arXiv:2603.02486v1 [cs.HC] 3 Mar 2026

感知鸿沟：为何辅助技术需要无障碍 XAI

Shadab H. Choudhury
shadabc1@umbc.edu 马里兰大学巴尔的摩县分校 美国马里兰州巴尔的摩

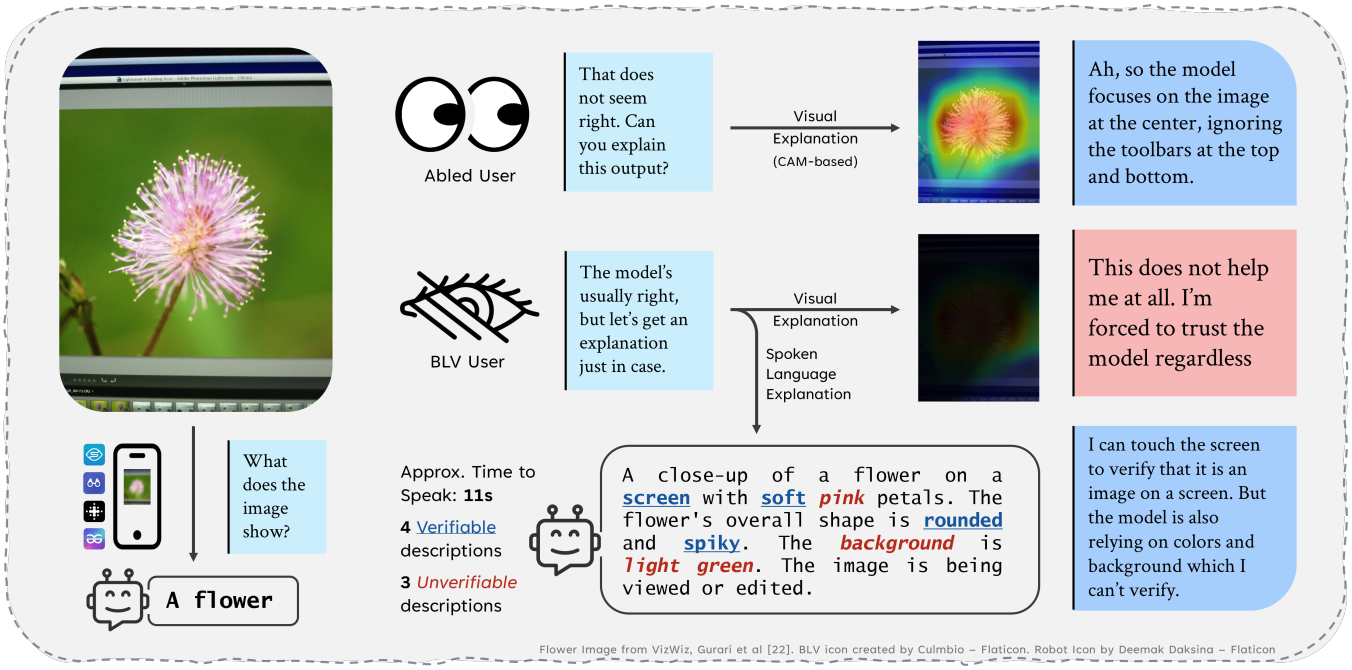

图1：展示图像识别应用程序的使用过程、视觉可解释性方法对这类应用程序的主要目标用户群体存在的缺陷，以及语言描述的可验证性仍然面临的问题。

摘要

人工智能系统被视力丧失或听觉障碍等感官障碍人士广泛使用，帮助他们感知周围世界或在其中行动。这些用途包括描述他们无法触摸的图像或物体、阅读文档、自动为语音添加字幕等。目前，用于这些任务的模型基于深度神经网络，因此属于黑箱。可解释人工智能（XAI）指的是能够解释模型为何给出特定输出的方法。然而，现有的可解释人工智能方法很少具备无障碍性，也很少在设计时考虑残障用户。本文综述了可解释人工智能领域的现有研究，重点关注以人为中心和以无障碍为中心的方法或评估。我们指出，几乎没有可解释人工智能研究考虑到有感官障碍的人难以理解许多典型解释，并提出无障碍、以人为中心的可解释人工智能未来工作的可能途径。

CCS 概念

•**以人为中心的计算** → **无障碍**;无障碍技术; • **计算方法** → **人工智能**; 语音识别;计算机视觉。

关键词

无障碍、可解释人工智能、可解释人工智能、人工智能、立场、综述

本作品根据知识共享署名 4.0 国际许可协议授权
CHI EA '26，西班牙巴塞罗那 © 2026 版权归所有者/作者所有。ACM ISBN 978-1-4503-XXXX-X/2018/06
https://doi.org/10.1145/3772363.3799105

ACM 参考格式：
Shadab H. Choudhury. 2026。《感知鸿沟：为何辅助技术需要无障碍可解释人工智能》。载于《*2026*年计算机系统中的人为因素国际会议扩展摘要集（*CHI EA '26*）》，*2026*年*4*月*13*日至*17*日，西班牙巴塞罗那。ACM，美国纽约州纽约市，共6页。
https://doi.org/10.1145/3772363.3799105

