神经影像学数据中的识别似然专家共识。

- Pernet, Cyril R. — 神经生物学研究组、Rigshospitalet 与丹麦技术大学健康技术系（丹麦）ORCID: 0000-0003-4010-4632 - Arvaneh, Mahnaz — 谢菲尔德大学电子与电气工程系（英国）ORCID: 0000-0002-5124-3497 - Bannier, Elise — 雷恩大学医院；Empenn团队（法国国家信息与自动化研究所/法国国家健康与医学研究院/IRISA），雷恩（法国）ORCID: 0000-0002-8942-7486 - Breakspear, Michael — 纽卡斯尔大学与亨特医学研究所（澳大利亚）ORCID: 0000-0003-4943-3969 - Calhoun, Vince — 神经影像与数据科学转化研究三校联合中心（TReNDS）、佐治亚州立大学、佐治亚理工学院、埃默里大学，亚特兰大（美国），ORCID: 0000-0001-9058-0747 - da Silva Castanheira Jason - 伦敦大学学院，英国 ORCID: 0000-0002-7022-9009 - Delorme, Arnaud — 斯沃茨计算神经科学中心、加利福尼亚大学圣迭戈分校（美国）ORCID: 0000-0002-0799-3557 - Eickhoff, Simon — 于利希研究中心 INM-7 与杜塞尔多夫海因里希·海涅大学系统神经科学研究所（德国）ORCID: 0000-0001-6363-2759 - Eklund Anders -- 林雪平大学生物医学工程系与计算机与信息科学系（瑞典），ORCID: 0000-0001-7061-7995 - Fornito, Alex — 特纳脑与心理健康研究所、心理科学学院及莫纳什生物医学影像中心、莫纳什大学，墨尔本，澳大利亚。ORCID: 0000-0001-9134-480X - Ganz, Melanie — 哥本哈根大学（DIKU）与Rigshospitalet神经生物学研究组（丹麦），ORCID:0000-0002-9120-8098 - Moreau, Clara — 蒙特利尔大学与圣贾斯廷大学医院研究中心（加拿大），ORCID: 0000-0001-6217-731X - Nichols, Tom — 牛津大学大数据研究所（英国）ORCID: 0000-0002-4516-5103 - Nilsonne Gustav — 卡罗林斯卡学院（瑞典）与瑞典国家数据服务（瑞典），ORCID: 0000-0001-5273-0150 - Oostenveld, Robert — 东德斯研究所、拉德堡德大学（荷兰）ORCID: 0000-0002-1974-1293 - Paton, Bryan，纽卡斯尔大学（澳大利亚）ORCID: 0000-0001-6777-5001 - Ritter, Petra — 夏里特医院、柏林大学医学院脑模拟部（德国）ORCID: 0000-0002-4643-4782 - Rokem, Ariel — 克雷姆比尔神经信息学中心、坎贝尔家族心理健康研究所、成瘾与心理健康中心与多伦多大学精神病学系（加拿大），ORCID: 0000-0003-0679-1985 - Schirner Michael — 夏里特医院、柏林大学医学院脑模拟部（德国），ORCID: 0000-0001-8227-8476 - Shine, James Mac - 悉尼大学（澳大利亚）ORCID: 0000-0003-1762-5499

- Thiebaut de Schotten, Michel — 法国国家科学研究中心、神经退行性疾病研究所/波尔多神经科学园（法国）ORCID: 0000-0002-0329-1814 - Thirion, Bertrand — 法国国家信息与自动化研究所、法国原子能和替代能源委员会、巴黎-萨克雷大学，ORCID: 0000-0001-5018-7895 - Veronese, Mattia — 帕多瓦大学信息工程系（意大利）；伦敦国王学院神经影像学系（英国）ORCID: 0000-0003-3562-0683 - Voets, Natalie，牛津大学努菲尔德临床神经科学系，英国 ORCID: 0000-0001-8078-4471 - Yeo, B.T. Thomas — 新加坡国立大学睡眠与认知中心、杨潞龄医学院（新加坡）0000-0002-0119-3276 - Jwa, Anita (Sue) — 斯坦福大学心理学系（美国） ORCID: 0000-0002-1462-424X

摘要

关于神经影像数据匿名性的指南有助于管理研究数据，为机构法律和治理框架提供依据，并支持数据共享工作流程。可识别性问题在人脑成像领域尤为重要，因为此类数据不仅可能属于个人数据（即与可识别个人相关），而且具有敏感性，因此需要额外的预防和保护措施。对于新兴的法律和伦理框架而言，脑成像数据的可识别性同样十分重要；这些框架强调脑数据的特殊地位，认为其与个人身份、心理隐私和自主权密切相关。我们结合采用名义组技术和德尔菲过程，对涵盖多种成像模态和处理层级的34种神经影像数据类型进行了专家共识评级，评估其重新识别和单体识别的可能性，数据范围从整理后的研究数据到图谱、矩阵和汇总表。专家评分表明，根据其内在的重新识别可能性，在采取情境性保障措施的前提下，所评估的神经影像数据类型中有38%至67%可以在最低限度限制下共享。由此形成的分类使研究人员能够与相关法律团队合作，制定适当且安全的数据发布方案，并根据国内和国际法律要求，确定适当的保护级别（许可、访问控制、治理），最终目标是促进国际数据交换。我们已创建一个网站（https://brainimagingprivacy.github.io/），以促进在相关各方之间传播这些发现及相关证据。

关键词： 神经影像学；数据共享；重新识别；单独识别；数据隐私；专家共识；德尔菲法；数据治理。

引言

研究数据共享已成为日益重要的科学实践，其推动因素包括：能够提高透明度和可重复性，支持汇总不同研究的数据以开展大规模研究和荟萃分析研究，促进教育与培训，并使现有数据能够用于回答超出原始研究者预想范围的问题（Poline 等，2012）。数据再利用还可以大幅提高科研投资的回报：Milham 等（2018）对国际神经影像数据共享倡议（INDI）进行了分析，发现有913篇出版物基于共享数据，并估计重新生成这些研究所使用的数据将耗资约8.9亿至17.1亿美元。尽管数据共享具有上述益处，但它仍与传统的学术激励机制不相匹配，因为研究者在获取、整理和维护可共享数据方面承担了大部分工作和成本，而后续发现和学术认可却可能由他人获得。因此，数据共享的采用在历史上很大程度上依赖个体科学家的积极性，并辅以资助机构的要求。

数据共享的一项主要顾虑是如何保护研究参与者。人们普遍认为，即使是经过良好整理的数据，即假名化或去标识化数据（见术语表），也可能使个人被重新识别，从而将其身份与敏感信息关联起来，并造成信息性伤害或歧视性伤害。结构磁共振成像（MRI）为这一问题提供了一个尤为具体的例证，因为自动化人脸识别方法能够从图像中重建面部表面，并将其与照片进行匹配，例如社交媒体上的照片。在一项涉及182名参与者的样本研究中，Prakaashana等人（2025年）报告称，使用免费提供的开源软件，MRI衍生面部重建的最高排名正确识别率最高可达59%；使用商业系统时则为92–98%。然而，不应将这一结果直接解读为现实条件下重新识别的概率，因为每份MRI都有一张已知的对应照片可供匹配。Jwa等人（2024年）通过模拟规模大得多的潜在照片／身份库，发现去面部结构图像的识别准确率随着潜在匹配对象数量增加而下降：在157个潜在匹配对象时为9.6%，在6,500个时为0.8%，在865,000个时为0.03%。这表明，尽管重新识别在技术上可行，但其在现实中的可能性（尤其是在对MRI图像进行面部去识别之后）要低得多。

欧盟《通用数据保护条例》（GDPR）将“个人数据”定义为与已识别或可识别的自然人有关的任何信息。可识别的自然人，是指能够直接或间接地被识别的人，尤其是通过姓名、身份识别号码、位置数据、在线标识符等标识符，或通过与该自然人的身体、生理、遗传、心理、经济、文化或社会身份相关的一个或多个特定因素来识别。GDPR不将已故人员的数据纳入其适用范围，尽管成员国可以制定单独的保护规则（第27条序言）。尽管这种定义并未得到普遍采用，许多其他司法管辖区（例如日本、韩国、新西兰、阿根廷、乌拉圭、英国和瑞士）也依赖与可识别性密切相关的概念，以区分可以公开共享的数据（即匿名化或去标识化数据，见术语表）与需要

保护的数据。鉴于这一概念的定义及其在全球范围内的广泛使用，有必要识别哪些数据存在被识别的风险，也就是说，个人可以被识别（例如通过姓名或照片直接识别），还是可以被“单独识别”（例如根据间接但独特的属性组合进行识别）。欧洲数据保护委员会（EDPB 指南 02/2026）还区分了记录隔离和单独识别：前者是指属性的独特组合使某条记录在数据集中具有区别性，后者是指可以利用合理可能获得的信息和手段，将该记录与特定个人联系起来。需要特别指出的是，记录隔离本身并不一定意味着某个个人具有可识别性。在神经权利这一新兴语境下（神经权利是针对人类自主权和心理生活基本层面的拟议保护措施，包括认知自由、心理隐私、心理完整性和心理连续性；Ienca & Andorno，2017；Yuste 等人，2017），单独识别的能力尤其值得关注。这是因为，神经影像学、机器学习和大规模数据整合领域的进步，日益使人们能够从过去被认为是匿名的数据中恢复稳定的个体特异性模式。能够实现记录隔离的工具在技术和临床上都具有价值。从技术角度看，在研究人员使用大型数据库、而个人一生中会迁徙并越来越多地在不同城市和国家生活的世界里，删除“重复记录”（Puglisi 等人，2024），或利用这些记录来研究例如随时间发生的变化，都是有益的。从临床角度看，记录隔离意味着识别独特模式，而这些模式可以作为生物标志物或治疗靶点。在我们看来，脑成像识别独特模式的能力在多大程度上能够实现单独识别，即重新识别，很大程度上取决于这些模式与公开记录之间的关联程度。使用内部数据库（例如医院记录）开展的概念验证研究表明，单独识别是可能的，但此类记录需要访问控制并受到严密监控（即相关手段并非合理可能获得）。因此，技术能力与法律定义同样会塑造个人数据与非个人数据之间的边界，而法律决策应在个人隐私风险与获取、共享和重复使用神经科学数据所带来的科学和社会效益之间取得平衡（Jwa & Poldrack，2022）。

本共识提供专家评分，用以区分重新识别与广义定义的单体识别。此处“单独识别可能性”的评分在操作层面反映神经影像特征区分个体的能力，包括通过重复测量或跨数据集匹配来区分（因此，该概念与欧洲数据保护委员会关于记录隔离的定义相近，但并不等同）。因此，我们的评分刻画的是个体特异性及其被关联的可能性，而非判定其可识别性；这与更广泛的国际背景及法规相契合。再识别风险需要进行更广泛的评估，例如考虑情境识别，包括与其他数据的关联，以及对个人属性的推断（例如 EDPB 指南 02/2026、HIPAA 45 CFR、澳大利亚《隐私法》/OAIC 指南）。在此类推断评估中，安全与隐私专家会考量不同类型的数据攻击：背景攻击、关联攻击或同质性攻击。在背景攻击中，第三方事先掌握某个特定个体的信息，并可利用这些信息在数据集中识别该个体。例如，如果一位邻居知道某位女性参与者参加过一项研究，就可能通过查看该参与者的信息数据表，利用年龄或职业等已知信息识别出她（Sweeney，2002），进而确认她与其磁共振成像数据之间的关联（即使数据已去除面部特征）。在关联攻击中，第三方利用外部数据源将匿名化数据关联回某个个体（Narayanan & Shmatikov，2008）。例如，如果某个神经影像数据集与另一份公开发布的数据集中存在重叠信息（如年龄和邮政编码），

