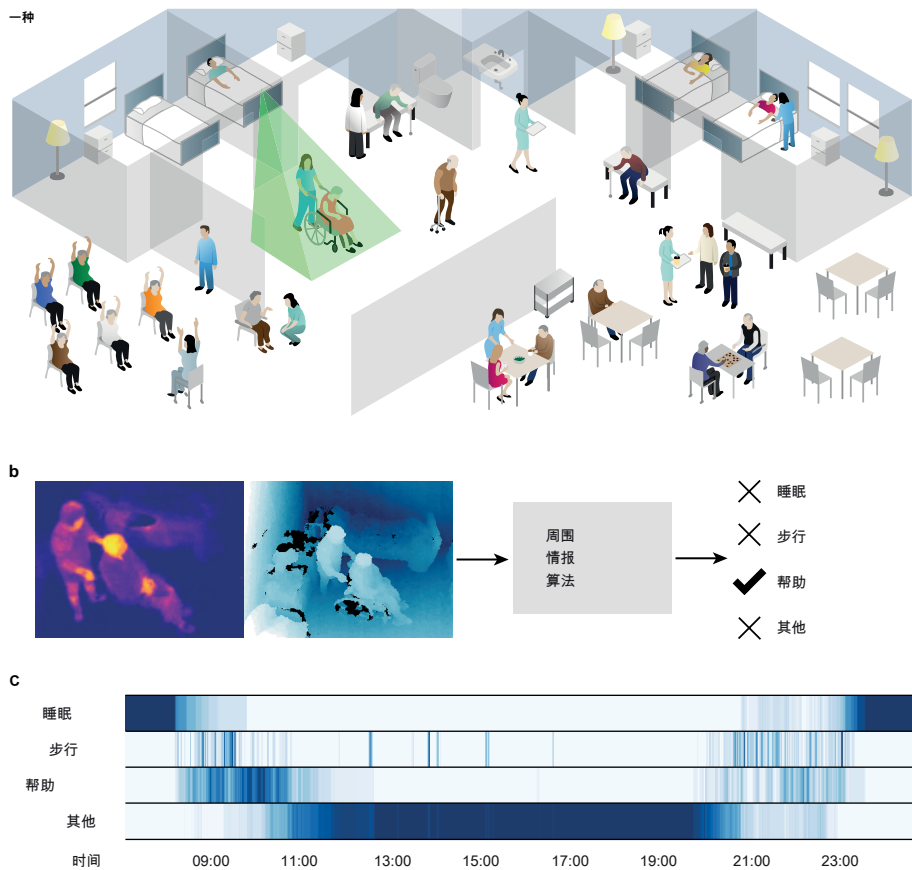


图3 | 环境智能日常居住空间。一种，老人房配有一个环境传感器。绿色的截头圆锥体表示传感器的覆盖范围（即，视觉传感器的视场以及声学 and 无线电传感器的视场）。b，来自传感器的热和深度数据由

用于活动分类的环境情报算法。c，病人一天的活动摘要。较深的蓝色部分表示活动更加频繁。c，改编自参考 79。

准确性<sup>117</sup>。尽管令人印象深刻，但仍需进一步试验以验证其对患者预后的影响。

但是，即使被发现，治疗性健康疾病仍然很复杂。特异性治疗师的作用可能导致最多17%的差异结果<sup>118</sup>。成绩单是识别良好疗法特征的标准方法<sup>119</sup>。但收集费用昂贵。20分钟会话的手动编码范围为85至120分钟<sup>120</sup>。环境传感器可以为心理治疗研究提供更便宜，更高质量的成绩单。使用治疗过程中的文本消息，对循环神经网络进行一次研究<sup>117</sup>检测14,899位患者的24种治疗师技术实例<sup>121</sup>。该研究确定了与改善的患者健康问题问卷（PHQ-9）和一般焦虑症（GAD-7）分数相关的几种技术。不同的研究使用了麦克风和语音识别算法来抄写和估计治疗师在200分钟的20分钟动机访谈中的同理心。<sup>120</sup>。使用人类评估员委员会作为金标准，该算法的准确性为82%。尽管这低于人类评估者90%的准确性<sup>120</sup>借助环境情报，研究人员现在可以进行大规模研究来重申他们对心理治疗框架的理解。但是，需要进一步的研究来验证这些系统的一般性，以使治疗师和患者群体多样化。

意外的临床医生错误，协助治疗人群并监测患有慢性疾病的患者。在表1中，我们重点介绍了与在复杂场景中识别人类行为以及从大数据和罕见事件的临床环境中学习有关的七个技术挑战和机遇。

#### 行为识别不复杂

要了解医疗保健空间中复杂的人类行为，需要进行跨机器智能多个领域的研究，例如视觉跟踪，人体姿势估计以及人与物体的交互模型。考虑在医院进行巡回检查。多达十二位临床医生系统地检查并检查了患者的无影音单位。在此期间，临床医生可能会遮挡传感器对患者的视线，从而可能导致无法检测到对健康至关重要的活动。如果物体在遮挡之前运动，则跟踪算法（表1）可以估计被遮挡时的位置<sup>122</sup>。对于更长的遮挡，矩阵完成方法（例如图像修复）可以“填充”遮挡对象背后的内容<sup>123</sup>。可以使用类似的技术去噪音频频谱图形式<sup>124</sup>。如果没有遮挡，则下一步是查找人员。在早晨的回合中，临床医生可能会将其他物体或物体指向整个房间，从传感器的角度引入多层身体部位。人为姿态估计算法（表1）试图通过精确定位身体部位并将其分配给正确的个体来解决这种歧义。<sup>125</sup>。在复杂的临床环境中，要获得成功的环境情报，就需要建立高度准确的人类行为模型。

#### 技术挑战与机遇

环境情报可以通过观察与恢复相关的行为来阐明医疗保健的提供过程，从而减少

环境智能需要理解人与物体和其他人的交互方式。一类方法试图识别图像中基于视觉的关系<sup>126</sup>。通常形式

表1 | 算法挑战

| 挑战   | 子挑战    | 技术方法        | 重症监护病房 |     | 手术室  |        | 其他 |   | 老人护理 |    | 慢性的  |   | 精神健康     |   |
|--|--------|-------------|--------|-----|------|--------|----|---|------|----|------|---|----------|---|
|  |        |             | 患者流动性  | 手卫生 | 技能专长 | 手术费用计数 |    |   | ADL  | 下降 | 步态分析 |   | 症状疗法筛选研究 |   |
| 行为识别环境矩阵在复杂场景  | 复杂     | 视觉追踪        | X      | X   | X    | X      | -  | X | X    | X  | X    | X | X        | - |
|  |        | 完成          |        |     |      |        |    |   |      |    |      |   |          |   |
|  | 定位多人类  | 行人检测，人体姿势估算 | X      | -   | -    | -      | -  | X | X    | X  | X    | - | -        | - |
|  | 认识人的举止 | 场景图活动承认     | X      | X   | -    | X      | -  | X | X    | X  | -    | - | -        | X |
| 学习大数据和罕见事件实时   | 大数据    | 分散式学习，优化器   | X      | X   | X    | X      | X  | X | X    | X  | X    | X | X        | X |
|  | 检测     | 两阶段模型，模型压缩  | -      | X   | X    | X      | -  | - | -    | X  | -    | - | -        | - |
|  | 稀有事件   | 校准，损失加权     | X      | -   | -    | X      | -  | - | -    | X  | -    | X | X        | - |
|  | 概括到新环境 | 转让学习，少拍学习   | X      | X   | X    | X      | X  | X | X    | X  | X    | X | X        | X |
| 行表示算法挑战。列表示临床使用案例。适用于特定临床用例的挑战标有“X”。“技能”表示对手术技能的评估；“注释”是指医学文献。 |        |             |        |     |      |        |    |   |      |    |      |   |          |   |