1 引言

借助人工智能（AI），数字系统如今能够在严格、狭窄的范围内模拟人类行为。例如，给物体识别模型输入一张物体图像，它便能返回该物体的名称或描述，就像人看着图片时所能做到的那样。如今设计的辅助设备和软件经常利用这些能力。盲人或低视力者（BLV）可以使用此类模型“看见”附近的物体，而不必触摸并感知它们。诸如*Seeing AI*[1]、*Lookout*[2]、*Envision*[3]和*TapTapSee*[4]等应用均使用人工智能。这些也并非小众应用——Lookout 和 TapTapSee 在 Android 设备上的下载量均超过50万次，另外两款应用的下载量则均超过10万次。

同样，聋人或重听者（DHH）可以使用语音字幕模型，将他们听不到的口语转换成他们能够阅读的文字。*Otter*[5]是使用最广泛的独立应用（在 Android 上的下载量超过 500 万次），但如今大多数现代设备和视频通话软件也都内置了隐藏式字幕。

人们如何知道模型的输出是否准确或可靠？一种方法是深入了解模型的设计和训练方式。另一种方法是研究模型如何处理输入并得出特定结论。“可解释性”和“可解释性”分别从不同角度探讨这一问题——可解释性侧重于理解模型的工作方式，使机器学习从业者能够利用这些见解 [31]。可解释性则试图描述或展示模型的行为，让非专业人士也能在一定程度上理解模型的工作方式 [14]。可解释性通常是事后的，这意味着无需深入了解模型的内部机制或设计过程，也能理解模型。

像 SHAP [35] 或 LIME [42] 这样的可解释性方法，会列出输入中不同组成部分（即特征）对最终输出的重要程度，以此解释输出。然而，这只适用于特征较少的输入，例如数值表格。对于盲人和低视力用户常用应用中的物体识别模型，CAM 或 GRAD-CAM [43, 55] 更为实用；它们会在原始输入上叠加一张“热力图”，显示图像中的哪些部分被用于识别物体。

此时，我们可以看出一个显而易见的问题：GRAD-CAM 指向图像中的不同部分。但盲人或低视力者可能根本无法感知图像。这样的解释对他们毫无用处！由于输入和解释都采用特定模态，而用户的感知方式或感官模式却并非如此，因此产生了 感知鸿沟 。

没有任何感官障碍的用户总是能够检查输入，以判断模型是否可靠 [8, 17, 24]。但残障用户通常无法在没有外部支持的情况下做到这一点 [3], ，这严重损害了他们的独立性。为了让

[1]https://www.seeingai.com/ [2]https://play.google.com/store/apps/details?id=com.google.android.apps.accessibility. reveal[3]https://www.letsenvision.com/ [4]https://taptapseeapp.com/ [5]https://otter.ai/

情况更糟的是，上面列出的大多数应用程序都是专有的，因此外部审查者或审计人员也无法分析这些模型。

可解释性对于问责 [4, 13]同样至关重要。如果人工智能系统出现错误，责任应归咎于谁？是系统设计者未能使其足够稳健？是用户将其用于非预期的场景？还是流程更上游的标注人员对训练数据标注不准确？相互指责很容易，但若对模型的行为没有任何解释，这种追责也毫无意义。而且，残障用户再一次无法有效利用这一机制。

因此，我们提出两个问题：
研究问题1：现有的可解释人工智能研究在多大程度上支持或以残障用户的需求为中心？**研究问题2**：无障碍与可解释人工智能领域的研究者如何协作，以提升可解释人工智能在辅助技术中的无障碍性与使用效果？

为此，我们调查了无障碍与可解释人工智能领域的现有文献，以了解研究人员此前指出过哪些此类问题。我们发现，只有少数研究考虑过这一问题，而且几乎没有研究探讨如何将无障碍可解释人工智能融入辅助技术。调查之后，我们提出一些建议，说明如何让可解释人工智能方法更具无障碍性。

总体而言，我们向可解释人工智能提出一个引人深思的问题：当人们无法感知真实值时，如何才能通过认可解释并质疑人工智能输出中的错误，以利益相关者的身份参与其中？

1.1 可解释性与无障碍

可解释人工智能未能满足残障人士需求的方式，对健全人士而言可能并不直观。在聚焦两个研究问题之前，我们需要梳理现有的可解释人工智能方法、这些方法的常见应用场景，以及它们如何未能满足残障人士的需求。

1.1.1 视觉解释。无论是作为一种模态，还是作为一个无障碍问题，视觉所受到的关注都比其他任何方面更为充分。大多数无障碍研究旨在帮助盲人和低视力者 [36], ，而关于人类感官的研究也大多聚焦于视觉感知 [26]。视觉可解释人工智能领域已有大量研究，这些研究主要源自最初的 CAM 论文，例如 GradCAM 、 SmoothCam 、 ScoreCAM 、 LayerCAM [27, 39, 43, 50]。另一种方法是原型 [12, 18], ，它直接采用原始输入中的部分内容，而非生成热力图。视觉模型也很容易用于生成反事实解释 [10, 49]。