就可能将两个数据集关联起来并重新识别个人。最后，在同质性攻击中，第三方利用数据集缺乏多样性的特点。如果某项特征（例如医疗状况或人口统计信息）在一群人中都相同，就可以推断出有关整个群体的信息（Machanavajjhala 等，2007）。例如，如果有人知道某人参加过一项神经影像学研究，而数据集显示所有参与者的诊断都相同，那么这种同质性就会泄露该人的医疗状况。当然，如果共享的是单名患者的数据，而其解剖学或病理学特征具有特别强的辨识度，例如患有罕见病，也会出现这种情况（Boseley，2016）。此类推断评估超出了本研究的范围，但我们鼓励研究人员和法律代表考虑这些情况，尤其是因为神经影像数据通常会与人口统计数据（年龄、性别、社会经济状况等）以及行为或临床数据一并共享。近期一项分析考察了神经影像数据集中参与者的信息（人口统计信息和临床评分，例如问卷及量表得分），结果发现临床评分总体上的识别可能性较低，而人口统计数据的可能性较高，因为许多样本很可能具有唯一性（Kibsgaard 等，2025）；此外，利用人口统计信息和地理定位信息进行关联推断的可能性也很高（Rocher 等，2019）。

在以下小组共识中，我们评估了在不同脑成像模态和数据类型（原始数据和衍生脑扫描数据）中识别“正常”大脑的可能性。这里的原始数据是指已经按照例如脑成像数据标准（Gorgolewski 等，2016年；Poldrack 等，2024年）完成整理的数据。此外，正常大脑是指排除存在任何可见异常的大脑，例如健康志愿者中的正常变异（如胼胝体发育不全），但包括患有常见精神疾病的大脑（这类大脑通常不具有肉眼可识别的特征）。我们仅在讨论部分考察了共享具有可见异常（骨骼或大脑）的患者数据。在此，我们介绍专家评分的获取方式，并给出对34种成像数据类型的评估，为研究人员、机构审查委员会、机构办公室和政策制定者评估与这些数据相关的重新识别可能性提供具体的、基于证据的指导意见。

方法

第一作者联系了最初的一组参与者，邀请他们参与神经影像数据风险评估，并向他们说明调查的总体目标。参与者还被要求邀请其他同事参与合作。尽管该小组是临时组建的，但我们有意寻求在成像模态、性别和地域来源方面具备多样性的专业水平。参与者名单确定后，我们协同采用名义组法和德尔菲法（Fink 等，1984），以达成共识。凡参与该过程者（见下文的评估和共识）均获得共同署名权。

专家评估和共识仅涉及神经科学研究中最常用的非侵入性结构或功能性脑成像方法，而大多数数据共享也发生在这些领域。这些方法可大致按成像模态细分：磁共振

成像（MRI）、正电子发射断层成像（PET）、脑电图（EEG）、脑磁图（MEG）和功能性近红外光谱（fNIRS）。由于经颅磁刺激（TMS）和经颅电刺激（tES）的脑刺激研究通常不会直接报告脑特征，因此当前共识不包括脑刺激。

条目生成

参与者收到了一封电子邮件，邀请他们参与此次共识研究（附件1）。研究要求参与者生成一张表格：(1) 列出他们能想到的不同类型的原始数据和衍生数据；(2) 使用 1 至 5 分的李克特量表，对这些数据的重新识别风险进行评分；(3) 使用 1 至 5 分的李克特量表，注明他们自我报告的专业水平。研究还要求他们添加参考文献，以支持其评分。

为便于评分，电子邮件明确要求参与者对数据进行分类：5 分表示重新识别的可能性高（即使经过假名化，数据仍可被视为个人数据；数据包含可直接识别身份的特征；或者数据特征很容易导致重新识别，原因可能是技术门槛较低，或容易与社交媒体等公开来源或已知个人的开放数据集进行关联，例如 Poldrack 等，2015）；3 分表示风险中等（数据已进行假名化，包含可用于个体区分的独特特征，但提取这些特征需要专业水平，或者关联风险被认为较低）；1 分表示无风险（数据完全匿名，不含任何可唯一识别身份的特征）。我们记录了生成相同条目的受试者人数，并计算了评分的中位数和四分位距（IQR）。

评分

在初步生成并评估单个项目后，我们构建了34种数据类型（涵盖51个项目），并进行了第二轮评估，请受访者评定重新识别和个体区分的可能性（附件2）。由于在项目生成阶段，不同数据类型的响应方差有所不同，表明受访者对其中一种方式的判断可能比另一种更为明确（见结果），因此我们将原先的1—5分量表改为分别评定重新识别和个体区分的可能性。为进行这项新的评分，我们根据受访者自我报告的专业水平组建了两个构成各异的专家组，各自完成不同的调查问卷。两份问卷均按数据类型组织项目（例如结构成像、电生理学；见结果），并固定每种数据类型内的项目顺序；同时在两个专家组的问卷中调换数据类型的排列顺序，以减轻顺序效应（Rasinski 等，2012）。问卷还提供了支持或反对重新识别和个体区分可能性的证据。

我们首先计算中位数和四分位距，对专家评分进行汇总。其次，根据中位评分将项目分为 4 类：高于或低于 3。最后，我们计算了每类中重新识别评分与单体识别评分之间的斯皮尔曼相关。所有评分和分析均可在线查阅：https://github.com/BrainImagingPrivacy/BrainImagingPrivacy.github.io/blob/main/papers/expert-ratings/ratings_analysis.ipynb。

共识

根据自我报告的专业水平，参与者分为三组，讨论以下相关结果：(1) 结构成像、弥散成像和正电子发射断层成像（10 名受邀者中有 7 人回应）；(2) 动态断层成像、电生理学和功能性近红外光谱（8 名受邀者中有 4 人回应）；以及 (3) 连接性（9 名受邀者中有 5 人回应）。各组在线开会，并获提供上一轮的结果，以讨论评分和证据。他们被要求先解决“尚未决定”的项目，然后讨论链接可能性。在考虑重新识别可能性较低、但单体识别可能性较高的项目时，这些额外信息很有用。由于单体识别是重新识别的前提，了解是否能够建立关联会有所帮助。一种脑成像数据类型可能具有个体独有的特征，但这些特征过于抽象，无法与任何其他数据关联，因此风险较低。各小组通过讨论商定了修订后的评分。

根据各子组的评分，每个项目被划分为以下三类之一：(1) 可识别，指数据包含可直接识别的特征，或可能导致重新识别的特征；(2) 具有区别性，指数据不会造成明显的再识别风险，但包含可使个人被单独识别的独特特征（不过，这类特征需要领域专家知识才能用于背景攻击，或需要很高的技术知识才能提取并关联）；(3) 低可能性，指现有证据和专家评分表明，在所述假设下，重新识别或单独识别的可能性有限。请注意，这种基于评分的分类反映的是序数专家判断；因此，不应将低评分解读为零风险的证据。在撰写文章期间，整个小组都可以访问这些结果，以解决或澄清有关具体项目的遗留问题。

结果

项目生成

我们获得了22份生成项目的表格。第一作者（CP）对这些表格进行了分析、统一和整理，以便提取评分中位数。结果归纳出7种数据类型：(1) 结构数据（磁共振成像、计算机断层扫描，以及合成数据），(2) 正电子发射断层成像，(3) 弥散成像，(4) 动态成像（功能性磁共振成像和动脉自旋标记），(5) 脑磁图和脑电图数据，(6) 功能性近红外光谱，以及 (7) 连接性。该小组总共识别出51个脑成像项目。在此语境中，合成数据是指使用机器学习（ML）或生成式人工智能模型创建的结构成像数据（Giuffrè & Shung, 2023; Koetzier等人, 2024）。这些模型通过真实数据进行训练，以学习数据分布；其输出是来自相同或不同模态的图像。例如，生成模型可以根据T1加权图像生成T2加权磁共振图像（Xiao等人, 2018），也可以根据T1加权磁共振图像生成计算机断层扫描图像。只要存在与之配对的真实图像，这些新图像的识别似然就不会更高或更低。生成模型还可以从噪声中生成全新的图像，而这些图像不属于特定个人。生成式人工智能模型原则上可以输出无限

数量的新图像，但其再识别风险尚不明确（Usman Akbar等人, 2025, Dar等人, 2025, Giuffrè & Shung, 2023; Koetzier等人, 2024）。

对项目（附件2）的评分显示，不同类别之间存在很大差异。结合评分者的论据和所引文献，可以明显看出，不同类别，甚至同一类别中的不同项目，获得的评分也各不相同。说明要求对重新识别和单独识别进行联合评估（附件1），但结果表明，评分者对项目的评估采用了其中一种方法。例如，在22张表中，有20张提到了原始结构图像，其中位数评分为5，四分位距为0，表明大家普遍认为其识别似然较高（根据说明，5表示这些数据具有较高的重新识别可能性，定义为：“即使经过假名化，这些数据仍可被视为个人数据；它们包含可直接识别的特征，或包含容易导致重新识别的特征，原因可能是技术门槛较低，或容易与公开来源关联。”）。相比之下，基于任务的激活图（功能性磁共振成像）仅出现在9张表中，其中位数为1，四分位距为2.5。尽管大多数评分者认为其风险可能性较低（定义为“数据完全匿名，且不含任何可唯一识别的特征”），但也有一些评分者指出，此类数据具有可唯一辨别的特征（根据说明，这些特征与脑部异常无关），因此给出了高得多的风险评分。评分者根据项目不同，在重新识别和单独识别之间作出的这种区分，随后影响了在线评分和共识讨论。

评分

图1展示了按34个项目重新整理后各数据类型的中位数和四分位距（各项具体数值可在 GitHub 存储库和 Zenodo 存档中查看）。根据中位数评分进行的4组分类显示，只有一种数据类型在重新识别和被单独识别方面均属高风险：原始磁共振成像和计算机断层扫描图像。如果某种影像数据类型可能导致重新识别（识别风险 > 3），个体也可能被单独识别（个体识别风险 >3）。因此，可以预期不会出现识别风险高而个体识别风险低的情况，而评分结果也确实如此。不过，我们在7个项目中观察到了相反的情况：重新识别可能性低，但单独识别可能性高。值得注意的是，有13种数据类型在重新识别和单独识别方面的评分均较低。最大的评分差异出现在被单独识别风险方面，导致13种数据类型被列为“尚无定论”（至少一个中位数等于3）。这些是在线讨论组优先讨论的项目：弥散磁共振成像连接矩阵、事件相关电生理反应（事件相关电位－事件相关场）、去面部识别特征的磁共振／计算机断层扫描数据、形态测量模型、原始扩散加权成像、原始和预处理电生理数据（脑电图、脑磁图）、原始功能性磁共振成像数据、原始或预处理功能性近红外光谱数据、动态断层成像（功能性磁共振成像、功能性近红外光谱、正电子发射断层成像）的时空分解、空间标准化动态数据（功能性磁共振成像、动脉自旋标记）、合成结构磁共振与计算机断层扫描——相同图像类型、形态测量（体积、厚度等）或定量磁共振成像（T1时间）信息表（基于感兴趣区）、功能性近红外光谱连接矩阵。

