



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 118609834 A

(43) 申请公布日 2024. 09. 06

(21) 申请号 202410672034.9

(22) 申请日 2017.11.14

(30) 优先权数据

62/421,958 2016.11.14 US

62/452,908 2017.01.31 US

(62) 分案原申请数据

201780083442.9 2017.11.14

(71) 申请人 科格诺亚公司

地址 美国加利福尼亚州

(72) 发明人 布伦特·沃恩 克拉拉·拉容谢尔

丹尼斯·沃尔

阿卜杜勒哈利姆·阿巴斯

杰弗里·福德·嘉博森

(74) 专利代理机构 北京安信方达知识产权代理有限公司 11262

专利代理师 刘晓杰 武晶晶

(51) Int.Cl.

G16H 50/70 (2018.01)

A61B 5/00 (2006.01)

G16H 50/20 (2018.01)

G16H 20/70 (2018.01)

G16H 20/10 (2018.01)

G06N 20/00 (2019.01)

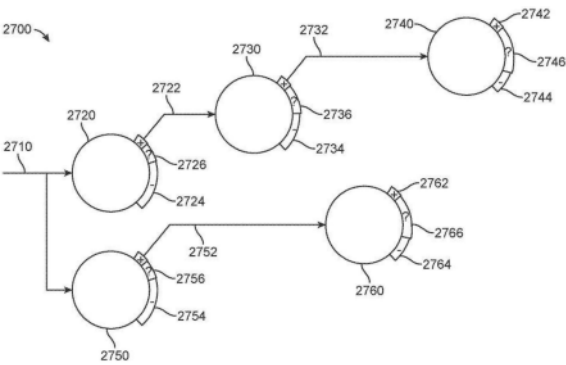
权利要求书4页 说明书56页 附图30页

(54) 发明名称

用于评估发育状况并提供覆盖度和可靠性控制的方法和装置

(57) 摘要

本文公开的方法和装置可以评估受试者的发育状况,并通过将难以筛查的病例隔离为不确定性来提供指示发育状况的存在或不存在的分类性确定的改善的灵敏度和特异性。本文公开的方法和装置可被配置成可调节的,以控制覆盖度与可靠性之间的权衡,并适应不同的应用环境,并且还可以专用于处理不同的群体组。



1. 一种用于提供对受试者的至少一种认知功能属性的评估的计算机实现的方法,所述方法包括:

(a) 接收所述受试者的输入数据,其中所述受试者的所述输入数据包括与所述认知功能属性相关的多个特征,其中所述认知功能属性包括自闭症、自闭症谱系障碍、注意力缺陷障碍、注意力缺陷与多动障碍或其任何组合;

(b) 使用包括机器学习模型的评估模块来评估所述受试者的所述输入数据,所述机器学习模型被配置为评估包括与所述认知功能属性相关的所述多个特征的所述输入数据从而生成一输出;

(c) 将至少一个阈值应用于所述输出,其中所述至少一个阈值被配置为将所述输出划分成对应于评估的三个区段之一,所述评估包括关于所述认知功能属性的存在或不存在的阳性确定、阴性确定或非结论性确定,并且其中所述至少一个阈值被配置为被调整以使得能够调整所述非结论性确定与分类性确定的比率,其中所述分类性确定包括所述阳性确定和所述阴性确定;

(d) 响应于包括所述非结论性确定的所述评估,执行一项或多项附加评估,所述一项或多项附加评估包括:(i) 接收所述受试者的与所述认知功能属性相关的一个或多个附加输入数据集,以及(ii) 使用包括所述机器学习模型的所述评估模块来评估所述受试者的与所述认知功能属性相关的所述一个或多个附加输入数据集;

(e) 基于所述评估模块的所述一项或多项附加评估的性能来生成所述阳性确定;以及

(f) 响应于所述阳性确定,向所述受试者或所述受试者的看护人提供指令、反馈、活动或交互。

2. 如权利要求1所述的方法,其中接收所述受试者的所述输入数据包括接收一初始数据集,并且其中评估所述受试者的所述输入数据包括使用选自多个机器学习评定模型的机器学习评定模型的初步子集来评估所述初始数据集,以生成针对所述机器学习评定模型的所述初步子集中的每一个的数值评分。