盲人和低视力用户几乎无法使用上述所有方法，因为他们既无法感知原始图像，也无法感知生成的热力图或原型。现有的盲人和低视力用户应用往往依赖不确定性百分比，但这些百分比并不能很好地“解释”任何内容 [3]。话虽如此，有一种方法并不将他们排除在外：语言。

视觉模型也可以提供基于语言的解释 [23], ，如图1所示。语言具有很强的灵活性，可以通过多种模态表达：视觉形式（文本）、听觉形式（语音）和触觉形式（盲文），因此特别适合无障碍情境。然而，它们仍存在缺点——语音表达可能速度较慢，而

盲文显示器是专业设备，并非随处可得。解释可能没有帮助，关注了错误的细节，或者干脆是不正确的 [11, 21, 46]。

1.1.2 语音和语言的可解释性。总体而言，关于语音和语言模型可解释性的研究并不多。这一类别涵盖范围广泛的任务：为语音生成字幕、描述或分类一般声音，以及识别和生成手语。

在语音字幕任务中，通常会使用基于特征的解释 [1], , 并将语音分解为单个音素 [53]。置信度分数也有助于让用户大致了解字幕中哪些部分正确、哪些部分不正确 [33],, 但在实际应用中，要让用户理解这些信息仍面临挑战 [5]。

对于音频描述，会使用特征、频谱图（普通人难以解读）和语言描述 [2] 。手语通常是视觉形式，因此聋人用户不存在感知鸿沟。然而，聋盲用户仍面临挑战，而且关于触觉手语的研究十分匮乏。

AudioXAI中的感知差距并不像VisualXAI中那么严重。音频领域已有的一些解释方法（例如频谱图）本身就是视觉形式，而非听觉形式。阅读文本的速度也远快于聆听语音，因此语言描述的效果更好。不过，仅仅提供解释并不是这里的全部目标：优秀的解释可以帮助用户了解模型的工作原理，而在音频领域，这方面的研究还非常少。

2 相关工作

2.1 检索方法

对于**研究问题1**，我们将检索重点放在ACM数字图书馆，该数据库收录了发表无障碍和人机交互研究论文集的主要会议和期刊 [36]。我们选取了四个无障碍研究的主要发表渠道：ASSETS、TACCESS、CHI和TOCHI。在其他渠道发表、作者在检索前已知晓，或在初步检索中发现的研究，则列在“其他”类别下。我们依次应用了以下筛选条件，表1显示了最终的数量：

> **无障碍**：无障碍* OR 残障* OR “受损”
>
> **人工智能/机器学习**：“机器学习” OR “机器学习” OR “计算机视觉” OR “物体识别” OR “图像字幕生成” OR “自动语音识别” OR “自动语音识别” OR “语音合成” OR “自然语言处理” OR “自然语言处理” OR “语言模型”
>
> **可解释人工智能**：可解释* OR 可理解* OR “可解释人工智能”

许多论文只是以与人工智能无关的方式使用“可解释”或“可解释性”一词，或者仅在引言或背景部分提及可解释人工智能。因此，我们对最终可解释人工智能筛选器的每项结果都进行了人工核验。其他与可解释人工智能相关的术语，例如“不确定性”“校准”或“信任”，返回的结果太多，无法逐一核验，而且其中大多数仍与当前问题无关。因此，尽管我们的综述可能存在一些遗漏，但显然，以人为中心的人工智能和无障碍领域的广大研究者迄今都尚未关注这两者的交集。

其他专门关注可解释人工智能或无障碍的会议和研讨会 [16, 48] 也没有任何与可解释人工智能无障碍相关的研究。

场地	访问	人工智能/机器学习	XAI	已验证
ASSETS	1,097	426	34	3
CHI	1,083	393	54	1
TACCESS	261	117	12	1
TOCHI	422	156	47	0
其他	-	-	-	5
总计	2936	1,092	147	10

表 1：根据上述筛选条件，各出版场所的论文数量。

2.2 讨论

这些结果令人遗憾，但并不意外。先前的研究[41, 45, 47] 表明，只有一小部分可解释人工智能研究会通过用户研究验证其系统，而感官障碍与可解释人工智能的交叉领域则更加小众。

与本文最接近的研究是Nwokoye等人对无障碍可解释人工智能开展的一项类似综述 [38]。与该综述相比，我们更聚焦于人机交互和无障碍领域的社群，同时在研究问题1方面涵盖的范围更广**研究问题1** ——我们还讨论了促使人们需要可解释人工智能的上游问题，以及帮助用户理解模型但未明确采用可解释人工智能方法的相关研究。作为一篇立场论文，我们也旨在将这一问题置于以人为中心的可解释人工智能这一更广泛的研究脉络中。

乍看之下， [15] 似乎与无障碍无关。然而，该研究以盲人和低视力者或聋人及重听者参观文化遗产为例，指出这可能是需要无障碍可解释人工智能的场景。Wolf和Ringland [52] 也指出，所有解释都应针对特定受众量身定制，并使用适当的界面。Peixoto 等人 [41] 既综述了可解释人工智能研究，也提出了类似的指导方针。