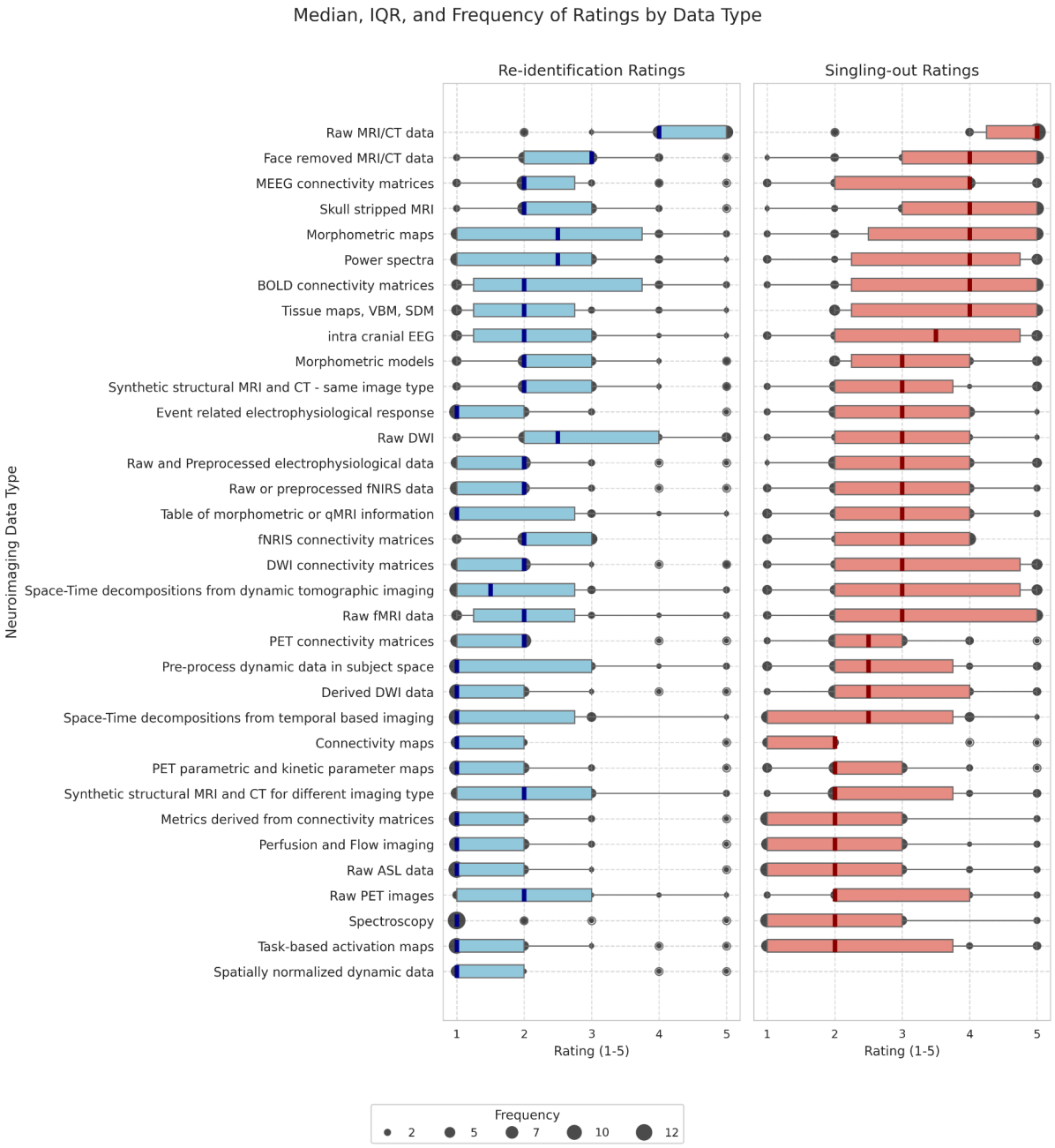


图*1.* 重新识别（左侧，蓝色）和被单独识别（右侧，红色）风险的评分。黑色圆圈表示评分结果，其大小表示给出该评分的评分者人数。条形表示四分位距，中间的细线表示中位数。项目按个体区分评分从高到低排序。

重新识别风险与单独识别风险之间的总体斯皮尔曼相关（涵盖所有变量）为0.628（$p<0.001$），各数据类型类别的相关系数从0.449（功能性近红外光谱）到0.68（连接性）不等（表1）。

	数据点数量 （评分者数量 * 项目数量）	斯皮尔曼相关	FDR校正 P值
结构图像	162	0.562	<0.001
动态成像 (血氧水平依赖, 动脉自旋标记)	126	0.656	<0.001
弥散成像	27	0.502	0.011
PET	27	0.468	0.016
电生理学 （脑磁电图）	90	0.588	<0.001
功能性近红外光谱	18	0.449	0.061
连接性	117	0.680	<0.001

表1：神经影像学数据类型类别中，重新识别评分与单独识别评分之间的斯皮尔曼相关。数据点数量反映了每个类别中的项目数量乘以评分数量。

共识与建议

根据重新识别和单独识别可能性的共识评级，我们将数据区分为：(1) 可识别；(2) 具有区别性；以及 (3) 低可能性（见方法）。下表展示了这一分类，以及在项目生成分析中确定的各类数据的共识评级。对于尚未定论的项目（即可能性评分为3），我们还列出了有关数据的不同考量。这些考量有助于根据具体情境判断可能性应高于还是低于3。

结构性磁共振成像/计算机断层扫描数据（表2）：

在小组讨论期间，专家子组结合方法和参与者类别（即没有明显异常的个人），将去面部识别特征的磁共振／计算机断层扫描数据的重新识别可能性从3调整为2。这一点很重要，因为骨异常可能使重新识别成为可能，而模糊化等方法并不足够。同样，去模糊可能会重建出面部。

原始扩散加权成像个体识别评分也从3分调整为2分，这是考虑到典型扩散序列在分辨率和方向数量方面的特点。尽管标记为*_dwi（Gorgolewski 等，2016）的图像共享涵盖任何类型的弥散成像，但我们在此区分基本的三方向临床扩散加权成像与更先进的扩散磁共振成像（dMRI）。后者在研究环境中更为常见，包括高分辨率、大量方向，以及可能允许重建纤维束、连接矩阵和/或量化组织指标的多壳层采集序列。

前者指典型的临床采集（单壳层、少量方向），通常仅生成汇总的表观扩散系数图。dMRI获得了4分的个体识别可能性评分。与这一划分一致，dMRI连接矩阵的个体识别评分最高也达到4分（该评分是独立进行的，因为评估者并非同一专家子组；参见方法）。

脑成像类型	证据	评分和注意事项
原始结构磁共振成像 原始结构性计算机断层扫描 - 可识别 -	如果覆盖范围足够广 就可以与 使用常规人脸 识别软件拍摄的照片进行匹配（Schwarz 等人，2019年；Steeg 等人，2024年）	再识别：4.0 SingleOut：5.0 假设研究数据质量达标 具有完整头部覆盖的图像 且具有高分辨率
去脸原始数据结构 数据（磁共振成像、计算机断层扫描） - 具有区别性 -	取决于是否存在耳朵和 牙齿；可以进行逆向 重建 （Abramian 与 Eklund，2019年；Y. Xiao 等，2022年）	再识别：2.0 SingleOut：4.0 不进行面部模糊处理；应进行移除 。不应对骨 异常进行模糊处理。
去除颅骨的原始结构 数据（磁共振成像、计算机断层扫描） - 具有区别性 -	受试者特异性（Takao 等， 2015）	再识别：2.0 SingleOut：4.0
组织图（头皮、颅骨、灰质， 白质、脑脊液）、基于体素的形态学、种子差异映射 - 具有区别性 -		再识别：2.0 个体识别：4.0
形态测量图（厚度， 曲率等） - 具有区别性 -	个体识别率高（Duan 等人，2019 年 ；Guillon 等人，2024 年； Mansour L 等人，2021 年； Wachinger 等人，2015 年)	再识别：2.5 SingleOut：4.0
形态测量模型（例如 皮层网格） - 具有区别性 -		再识别：2.0 SingleOut：3.0 考虑图像和网格 分辨率。
相同成像类型的合成图像 （例如，从 T1加权图像中学习，生成 T1加权图像） - 具有区别性 -	生成模型可以 记住图像（Dar等人， 2025年；Usman Akbar等人， 2025年）	再识别：2.0 SingleOut：3.0 必须评估人工智能模型泄漏 （例如参见 Szatkownik 等人，2026）
适用于不同 成像类型的合成图像（例如从 磁共振成像中学习并生成计算机断层扫描图像；从 T1加权中学习， 生成 T2加权） - 低可能性 -		再识别：2.0 SingleOut：2.0 目前不如以下内容准确 来自生成模型的 相同模态的生成模型，但数据泄露 应进行检查
形态测量表 （体积、厚度等）或 定量磁共振成像（T1时间）感兴趣区信息	大脑具有独特的模式， 因此可以个体区分 受试者（Valizadeh 等人，	再识别：1.0 SingleOut：3.0 需要考虑 特征的数量（以及

- 具有区别性 -	2018年)	质量)
原始扩散加权成像 - 低可能性 -	尚未进行再识别 已成功证明 （Schwarz 等，2023年）。	再识别：2.5 SingleOut：2.0
原始扩散磁共振成像 - 具有区别性 -		再识别：2.5 SingleOut：4
衍生扩散指标（例如 表观扩散系数、各向异性分数、平均弥散率) - 低可能性 -	追踪特定特征（D. Wang 等，2023年）	再识别：1.0 SingleOut：2.5
弥散磁共振成像连接矩阵 - 具有区别性 -	连接组可以个体区分 个人（Ciarrusta 等， 2022年；Mansour L 等人，2021 年； Yeh 等，2016年）	再识别：2.0 SingleOut：4

表2：结构成像似然共识（针对无可见/明显异常的参与者）

功能成像：血氧水平依赖、动脉自旋标记和功能性近红外光谱

与在线评分相比，专家子组调整了功能性近红外光谱的评分，将个体识别的可能性从 3 调至 2，因为有关可重复性（会话间及数据集间）的研究指出，光极放置是一个限制因素（Novi 等人，2020年；Wagner 等人，2025年；Yücel 等人，2025年），而单体识别研究仅关注单次会话数据集内的情况（Zhang & Li, 2024）。共识对原始功能性磁共振成像和时空分解（例如独立成分分析）的评分暂不作决定，但将预处理数据的可能性从 2.5 调至 3，同时考虑数据是否经过空间归一化和平滑（时间滤波、层间时间校正和重对齐图像在可能性方面与原始数据相似）。

脑成像类型	证据	具有共同证据的评分 提供的 N = 20
原始功能性磁共振成像 - 具有区别性 -	面部可能会清晰可见，但仅限于非常 高分辨率和高磁场强度的情况， 但尚未得到证实 成功（Schwarz 等， 2023年）	再识别：2.0 SingleOut：3.0 考虑扫描仪磁场 强度和体素分辨率
原始动脉自旋标记 - 低可能性 -		再识别：1.0 SingleOut：2.0
预处理数据 - 动脉自旋标记的低可能性 - - 血氧水平依赖的具有区别性 -	脑图像保留其主要 区分性信息和 特征（Chen 等，2013）	再识别：1.0 SingleOut：3 考虑图像是否已进行空间 归一化和平滑处理
其他灌注（对比增强）和流量 成像（TOF） - 低可能性 -		再识别：1.0 SingleOut：2.0