场景图（表1）。场景图是互连节点的网络，其中每个节点代表图像中的一个对象，每个连接代表它们之间的关系<sup>127</sup>。场景图不仅有助于识别人类行为，而且还可以使环境情报更加透明<sup>128</sup>。

向大数据和事件学习

环境传感器将从医院和房屋中产生PB级的数据<sup>129</sup>。这就需要新的机器学习方法，该方法必须能够对稀有事件进行建模并处理大数据（表1）。大规模的了解活动的模型可能需要几天的时间来训练，除非使用大型的专业硬件集群<sup>130</sup>。

云服务器是一种潜在的解决方案，但由于环境智能可能需要大量的存储，计算和网络带宽，因此可能会很昂贵。改进的基于梯度的优化器<sup>131</sup>神经网络架构<sup>132</sup>可以潜在地减少训练时间。但是，快速训练模型并不能保证在推理（即实时检测）期间就可以快速训练（表1）。例如，基于视频的识别模型很慢，通常每秒1到10帧<sup>133</sup>。甚至每秒100帧的优化模型<sup>134</sup>可能每天都难以处理数TB的数据。模型压缩等技术<sup>135</sup>和量化<sup>136</sup>可以减少存储和计算需求。某些方法可以快速识个别感兴趣的部

分，而不是以完全的空间或时间分辨率处理音频或视频，这些提议被称为提案<sup>37</sup>。这些建议是为重型模块提供的，用于高精度，但计算量大的活动识别。

尽管环境传感器产生的数据量很大，但某些临床事件很少见且很少见（表1）。这些长尾事件的检测对于了解对健康至关重要的行为是必需的。考虑跌倒检测的示例。环境数据的大部分包含正常活动，将算法推向标签不平衡。更广泛地，统计偏差可应用于任何数据类别，例如受保护的分类属性<sup>138</sup>。一种解决方案是对算法进行统计校准，从而导致指定属性之间的错误率不一致<sup>139</sup>。但是，某些医疗环境可能

与原始训练相比，跌倒的可能性更大。这需要通用化（表1）：算法对未知分布进行操作的能力<sup>140</sup>。除了训练针对所有发行版设计的模型外，另一种方法是采用现有模型并在新发行版上对其进行微调<sup>141</sup>—也称为转移学习<sup>142</sup>。另一个解决方案，领域适应<sup>143</sup>。尝试通过更好的特征表示来最小化训练和测试分布之间的差距。对于资源贫乏的医疗保健提供者，只需几次学习即可从最少一个或两个示例中学习的算法<sup>144</sup>—可用于。

社会和道德考虑



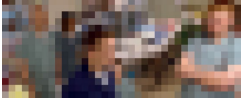


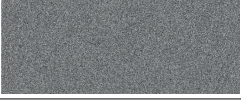
环境情报系统的可信赖性对于实现这项技术的潜力至关重要。尽管在此方面，有关可信赖的人工智能的文献越来越多<sup>145</sup>。我们考虑可信赖性的四个不同方面：隐私，公平，透明和研究伦理。在解决所有这四个因素的同时发展技术需要医学，计算机科学，法律，伦理和公共政策领域专家紧密合作。

隐私

通过设计，环境传感器可以持续观察环境，并且可以发现有关物理人类行为如何影响医疗保健交付的新信息。例如，传感器可以测量生命体征<sup>146</sup>。虽然方便，但此类知识可能会被用于推断私人医疗状况。随着全球公民变得越来越敏感的大量信息收集，人们越来越关注机密性，共享和保留此信息<sup>147</sup>。因此，至关重要的是要在不考虑隐私和安全的前提下共同开发该技术，不仅要考虑技术本身，还要考虑在开发过程中利益相关者不断参与的中间环节。<sup>148</sup>。

图4展示了许多现有和新兴的隐私保护技术。一种方法是通过删除个人身份来识别数据。另一种方法是将数据最小化，



| 方法        | 描述                                | 电脑运算<br>硬件             | 转换结果  |
|-----------|-----------------------------------|------------------------|---|
| 微分<br>隐私  | 增加噪音<br>数据; 影响最小<br>人口-<br>水平分析   | 边缘<br>电脑               |  |
| 脸部模糊      | 检测并模糊<br>人脸                       | 传感器，<br>边缘<br>电脑       |  |
| 维数<br>减少  | 减少输入<br>通过减少功能数量来缩小尺寸             | 传感器，<br>边缘<br>电脑       |  |
| 身体遮罩      | 代替人<br>不露面的化身                     | 边缘<br>电脑               |  |
| 联合的<br>学习 | 边缘设备学习<br>在本地发送<br>渐变更新为<br>中央服务器 | 边缘<br>电脑，<br>集中<br>服务器 |  |
| 同态的<br>加密 | 启用<br>预测<br>由...制成<br>加密数据        | 边缘<br>电脑，<br>集中<br>服务器 |  |

**图4 | 保护隐私的计算方法。** 在每种方法提供的隐私保护级别与所需的计算资源之间要进行权衡。用于生成转换图像的方法在其他地方进行了详细描述：差异性隐私，请参见<sup>166</sup> 降维，参考。<sup>167</sup> 身体遮蔽，参考。<sup>168</sup> 联合学习，参考。<sup>169</sup> 同态加密，参考。<sup>170</sup>。原始图像是由麦考伊（S.McCoy）制作的，以前曾出版过<sup>171</sup>。国防部视觉信息的出现并不暗示或表示国防部的认可。

从而最大程度地减少了数据捕获，传输和人员兼捕。周围的系统可能会停顿腹腔房室病患者。但是，即使数据被取消标识，也有可能重新标识个人<sup>149</sup>。超分辨率技术<sup>150</sup>可以部分地消除模糊和降维技术的效果，从而有可能重新识别。这表明，数据应保留在设备上，或者由未经授权的访问和重新识别来控制。