Alharbi等人 [3]和Fernando等人 [19] 都通过定性研究，探讨了盲人和低视力用户使用无障碍软件时的信任和可验证性问题。受访者指出了现有应用的多个问题：它们只通过单一的“置信度”数值来表达不确定性，而且用户需要花费很长时间或付出大量精力才能与应用的响应进行交互。这些问题归根结底在于，可解释人工智能方法并非为这类用户设计。Khan等人 [32] 专门关注盲人和低视力用户所使用应用的综述中提出的问题。虽然大多数评价都是正面的，但也有一些评价提到了类似的准确性问题，以及输出错误所造成的后果。Hong和Kacorri [25] 详细探讨了盲人用户如何处理错误，并指出现有的可解释人工智能技术并不适合盲人用户。

ImageExplorer [34] 使用场景图将图像分解为各个组成部分，以便用户更轻松地进行探查。这样，用户便可以与图像互动，并了解模型的输出是否准确。虽然这种方法并未严格采用可解释人工智能方法，但它与健全用户可能使用原型式解释或热力图解释进行互动的方式类似。

最后，Peixoto 等人 [40] 直接探讨了无障碍工具中的可解释人工智能问题。他们讨论了盲人和低视力用户如何将音频描述作为自动视频字幕生成的可解释人工智能方式进行互动，并综述了基于声音的可解释人工智能领域的现有研究。

上述内容都侧重于视力障碍用户或视觉模型。音频和语音呢？如第 1.1.2 节所述，音频所面临的感知鸿沟较小。然而，在这一领域，可解释人工智能仍未得到充分利用和研究，

而且只有少数研究（例如 [9, 30] ）对此予以关注。

3 使XAI实现无障碍

在本节中，我们将重点讨论**RQ2** ，并为可解释人工智能、无障碍以及可视化研究人员提供一些建议，以帮助解决迄今所述的问题。这并非一份详尽的清单，而是以问题和建议的形式提出，旨在为未来的研究方向提供参考，从而提升采用人工智能的辅助技术的可信度，使残障用户能够保持更大程度的独立性。

3.1 什么是可验证的，什么是不可验证的?

如图1所示，语言描述可能包含一些可以通过其他感官（触觉、听觉或嗅觉）进行验证的组成部分，而其他组成部分则可能难以验证或无法验证（背景细节或颜色）。某个组成部分的"可验证性"也可能取决于具体语境。例如，自家房屋内图像的背景是可验证的，但户外图像的背景则不可验证。

近期的未来工作可以考虑将可验证性这一理念融入多模态模型（第 3.2 节和第 3.5 节）。从长远来看，我们需要了解感官障碍人士认为什么是"可验证的"，以及如何根据不同的情境、使用场景和个人需求，为这类系统提供个性化服务。

3.2 语言描述有哪些不足，又该如何改进?

现有的语言描述依赖标准的视觉描述模型，而这些模型由健全人士标注。在下游无障碍应用中使用时，这些描述往往偏离残障用户的需求 [20]。Gurari 等人 [22] 的 VizWiz数据集迈出了正确的一步，让残障人士参与数据收集。不过，之后的标注和图像描述工作仍由健全人士完成。

近期，研究人员应致力于打造更准确的视觉语言模型，生成可验证（第 3.1 节）的描述，或更好地模拟残障用户的感知体验。从长远来看，残障人士应参与模型训练的每一个环节，这意味着我们必须为他们设计新的界面和流程，使他们能够详细参与训练数据和模型评估。

3.3 可解释人工智能可视化能否变得更易于访问?

基于特征的解释通常会以图或图表的形式呈现 [6], ，而且可以进行有效描述 [44]。基于热力图的视觉解释更具挑战性，但可以与 [34] 和 [7] 等方法结合，生成易于访问的解释。

如今，许多可视化方法的可访问性都有所提升 [25]。在未来的研究中，我们鼓励可视化、可解释人工智能和无障碍领域的研究人员开展合作，并将这些进展应用于现有的辅助软件，或融入机器学习模型的训练过程。

3.4 更好的解释能否带来更好的教学?

可教人工智能指的是从设计之初就旨在根据极小群体甚至单个个体的需求进行个性化定制的系统 [28, 29, 37, 51]。

由于可教人工智能系统并非万无一失，未来在这一领域的工作应考虑将可解释人工智能整合到这些系统中。这既能帮助残障用户更好地理解这些系统出错的原因 [31]，也能"教会"这些系统做得更好，同时提升人们对这类人工智能系统的认知和信任。

3.5 解释多模态输入能否提升信任和可验证性?