MRS - 低可能性 -		再识别：1.0 SingleOut：2.0
基于任务的激活图 - 低可能性 -	激活模式可能 在同一受试者内保持稳定 （Gorgolewski 等人，2012），但 高度依赖任务和运动 （Gorgolewski 等人， 2013）	再识别：1.0 SingleOut：2。
原始数据或最小程度处理 时间序列（功能性磁共振成像、动脉自旋标记、功能性近红外光谱） - 低可能性 -	单个区域时间过程足够 独特，可用于个体区分 (Zhang & Li, 2024)	再识别：2.0 个体区分：2.0
参与者特异性独立成分分析和 其他分解输出 - 具有区别性 -	网络特异性，例如 连接矩阵（N. Wang 等，2017；X. Wang 等，2025年；Xie 等，2018）	再识别：1.5 SingleOut：3.0 区分参与者特异性 输出与群体层面 成分图谱。
BOLD连接矩阵 - 具有区别性 -	连接组具有独特性，即使 在低分辨率下（Amico 与 Goñi，2018年；Byrge 与 Kennedy， 2019年；Finn 等，2015； Miranda-Dominguez 等， 2014年；Van De Ville 等， 2021）。连接模式 支持跨数据库个体 识别（Ravindra 等，2021； Ravindra 和 Grama，2019）	再识别：2.0 单独识别：4.0
功能性近红外光谱连接性 - 具有区别性 -	传感器层级（Ren 等，2022年； Rodrigues 等，2019年） 连接性足以 个体区分个人	再识别：2.0 SingleOut：3.0
连接性摘要 （图衍生指标， 动态测量，如 驻留时间等） - 低可能性 -		再识别：1.0 SingleOut：2.0
汇总连接图 和群体矩阵 - 低可能性 -		再识别：1.0 SingleOut：2.0

表 3：基于血液的功能成像可能性共识（针对无可见/明显异常的参与者）

正电子发射断层成像

讨论期间，我们将原始PET成像的可能性从 2 调至 3，因为存在面部重建的可能性。然而，识别风险尚不明确，因为它

取决于许多参数（参见表4）。如有疑问，建议像处理结构磁共振成像一样去除面部信息。

脑成像信息	证据	具有共同证据的评分 提供的 N = 20
原始正电子发射断层成像图像 - 具有区别性 -	是否能看到面部取决于 示踪剂（Bou Hanna 等人， 2024年；Schwarz 等人，2022年； Selfridge 等人，2023）	再识别：3.0 SingleOut：3.0 考虑扫描仪分辨率、 图像重建、示踪剂， 以及剂量和测试面部 重建。
参数图（例如，标准摄取值、 标准摄取比、分布容积比、分布容积、动力学参数 KI）以及 动力学参数 - 低可能性 -		再识别：1.0 SingleOut：2.0
PET连接矩阵 - 低可能性 -		再识别：2.0 SingleOut：2.5

表4：PET成像似然共识（针对无可见/明显异常的参与者）

~~电生理学~~

小组讨论期间未对评分作出任何更改。表5呈现了分类及相关考量。

脑成像信息	证据	基于常见证据的评分 提供的 N = 20
原始和预处理信号 - 具有区别性 -	包含独特特征（也存在于 非脑信号中，例如 眨眼、肌肉活动）， 从而能够个体区分 个人（da Silva Castanheira 等，2021；Liu 等 ，2024年；Meng 等，2024年； Sareen 等，2021；Wu 等， 2022年）	再识别：2.0 SingleOut：3.0
单试次时间序列或 特征 - 具有区别性 -		
功率谱 - 具有区别性 -	会话内高度 受试者特异性（Castanheira 等人， 2025年；Demuru 和 Fraschini， 2020年；Jijomon 和 Vinod，2018年； Stergiadis 等人，2022年；Suppiah 和 Vinod，2018年；Tatar，2023； Thomas 和 Vinod，2017）以及 匹配独立 采集的会话（da Silva Castanheira 等，2021； DelPozo-Banos 等，2015）	再识别：2.5 SingleOut：4.0

事件相关电位/事件相关场 - 具有区别性 -	事件相关电位在以下方面具有高度可靠性： 受试者（Cassidy 等，2012年；Gaspar 等，2011年），但 随时间推移具有中等程度的稳定性（Weinberg 和 Hajcak，2011年）	再识别：1.0 SingleOut：3.0 高度取决于所使用的刺激类型
脑磁脑电连接矩阵 - 具有区别性 -	连接组可个体区分 个人（da Silva Castanheira 等，2021年；Fraschini 等，2015；Kong 等等，2019年；Rocca 等，2014年）	再识别：2.0 个体区分：4.0

表5　：脑磁图-脑电图可能性共识（针对没有可见/明显异常的参与者　）

讨论

专家共识确定了34项常用且可共享的脑成像项目，其中仅有1项被分类为可识别：未经修改的原始结构性磁共振成像/计算机断层扫描数据。在其余项目中，20项被分类为具有区别性，13项被分类为重新识别的低可能性。在20项具有区别性的项目中，有10项获得了3分的单独评分（即处于临界状态），其中8项附有相关考量；这意味着，就其固有的重新识别可能性而言，此处列出的神经影像数据类型中，至少38%、最多67%可以在极少限制下共享。

由于可公开访问且与身份关联的脑参考数据集有限，我们认为，没有明显颅骨或脑部异常的个体通过关联而面临的再识别风险极低。未经修改的原始结构磁共振成像/计算机断层扫描，以及偶尔出现的正电子发射断层扫描，仍是例外，因为可以重建面部并将其与公开图片（例如社交媒体上的图片）进行匹配。除面部外，我们认为，分享脑成像数据（尤其是衍生数据，见表 2、3、4、5）时，理论上的风险并不高于使用行为画像（即人们与数字系统互动时留下的被动、无意的数据轨迹，例如点击流、滚动轨迹、打字节奏、时间戳和设备元数据）；数字公司每天利用这些数据区分个体，以定向投放广告。我们的研究结果补充了医学图像去标识化（MIDI）工作组的建议（Clunie 等，2025），该建议针对公开发布医学图像（包括 DICOM 文件等“源”数据）之前降低重新识别风险的技术流程。MIDI 同时考虑图像内容及相关身份识别信息，而我们的共识则专门关注神经影像测量及其衍生数据中与识别相关的属性，并假设直接识别身份的元数据和注释已被移除；例如，从 DICOM 转换为 NIfTI 时通常会进行此类移除。事实证明，这种元数据移除至关重要且有效，可以防止重新识别（Catalán Flores 等，2026）。我们的评估与 MIDI 专责小组均区分了跨数据集匹配个体脑图像的可能性，以及实际上将这些图像与某个具名个体关联起来的能力。尤其是，缺少广泛可用且与身份关联的脑解剖结构或功能参考数据库（已知大脑除外，例如 Holmes

等，1998；Poldrack 等，2015）限制了利用脑源特征重新识别个体的机会，尽管这些特征已被证明具有个体特异性。

神经影像数据的识别似然不仅取决于影像表示，还取决于采集特征、外部参考信息的可用性以及潜在攻击者的能力。对于结构图像，面部重建和识别取决于解剖覆盖范围、空间分辨率和采集参数。面部去识别或颅骨剥离等影像修改可以降低面部识别风险，但也可能影响下游分析（Gao等人，2023），而且无法消除脑解剖结构中包含的个体特异性信息。因此，在决定是否修改和共享影像时，应同时考虑剩余识别可能性和科学效用的保留。不过，面部去识别是一种有效技术，实证研究也证明了其有效性（Steeg等人，2024）。因此，我们建议将本共识评级视为用于情境特定评估的证据，而非影像数据的固定属性。随着影像技术、识别方法和参考数据集的可用性不断变化，这类评估可能需要定期修订。从影像学角度来看，知识渊博的人更容易识别参与者，因为在这类情况下，唯一性可能大幅增加。联邦分析和学习已被提出作为一种替代方案，以支持协作研究策略，同时将参与者级数据保留在本地（Pati等人，2022年；Plis等人，2016），但仍需评估共享参数和输出是否可能造成信息泄露（Gupta等人，2021）。促进脑科学研究的另一种方法是分享逼真的合成图像，而非真实图像。目前，合成图像处于法律灰色地带：由噪声生成的合成图像不属于任何特定个人，按定义也不属于个人数据。然而，合成图像可能与用于训练生成模型的真实图像非常相似（Usman Akbar等人，2025，Dar等人，2025），因而可能被视为个人数据（根据具体使用情境，评级为具有区别性或低可能性；见表2）。

在名义小组法和德尔菲法过程中，专家对风险（绝对风险与相对风险）、可识别性和个体区分的理解各不相同；甚至同一位专家也会因所评分的项目不同而产生不同理解（见项目生成结果）。根据《剑桥词典》，「识别」指认出、说出或证明某人是谁的能力。回顾文献时的一个问题是，认出并说出某人是谁意味着还原其完整身份，例如将某人的磁共振成像与社交媒体上的照片进行匹配。这就是我们所说的重新识别。相比之下，证明某人是谁并不总是等同于认出或说出其身份。脑成像可以呈现足够稳定的个体特异性模式，从而在不同会话和数据集中区分出特定个体。例如，某人的连接组具有独特特征，或许能让我们推断某项研究中的某个人与在另一项研究中接受扫描的是同一人（Amico 和 Goñi，2018；Ravindra 和 Grama，2019）。然而，表2、3、4和5中引用的许多文章讨论的是重新识别或指纹识别（见术语表），而实际上它们仅仅证明了脑成像数据的唯一性。这并非无关紧要，因为与成像专家不同，数据保护官和法律代表很可能会将这些结果解读为数据具有可识别性，而非具有区别性。我们呼吁成像领域的研究者在呈现结果时使用更精确的术语。虽然使用「识别」一词能让文章标题更引人注目，却会长期损害数据共享和科学事业。

在利用我们的评估结果决定采用何种数据共享政策时，需要注意，我们的研究（1）仅关注成像数据类型；（2）仅纳入没有明显可见异常的大脑（因此也包括患有常见神经精神障碍的患者）。影像数据集很少只包含影像数据，因此还必须考虑元数据，尤其是人口统计信息（Kibsgaard 等，2025）。metaprivBIDS（Kibsgaard 和 Pernet，2026）等工具可以识别存在风险的变量和参与者，并降低相关的重新识别风险，例如通过分箱和噪声掩蔽来实现。这个问题不仅涉及从背景信息推断身份或针对人口统计数据发起关联攻击，因为脑成像数据（磁共振成像和脑磁电图）也可用于推断年龄和性别（Darvishi-Bayazi 等，2025；Dörfel 等，2026；Ebel 等，2023；Vandenbosch 等，2019）。共享具有明显颅骨或脑部异常（如肿瘤、卒中）的参与者的影像数据时，本文给出的评分并不直接适用，评估应考虑更高的推断风险。不过，如果对相关人口统计信息和医疗信息进行整理，以防止推断，我们的评分或许也适用于其他不会呈现个体差异模式的神经系统疾病，例如多发性硬化症、各种痴呆症或癫痫病例（例如，参见 UK-BioBank 数据泄露事件中因提供过多关联数据而导致的重新识别风险；Devlin 等，2026）。颅内脑电图评分很好地说明了这种用法（见图1，第9行）；这类数据最常采集于癫痫患者。虽然它未纳入最终共识（因为研究聚焦于没有可见/明显异常的参与者），但专家给出的重新识别评分中位数为2，个体区分评分中位数为3.5，这表明该数据类型具有区别性，因此根据患者的具体情况，可能可以在有限限制下共享。最后，对于可能产生有关个体参与者的重要临床信息的研究，应作出安排，允许某一方（例如数据库管理员）持有一把密钥，以便在必要时重新识别数据来源，同时采取严格的隐私保护措施（McCarty 等，2008）及所有必要的组织措施（Eke 等，2021）。