3. 如权利要求2所述的方法,其中所述多个机器学习评定模型中的每一个是可调节的,使得所述非结论性确定与所述分类性确定的所述比率是可调整的。

4. 如权利要求2所述的方法,其中评估所述受试者的所述输入数据包括:

组合针对所述评定模型的所述初步子集中的每一个的所述数值评分,以生成组合的初步输出评分;以及

将所述组合的初步输出评分映射到所述阳性确定、所述阴性或所述非结论性确定。

5. 如权利要求4所述的方法,还包括采用基于规则的逻辑或组合技术来组合所述组合的初步输出评分。

6. 如权利要求3所述的方法,其中通过指定一包含率来调整所述非结论性确定与所述分类性确定的比率,并且其中通过提供一灵敏度和特异性度量来评定所述分类性确定。

7. 如权利要求6所述的方法,其中所述包含率不小于70%,并且其中所述分类性确定产生至少70的灵敏度与对应的至少70的特异性、至少80的灵敏度与对应的至少80的特异性、或者至少90的灵敏度与对应的至少90的特异性。

8. 如权利要求1所述的方法,其中所述受试者的所述输入数据包括诊断工具的样本中的至少一种,其中所述诊断工具包括诊断问题和对应的可选答案的集合、人口统计数据、患

者或看护人的视频、音频、对问题或活动的响应、来自用户与活动或游戏的交互的主动或被动数据流中的一种或多种。

9. 如权利要求1所述的方法,其中使用分类器链来生成所述输出,所述分类器链包括操作地耦合至第二分类器的第一分类器,其中所述第一分类器的第一输出耦合至所述第二分类器的第一输入。

10. 如权利要求1所述的方法,还包括:

使用来自先前已针对所述认知功能属性进行评估的多个受试者的数据来训练多个可调节机器学习评定模型,其中训练包括:

使用机器学习技术预处理来自所述多个受试者的所述数据;

从来自所述多个受试者的所述预处理的数据中提取和编码机器学习特征;

处理来自所述多个受试者的所述数据,以反映意向应用环境中受试者的认知功能属性的预期发生;

选择所处理的机器学习特征的子集;

评估所述多个可调节机器学习评定模型中的每个模型的性能,其中评估每个模型针对预定的包含率的灵敏度和特异性;以及

基于确定在所述多个可调节机器学习评定模型的选定子集中使用所有模型的益处,确定每个模型的最佳参数集。

11. 如权利要求10所述的方法,其中确定每个模型的最佳参数集包括在不同调节参数环境中调节每个模型的参数。

12. 如权利要求10所述的方法,其中处理所述经编码的机器学习特征包括:

计算样本权重并将其分配于来自所述多个受试者的所述数据的每个样本,

其中来自所述多个受试者的所述数据的每个样本对应于所述多个受试者中的一受试者,

其中根据受试者特定维度对样本进行分组,

其中计算并分配所述样本权重以使一个样本组相对于每个其他样本组平衡,从而反映意向环境中受试者的每个维度的预期分布。

13. 如权利要求10所述的方法,其中所述受试者特定维度包括受试者的性别、受试者所住的地理区域和受试者的年龄。

14. 如权利要求10所述的方法,其中从来自所述多个受试者的所述预处理数据中提取和编码机器学习特征包括使用特征编码技术,诸如但不限于独热编码、严重度编码和行为存在编码。

15. 如权利要求10所述的方法,其中选择所述处理的机器学习特征的子集包括使用自举技术从所述处理的机器学习特征中识别判别特征的子集。

16. 如权利要求1所述的方法,其中所述认知功能属性包括行为障碍和发育进展。

17. 一种用于评估受试者的认知功能属性的装置,所述装置包括:

处理器,其被配置有在执行时使所述处理器执行如权利要求1所述的方法的指令。

18. 一种用于提供受试者的至少一种认知功能属性的评估的移动设备,包括:

显示器;以及

处理器,配置有指令以:

(a) 接收所述受试者的输入数据,其中所述受试者的所述输入数据包括与所述认知功能属性相关的多个特征,其中所述认知功能属性包括自闭症、自闭症谱系障碍、注意力缺陷障碍、注意力缺陷与多动障碍或其任何组合;

(b) 使用包括机器学习模型的评估模块来评估所述受试者的所述输入数据,所述机器学习模型被配置为评估包括与所述认知功能属性相关的所述多个特征的所述输入数据从而生成一输出;

(c) 将至少一个阈值应用于所述输出,其中所述至少一个阈值被配置为将所述输出划分成对应于评估的三个区段之一,所述评估包括关于所述认知功能属性的存在或不存在的阳性确定、阴性确定或非结论性确定,并且其中所述至少一个阈值被配置为被调整以使得能够调整所述非结论性确定与分类性确定的比率,其中所述分类性确定包括所述阳性确定和所述阴性确定;

(d) 响应于包括所述非结论性确定的所述评估,执行一项或多项附加评估,所述一项或多项附加评估包括: (i) 接收所述受试者的与所述认知功能属性相关的一个或多个附加输入数据集,以及 (ii) 使用包括所述机器学习模型的所述评估模块来评估所述受试者的与所述认知功能属性相关的所述一个或多个附加输入数据集;

(e) 基于所述一项或多项附加评估的性能来生成所述阳性确定;

(f) 响应于所述阳性确定,确定受试者的个人治疗计划;以及

(g) 使所述显示器呈现所述受试者的所述个人治疗计划。

19. 如权利要求18所述的方法,其中对于所述认知功能属性的所述存在或所述不存在,分别以至少80的灵敏度和至少80的特异性确定所述认知功能属性。

20. 如权利要求18所述的方法,其中对于所述认知功能属性的所述存在或所述不存在,分别以至少90的灵敏度和至少90的特异性确定所述认知功能属性。

21. 如权利要求18所述的方法,其中所述认知功能属性包括行为障碍和发育进展。

22. 一种数字化治疗系统,该数字化治疗系统利用个人治疗性治疗计划治疗受试者,该数字化治疗系统包括:

一个或多个处理器,包括用于以下模块的软件指令,

诊断模块,该诊断模块用于从所述受试者接收数据并输出所述受试者的诊断数据,所述诊断模块包括基于受试者群体使用机器学习或统计建模构建的一个或多个分类器以确定所述受试者的所述诊断数据,并且其中所述诊断数据包括对所述受试者的评估,所述评估选自响应于从所述受试者接收的数据的非结论性确定和分类性确定,

治疗模块,该治疗模块用于接收所述诊断数据并输出所述受试者的所述个人治疗性治疗计划,所述治疗模块包括基于至少一部分所述受试者群体使用机器学习或统计建模构建的一个或多个模型以确定并输出所述受试者的所述个人治疗性治疗计划,

其中所述诊断模块被配置用于响应于所述受试者的疗法从所述受试者接收更新的受试者数据,并且生成来自所述受试者的更新的诊断数据,并且其中所述治疗模块被配置用于接收所述更新的诊断数据并响应于所述诊断数据和所述更新的诊断数据而输出所述受试者的更新的个人治疗计划。

23. 一种用于评估受试者的至少一种认知功能属性的系统,该系统包括:

配置有指令的处理器,所述指令在执行时导致处理器:

呈现来自多个分类器链的多个问题,所述多个分类器链包括包含社交/行为延迟分类器的第一链和包含语音及语言延迟分类器的第二链。

24.一种用于向受试者施用药物的方法,所述方法包括:
使用机器学习分类器检测所述受试者的神经系统疾病;和
响应于检测到的神经障碍向所述受试者施用药物。

用于评估发育状况并提供覆盖度和可靠性控制的方法和装置

[0001] 申请是申请日为2017年11月14日、申请号为201780083442.9、发明名称为“用于评估发育状况并提供覆盖度和可靠性控制的方法和装置”的中国专利申请(其对应PCT申请的申请日为2017年11月14日、申请号为(PCT/US2017/061552)的分案申请。