感官障碍者会依赖其他多种感官。例如，聋人及重听者可能会感觉到地板上的振动，并据此察觉附近有人在跑动，即使他们看不到对方。这个原理也可以扩展到现代多模态模型中。这里也可以使用触觉模型 [54] ，根据振动、撞击以及不同材料的触感来生成输出。

未来的工作中，多模态输入可以成为提升辅助技术可验证性（第 3.1 节）的途径。

4 结论

许多现代辅助应用和工具如今都使用机器学习模型。由于这些模型并非总是可靠，用户能够理解其处理过程或验证输出至关重要。可解释人工智能是解决这一问题的主要工具。然而，由于存在感知鸿沟，感官障碍用户被排除在大多数可解释人工智能方法之外。

因此，我们提出了一些总体研究方向，着重于两个关键点——解释和输出的设计应确保残障用户能够验证；残障用户也应能够参与其所使用模型训练过程的所有环节。我们希望本文能够鼓励研究人员深入探索无障碍与可解释人工智能这一长期未受充分研究的交叉领域，以提升信任和可靠性，并使残障人士能够更好地运用辅助技术，维持独立生活。

参考文献

[1] Alican Akman 和 Björn W. Schuller。2024。音频可解释人工智能：综述。*Intelligent Computing* 3（2024年1月），0074。doi:10.34133/ icomputing.0074 出版方：美国科学促进会。[2] Alican Akman、Qiyang Sun 和 Björn W. Schuller。2025。使用音频语言模型改进音频解释。*IEEE Signal Processing Letters* 32（ 2025 741 745 10 1109 2025 3532218），–。doi: 。/LSP.。Rahaf Alharbi、Pa [3] Lor、Jaylin Herskovitz、Sarita Schoenebeck 和 Robin N. Brewer。2024。与人工智能格格不入：盲人如何验证并质疑人工智能错误。载于第*26*届国际*ACM SIGACCESS*计算机与无障碍会议（*ASSETS '24*）论文集。计算机协会，纽约，美国， 1 17 10 1145 3663548 3675659 –。doi: 。/。Victoria Bellotti 和 Keith [4] Edwards。。可理解性与问责制：情境感知系统中的人类因素。人机交互（2001年12月）。2001 doi:10.1207/S15327051HCI16234_05 出版方：Lawrence Erlbaum Associates, Inc.。[5] Larwan Berke、Christopher Caulfield 和 Matt Huenerfauth。2017。聋人和听障人士对一对一会议字幕中不完善的自动语音识别的看法。载于第*19*届国际*ACM SIGACCESS*计算机与无障碍会议（*ASSETS '17*）论文集。计算机协会