致谢

CP 和 MG 获得诺和诺德基金会的支持（OpenNeuroPET：资助协议 NN20OC0063277）。CP 和 R.O. 获得欧盟地平线研究与创新计划的支持（SIESTA：资助协议 101131957）。P.R. 感谢以下项目提供的支持：通过 SCAILED（101314097）获得 EU4Health 计划支持；通过 BRIDGE（101219311）、EBRAINS2.0（101147319）、Virtual Brain Twin（101137289）、EBRAINS-PREP（101079717）、AISN（101057655）和 EBRAIN-Health（101058516）获得欧盟地平线欧洲计划支持；以及获得欧洲创新理事会资助 PHRASE（101058240）的支持；通过 TEF-Health（101100700）、SHAIPED（101195135）和 CoordinaTEF（101168074）获得数字欧洲计划支持；通过 SFB 1436（项目编号 425899996）、SFB 1315（项目编号 327654276）、SFB 936（项目编号 178316478）、SPP Computational Connectomics（RI 2073/6-1、RI 2073/10-2 和 RI 2073/9-1）、德国研究基金会临床研究组 BECAUSE-Y（504745852）、德国研究基金会德西合作项目 BrainsAge（RI 2073/14-1）以及德国研究基金会项目编号 424778381——TRR 295 Retune 获得德国研究基金会（DFG）支持；此外还获得 ERA PerMed JTC2021、德国联邦卫生部通过 PatternCog（ZMI5-2522FSB904）提供的支持，以及柏林大学联盟 OpenMake、柏林健康研究所和夏里特基金会的支持。

术语表

匿名化：对个人数据进行处理，使相关个人在适用的法律标准下不再可识别，同时考虑相关背景和可用的识别方法。

框架	术语与阈值
欧盟/《通用数据保护条例》和英国 GDPR	匿名化使个人不再具有可识别性，同时考虑到 合理可能采用的手段。由此产生的匿名数据 信息不属于相应《通用数据保护条例》的适用范围。
美国/《健康保险流通与责任法案》	对信息采用去标识化，而非匿名化 通过安全港或专家认定满足第164.514条。该 信息随后不再属于《健康保险流通与责任法案》下的受保护健康信息。 这是一个独立的法律测试，并不自动等同于《通用数据保护条例》 匿名性。
~~澳大利亚~~	《隐私法》采用去标识化标准：个人必须不再 可识别或可合理识别。澳大利亚信息专员办公室会根据具体情境进行评估； 仅移除直接标识符是不够的。
~~魁北克~~	明确界定匿名化信息：在相关情形下，必须 可以合理预见，个人将无法再被直接或间接识别，且这种状态不可逆转 。还适用规定的实践和 监管要求。
~~新加坡~~	PDPC 的指导意见将匿名化定义为把个人数据转换为 采用基于风险的 技术与保障措施组合，确保无法识别个体。

脑指纹识别： 脑成像研究中用于表示脑模式唯一性的说法。与实际的指纹识别不同，它无法导致个体识别，因为不存在“脑印迹”数据库。

去标识化：这是一个总称，指通过移除或修改标识符并采取其他保障措施等方式，降低数据中个人可识别性的过程。该术语没有统一的法律含义：根据《健康保险流通与责任法案》和澳大利亚《隐私法》，成功的去标识化必须达到规定的识别阈值；而其他法律框架则将该术语用于处理后个人仍可能可识别的情形。除非明确指定某一法律框架，否则在本文中，“去标识化”并不意味着数据是匿名的，或不受适用隐私法的约束。

框架	去标识化的含义	后果
美国—《健康保险流通与责任法案》，第45编《美国联邦法规》第45编第164.514条	健康信息不得识别 个体，也不得提供合理依据	成功完成去标识化的信息 不再是

	用于识别。这需要专家 认定或安全港：移除 指定的标识符，并且不存在实际 认知，即剩余信息 可能识别出某人。	受保护健康信息 依据《健康保险流通与责任法案》。仅删除 姓名并不足够。
澳大利亚——《隐私法》1988年版，第6(1)条	当信息不再涉及可识别的 个体或 可合理识别的个体。 澳大利亚信息专员办公室的指导意见考量数据， 可获得的额外信息、接收方 以及访问环境。	经过适当去标识化的 信息不再 根据 该法案规定的个人信息。这是一个结果 阈值，而不只是 移除直接标识符。
欧盟—《通用数据保护条例》	去标识化并非《通用数据保护条例》中定义的 类别。相关区别包括 个人数据、假名化和 匿名信息。	将数据称为“去标识化” 并不能确定其法律 地位；适用的 可识别性评估 仍然是必要的。
英国—《2018年数据保护法》，§171	对于有关非法 重新识别的规定，当数据无法被归属于某个特定对象时，数据即为去标识化数据 它们无法归属于某个特定对象 在没有更多信息的情况下，无法识别个人。ICO 不建议将该术语用作通用的 匿名或假名化数据的同义词 。	该术语可用于描述 仍属于个人数据的数据。
加拿大—联邦政府指导意见	修改标识符并 采取控制措施，以降低可识别性 根据具体情境采取适当措施。该指导意见 明确承认残余 再识别风险，并区分 去标识化信息与匿名化信息。	去标识化并不会 自动删除 隐私信息中的信息 法案的适用范围；足够 广泛的处理可能会 在评估后如此。这 是联邦行政 指导意见，而非定义 涵盖每一位加拿大人 隐私制度。
新加坡—PDPC指导意见	去标识化是指移除能够直接识别某人的标识符 。它被描述为迈向 的第一步。 匿名化。	去标识化数据仍可能是 个人数据，包括在 可以通过 与其他信息结合进行识别 时。

可识别性 - 可识别性是指识别数据主体的可能性。可识别性不仅包括对个体的直接识别，也可能包括间接识别，例如通过单独识别。

个人数据 - 个人信息是指与已识别或可识别个人有关的任何数据。

假名化：根据《通用数据保护条例》第4条第5款，对个人数据进行处理，使其归属于特定个体时需要额外信息；该信息应单独保存，并受到技术和组织措施的保护。假名化本身并不决定匿名性：对于能够通过合理可能使用的手段识别个人的实体而言，所得数据仍属于个人数据；但对于其他接收方而言，根据处理情境的不同，这些数据可能属于匿名数据。

重新识别：将已匿名化、假名化或去标识化的记录归属到某个身份的过程。

单体识别：在欧盟，“记录隔离”是指在数据集中区分出一条个人记录，而“单独识别”是指使用合理可能会采用的手段，在相关情境中区分出与之对应的个体。其他框架中也存在相关区分，例如可区分性、关联和合理可识别性等概念。

框架	使用的术语	定义及其与欧洲数据保护委员会的关系 区分
欧盟—欧洲数据保护委员会 指南 02/2026（版本 1.0）	记录隔离； 单独识别	记录隔离：属性的唯一组合 值将个人记录与其中的其他记录区分开来 给定数据集。单独识别：一条孤立记录可以 与相应个体的属性相匹配， 从而在相关情境中将该个体与其他人区分开来， 使用合理可能会被采用的手段 。仅有记录隔离并不能证明可识别性；发现此人的姓名并不 是可识别性的必要条件； 必需。这些是欧洲数据保护委员会所使用的区分 指导意见中的区分，而不是 《通用数据保护条例》第 4条中单独定义的术语。
英国—ICO指导意见	单独识别； 可区分或 孤立记录； 可链接性	在概念上非常接近。ICO 明确指出， 仅凭区分某条记录与其他记录是不够的， 无法据此使该人员变得可识别。此外，它还 会考量信息是否能让某人 发现身份或专门针对该个人采取行动 而无需知道其姓名。它并未将 这些概念归纳为一对正式命名的术语。
美国—《健康保险流通与责任法案》/美国卫生与公众服务部 指导意见	可区分性； 唯一性；关联； 再识别风险	美国卫生与公众服务部将可区分的数据与成功的 识别区分开来。其《专家判定指南》 会考量这些区分性特征是否也出现在 可访问的已识别来源中，以及是否存在一个 存在匹配机制。“记录隔离”和 “单独识别”并非明文规定的法律测试。
澳大利亚—隐私法案/澳大利亚信息专员办公室指导意见	独特或罕见 特征；	这一差异被纳入情境评估中， 而不是单独命名。

	合理地 可识别 个人	唯一性会增加风险，而合理的 可识别性还取决于可用信息、 访问权限、可行性以及……的可能性 识别。审阅的指导意见并未 将“记录隔离”和“单独识别”定义为一组 正式术语。
魁北克—2024年 匿名化 法规	个体化； 相关性；推断	该法规将其个体化标准定义为 无法在数据集中隔离或区分某个人 。随后，它要求进行更广泛的 重新识别评估，其中涉及合理地 可用信息、资源、专业水平和 情形。它没有明确将记录 记录隔离与欧洲数据保护委员会所称的个人层面的 singled out 方式区分开 来。
加拿大——联邦 术语 指导意见	个体化； 单独识别为一种 替代 称谓	政府术语表将隔离一个……描述为 数据集中的个人，而无需使用其他数据集。 这种用法更接近该术语较早且更宽泛的含义， 即“单独识别”；不应自动将其等同于 欧洲数据保护委员会细化后的区分。这属于 术语指导意见，而非法定 定义。

特殊类别个人数据 - 个人数据中有若干类别被视为特殊类别；这些类别有时也称为敏感数据。

参考文献

Abramian, D., & Eklund, A. (2019). Refacing：利用生成对抗网络重建匿名化面部特征。*2019*年 *IEEE* 第*16*届国际生物医学成像研讨会（*ISBI 2019*），1104–1108。https://doi.org/10.1109/ISBI.2019.8759515 Amico, E., & Goñi, J. (2018). 人类功能连接组可识别性探索。《科学报告》，*8*(1)，8254。https://doi.org/10.1038/s41598-018-25089-1 Boseley, S. (2016). Pauline Cafferkey：尽职的护士和不情愿的埃博拉英雄。*Lancet*，*388*(10043)，455。https://doi.org/10.1016/S0140-6736(16)30369-5 Bou Hanna, E., Partarrieu, S., Berenbaum, A., Allassonnière, S., & Besson, F. L. (2024). 探索PET成像中的去匿名化风险：对853例患者扫描图像进行全面分析的见解。*Scientific Data*，*11*(1)，932。https://doi.org/10.1038/s41597-024-03800-4 Byrge, L., & Kennedy, D. P. (2019). 利用功能连接组的“薄片”实现高精度个体识别。*Network Neuroscience*，*3*(2)，363–383。https://doi.org/10.1162/netn_a_00068Cassidy, S. M., Robertson, I. H., & O’Connell, R. G. (2012). 事件相关电位的重测信度：来自多种范式的证据。*Psychophysiology*，*49*(5)，659–664。https://doi.org/10.1111/j.1469-8986.2011.01349.x