法律和社会的复杂性将不可避免地出现。有记录在案的示例，其中要求公司将环境发言人和摄像机的数据提供给执法部门<sup>151</sup>。尽管这些设备位于潜在的犯罪现场中，但是这会提出一个问题，即应隐瞒犯罪现场之外的偶然发现，例如疏忽的供词。<sup>152</sup> 为此，患者应主动要求医疗保健提供者使用隐私保护措施（图4）。此外，临床医生和技术人员必须与重要的利益相关者（例如，患者，家庭或照料者），法律专家和政策制定者合作，以开发环境系统的治理框架。

公平

环境智能将与大批患者互动，其数量级可能比当前临床医生所能达到的大几个数量级。这迫使我们仔细检查环境系统的公平性。公平是一个复杂而又多面的话题，由多个研究团体讨论过：<sup>38</sup>。我们从以下两个方面着重介绍算法公平性：数据集偏差和模型性能。

标记的数据集是大多数机器学习系统的基础<sup>1</sup>。但是，即使在深度学习之前，医学数据集还是有偏差的<sup>153</sup>。这些偏见可能会对某些人群的临床结果产生不利影响<sup>154</sup>。如果某人缺少特定属性，无论是由于数据收集约束还是社会因素，算法可能会误解其整个记录，从而导致较高的预测误差<sup>155</sup>。识别偏差的一种方法是分析不同群体之间的模型表现<sup>156</sup>。在一项研究中，预测30天的精神科再入院率时，不同种族群体的错误率有所不同<sup>157</sup>。更严格的方法可以测试相同的敏感性和相等的阳性预测值。但是，相同的模型性能可能无法产生相同的临床结果，因为某些人群可能具有固有的生理差异。尽管如此，减轻偏见仍在取得进展，例如PROBAST工具<sup>158</sup>。

透明度

环境情报可以发现有关人类行为如何影响医疗保健交付的见解。这些发现可能会使某些研究人员感到意外，在这种情况下，临床医生和患者需要在使用它们之前相信这些发现。代替不透明的黑盒子模型，环境情报系统应该提供可预测，描述性和相关性的可解释结果。<sup>159</sup>。这可能是获得利益相关者认可的具有挑战性的任务，因为技术文盲和模型不透明可能会阻碍在医疗保健中使用环境智能的努力<sup>160</sup>。透明度并不仅限于算法。数据集的透明性—设计，收集和注释数据集的方式的痕迹—将允许为将来的应用采取特定的预防措施，例如培训人类注释者或修改研究的包含和排除标准。透明度的正式指南，例如TRIPOD声明<sup>161</sup>正在积极发展。另一个工具是使用模型卡<sup>162</sup>。这是对在不同人群和概述评估程序中对算法进行基准测试的简短分析。

研究伦理

伦理研究包括诸如保护人类参与者，独立审查和公众利益等主题。促进研究涉及人类参与者的研究规范的《贝尔蒙报告》包括“尊重人”作为基本原则。在研究中，这表明已获得研究参与者的知情同意。但是，如果研究对参与者的风险最小或无法获得同意，则某些法规允许在未经同意的情况下进行研究。对于大规模的环境智能研究，获得知情同意可能很困难，并且在某些情况下由于自动去识别技术而可能无法实现（图4）。在这种情况下，公众参与或协商民主可以作为替代解决方案<sup>163</sup>。

仅依靠主要研究者的完整性进行伦理研究可能会引入潜在的利益冲突。要减轻这种风险，涉及人类参与者的学术研究需要得到机构审查委员会的批准。公共健康监测旨在防止广泛的疾病和改善健康，不需要独立审查<sup>164</sup>。根据应用的不同，环境情报可以分为<sup>165</sup>。敦促研究人员与法律和道德规范专家进行磋商，以确定在最大程度地提高公众利益的同时保护所有人的适当步骤。

概要

数百年来医学实践导致知识爆炸，为人类健康带来了前所未有的进步。突破性的人工智能技术和低成本，非接触式传感器的兴起带来了一种环境智能，它可以潜在地改善医疗保健的物理执行。医院和医院的初步结果

日常生活空间证实了通过环境感知获得的信息的丰富性。照亮医疗保健黑暗空间的难得机会要求计算机科学家，临床医生和医学研究人员与法律，道德和公共政策专家密切合作，以创建可信赖的医疗环境智能系统。

1. LeCun, Y., Bengio, Y. & Hinton, G.深度学习. *性质* **521**, 436–444 (2015)。

这篇论文回顾了深度学习的发展，并解释了在应用于视觉和自然语言处理任务时，诸如卷积和递归神经网络之类的通用神经网络体系结构。

2. 密歇根州乔丹市 & 米切尔市TM机器学习：趋势，观点和前景。  
*科学* **349**, 255–260 (2015)。

3. Esteva, A. 等。医疗保健深度学习指南。 *纳特* 中 **25** 24–29 (2019)。

这描述了计算机视觉，自然语言处理，语音识别和强化学习形式成像任务，电子健康记录分析，机器人辅助手术和基因组研究的使用。

4. EJ Topol高性能医学：人类与人工智能的融合。 *纳特* 中 **25** 44–56 (2019)。

这篇综述概述了临床医生，患者和卫生系统使用的人工智能来解释医学图像，发现工作流程效率并促进患者自我保健。

5. Sutton, RT等。临床决策支持系统概述：收益，风险和成功策略。 *NPJ数字。中* **3**, 17 (2020)。

6. Yeung, S., Downing, NL, Fei-Fei, L., & Milstein, A. 床边计算机视觉-将人工智能从驾驶员协助转移到患者安全。 *N. Engl. J. Med.* **378**, 1271–1273 (2018)。

7. Haynes, AB等。减少全球人口发病率和死亡率的外科手术安全检查表。 *N. Engl. J. Med.* **360**, 491–499 (2009)。

8. 马卡里 (Makary) 和拉萨诺诸基尼丹尔 (M.Daniel) 的医疗错误-美国第三大死亡原因。  
*Br. 中* **J. 353**, i2139 (2016)。

9. Tallentire, VR, Smith, SE, Skinner, J., & Cameron, HS探索基于团队的急性护理方案中的错误：来自英国的一项观察性研究。 *学院* 中 **87**, 792–798 (2012)。

10. Yang, T. 等。2002-2011年中国医疗事故诉讼评估。  
*J. 法庭。* 中 **2**, 185–189 (2016)。

11. Pol, MC, ter Riet, G., van Hartingsveldt, M., Kröse, B., and Buurman, BM髋关节骨折老年患者康复计划中传感器监测的有效性：一项三臂阶梯式模拟随机试验。 *年龄老化* **48**, 650–657 (2019)。

12. Fritz, RL & Dermody, G. 一种护士驱动的方法，用于在“智能”病房中开发人工智能以实现就地老化。 *护士 外表* **67**, 140–153 (2019)。

13. Kaye, JA等。F5-05-04：生命活动的生态学有效评估：使用传感器进行连续监测。 *老年痴呆症*。 **12** P374 (2016)。Acampora, G., Cook, DJ, Rashidi, P., and Vasilakos, AV有关卫生保健中环境智能的调查。 *Proc I*  
*EEE研究所 电器。电子。* **101**, 2470-2494 (2013)。