，纽约，美国，155–164。doi:10.1145/3132525. 3132541[6] Deepshikha Bhati、MD Amiruzzaman、Ye Zhao、Angela Guercio 和 Tram Le。2025。从可视化视角综述事后可解释人工智能方法：挑战与机遇。*IEEE Access* 13（2025年），120785–120806。doi:10. 1109/ACCESS.2025.3581136[7] Brandon Biggs、Lena Yusim 和 Peter Coppin。2018。音频游戏实验室：根据游戏构建地图。美国霍顿。http://icad2018.icad.org/wp-content/uploads/2018/06/ICAD2018_paper_10.pdf[8] Daniel Bolya、Sean Foley、James Hays 和 Judy Hoffman。2020。TIDE：用于识别目标检测错误的通用工具箱。载于计算机视觉——*ECCV 2020*，Andrea Vedaldi、Horst Bischof、Thomas Brox 和 Jan-Michael Frahm（编）。Springer International Publishing，尚，558–573。doi:10.1007/978-3-030-58580- 8 33[9] Danielle Bragg、Naomi Caselli、Julie A. Hochgesang、Matt Huenerfauth、Leah Katz-Hernandez、Oscar Koller、Raja Kushalnagar、Christian Vogler 和 Richard E. Ladner。2021。手语人工智能数据集的 FATE 格局：跨学科视角。*ACM Trans. Access. Comput.* 14，2（2021年7月），7:1–7:45。doi:10.1145/3436996[10] Ruth M. J. Byrne。2019。可解释人工智能（XAI）中的反事实：来自人类推理的证据。第二十八届国际人工智能联合会议论文集（2019年8月），6276–6282。doi:10.24963/ijcai.2019/876 出版方：国际人工智能联合会议组织。[11] Ruei-Che Chang、Yuxuan Liu 和 Anhong Guo。2024。WorldScribe：迈向上下文感知实时视觉描述。载于第*37*届*ACM*用户界面软件与技术年度研讨会论文集（*UIST '24*）。计算机协会，纽约，美国，1–18。doi:10.1145/3654777.3676375[12] Chaofan Chen、Oscar Li、Daniel Tao、Alina Barnett、Cynthia Rudin 和 Jonathan K Su。2019。这看起来像那样：用于可解释图像识别的深度学习。载于神经信息处理系统进展，第32卷。Curran Associates, Inc.
h
t
t
p
s://
p
r
o
c
e
e
di
ngs.neurips.cc/paper/2019/hash/adf7ee2dcf142b0e11888e72b43fcb75-Abstract.html[13] Jennifer Cobbe、Michelle Seng Ah Lee 和 Jatinder Singh。2021。可审查的自动化决策：问责算法系统框架。载于*2021*年*ACM*公平、问责与透明度会议论文集。ACM，加拿大线上会议，598–609。doi:10.1145/3442188.3445921[14] Rudresh Dwivedi、Devam Dave、Het Naik、Smiti Singhal、Rana Omer、Pankesh Patel、Bin Qian、Zhenyu Wen、Tejal Shah、Graham Morgan 和 Rajiv Ranjan。2023。可解释人工智能（XAI）：核心思想、技术与解决方案。*ACM Comput. Surv.* 55, 9 2023 194 1 194 33 10 1145 3561048 （1月），：–：。doi:。/[15] 2020 Natalia Díaz-Rodríguez 和 Galena Pisoni。。通过可解释人工智能实现无障碍文化遗产。载于第*28*届*ACM*用户建模、自适应与个性化会议附属出版物（*UMAP '20* 附属会议）。计算机协会，纽约，美国，317–324。doi:10.1145/3386392.3399276[16] Upol Ehsan、Elizabeth A Watkins、Philipp Wintersberger、Carina Manger、Nina Hubig、Saiph Savage、Justin D. Weisz 和 Andreas Riener。2025。以人为中心的可解释人工智能（HCXAI）的新前沿：参与式公民人工智能、大语言模型基准测试、可解释人工智能幻觉与负责任人工智能审计。载于计算机系统中的人为因素国际会议扩展摘要集（*CHI EA '25*）。计算机协会，纽约，美国，1–6。doi:10.1145/3706599.3706713[17] Rahhal Errattahi、Asmaa El Hannani 和 Hassan Ouahmane。2018。自动语音识别错误的检测与纠正：综述。*Procedia Computer Science* 128 2018 32 37 10 1016 2018 03 005 （1月），–。doi:。/[18] 2025 j.procs.。。Andrea Fedele、Riccardo Guidotti 和 Dino Pedreschi。。这听起来像那样：通过原型部件实现可解释音频分类。载于发现科学：第*27*届国际会议，*DS 2024*，意大利比萨，*2024*年*10*月*14–16*日，论文集，第二部分。Springer-Verlag，柏林，海德堡，348–363。doi:10.1007/978-3-031- 78980-9 22[19] Sandra Fernando、Chiemela Ndukwe、Bal Virdee 和 Ramzi Djemai。2025。面向盲人和视障用户的图像识别工具：重点探讨设计考量。*ACM Trans. Access. Comput.* 18，1（2025年1月），1:1–1:21。doi:10.1145/3702208[20] Kapil Garg、Xinru Tang、Jimin Heo、Dwayne R. Morgan、Darren Gergle、Erik B. Sudderth 和 Anne Marie Piper。2025。“由非残障人士训练”：评估图像质量如何影响视觉语言模型的商品图像描述。doi:10. 48550/arXiv.2511.08917 arXiv:2511.08917 [cs]。[21] Ricardo E Gonzalez Penuela、Jazmin Collins、Cynthia Bennett 和 Shiri Azenkot。2024。探究人工智能驱动的场景描述应用在盲人和低视力人群中的使用情境。载于*2024*年计算机系统中的人为因素国际会议论文集（*CHI '24*）。计算机协会，纽约，美国，1 21 10 1145 3613904 3642211 –。doi:。/。Danna Gurari、[22] Qing Li、Abigale J. Stangl、Anhong Guo、Chi Lin、Kristen Grauman、Jiebo Luo 和 Jeffrey P. Bigham。2018。VizWiz 大挑战：回答盲人提出的视觉问题。3608–3617。https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2018/html/Gurari_VizWiz_Grand_Challenge_CVPR_2018_paper.html[23] Lisa Anne Hendricks、Zeynep Akata、Marcus Rohrbach、Jeff Donahue、Bernt Schiele 和 Trevor Darrell。