Castanheira, J. da S., Wiesman, A. I., Taylor, M. J., & Baillet, S. (2025). 个体化神经生理特征的全生命周期演变。《细胞报告》，*44*(12)。https://doi.org/10.1016/j.celrep.2025.116657 Catalán Flores, R., Gómez-Rico Junquero, I., Jiménez Gómez, P., Gomes Carvalho, J., Mazzetti, S., Martínez Martínez, R., Segrelles Quilis, J. D., Lozano Lloret, P., Galiana-Bordera, A., Bargellini, I., Regge, D., França, M., & Martí-Bonmatí, L. (2026). 从理论到实践：用于检验影像数据假名化有效性的重新识别挑战。*Scientific Data*，*13*(1)，1111。https://doi.org/10.1038/s41597-026-06857-5 Chen, F., Su, L., Liu, Y., & Hu, D. (2013). 标准化后确认大脑的多样性：一种基于身份认证的方法。《公共科学图书馆·综合》，*8*(1)，e54328。https://doi.org/10.1371/journal.pone.0054328 Ciarrusta, J., Christiaens, D., Fitzgibbon, S. P., Dimitrova, R., Hutter, J., Hughes, E., Duff, E., Price, A. N., Cordero-Grande, L., Tournier, J.-D., Rueckert, D., Hajnal, J. V., Arichi, T., McAlonan, G., Edwards, A. D., & Batalle, D. (2022). 发育中的大脑：结构与功能连接组指纹。《发育认知神经科学》，*55*，101117。https://doi.org/10.1016/j.dcn.2022.101117 Clunie, D. A., Flanders, A., Taylor, A., Erickson, B., Bialecki, B., Brundage, D., Gutman, D., Prior, F., Seibert, J. A., Perry, J., Gichoya, J. W., Kirby, J., Andriole, K., Geneslaw, L., Moore, S., Fitzgerald, T. J., Tellis, W., Xiao, Y., & Farahani, K. (2025). 医学图像去标识化（*MIDI*）工作组报告——最佳实践与建议（arXiv:2303.10473）。arXiv。https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.10473 da Silva Castanheira, J., Orozco Perez, H. D., Misic, B., & Baillet, S. (2021). 短时段神经生理活动可实现个体区分。《自然·通讯》，*12*(1)，5713。https://doi.org/10.1038/s41467-021-25895-8 Dar, S. U. H., Seyfarth, M., Ayx, I., Papavassiliu, T., Schoenberg, S. O., Siepmann, R. M., Laqua, F. C., Kahmann, J., Frey, N., Baeßler, B., Foersch, S., Truhn, D., Kather, J. N., & Engelhardt, S. (2025). 无条件潜在扩散模型会记忆患者影像数据。《自然·生物医学工程》，1–15。https://doi.org/10.1038/s41551-025-01468-8 Darvishi-Bayazi, M.-J., Ghaemi, M. S., Rish, I., & Faubert, J. (2025). 通过机器学习方法评估神经系统诊断中性别特异性见解时，脑电信号发挥着关键作用。《科学报告》，*16*(1)，1060。https://doi.org/10.1038/s41598-025-30848-y DelPozo-Banos, M., Travieso, C. M., Weidemann, C. T., & Alonso, J. B. (2015). 脑电生物特征识别：对时频域的全面探索。《神经工程学杂志》，*12*(5)，056019。https://doi.org/10.1088/1741-2560/12/5/056019 Demuru, M., & Fraschini, M. (2020). 脑电指纹识别：基于功率谱非周期成分的个体特异性特征。《生物学与医学中的计算机》，*120*，103748。https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2020.103748 Devlin, H., Burgis, T., & Hoyland, L. (2026年3月14日). 英国生物样本库项目的保密健康记录在网上泄露。《卫报》。
h
t
t
p
s://
www.theguardian.co
m/science/2026/mar/14/confidential-health-records-from-uk-biobank

Dörfel, R. P., Ozenne, B., Ganz, M., Svensson, J. E., & Plavén-Sigray, P. (2026). 利用结构磁共振成像预测脑龄：公开可用软件包临床实用性的比较。*eBioMedicine*, *123*, 106094. https://doi.org/10.1016/j.ebiom.2025.106094 Duan, D., Xia, S., Wu, Z., Wang, F., Wang, L., Lin, W., Gilmore, J. H., Shen, D., & Li, G. (2019). 婴儿识别的皮层折叠指纹。论文集。*IEEE*国际生物医学成像研讨会, *2019*, 396–399. https://doi.org/10.1109/ISBI.2019.8759429 Ebel, M., Domin, M., Neumann, N., Schmidt, C. O., Lotze, M., & Stanke, M. (2023). 使用体积匹配的脑部磁共振成像进行性别分类。*Neuroimage: Reports*, *3*(3), 100181. https://doi.org/10.1016/j.ynirp.2023.100181 Fink, A., Kosecoff, J., Chassin, M., & Brook, R. H. (1984). 共识方法：特征与使用指南。*American Journal of Public Health*, *74*(9), 979–983. https://doi.org/10.2105/ajph.74.9.979 Finn, E. S., Shen, X., Scheinost, D., Rosenberg, M. D., Huang, J., Chun, M. M., Papademetris, X., & Constable, R. T. (2015). 功能连接组指纹识别：利用脑连接模式识别个体。*Nature Neuroscience*,*18*(11), 1664–1671. https://doi.org/10.1038/nn.4135 Fraschini, M., Hillebrand, A., Demuru, M., Didaci, L., & Marcialis, G. L. (2015). 一种利用静息态脑网络中特征向量中心性的基于脑电图的生物识别系统。*IEEE Signal Processing Letters*, *22*(6), 666–670. https://doi.org/10.1109/LSP.2014.2367091 Gao, C., Landman, B. A., Prince, J. L., & Carass, A. (2023). 磁共振成像去面部化对脑分割影响的可重复性评估。*medRxiv*, 2023.05.15.23289995. https://doi.org/10.1101/2023.05.15.23289995 Gaspar, C. M., Rousselet, G. A., & Pernet, C. R. (2011). 事件相关电位与单试次分析的可靠性。《神经影像》, *58*(2), 620–629. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.06.052 Giuffrè, M., & Shung, D. L. (2023). 释放合成数据在医疗保健领域的力量：创新、应用与隐私。*Npj Digital Medicine*, *6*(1), 186. https://doi.org/10.1038/s41746-023-00927-3 Gorgolewski, K. J., Auer, T., Calhoun, V. D., Craddock, R. C., Das, S., Duff, E. P., Flandin, G., Ghosh, S. S., Glatard, T., Halchenko, Y. O., Handwerker, D. A., Hanke, M., Keator, D., Li, X., Michael, Z., Maumet, C., Nichols, B. N., Nichols, T. E., Pellman, J., ... Poldrack, R. A. (2016). 脑成像数据结构：一种用于组织和描述神经成像实验输出的格式。*Scientific Data*, *3*, 160044. Gorgolewski, K. J., Storkey, A. J., Bastin, M. E., & Pernet, C. R. (2012). 单个受试者功能性磁共振成像分析中用于可靠拓扑推断的自适应阈值化。*Frontiers in Human Neuroscience*, *6*. https://doi.org/10.3389/fnhum.2012.00245 Gorgolewski, K. J., Storkey, A. J., Bastin, M. E., Whittle, I., & Pernet, C. (2013). 单个受试者功能性磁共振成像的重测信度指标与混杂因素。《神经影像》, *69*, 231–243. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2012.10.085 Guillon, L., Chavas, J., Bénézit, A., Moutard, M.-L., Roca, P., Mellerio, C., Oppenheim, C., Rivière, D., & Mangin, J.-F. (2024). 利用无监督深度学习识别罕见皮层折叠模式。*Imaging Neuroscience*, *2*, imag–2–00084. https://doi.org/10.1162/imag_a_00084

Gupta, U., Stripelis, D., Lam, P. K., Thompson, P., Ambite, J. L., & Steeg, G. V. (2021). 针对神经影像学深度回归模型的成员推断攻击。第四届医学影像深度学习会议论文集, 228–251. https://proceedings.mlr.press/v143/gupta21a.html Holmes, C., Hoge, R., Collins, L., Woods, R., Toga, A., & Evans, A. (1998). 使用配准增强磁共振图像，适用于……：《计算机辅助断层摄影杂志》。《计算机辅助断层摄影杂志》, *22*(2), 324–333. Ienca, M., & Andorno, R. (2017). 迈向神经科学与神经技术时代的新型人权。《生命科学、社会与政策》, *13*(1), 5. https://doi.org/10.1186/s40504-017-0050-1 Jijomon, C. M., & Vinod, A. P. (2018). 利用高频出现的最大功率谱特征进行基于脑电图的生物特征识别。*2018 IEEE*应用信号处理会议（*ASPCON*）, 249–252. https://doi.org/10.1109/ASPCON.2018.8748581 Jwa, A. S., Koyejo, O., & Poldrack, R. A. (2024). 揭示神经影像数据重新识别可能性的实质：技术与监管分析。*ImagingNeuroscience*, *2*. https://doi.org/10.1162/imag_a_00111Jwa, A. S., & Poldrack, R. A. (2022). 应对神经科学数据中的隐私风险：从数据保护到伤害预防。《法律与生物科学杂志》, *9*(2), lsac025. https://doi.org/10.1093/jlb/lsac025 Kibsgaard, E., Jwa, A. S., Markiewicz, C. J., Gonzalez, D. R., Pardo, J. S., Poldrack, R. A., & Pernet, C. R. (2025). 评估神经影像学中的元数据隐私(arXiv:2509.15278)。arXiv。https://doi.org/10.48550/arXiv.2509.15278 Kibsgaard, E., & Pernet, C. (2026). *CPernet/metaprivBIDS*：*V2.0*（版本 2） [计算机软件]。Zenodo。https://doi.org/10.5281/zenodo.23618950 Koetzier, L. R., Wu, J., Mastrodicasa, D., Lutz, A., Chung, M., Koszek, W. A., Pratap, J., Chaudhari, A. S., Rajpurkar, P., Lungren, M. P., & Willemink, M. J. (2024). 生成医学影像合成数据。《放射学》, *312*(3), e232471. https://doi.org/10.1148/radiol.232471 Kong, W., Wang, L., Xu, S., Babiloni, F., & Chen, H. (2019). 脑电指纹：脑电信号的相位同步作为受试者识别的生物标志物。《*IEEE*开放获取期刊》, *7*, 121165–121173. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2931624 Liu, H., Jin, X., Liu, D., Kong, W., Tang, J., & Peng, Y. (2024). 基于情感脑电和层次图嵌入的跨会话个体识别。《认知神经动力学》, *18*(5), 2897–2908. https://doi.org/10.1007/s11571-024-10132-x Machanavajjhala, A., Kifer, D., Gehrke, J., & Venkitasubramaniam, M. (2007). L-多样性：超越 k-匿名的隐私保护。*ACM*知识发现与数据挖掘汇刊, *1*(1), 3-es. https://doi.org/10.1145/1217299.1217302 Mansour L, S., Tian, Y., Yeo, B. T. T., Cropley, V., & Zalesky, A. (2021). 高分辨率连接组指纹：描绘神经身份与行为。《神经影像》, *229*, 117695. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2020.117695 Meng, L., Jiang, X., Jia, T., & Wu, D. (2024). 在基于脑电图的脑机接口中同时保护多种类型的隐私（arXiv:2411.19498）。arXiv。https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.19498 Miranda-Dominguez, O., Mills, B. D., Carpenter, S. D., Grant, K. A., Kroenke, C. D., Nigg, J. T., & Fair, D. A. (2014). 连接组分型：基于模型的功能连接组指纹识别。《公共科学图书馆·综合》, *9*(11), e111048. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0111048