15 库克 (DJ)，邓肯 (G.)，斯普林特 (Sprint) 和弗里兹 (R.)。使用智慧城市技术使医疗保健更智能。 *Proc IE*  
*EE研究所 电器。电子。* **106**, 708–722 (2018)。疾病预防与控制中心。 *国民健康访问调查：健康统计摘要* h  
https://www.cdc.gov/nchs/nhis/shs.htm (2018)。NHSDigital。 *医院允许的患者护理和成人重症监护活动2018–19*

16  
17. https://digital.nhs.uk/data-and-information/publications/statistical/ Hospital-admitted- Patie  
nt-Care-activity / 2018-19 (NHS, 2019)。

18 19 Patel, RS, Bachu, R., Adikey, A., Malik, M. & Shah, M. 与医生倦怠及其后果相关的因素：综述。 *行为。科学*  
*(巴塞罗那)* **8**, 98 (2018)。里昂, M. 等。由于缺乏放射服务，农村急诊转移。 *上午。J. Emerg. 中* **33**,

1630-1634 (2015)。

20 Adams, JG & Walls, RM在COVID-19全球流行期间支持卫生保健工作人员。 *J.上午 中 副会长* **323**, 1439–1440 (2020)。

21 Halpern, NA, Goldman, DA, Tan, KS and Pastores, SM美国的重症监护病床和人群，医疗保险和医疗补助受益人的使用趋势：2000–2010年。 *袭击 CareMed*。 **44** 1490–1499 (2016)。

22 Halpern, NA & Pastores, SM美国2000–2005年的重症监护医学：床位数，入住率，付款人构成和费用的分析。  
*袭击 CareMed*。 **38**, 65–71 (2010)。

23. Hermans, G. 等。重症监护病房获得性弱点的急性结局和1年死亡率。队列研究和倾向匹配分析。 *上午。J.呼吸 袭击 CareMed*。  
**190**, 410–420 (2014)。

24 Zhang, L. 等。重症监护病房中危重病人的早期动员：系统的回顾和元分析。 *松下* **14** e0223185 (2019)。

25 26 Donchin, Y. 等。重症监护病房中人为错误的性质和原因。 *袭击 CareMed*。 **23** 294–300 (1995)。

26 Hodgson, CL, Berney, S., Harrold, M., Saxena, M. & Bellomo, R. 临床评论：ICU中的早期患者动员。  
*袭击 关心* **17** 207 (2013)。

27. Verceles, AC & Hager, ER使用加速度计监测危重患者的身体活动：系统综述。 *呼吸。关心* **60** 1330–1336 (2015)。

28. Ma, AJ等。使用新型无创传感器在ICU中测量患者的活动能力。  
*袭击 CareMed*。 **45** 630–636 (2017)。

29. Yeung, S. 等。计算机视觉系统，用于基于深度学习的ICU患者动员活动检测。 *NPJ数字。中* **2**, 11 (2019)。

这项研究使用计算机视觉对重症监护病房中的患者动员活动进行了同时分类，并统计了参与每种活动的医护人员人数。

30 31 Davoudi, A. 等。智能ICU，可通过普及感知和深度学习对患者进行自主监控。 *科学 代表* **9**, 8020 (2019)。

这项研究使用相机和可穿戴式传感器跟踪重症监护病房中of安和非-安患者的身体运动。

31. WHO. *全球地方性卫生保健相关感染负担报告*  
https://apps.who.int/iris/handle/10665/80135 (2011)。

32. 文森特, J.-L. 成人重症监护病房的医院感染。 *柳叶刀* **361**, 2068–2077 (2003)。

33. D. Gould, D., Moralejo, D., Drey, N., Chudleigh, JH and Taljaard, M. 采取干预措施以改善患者护理中的手卫生。  
*Cochrane数据库系统。版本号* **9**, CD005186 (2017)。

34. Srigley, JA, Furness, CD, Baker, GR & Gardam, M. 使用电子监测系统量化霍桑对手卫生合规性监测的作用：一项回顾性队列研究。 *BMJ品质 Saf.* **23** 974–980 (2014)。

35 36 Shirehjini, AAN, Yassine, A. & Shirmohammadi, S. 使用基于RFID的定位系统在医院中进行设备定位。 *IEEE E Trans. Inf. 技术。生物医学*。 **16** 1058–1069 (2012)。

36. Sax, H. 等。“我的手卫生的五个时刻”：一种以用户为中心的设计方法，用于理解，培训，监控和报告手卫生。  
*J.霍普斯 感染*。 **67**, 9-21 (2007)。Haque, A. 等。迈向基于视觉的智能医院：一种用于跟踪和监视手部

37. 卫生状况的系统。在 *进程 第二届医疗机器学习大会* 75–87 (PMLR, 2017)。

这项研究评估了深度传感器和隐蔽审核员在测量水平仪上的卫生要求时的性能。

38. Singh, A. 等。使用计算机视觉技术自动检测手部卫生。  
*J.上午 中 通知。副会长* https://doi.org/10.1093/jamia/ocaa115 (2020)。

39. Chen, J., Cremer, JF, Zarei, K., Segre, AM and Polgreen, PM使用计算机视觉和深度感知来测量医护人员与病人的接触以及病房内的个人防护设备依从性。 *打开论坛感染。Dis.* **3**,

200版 (2016)。

40 Awwad, S., Tarvade, S., Piccardi, M. & Gattas, DJ使用受隐私保护的计算机视觉来衡量医疗保健工作者的手部卫生质量。 *诠释 J.品质 卫生保健*  
**31**, 36-42 (2019)。

41. Weiser, TG等。全球手术量的估计：基于可用数据的建模策略。 *柳叶刀* **372**, 139–144 (2008)。

42. O. Anderson, R., Davis, Hanna, GB and Vincent, CA手术不良事件：系统评价。 *上午。J. Surg.* **206**, 253–262 (2013)。

43. 邦拉斯 (Boranth)，新兴市场公司 (EM)，新泽西州迪迪 (Dedy)，新泽西州戈登 (Gordon)，LE & Grantcharov, TP全面的外科手术指导可提高手术室的手术技能：一项随机对照试验。  
*安 手术* **262**, 205-212 (2015)。

44. Vaidya, A. 等。外科手术技能评估工具的当前状况：系统评价。 *J. Surg. Res.* **246**, 342–378 (2020)。

45. Ghasemloonia, A. 等。使用动作质量和流畅度进行手术技能评估。  
*J. Surg. 教育*。 **74**, 295-305 (2017)。

46. Khalid, S., Goldenberg, M., Grantcharov, T., Taati, B, Rudzicz, F. 评估深度学习模型的价值，以识别手术作用和测量性能。 *JAMANetw.* *打开* **3**, e201664 (2020)。