2016年。《生成视觉解释》。载于《计算机视觉——欧洲计算机视觉国际会议 *2016*》，Bastian Leibe、Jiri Matas、Nicu Sebe 和 Max Welling（编）。Springer International Publishing，尚，3 19 10 1007 978 3 319 46493 0_1 – 。doi: . / - - -[24] 2012 - Derek Hoiem 、 Yodsawalai Chodpathumwan 和 Qieyun Dai。 .《诊断目标检测器中的错误》。载于《计算机视觉——欧洲计算机视觉国际会议 *2012*》，Andrew Fitzgib- bon、Svetlana Lazebnik、Pietro Perona、Yoichi Sato 和 Cordelia Schmid（编）。施普林格，柏林，海德堡，340 353 10 1007 978 3 642 33712 3_25 – 。[25] 2024 doi: . / - - - - Jonggi Hong 和 Hernisa Kacorri。 .《了解盲人用户如何处理物体识别错误：策略与挑战》。载于《第*26*届国际*ACM SIGACCESS*计算机与无障碍会议》。ACM，加拿大纽芬兰与拉布拉多省圣约翰斯，1 15 10 1145 3663548 3675635 – 。doi: . / .[26] 2019 Fabian Hutmacher。 .《为何视觉研究远多于其他任何感觉模态的研究？》《心理学前沿》10（2019年10月），2246。doi: 10 3389 2019 02246 . /fpsyg. . Peng-Tao Jiang、[27] Chang-Bin Zhang、Qibin Hou、Ming-Ming Cheng 和 Yun- chao Wei。2021年。LayerCAM：探索用于定位的层级类别激活图。《*IEEE*图像处理汇刊》30（2021年），5875–5888。doi:10.1109/TIP.2021.3089943[28] Hernisa Kacorri。2017年。面向无障碍的可教机器。*SIGACCESS Access. Comput.* 119 2017 10 18 10 1145 3167902 3167904 （11月），– 。doi: . / .[29] Hernisa Kacorri、Kris M. Kitani、Jeffrey P. Bigham 和 Chieko Asakawa。2017年。视障人士训练个人物体识别器：可行性与挑战。载于《*2017*年计算机系统中的人为因素国际会议论文集（*CHI '17*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市，5839 5849 10 1145 3025453 3025899 – 。doi: . / . Sushant Kafle、[30] Abraham Glasser、Sedeeq Al-khazraji、Larwan Berke、Matthew Seita 和 Matt Huenerfauth。2020年。人工智能公平性：聋人或听障人士智能系统无障碍研究的背景。*SIGACCESS Access. Comput.* 125（2020年3月），4:1。doi:10.1145/3386296. 3386300[31] Harmanpreet Kaur、Harsha Nori、Samuel Jenkins、Rich Caruana、Hanna Wallach 和 Jennifer Wortman Vaughan。2020年。解读可解释性：了解数据科学家如何使用机器学习可解释性工具。载于《*2020*年计算机系统中的人为因素国际会议论文集（*CHI '20*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市，1–14。doi:10.1145/3313831.3376219[32] Waqar Hassan Khan、Isaac Buo 和 Ariane Middel。2025年。“告诉我那是什么”：考察盲人和低视力人士对智能手机辅助应用的评价。载于《第*27*届国际*ACM SIGACCESS*计算机与无障碍会议论文集》。ACM，美国科罗拉多州丹佛，1–6。doi:10.1145/ 3663547.3759699[33] Korbinian Kuhn、Verena Kersken 和 Gottfried Zimmermann。2025年。评估自动语音识别置信度分数在用户辅助纠错界面中用于自动错误检测的效果。载于《计算机系统中的人为因素国际会议扩展摘要集（*CHI EA '25*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市，1 7 10 1145 3706599 3720038 – 。doi: . / . Jaewook[34] Lee、Jaylin Herskovitz、Yi-Hao Peng 和 Anhong Guo。2022年。Image-Explorer：多层触摸探索，帮助用户对不完美的人工智能生成图像描述保持审慎。载于《*2022*年计算机系统中的人为因素国际会议论文集（*CHI '22*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市，1 15 10 1145 3491102 3501966 – 。doi: . / . Scott M.[35] 2017 Lundberg 和 Su-In Lee。 .《解读模型预测的统一方法》。载于《第*31*届神经信息处理系统国际会议论文集（*NIPS'17*）》。Curran Associates Inc.，美国纽约州雷德胡克，4768–4777。[36] Kelly Mack、Emma McDonnell、Dhruv Jain、Lucy Lu Wang、Jon E. Froehlich 和 Leah Findlater。2021年。我们所说的“无障碍研究”是什么意思？：1994年至2019年CHI和ASSETS无障碍论文文献调查。载于《*2021*年计算机系统中的人为因素国际会议论文集》。ACM，日本横滨，1–18。doi:10.1145/3411764.3445412[37] Cecily Morrison、Martin Grayson、Rita Faia Marques、Daniela Massiceti、Camilla Longden、Linda Wen 和 Edward Cutrell。2023年。通过可教人工智能理解个性化无障碍：为盲人或低视力人士设计并评估 Find My Things。载于《第*25*届国际*ACM SIGACCESS*计算机与无障碍会议论文集（*AS- SETS '23*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市，1–12。doi:10.1145/3597638.3608395[38] Chukwunonso Henry Nwokoye、Maria J. P. Peixoto、Akriti Pandey、Lauren Pardy、Mahadeo Sukhai 和 Peter R. Lewis。2024年。无障碍可解释人工智能研究综述。doi:10.48550/arXiv.2407.17484 arXiv:2407.17484 版本：1。[39] Daniel Omeiza、Skyler Speakman、Celia Cintas 和 Komminist Weldermariam。2019年。Smooth Grad-CAM++：一种面向深度卷积神经网络模型的增强型推理层可视化技术。doi:10.48550/arXiv.1908. 01224 arXiv:1908.01224 [cs]。