Narayanan, A., & Shmatikov, V. (2008). 大型稀疏数据集的稳健去匿名化。*2008 IEEE*安全与隐私研讨会（*Sp 2008*），111–125。https://doi.org/10.1109/SP.2008.33 Novi, S. L., Forero, E. J., Rubianes Silva, J. A. I., de Souza, N. G. S. R., Martins, G. G., Quiroga, A., Wu, S.-T., & Mesquita, R. C. (2020). 整合空间信息可提高功能性近红外光谱的可重复性。《神经科学前沿》，*14*。https://doi.org/10.3389/fnins.2020.00746 Pati, S., Baid, U., Edwards, B., Sheller, M., Wang, S.-H., Reina, G. A., Foley, P., Gruzdev, A., Karkada, D., Davatzikos, C., Sako, C., Ghodasara, S., Bilello, M., Mohan, S., Vollmuth, P., Brugnara, G., Preetha, C. J., Sahm, F., Maier-Hein, K., ... Bakas, S. (2022). 联邦学习使罕见癌症的大数据边界检测成为可能。《自然·通讯》，*13*(1)，7346。https://doi.org/10.1038/s41467-022-33407-5 Plis, S. M., Sarwate, A. D., Wood, D., Dieringer, C., Landis, D., Reed, C., Panta, S. R., Turner, J. A., Shoemaker, J. M., Carter, K. W., Thompson, P., Hutchison, K., & Calhoun, V. D. (2016). COINSTAC：一种支持隐私保护、用于利用和处理去中心化脑成像数据的模型与原型。《神经科学前沿》，*10*。https://doi.org/10.3389/fnins.2016.00365 Poldrack, R. A., Laumann, T. O., Koyejo, O., Gregory, B., Hover, A., Chen, M.-Y., Gorgolewski, K. J., Luci, J., Joo, S. J., Boyd, R. L., Hunicke-Smith, S., Simpson, Z. B., Caven, T., Sochat, V., Shine, J. M., Gordon, E., S nyder, A. Z., Adeyemo, B., Petersen, S. E., ... Mumford, J. A. (2015). 对单个人类个体进行长期神经和生理表型分析。《自然·通讯》，*6*(1)，8885。https://doi.org/10.1038/ncomms9885 Poldrack, R. A., Markiewicz, C. J., Appelhoff, S., Ashar, Y. K., Auer, T., Baillet, S., Bansal, S., Beltrachini, L., Benar, C. G., Bertazzoli, G., Bhogawar, S., Blair, R. W., Bortoletto, M., Boudreau, M., Brooks, T. L., Calhoun, V. D., Castelli, F. M., Clement, P., Cohen, A. L., ... Gorgolewski, K. J. (2024). 脑成像数据结构（BIDS）的过去、现在与未来。*Imaging Neuroscience*，*2*，imag–2–00103。https://doi.org/10.1162/imag_a_00103Poline, J.-B., Breeze, J. L., Ghosh, S., Gorgolewski, K., Halchenko, Y. O., Hanke, M., Haselgrove, C., Helmer, K. G., Keator, D. B., Marcus, D. S., Poldrack, R. A., Schwartz, Y., Ashburner, J., & Kennedy, D. N. (2012). 神经影像学研究中的数据共享。神经信息学前沿，*6*。https://doi.org/10.3389/fninf.2012.00009 Prakaashana, C. M., Savvides, M., Gunter, J. L., Senjem, M. L., Vemuri, P., Kantarci, K., Graff-Radford, J., Petersen, R. C., Jack, C. R., & Schwarz, C. G. (2025). 利用开源自动人脸识别软件测量成像研究参与者被重新识别的潜在风险。《神经影像》，*320*，121476。https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2025.121476 Puglisi, L., Eshaghi, A., Parker, G., Barkhof, F., Alexander, D. C., & Ravi, D. (2024). DeepBrainPrint：一种用于脑部磁共振成像再识别的新型对比学习框架。深度学习医学影像，716–729。https://proceedings.mlr.press/v227/puglisi24a.html Rasinski, K. A., Lee, L., & Krishnamurty, P. (2012). 问题顺序效应。载于*APA*心理学研究方法手册，第*1*卷：基础、规划、测量与心理测量学（第229–248页）。美国心理学会。https://doi.org/10.1037/13619-014

Ravindra, V., Drineas, P., & Grama, A. (2021). 构建用于个体指纹识别的紧凑型脑连接组签名。《神经科学前沿》，*15*。https://doi.org/10.3389/fnins.2021.549322 Ravindra, V., & Grama, A. (2019). 针对神经影像数据集的去匿名化攻击。*arXiv:1908.03260 [Cs, Eess, q-Bio]*。http://arxiv.org/abs/1908.03260 Ren, H., Zhou, S., Zhang, L., Zhao, F., & Qiao, L. (2022). 基于功能性近红外光谱脑功能网络指纹识别个体。《神经科学前沿》，*16*。https://doi.org/10.3389/fnins.2022.813293 Rocca, D. L., Campisi, P., Vegso, B., Cserti, P., Kozmann, G., Babiloni, F., & Fallani, F. D. V. (2014). 基于脑电图频谱相干连接的人脑独特性。《*IEEE*生物医学工程汇刊》，*61*(9)，2406–2412。https://doi.org/10.1109/TBME.2014.2317881 Rocher, L., Hendrickx, J. M., & de Montjoye, Y.-A. (2019). 使用生成模型估算不完整数据集中的重新识别成功率。《自然·通讯》，*10*。https://doi.org/10.1038/s41467-019-10933-3 Rodrigues, J. de S., Ribeiro, F. L., Sato, J. R., Mesquita, R. C., & Júnior, C. E. B. (2019). 使用基于功能性近红外光谱的皮层连接组识别个体。《生物医学光学快报》，*10*(6)，2889–2897。https://doi.org/10.1364/BOE.10.002889 Sareen, E., Zahar, S., Ville, D. V. D., Gupta, A., Griffa, A., & Amico, E. (2021). 探索脑磁图脑指纹：评估、陷阱与解读。《神经影像》，*240*，118331。https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2021.118331 Schwarz, C. G., Kremers, W. K., Arani, A., Savvides, M., Reid, R. I., Gunter, J. L., Senjem, M. L., Cogswell, P. M., Vemuri, P., Kantarci, K., Knopman, D. S., Petersen, R. C., Jack, C. R., & 阿尔茨海默病神经影像学计划. (2023). 比较不同磁共振成像研究序列对去面部化的需求。《神经影像》，*276*，120199。https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2023.120199 Schwarz, C. G., Kremers, W. K., Lowe, V. J., Savvides, M., Gunter, J. L., Senjem, M. L., Vemuri, P., Kantarci, K., Knopman, D. S., Petersen, R. C., & Jack, C. R. (2022). 从研究用脑部正电子发射断层成像中识别人脸：一个意想不到的正电子发射断层成像问题。《神经影像》，*258*，119357。https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2022.119357 Schwarz, C. G., Kremers, W. K., Therneau, T. M., Sharp, R. R., Gunter, J. L., Vemuri, P., Arani, A., Spychalla, A. J., Kantarci, K., Knopman, D. S., Petersen, R. C., & Jack, C. R. (2019). 使用人脸识别软件识别匿名磁共振成像研究参与者。《新英格兰医学杂志》，*381*(17)，1684–1686。https://doi.org/10.1056/NEJMc1908881 Selfridge, A. R., Spencer, B. A., Abdelhafez, Y. G., Nakagawa, K., Tupin, J. D., & Badawi, R. D. (2023). 全身正电子发射断层成像/计算机断层扫描中的面部匿名化与隐私问题。《核医学杂志》，*64*(8)，1304–1309。https://doi.org/10.2967/jnumed.122.265280 Steeg, K., Bohrer, E., Schäfer, S. B., Vu, V. D., Scherberich, J., Windfelder, A. G., & Krombach, G. A. (2024). 使用公开可用软件重新识别匿名化磁共振成像头部图像：对当前患者隐私风险的调查。《临床医学》，*78*。https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2024.102930 Stergiadis, C., Kostaridou, V.-D., Veloudis, S., Kazis, D., & Klados, M. A. (2022). 一种基于脑电信号的个性化用户身份验证系统。《传感器》，*22*(18)，6929。https://doi.org/10.3390/s22186929

Suppiah, R., & Vinod, A. P.（2018）。在放松静息状态下使用单通道脑电图进行生物特征识别。*IET*生物特征学，*7*(4)，342–348。https://doi.org/10.1049/iet-bmt.2017.0142 Sweeney, L.（2002）。k-匿名：保护隐私的模型。《国际不确定性、模糊性与基于知识的系统杂志》，*10*(5)，557–570。https://doi.org/10.1142/S0218488502001648 Szatkownik, A., Decelle, A., Seoane, B., BEREUX, N., Planche, L., Charpiat, G., Yelmen, B., Jay, F., & Furtlehner, C.（2026）。PRIVET：通过极值理论进行邻近性泄漏检测。《机器学习研究汇刊》。https://openreview.net/forum?id=j2JKuv13xh Takao, H., Hayashi, N., & Ohtomo, K.（2015）。脑形态是个体特异性信息。磁共振成像，*33*(6)，816–821。https://doi.org/10.1016/j.mri.2015.03.010 Tatar, A. B.（2023）。使用脑电信号的生物特征识别系统。《神经计算与应用》，*35*(1)，1009–1023。https://doi.org/10.1007/s00521-022-07795-0 Thomas, K. P., & Vinod, A. P.（2017）。迈向基于脑电图的生物特征识别系统：基于脑波的生物特征识别的巨大潜力。《*IEEE*系统、人类与控制论杂志》，*3*(4)，6–15。https://doi.org/10.1109/MSMC.2017.2703651 Usman Akbar, M., Wang, W., & Eklund, A.（2025）。谨慎使用用于合成医学图像的扩散模型——从记忆脑部磁共振成像和胸部X光图像的角度与生成对抗网络进行比较。《机器学习：科学与技术》，*6*(1)，015022。https://doi.org/10.1088/2632-2153/ad9a3a Valizadeh, S. A., Liem, F., Mérillat, S., Hänggi, J., & Jäncke, L.（2018）。基于脑部解剖特征识别个体受试者。《科学报告》，*8*(1)，5611。https://doi.org/10.1038/s41598-018-23696-6 Van De Ville, D., Farouj, Y., Preti, M. G., Liégeois, R., & Amico, E.（2021）。是什么让你独一无二：人脑指纹的时间特性。《科学进展》，*7*(42)，eabj0751。https://doi.org/10.1126/sciadv.abj0751 Vandenbosch, M. M. L. J. Z., van ’t Ent, D., Boomsma, D. I., Anokhin, A. P., & Smit, D. J. A.（2019）。基于脑电图的年龄预测模型：儿童和青少年脑成熟水平的稳定且可遗传指标。《人脑图谱》，*40*(6)，1919–1926。https://doi.org/10.1002/hbm.24501 Wachinger, C., Golland, P., Kremen, W., Fischl, B., Reuter, M., & 阿尔茨海默病神经影像学计划。（2015）。BrainPrint：脑形态的判别性表征。《神经影像》，*109*，232–248。https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2015.01.032 Wagner, J. C., Zinos, A., Beardsley, S. A., Chen, W.-L., Conant, L., Malloy, M., Heffernan, J., Quirk, B., Prost, R., Maheshwari, M., Sugar, J., & Whelan, H. T.（2025）。视觉和运动任务中功能性近红外光谱的受试者内可重复性。《神经影像》，*321*，121492。https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2025.121492 Wang, D., Fan, Q., Xiao, X., He, H., Yang, Y., & Li, Y.（2023）。额叶斜束的结构指纹识别：预测认知控制能力和强迫症状。《神经科学杂志》，*43*(42)，7016–7027。https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.0628-23.2023 Wang, N., Chang, C., Zeng, W., Shi, Y., & Yan, H.（2017）。一种用于在多个功能性磁共振成像数据集中识别个体及组内/组间脑网络的新型基于特征图的独立成分分析模型。《神经科学前沿》，*11*，510。https://doi.org/10.3389/fnins.2017.00510