47. Law, H., Ghani, K. & Deng, J. Surgeon使用基于计算机视觉的分析进行技术技能评估。在 *进程 第二届医疗机器学习大会* 88–99 (PMLR, 2017)。

48. Jin, A. 等。使用基于区域的卷积神经网络在手术视频中进行工具检测和操作技能评估。在 *进程 冬季计算机视觉应用大会* 691–699 (IEEE, 2018年)。

49. Twinanda, AP等。EndoNet：一种用于腹腔镜视频识别任务的深度架构。 *IEEE Trans. 中 影像学* **36** 86-97 (2017)。

50 Hashimoto, DA, Rosman, G., Rus, D. & Meireles, 或外科手术中的人工智能：前景与危险。 *安 手术* **268**, 70-76 (2018)。

51. Greenberg, CC, Regenbogen, SE, Lipsitz, SR, Diaz-Flores, R., & Gawande, AA手术计数差异的频率和重要性。 *安 手术* **248**, 337–341 (2008)。

52. Agrawal, A. 计数事项：从保留的外科项目的根本原因分析中获得的经验教训。 *Jt. 通讯 J.品质 病人安全* **38**, 566–574 (2012)。

53. Hempel, S. 等。错误的现场手术，保留的手术用品和手术火灾：对手术从未发生的事件的系统回顾。  
*JAMA Surg.* **150** 796–805 (2015)。

54. Cima, RR等。在整个手术过程中使用数据矩阵编码的海绵计数系统：18个月后发现影响。 *Jt. 通讯 J.品质 病人安全* **37**, 51-58 (2011)。Rupp, CC等。射频检测系统作为追踪手术海绵的手动计数协议的补充的有效性：一项针对2,285名患者的前瞻性试验。 *J.上午 Coll. 手术* **215**, 524–533 (2012)。

56. Kassahun, Y. 等。超越增强的灵活性仪器的手术机器人技术：对机器学习技术及其在智能和自主手动动作中的作用调查。 *诠释 J.计算机 助攻。收音机 手术* **11** 553–568 (2016)。

57. Kakhdomahammadi, A., Gangi, A., deMathelin, M. & Padoy, N. 一种用于手术室人体姿势估计的多视角RGB-B-D方法。在 *进程 冬季计算机视觉应用大会* 363–372 (IEEE, 2017年)。

58. Jung, JJ, Jüni, P., Lebovic, G. & Grantcharov, T. 对手术室黑匣子研究的第一年分析。 *安 手术* **271**, 122–127 (2020)。

59. E. Joukes, A., Abu-Hanna, Cornet, R., & de Keizer, NF在引入结构化和标准化的电子健康记录之前和之后，花费在专门的患者护理和记录任务上的时间。 *应用 临床 通知*。 **9**, 46–53 (2018)。

60 希顿, HA, 卡斯塔内达-瓜德拉斯, A., 特罗特, ER, 欧文, PJ & 贝洛里奥, MF抄写员对患者吞吐量，收入以及患者和医疗服务提供者满意度的影响：系统的审查和元分析。 *上午。J. Emerg. 中* **34**, 2018–2028 (2016)。Rich, N. 担任医疗抄写员的影响。 *上午。J. Emerg. 中* **35** 513 (2017)。

61.

62. Boulton, C. 如何GoogleGlass自动执行患者文档以维护尊严健康。  
*华尔街日报* (2014年6月16日)。



63. Blackley, SV, Huynh, J., Wang, L., Korach, Z. & Zhou, L. 1990年至2018年临床文档的语音识别：系统综述。 *J.上午中通知*。副会长 **26**, 324-338 (2019)。

64. 邱C.-C. 等。医疗对话的语音识别。在 *进程 国际语音通信协会第十八届年会* 2972-2976 ( ISCA, 2018年)。

本文开发了一种语音识别算法，用于在患者和临床医生之间进行盲译。

65. Pranaat, R. 等。使用基于电子病历的模拟来评估医学抄写员生成的笔记的结构和准确性：概念验证研究。 *JMIRM ed. 通知*。 **5** e30 ( 2017 )。

66. Kaplan, RS等。使用时间驱动的基于活动的成本核算来确定医疗保健中的增值机会。 *J.健康 玛娜* **59**, 399-412 ( 2014 )。循因州波特，基于价值的医疗服务。 *安 手术* **248**, 503-509 ( 2008 )。

67. Keel, G., Savage, C., Rafiq, M. & Mazzocato, P. 卫生保健中基于时间驱动的基于活动的成本计算：文献的系统综述。 *卫生政策* **121**, 755-763 ( 2017 )。法语，KE等。使用基于时间的基于活动的成本核算在术前评估中心中评估过程改进计划的价值。 *卫生保健* **1**, 136-142 ( 2013 )。

70 D.Sánchez, M. Tentori和J. Favela. 智能医院的活动识别。 *IEEE智能系统* **23** 50-57 ( 2008 )。联合国。 *2019年世界人口老龄化* [https://www.un.org/development/desa/pd/sites/www.un.org.development.desa.pd/files/files/documents/2020/Jan/un\\_2019\\_worldpopulationageing\\_report.pdf](https://www.un.org/development/desa/pd/sites/www.un.org.development.desa.pd/files/files/documents/2020/Jan/un_2019_worldpopulationageing_report.pdf) ( 2020 )。

71. Mamikonian-Zarpas, A.和Laganá, L. 老年人将来跌倒的风险与日常生活活动的难度之间的关系。 *J.老龄化* **3**, 8-16 ( 2015 )。

73. Stineman, MG等。根据日常生活阶段的活动，老年人的全因1、5和10年死亡率。 *J.上午 杰里亚特*。 *Soc.* **60** 485-492 ( 2012 )。

74. Phelan, EA, Williams, B., Penninx, BWJH, LoGerfo, JP和Leveille, SG在一项健康增强计划的随机试验中，老年人的日常生活功能和残疾活动。 *J. Gerontol. 一种* **59**, M838-M843 ( 2004 )。

75. Carlsson, G., Haak, M., Nygren, C. & Iwarsson, S. 在社区居住的非常老的个体中自我报告的功能与专业评估的功能限制。 *诠释J.康复*。 *Res.* **35**第 299-304 ( 2012 )。