[40] Maria JP Peixoto、Chukwunonso Henry Nwokoye、Akriti Pandey、Ahsan Zaman 和 Peter R. Lewis。2025年。探索无障碍可解释人工智能：有前景的方向。《技术与残障人士期刊》（2025年），350。https:// scholarworks.calstate.edu/downloads/ 2 75 705 =358 f rj #page Maria J. P. Peixoto、[41] Akriti Pandey、Ahsan Zaman 和 Peter R. Lewis。2025年。谁能从人工智能解释中受益？迈向无障碍且可解释的系统。doi:10.48550/arXiv.2508.10806 arXiv:2508.10806 [cs]。[42] Marco Tulio Ribeiro、Sameer Singh 和 Carlos Guestrin。2016年。"我为什么要相信你？"：解释任意分类器的预测。载于《第*22*届*ACM SIGKDD*知识发现与数据挖掘国际会议论文集（*KDD '16*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市，1135–1144。doi:10.1145/2939672.2939778[43] Ramprasaath R. Selvaraju、Michael Cogswell、Abhishek Das、Ramakrishna Vedan- tam、Devi Parikh 和 Dhruv Batra。2017年。Grad-CAM：通过基于梯度的定位从深度网络获得视觉解释。载于《*2017*年*IEEE*国际计算机视觉会议（*ICCV*）》。618–626。doi:10.1109/ICCV.2017.74 ISSN：2380-7504。[44] Alexa Siu、Gene S-H Kim、Sile O'Modhrain 和 Sean Follmer。2022年。通过音频数据叙事支持无障碍数据可视化。载于《*2022*年计算机系统中的人为因素国际会议论文集（*CHI '22*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市，1–19。doi:10.1145/ 3491102.3517678[45] Ho Chit Siu、Ashley Suh、Nora Smith 和 Isabelle Hurley。2025年。"可解释"人工智能还有很多需要解释的地方。《*MIT*计算的社会与伦理责任案例研究》2025年冬季（2025年3月）。doi:10.21428/2c646de5.e8e32375 出版方：MIT施瓦茨曼计算学院。[46] Abigale Stangl、Nitin Verma、Kenneth R. Fleischmann、Meredith Ringel Morris 和 Danna Gurari。2021年。超越一刀切式图像描述，满足盲人或低视力人士的信息需求。载于《第*23*届国际*ACM SIGACCESS*计算机与无障碍会议论文集（*ASSETS '21*）》。计算机协会，美国纽约州纽约市， 1 15 10 1145 3441852 3471233 – 。doi: . / . Ashley Suh、Isabelle [47] Hurley、Nora Smith 和 Ho Chit Siu。2025年。不到1%的可解释人工智能论文通过人类参与者验证可解释性。doi:10.48550/ arXiv.2503.16507 arXiv:2503.16507 [cs]。[48] Sukrut Rao、Indu Panigrahi、Sunnie S. Y. Kim、Vikram V. Ramaswamy、Rajat Sahay、Avinab Saha、Dahye Kim、Miguel-Ángel Fernández-Torres、Lenka Tětková、Teresa Dorszewski、Bartlomiej Sobieski、Marina Gavrilova、Yuhui Zhang 和 Pushkar Shukla。2025年。第4届计算机视觉可解释人工智能（XAI4CV）研讨会。https://xai 4 _ 25 cv.github.io/workshop cvpr Sandra [49] Wachter、Brent Mittelstadt 和 Chris Russell。2017年。无需打开黑箱的反事实解释：自动化决策与通用数据保护条例。《哈佛法律与技术杂志》（Harvard JOLT）31（2017），841。https://heinonline.org/HOL/Page?handle=hein.journals/hjlt31&id=859&div=&collection=[50] Haofan Wang 、 Zifan Wang 、 Mengnan Du 、 Fan Yang 、 Zijian Zhang、Sirui Ding、Piotr Mardziel 和 Xia Hu。2020年。Score-CAM：用于卷积神经网络的分数加权视觉解释。24–25。https://openaccess.thecvf.com/content_CVPRW_2020/html/w1/Wang_Score- CAM_Score-Weighted_Visual_Explanations_for_Convolutional_Neural_ Networks_CVPRW_2020_paper.html[51] Linda Yilin Wen、Cecily Morrison、Martin Grayson、Rita Faia Marques、Daniela Massiceti、Camilla Longden 和 Edward Cutrell。2024年。寻找我的物品：通过可教人工智能为盲人或低视力人士提供个性化无障碍支持。载于计算机系统中的人为因素国际会议（CHI EA '24）扩展摘要集。计算机协会，纽约，美国，1–6。doi:10.1145/3613905.3648641[52] Christine T. Wolf 和 Kathryn E. Ringland。2020年。设计无障碍、可解释的人工智能（XAI）体验。ACM无障碍计算特别兴趣小组《Access. Comput.》125（2020年3月），6:1。doi:10.1145/3386296.3386302[53] Xiaoliang Wu、Peter Bell 和 Ajitha Rajan。2024年。我们能信任自动语音识别中的可解释人工智能方法吗？音素识别评估。载于ICASSP 2024——2024年IEEE声学、语音与信号处理国际会议（ICASSP）。10296–10300。doi:10.1109/ICASSP48485.2024.10445989 ISSN：2379-190X。[54] Fengyu Yang、Chao Feng、Ziyang Chen、Hyoungseob Park、Daniel Wang、Yiming Dou、Ziyao Zeng、Xien Chen、Rit Gangopadhyay、Andrew Owens 和 Alex Wong。2024年。将触觉与万物相连：学习统一的多模态触觉表征。26340–26353。https://openaccess.thecvf.com/content/ CVPR2024/html/Yang_Binding_Touch_to_Everything_Learning_Unified_ Multimodal_Tactile_Representations_CVPR_2024_paper.html [55] Bolei Zhou、Aditya Khosla、Agata Lapedriza、Aude Oliva 和 Antonio Torralba。2016年。学习用于判别式定位的深度特征。2921–2929。https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2016/html/Zhou_Learning_ Deep_ Features_CVPR_2016_paper.html