Wang, X., Zou, T., Wang, H., Han, H., Chen, H., Calhoun, V. D., & Li, R.（2025）。用于解析个体脑功能的动态时空表征框架。《神经影像》，*319*，121443。https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2025.121443 Weinberg, A., & Hajcak, G.（2011）。错误相关脑活动的长期重测信度。*Psychophysiology*，*48*(10)，1420–1425。https://doi.org/10.1111/j.1469-8986.2011.01206.x Wu, S., Ramdas, A., & Wehbe, L.（2022）。Brainprints：通过脑磁图识别个体。*Communications Biology*，*5*(1)，852。https://doi.org/10.1038/s42003-022-03727-9 Xiao, S., Wu, Y., Lee, A. Y., & Rokem, A.（2018）。*MRI2MRI*：能够在不同脑部 *MRI* 对比度之间进行准确转换的深度卷积网络（第289926页）。bioRxiv。https://doi.org/10.1101/289926 Xiao, Y., Ashbee, W., Calhoun, V. D., & Plis, S.（2022）。使用 PixelCNN 为去面部 MRI 重新添加面部。*2022*年国际神经网络联合会议，1–7。https://doi.org/10.1109/IJCNN55064.2022.9891937 Xie, H., Calhoun, V. D., Gonzalez-Castillo, J., Damaraju, E., Miller, R., Bandettini, P. A., & Mitra, S.（2018）。全脑连接动态同时反映任务特异性和个体特异性调节：一项多任务研究。《神经影像》，*180*(B辑)，495–504。https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2017.05.050 Yeh, F.-C., Vettel, J. M., Singh, A., Poczos, B., Grafton, S. T., Erickson, K. I., Tseng, W.-Y. I., & Verstynen, T. D.（2016）。使用局部连接组指纹量化全脑白质结构的差异与相似性。*PLOSComputational Biology*，*12*(11)，e1005203。https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1005203 Yücel, M. A., Luke, R., Mesquita, R. C., von Lühmann, A., Mehler, D. M. A., Lührs, M., Gemignani, J., Abdalmalak, A., Albrecht, F., de Almeida Ivo, I., Artemenko, C., Ashton, K., Augustynowicz, P., Bajracharya, A., Bannier, E., Barth, B., Bayet, L., Behrendt, J., Khani, H. B., ... Zemanek, V.（2025）。功能性近红外光谱的可重复性随数据质量、分析流程和研究人员经验而变化。*Communications Biology*，*8*(1)，1149。https://doi.org/10.1038/s42003-025-08412-1 Yuste, R., Goering, S., Arcas, B. A. y, Bi, G., Carmena, J. M., Carter, A., Fins, J. J., Friesen, P., Gallant, J., Huggins, J. E., Illes, J., Kellmeyer, P., Klein, E., Marblestone, A., Mitchell, C., Parens, E., Pham, M., Rubel, A., Sadato, N., ... Wolpaw, J.（2017）。神经技术和人工智能的四项伦理优先事项。*Nature*，*551*(7679)，159–163。https://doi.org/10.1038/551159a Zhang, Y., & Li, J.（2024）。基于一维卷积神经网络使用功能性近红外光谱识别个体。*Journal ofBiophotonics*，*17*(3)，e202300453。https://doi.org/10.1002/jbio.202300453

附件1

每位专家都准备了一张表，列出不同的成像类型和衍生数据，并注明风险评级、意见、证据和专业水平。我们采用了名义小组法，仅列出数据类型，并将结果汇总为语义上同质的清单，供德尔菲评分使用。以下是发送的邮件：

标题：关于成像数据隐私的专家共识论文

亲爱的朋友和同事：

我们之前曾与您联系过，或者有同事推荐您参与这项工作。如果您（仍然）愿意参与，我们希望征求您对神经影像数据被识别可能性的专家意见。我们的目标是撰写一份建议文件，供我们这些脑成像研究人员在共享数据时，与数据保护官和律师（他们需要此类信息）进行讨论。

我们将名义小组法的列表整理方式与德尔菲评分相结合，以达成共识。这项工作将分3轮进行。第1轮最耗时（见下文）。之后，将针对您最具专业水平的一个小型子集开展类似工作。第3轮将在您的专业领域进行线上小组讨论。

预计时间安排：

- 第一轮：从现在开始至圣诞节（即请在方便时抽出大约 1 小时制作一张表并发给我）- 第二轮：3 月/4 月，为我汇总所有数据并酌情重新分发留出时间 - 第三轮：5 月/6 月，在人类脑成像组织会议之前的某个时间

目前，我请大家从头创建一份带有评分的列表：

（A）列出你能想到的所有可共享的数据类型，涵盖磁共振成像、正电子发射断层成像、脑电图、脑磁图和功能性近红外光谱。假设我们共享的是经过整理的数据，不包含姓名、地址等信息（图像/电生理数据的元数据已清理）。在列表中，请包括转换后的数据（不包括 k空间和 DICOM，我们指的是 *NIfTI*、*EDF* 等）以及任何衍生数据（从转换后的数据计算得出的数据）。

（B）针对每种数据类型，按照 1 到 5 评估其识别风险，其中 5 表示可能性高（即使经过假名化，数据仍可被视为个人数据；包含可直接识别个人的特征；或者包含容易导致重新识别的特征，原因可能是技术门槛较低，或易于与公开来源进行关联），3 表示中等风险（数据已经过假名化，包含独特特征，因而可能将个人区分出来，但提取此类特征需要专业水平，或被认为关联风险较低），1 表示无风险（数据完全匿名，且不包含任何可唯一识别个人的特征）。

(C) 评估识别可能性时，请考虑以下四项指标：直接识别、通过背景攻击进行识别（即，如果知道某人参与了某项研究，能否仅通过查看数据识别此人）、通过关联攻击进行识别（能否将影像数据与其他来源关联起来以识别某人），以及识别所需的技术知识（如果可行）。（D）请尽量列出所有影响您判断的参考资料/证据（数字对象标识符、PubMed编号等，您能提供什么都可以；格式整理和访问信息由我负责）。（E）最后，请标明您在该数据类型方面的专业水平：1 表示专家，5 表示仅有所了解。

以下是我自己的列表中的一个小例子（特意列得很小，因为我想问问你了解哪些衍生数据）

数据类型	Risk	风险类型和证据 直接 - 背景 - 关联 - 技术知识	My 专业水平
原始结构磁共振成像	5	请参阅开放脑数据知情同意论文中的相关文献——人脸匹配是通过背景攻击或 关联带来的最大风险；通过背景攻击，很容易 在掌握少量信息的情况下重建人脸——与 照片的关联仍需要大量计算（但所有开源 工具的准确率都达到 60% https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1053811925004793?via%3Dihub#sec0009)	2
体积数据表 每个感兴趣区的信息	1	我认为这种可能性几乎为零，因为没人 知道彼此的体积、厚度等……而且 没有可供关联的数据库	2
去标识化结构 MRI	2	仍然存在许多独特特征，风险也将 取决于人群，并且需要更多 专业水平 + 中等与其他数据库的关联风险 例如牙科记录	2
预处理后的功能性磁共振成像（已重新配准，空间归一化）	2	虽然由此得到的时间序列和连接性可能具有独特性， 但处于MNI空间后，解剖 标记已被去除，关联也不复存在（假设反向 归一化场未共享）	1
连接性 矩阵基于 DWI	1		3
原始PET数据	4	（取决于示踪剂，某些示踪剂的信号 在面部较高，可以像MRI一样重建—— 有一两篇论文）	3
诱发反应 来自脑电图或脑磁图	2	（参见开放脑数据知情同意论文中的参考文献—— 这些肯定是独一无二的，但没有数据库 可供关联）	1

致以最美好的祝愿

Cyril

附件2

成像类型遵循广义区分：磁共振成像（结构成像、扩散成像和动态成像）、正电子发射断层成像、电生理学（脑磁图和脑电图合并列出）以及连接组学。这一区分用于德尔菲评分，对这些类别中的项目进行排序。下表报告了第一轮生成的所有项目及其原始评分，以实现充分披露，但德尔菲评分包含的项目较少，因为其中一些项目进行了合并（见结果）。

脑成像信息 （不考虑患者大脑的 唯一性）	个体评分、中位数和四分位距。
原始结构磁共振成像	评分：5、5、5、5、4、5、5、5、5、5、5、5、2、5、5、5、5、5、5、5 N= 20，M= 5，四分位距= 0
原始数据结构性计算机断层 扫描	评分：5、5、3 N= 3，M= 5，四分位距= 2
面部模糊化原始结构数据（磁共振成像、计算机断层扫描）	评分：4、4、4、4 N= 4、M= 4、四分位距= 0
去脸原始结构数据（磁共振成像、计算机断层扫描）	评分：2、4、3、3、2、3、3、2、4、2、2、2、1、2、3、3、3、2、3、3 N= 20、M= 3、四分位距= 1
去除颅骨的原始结构数据（磁共振成像、计算机断层扫描）	评分：1、4、3、2、3 N= 5、M= 3、四分位距= 2
空间归一化结构数据（磁共振成像、计算机断层扫描）	评分：4
组织图（头皮、颅骨、灰质、白质、脑脊液）， VBM, SDM	评分：3、2、1、2 N= 4，M= 2，四分位距= 1.5
病灶掩膜	评分：1
形态测量模型（例如皮层网格）和 图谱（厚度、曲率等）	评分：2、4、2、3 N= 4，M= 2.5，四分位距= 1
同一合成结构磁共振与计算机断层扫描 成像类型（例如，从 T1加权学习以生成 T1加权）	评分：2、3 N= 2，M= 2.5，四分位距= 1
针对不同类型的合成结构磁共振与计算机断层扫描 成像类型（例如，从磁共振成像学习，生成计算机断层扫描； 从T1加权学习，生成T2加权）	评分：4，1 N= 2，M= 2.5，四分位距= 3
形态测量（体积、厚度等）表 或基于感兴趣区的定量磁共振成像（T1时间）信息	评分：1、1、1、3、2、1、2、2、2、1、1、1、1 N= 13、M= 1、四分位距= 1

原始扩散加权 成像	评分：3, 4, 4, 2, 2, 2, 1, 3 N= 8, M= 2.5, 四分位距= 1
扫描仪生成的扩散加权成像（例如各向异性分数、平均 弥散率）	评分：4, 1, 2, 3 N= 4, M= 2.5, 四分位距= 2
纤维束轮廓	评分：2
原始正电子发射断层成像 图像	评分：4、3、4、3、4、4、1、2、3 N= 9, M= 3, 四分位距= 1.5
去颅骨正电子发射断层成像图像	评分：3
区域/体素/顶点时间-活动曲线	评分：1, 2, 1 N= 3, M= 1, 四分位距= 1
参数图（例如，标准摄取值、标准摄取比、分布容积比、分布容积， 动力学参数 KI）和动力学参数	评分：1、1、2 N= 3，M= 1，四分位距= 1
血液数据（例如，示踪剂浓度随 时间变 化）	评分：1
原始功能性磁 共振成像	评分：3, 2, 3, 2, 1, 1, 3, 3 N= 8, M= 2.5, 四分位距= 1
原始动脉自旋 标记	评分：3
K空间功能性磁共振成像 / 动 脉自旋标记	评分：1
其他灌注（对比增强）	评分：4
血流成像（飞行时间）	评分：3
MRS	评分：2
预处理数据，受试者空间	评分：3, 2, 2, 3, 2, 3, 2, 2, 3 N= 9, M= 2, 四分位距= 1
空间归一化（原始数据或预处理）	评分：2, 1, 2, 3, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 2, 2 N= 12, M= 1.5, 四分位距= 1
感兴趣区域时间序列	评分：2、1、1 N= 3，M= 1，四分位距= 1
独立成分分析及其他分解（时间 序列和地形图）	评分：2、2 N= 2，M= 2，四分位距= 0
头动参数	评分：1, 1 N= 2, M= 1, 四分位距= 0

运动追踪数据云	评分：5
基于任务的激活图	评分：1、1、4、1、5、1、1、1、3 N= 9，M= 1，四分位距= 2.5
原始和预处理信号	评分：2, 2, 3, 3, 3, 3, 2, 3, 2 N= 9, M= 3, 四分位距= 1
iEEG	评分：3, 3 N= 2, M= 3, 四分位距= 0
单试次时间序列或特征	评分：3, 2 N= 2，M= 2.5，四分位距= 1
功率谱	评分：3、2、3、2 N= 4，M= 2.5，四分位距= 1
事件相关电位/ 事件相关场	评分：1、1、3、2、3、1、2 N= 7、M= 2、四分位距= 2
独立成分分析及其他分解（时间 序列和地形图）	评分：1
脑磁电图头模型	评分：2、3 N= 2，M= 2.5，IQR= 1
电场、磁场幅值/方向图 来自磁共振成像头部模型	评级：2
源重建脑磁电图	评级：3、3、2 N= 3，M= 3，四分位距= 1