76. Wang, Z., Yang, Z. & Dong, T. 对可穿戴式老年人护理技术的评论，该技术可以准确跟踪室内位置，识别身体活动并实时监测生命体征。 *感测器* **17** 341 ( 2017 )。

77. Katz, S. 评估自我维护：日常生活，活动和工具活动。 *J.上午 杰里亚特*。 *Soc.* **31**, 721-727 ( 1983 )。

78. Uddin, MZ, Khaksar, W. & Torresen, J. 老年人护理和独立生活的环境传感器：一项调查。 *感测器* **18**岁 2027年 ( 2018年)。

79. Luo, Z. 等。基于计算机视觉的老年人日常活动的描述性分析，可进行长期健康监测。在 *进程 第三屆医疗机器学习大会* 1-18 ( PMLR, 2018 )。这项研究利用老人居室的深度和温度传感器创建了日常生活活动的时空摘要。

80 Cheng, H., Liu, Z., Zhao, Y., Ye, G. & Sun, X. 高级家庭监控的真实活动摘要。 *多媒体工具应用* **70** 177-197 ( 2014 )。

81. Lee, M.-T., Jang Y.-Y. & Chang, W.-Y. 认知功能障碍如何影响老年人的日常生活功能？ 松下 **14** e0218112 ( 2019 )。Chen, J., Zhang, J., Kam, AH & Shue, L. 一种自动声学浴室监控系统。在 *进程 国际电路与系统专题讨论会* 1750-1753 ( IEEE, 2005年)。

83. Shrestha, A. 等。老年人护理：使用S波段雷达进行日常生活分类活动。 *J.Eng.* **2019**年 7601-7606 ( 2019 )。

84. 冈萨雷斯达斯 ( Ganz ) 和达萨斯斯拉基姆 ( Latham ) 预防在社区居住的老年人摔倒。 *N. Engl. J. Med.* **382**, 734-743 ( 2020 )。

85. 卑尔根, G., 史蒂文斯, MR & Burns, ER, ≥65岁成年人的跌倒和跌倒伤害，美国，2014年。 *MMWRMorb. 凡人*。 *不好意思* 代表 **65**岁 993-998 ( 2016 )。Wild, D., 美国Nayak和B.Isaacs, 在家中老人跌倒有多危险？ *Br. 中* *J. ( 临床研究版)* **282**, 266-268 ( 1981 )。

87. Scheffer, AC, Schuurmans, MJ, van Dijk, N., van der Hooft, T., & de Rooij, SE 担心跌倒：老年人的测量策略，患病率，危险因素和后果。 *年龄老化* **37**, 19-24 ( 2008 )。

88. Pol, M. 等。老年人对在家中使用传感器监控的看法。 *老年学家* **56** 485-493 ( 2016 )。

89. Erol, B., Amin, MG & Boashash, B. 距离多普勒雷达传感器融合，用于跌倒检测。在 *进程 IEEE雷达会议* 819-824 ( IEEE, 2017年)。

90 Chaudhuri, S., Thompson, H. & Demiris, G. 跌倒检测设备及其与老年人的使用：系统综述。 *杰里亚特 物理 那个* **37**, 178-196 ( 2014 )。

91. Tegou, T. 等。一种用于检测老年人体的低成本室内活动监测系统。 *感测器* **19** 452 ( 2019 )。

92. Rantz, M. 等。自动化的老年人跌倒风险评估和检测传感器系统。 *老年学家* **55**第 S78-S87 ( 2015 )。

93. Su, BY, Ho, KC, Rantz, MJ & Skubic, M. 使用小波变换的多普勒雷达坠落活动检测。 *IEEE Trans. 生物医学*。 **62**, 865-875 ( 2015 )。

94. Stone, EE & Skubic, M. 使用Microsoft Kinect在老年人房屋中进行跌倒检测。 *IEEE J. 生物医学. 健康通知*。 **19** 290-301 ( 2015 )。

95. Rantz, M. 等。智能传感器系统用于高级住房中的早期疾病警报的随机试验。 *J.上午 中 先生 副会长* **18**岁 86 0-870 ( 2017 )。这项随机试验研究了实时干预系统 ( 由环境传感器检测到的异常步态模式触发 ) 对老年人在家中行走能力的临床疗效。

96. Kwolek, B. & Kepski, M. 使用深度图和无线加速度计在嵌入式平台上进行人体跌倒检测。 *计算 方法程序生物医学*。 **117**, 489-501 ( 2014 )。

97. Wren, TAL, Gorton, GE III, Ounpuu, S. & Tucker, CA. 临床步态分析的功效：系统评价。 *步态姿势* **34**, 149-153 ( 2011 )。

98. Wren, TA等。非伴步态分析的步行型脑瘫儿童下肢骨科手术的结果：一项随机对照试验的结果。 *步态姿势* **38**, 236-241 ( 2013 )。

99. Del Din, S. 等。可穿戴设备的步态分析可预测会转化为帕金森氏病。 *安 神经元*。 **86**, 357-367 ( 2019 )。

100. Kidziński, Ł., Delp, S. & Schwartz, M. 儿童自动实时步态事件检测使用深度神经网络。 松下 **14** e0211466 ( 2019 )。平衡和运动分析范围。 *应用 科学* **10** 234 ( 2020 )。慢性病，通

101. Diaz, S., Stephenson, JB和Labrador, MA在步态中使用可穿戴式传感器技术，过手机进行步态分析。 *远程 J.健康* **20** 1035-1041 Kononova, A. 等。老年人中可穿戴活动跟踪器的使用：焦点小组

102. Juen, J., Cheng, Q., Prieto-Centurion, V., Krishnan, JA & Schatz, B. 《健康监测》 ( 2014年 )。行为的改变。 *JMIRMhealth Uhealth* **7** e9832 ( 2019 )。系统的审查。 *游戏健康J.* **4**, 123-135 ( 2015 )。对帕金森

103. 氏病患者的认知。 *专家系统 应用* **36**岁 7033-7039 Seifert, A., Zoubir, AM & Amin, MG 使用室内多普勒Altair, MU 研究DaGama, A., Fallavollita, P., Teichrieb, V., & Navab, N. 在维护阶段的跟踪器感知，动机和障碍。使用

104. B, 步子不对称检测步态不对称，T., Juang, BH和Juang, B.-H. 步态：使用Galna, B. 等人进行步态分析。Micro Kinect进行运动康复：Cho, C.-W., Chao, W.-H., Lin, S.-H. & 陈永乐 一种基于视觉的步态分析系统 ( 2009年

soft Kinect传感器在Jaume-i-Capó, A., Martínez-Bueso, P., Moyà-Alcover, B. & Varona, J. Interactive中测量 )。

运动的精度

106. 雷达。在 *进程 IEEE雷达会议* 1-6 ( IEEE, 2019年 )。脚步声。 *IEEE Trans. 生物医学*。

107. **62**, 2001-2011 ( 2015 )。帕金森氏病的人。 *步态姿势* **39**, 1062-1068 ( 2014 )。

108. 康复系统，以改善脑瘫患者的平衡疗法。Tinetti, ME, Williams, TF & Mayewski, R. 基于Wang, C. 等的老年患者跌

109. *IEEE Trans. 神经系统 康复*。 **22** 419-427 ( 2014 )。慢性残疾人数。 *上午. J.* 倒风险指数。基于可穿戴惯性和麦克风Mental Health America的多模式步态分析。 *美国的精神健康-2018年成人数据 Meds.* **80** 429-434 ( 1986 )。传感器。在 *进程 IEEE SmarWorld* 1-8 ( 2017 )。

111. <https://www.Witichen,HU等>。斯诺登的精神障碍和其他障碍的大小和负担，LR Bias 精神健康评估和干预：理

112. 论和证据。Shatte, ABR, Hutchinson, DM和Teague, SJ 机器学习心理健康：Chakraborty, D. 等。精神分裂症 mhanational.org/issues/mental-health-america-adult-data-2018 ( 2018 )。在欧洲2010年的大脑。 欧

113. 阴性症状的评估和预测 *元. Neuropsychopharmacol.* **21**岁 655-679 ( 2011 )。

114. *上午. J. 公共卫生* **93**, 239-243 ( 2003 )。

115. 方法和应用的范围回顾。 *Psychol. 中* **49**, 1426-1448 ( 2019 )。fromRGB +移动信号。在 *进程 第十九届国际多媒体研讨会 信号处理* 1-6 ( 2017 )。

117. Pestian, JP等。使用自然语言处理来检查急诊科中自杀青少年的语音。 *自杀生命威胁*。 *行为*。 **46**, 154-159 ( 2016 )。

118. Lutz, W., Leon, SC, Martinovich, Z., Lyons, JS & Stiles, WB Therapist effect in 32-39 ( 2007 )。门诊心理治疗：三级增长曲线法。 *J.库恩斯 Psychol.* **54**

119. Miner, AS等。评估自动语音识别的准确性心理治疗。 *NPJ数字*。 **中3**, 82 ( 2020 )。

120. Xiao, B., Imel, ZE, Georgiou, PG, Atkins, DC和Narayanan, SS“ Ratemey Therapist”：语音处理。 松下 **10** 通过语音和Ewbank, MP等人在毒品和酒精咨询中自动检测同情心。量化心理治疗内容与Sadeghian, A., Alahi, A e0143055 ( 2015 )。使用深度学习的结果。 *JAMA精神病学* **77**, 35-43 ( 2020 )。具有长期依赖性的线索。

121. .和Savarese, S之间的关联。追踪无法追踪者：学习追踪多重在 *进程 计算机视觉与模式会议*

122. 承认 300-311 ( IEEE, 2017年)。

123. Liu, G. 等。使用局部卷积对不规则孔进行图像修复。在 *进程 第十五届欧洲计算机视觉会议* 89-105 ( 施普林格, 2018年 )。修补。 *IEEE / ACMTrans. 语音朗朗*。

124. Marafioti, A., Perraudin, N., Holighaus, N. & Majdak, P. 音频音频的上下文编码器Chen, Y., Tian, Y. & He 处理。 **27**岁 2362-2372 ( 2019 )。基于学习的方法。 *计算 可见 图片说明* **192**, 102897 ( 2020 )。密集

125. , M. 单眼人类姿势估计：对Krishna R. 等 视觉基因组：使用众包的Johnson, J. 等人将语言和视觉联系起来。使用的图像注释。 *诠释 J. 计算机 可见* **123**, 32-73 ( 2017 )。

126. 场景图进行图像检索。在 *进程 电脑会议*

127. *视觉和模式识别* 3668-3678 ( IEEE, 2015年 )。在 *进程 计算机视觉与模式识别会议* 8368-8376 JD Halamka, JD Shi, J., Zhang, H. & Li, J. 关于场景图的可解释和明确的视觉推理。( IEEE / CVF, 2019 )。在学术医学中心进行大数据的早期经验。 *健康事务*。

129. **33**, 1132-1138 ( 2014 )。

130. Verbraeken, J. 等。分布式机器学习调查。 *ACMComput. 生存* **53** 30 You, Y. 等。大规模优化深度学习：在76 ( 2 ( 2020 )。020 ) 中训练BERT。

131. 分钟。在 *进程 第八届国际学习代表大会* 1-38, 基塔耶夫, N., 凯撒, N. & Levskaya, A. 重整器：高效的变

132. 压器。在 *进程 第八届国际学习代表大会* 1-12 ( 2020 )。检测未剪辑视频中的人为行为。在 *进程 电脑会议*

133. Heilbron, F., Niebles, J. & Ghanem, B. 关于有效的快速时空活动建议

*视觉和模式识别* 1914-1923 ( IEEE, 2016年 )。

134. Zhu, Y., Lan, Z., Newsam, S. & Hauptmann, A. 隐藏的两流卷积网络用于动作识别。在 *进程 第十四届亚洲计算机视觉会议* 363–378 ( 施普林格, 2019年 )。

135. Han, S., Mao, H. & Dally, WJ深度压缩：通过修剪，训练有素的量化和霍夫曼编码来压缩深度神经网络。在 *进程 第四届学习代表国际会议* 1-14 ( 2016 )。

本文介绍了一种压缩神经网络模型并降低其计算和存储要求的方法。

136. Micikeviciusd, P.等。混合精度训练。在 *进程 第六届国际会议学习表征* 1-12 ( 2018 )。

137. Yu, G. & Yuan, J.关于人类动作检测和搜索的快速动作建议。在 *进程 计算机视觉与模式识别会议* 1302–1311 ( IEEE, 2015年 )。

138. Zou, J. & Schiebinger, L. AI可以是性别歧视者和种族主义者，现在是时候让它变得公平了。 *性质* **559**, 324–326 ( 2018 )。

139. G. Pleiss, G. Raghavan, M. Wu, F., Kleinberg, J. & Weinberger, KQ关于公平和校准。 *进阶 神经信息处理. Syst.* **30岁** 5680-5689 ( 2017 )。

140. Neyshabur, B., Bhojanapalli, S., McAllester, D. & Srebro, N.探索深度学习的泛化。 *进阶 神经信息处理. Syst.* **30岁** 5947-5956 ( 2017 )。

141. Howard, J. & Ruder, S.通用语言模型微调，用于文本分类。在 *进程 计算语言学协会第五十六届年会* 328–339 ( 2018 )。

142. Pan, SJ & Yang, Q.关于迁移学习的调查。 *IEEE Trans. 知道 数据工程* **22** 1345–1359 ( 2010 )。

143. Patel, VM, Gopalan, R., Li, R., & Chellappa, R. 视觉域适应：近期进展的调查。 *IEEE信号处理. 魔术师* **32**, 53-69 ( 2015 )。

144. Wang, Y., Kwok, J., Ni, LM & Yao, Q.从几个例子中概括：一次少学子调查。 *ACMComput.* 生存 **53** 63 ( 2020 )。

145. Jobin, A., Ienca, M. & Vayena, E.人工智能伦理准则的全球格局。 *纳特 马赫 努力* **1**, 389–399 ( 2019 )。

146. Li, C., Lubecke, VM, Boric-Lubecke, O.和Lin, J.对于非接触式医疗监护的多普勒雷达传感器的最新进展的评论。 *IEEE Trans. Microw. 理论技术.* **61**, 2046-2060 ( 2013 )。

147. Rockhold, F., Nisen, P. & Freeman, A.十字路口的数据共享。 *N. Engl. J. Med.* **375**, 1115–1117 ( 2016 )。

148. Wiens, J.等。无害：健康医疗负责任机器学习的路线图。 *纳特 中* **25岁** 1337–1340 ( 2019 )。

149. El Emam, K., Jonker, E., Arbuckle, L. & Malin, B.对健康数据的重新识别攻击的系统综述。 *松下* **6**, e280 71 ( 2011 )。

150. Nasrollahi, K. & Moeslund, T.超分辨率：全面调查。 *马赫 可见 应用* **25岁** 1423–1468 ( 2014 )。

151. 布鲁斯特·T·豪安·霍安 ( R. Howan ) 的业余说唱歌手偷走了跟踪几乎每个美国人的监视技术。 *福布斯杂志* ( 2018年10月12日 )。

152. 卡特勒 ( JCutler )，患者如何从医疗数据中赚钱？ *彭博法律* ( 2019年1月29日 )。

153. EM的Cahan, T.的Hernandez-Boussard, S. & Rubin的Thadaney-Israni, DL将数据放在大数据处理算法之前，以解决个性化医疗保健问题。 *NPJ数字. 中* **2**, 78 ( 2019 )。

154. Rajkomar, A., Hardt, M., MD, Howell, Corrado, G. & Chin, MH确保机器学习的公平性以促进健康公平。 *安 实习生. 中* **169**, 866–872 ( 2018 )。Char, DS, Shah, NH和Magnus, D.在医疗保健中实施机器学习-解决道德挑战。 *N. Engl. J. Med.* **378**, 981–983 ( 2018 )。Buolamwini, J. & Gebru, T.性别阴影：商业性别分类中的交叉精度差异。在 *进程 第一次公平, 问责和透明度会议* 77-91 ( 2018 )。

156.

157. Chen, IY, Szolovits, P. & Ghassemi, M. AI可以帮助减少一般医疗和精神保健方面的差距吗？ *AMA J.伦理* **21岁** E167–E179 ( 2019 )。

158. Wolff, RF等。PROBAST：一种评估偏倚风险和预测模型研究适用性的工具。 *安 实习生. 中* **170**, 51–58 ( 2019 )。

159. 默多克 ( WJ ), 辛格 ( C. ), 辛格 ( K. ), 肯比尔 ( Kumbier ), K. 阿巴西·阿斯尔 ( Abbasi-Asl ), R. 和尤·巴 ( B.Y. )。可解释机器学习中的定义，方法 and 应用。 *进程 Natl Acad. 科学 美国* **116**, 22071–22080 ( 2019 )。

本文提出了一种通过预测准确性，描述性准确度评估模型可解释性的框架。

160. He, J.等人。人工智能技术在医学中的实际应用。 *纳特 中* **25岁** 30–36 ( 2019 )。

161. Collins, GS, Reitsma, JB, Altman, DG & Moons, KGM透明地报告用于个体预后或诊断的多变量预测模型 ( TRIPOD )：TRIPOD声明。 *安 实习生. 中* **162**, 55-63 ( 2015 )。Mitchell, M.等。用于模型报告的模型卡。在 *进程 第二届公平性, 问责制和透明度会议* 220–229 ( 2019 )。

162.

163. 托马斯河等。协商民主和癌症筛查同意书：一项关于社区陪审团对男人关于PSA筛查的知识和意图的影响的随机对照试验。 *BMJ公开赛* **4**, e005691 ( 2014 )。

164. Otto, JL, Holodniy, M. & DeFraites, RF公共卫生实践尚未研究。 *上午. J.公共卫生* **104**, 596–602 ( 2014 )。

165. IG的Gerke, S., Yeung, S.和Cohen, IG医院环境情报的道德和法律方面。 *J.上午 中 副会长* **323**, 601–602 ( 2020 )。

166. Kim, JW, Jang, B. & Yoo, H.个人健康数据流的隐私保护聚合。 *松下* **13** e0207639 ( 2018 )。

167. van der Maaten, L., Postma, E.和van denHerik, J.降维：比较。 *J.马赫 学习. Res.* **10** 13 ( 2009 )。

168. Kocabas, M., Athanasiou, N. & Black, MJ VIBE：用于人体姿势和形状估计的视频推断。在 *进程 计算机视觉与模式识别会议* 5253–5263 ( IEEE / CVF, 2020年 )。

169. McMahan, HB, Moore, E., Ramage, D., Hampson, S. & Arcas, BA从分散数据中深入网络的通信有效学习。在 *进程 第20届国际人工智能与统计会议* 1273–1282 ( PMLR, 2017年 )。

本文提出了联合学习的方法，该方法用于在将数据分布在多个客户端设备上的同时训练共享模型。

170. Gentry, C.使用理想晶格的完全同态加密。在 *第41届计算理论研讨会* 169–178 ( ACM, 2009年 )。

本文提出了第一个支持对加密数据进行加法和乘法的全同态加密方案。

171. ST麦考伊 *搭乘USNSComfort* ( 美国海军, 2003年 )。

致谢 我们感谢A. Kaushal, DC Magnus, G. Burke, K. Schulman和M. 赫特森 ( Hutson ) 对本文进行了评论。我们也感谢多年来我们的临床合作者，包括A. S. Miner, A. Singh, B. Campbell, DF Amanatullah, FR Salipur, H. Rubin , J. Jopling, K. Deru, NL Downing, R. Nazerali, T. Platchek和W. 贝尼纳纳和我们多年来的技术合作伙伴，包括A. Alahi, A. Rege, B. Liu, B. Peng, D. Zhao, E. Chou , E. Adeli, GM Bianconi, G. Pusiol, H. Cai, J. Beal, J.-T. 谢赫, 郭敏, R. Mehra, S. Mehra, S. Yeung和Z. Luo 。AH的研究生工作得到了美国海军研究办公室 ( 拨款N00014-16-1-2127 ) 和斯坦福大学以人为中心的人工智能的部分支持。

作者贡献 AH, AM和LF-F.概念化本文及其结构。一只手 低频 写了这篇论文。AH创造了数字。AM提供了大量补充和修改。所有作者都对论文的各个部分以及最终的风格和整体内容做出了贡献。

利益争夺 AM在Prealize Health中拥有财务利益。低频和AM在Dawnlight Technologies中拥有财务利益。AH宣布没有利益冲突。

附加信息 补充资料 可在<https://doi.org/10.1038/s41586-020-2669-y>上获得本文的信息。

信件和材料要求 应该发送给LF-F. 同行评审信息 性质 感谢AndrewBeam, Eri c Topol和其他匿名审阅者对这项工作的同行审阅做出的贡献。

转载和许可信息 可从<http://www.nature.com/reprints>获得。 发行人注释 对于已发布地图和机构隶属关系中的管辖权主张，Springer Nature保持中立。

©Springer Nature Limited 2020年