[0002] 交叉引用

[0003] 本申请要求于2016年11月14日提交的名称为“TRITON MODEL TRAINING PROCESS”的美国临时申请序列号62/421,958[代理人案卷号46173-705.101]和于2017年1月31日提交的名称为“METHODS AND APPARATUS FOR EVALUATING DEVELOPMENTAL CONDITIONS PROVIDING CONTROL OVER COVERAGE AND RELIABILITY”美国临时申请序列号62/452,908的优先权,这些申请出于所有目的以其全文并入本文。

[0004] 本申请的主题涉及于2014年4月24日提交的名称为“Enhancing Diagnosis of Disorder Through Artificial Intelligence and Mobile Health Technologies Without Compromising Accuracy”的美国申请序列号14/354,032[代理人案卷号46173-701.831],现为美国专利号9,443,205,以及于2016年8月11日提交的名称为“Methods and Apparatus to Determine Developmental Progress with Artificial Intelligence and User Input”的美国申请序列号15/234,814[代理人案卷号46173-702.201],其全部公开内容通过引用并入本文。

[0005] 发明背景

[0006] 用于诊断和治疗人(例如患有发育状况或障碍的人)的认知功能属性(cognitive function attribute)的现有方法和装置在至少某些方面可能不太理想。遗憾的是,获得诊断和治疗以及确定受试者是否存在认知功能降低(诸如痴呆、阿尔茨海默病或发育障碍)的风险所需的时间、精力和金钱的量不太理想。例如,通过现有方法不太理想地治疗的认知和发育障碍的示例包括自闭症、自闭症谱系、注意力缺陷障碍、注意力缺陷与多动障碍以及言语和学习障碍。通过现有方法不太理想地治疗的情绪和精神疾病的示例包括抑郁症、焦虑症、ADHD、强迫症和物质障碍,诸如物质滥用和饮食失调。在许多情况下,用于诊断和治疗若干神经退行性疾病的现有方法可能不太理想,并且此类神经退行性疾病的示例包括,例如,年龄相关的认知衰退、认知损害、阿尔茨海默病、帕金森病、亨廷顿病和肌萎缩侧索硬化症(“ALS”, Amyotrophic Lateral Sclerosis)。医疗保健系统为以较低的成本提供保健而承受越来越大的压力,并且用于临床诊断或识别处于发育障碍风险的受试者的现有方法和装置会导致医疗保健系统承担比理想情况更高的费用和负担。此外,至少一些受试者并未如理想情况将会发生的那么快地得到治疗,使得医疗系统承受的负担随着这些受试者所需要的额外保健而增加。

[0007] 就准确度和效率而言,对受试者的认知功能属性(包括例如,发育障碍)的识别治疗可能存在令人畏缩的技术问题。许多用于识别此类属性或障碍的已知方法常常是耗时且耗费资源的,需要受试者回答大量问题或者在有资格的临床医生的管理下经受冗长的观察,而这些临床医生的数目和可获得性取决于受试者的地理位置而受限。另外,许多用于识别和治疗行为状况或障碍、神经状况或障碍或者心理卫生状况或障碍的已知方法的准确度

和一致性不甚理想,原因在于使用这样的方法所评估的受试者常常呈现出可能难以捕获和分类的大量差异。将期望对于这样的技术问题的技术方案,其中技术方案可以同时改善现有方法的准确度和效率。理想情况下,这样的技术方案将会减少施用用于识别和治疗认知功能属性(诸如行为状况或障碍、神经状况或障碍或者心理卫生状况或障碍)的方法所需的时间和资源,并且改善受试者之间识别结果的准确度和一致性。

[0008] 尽管可以对诸如父母等看护人施用先前冗长的问题测试,以便诊断或识别处于发育状况或障碍风险的受试者,但是这样的测试可能相当长且繁琐。例如,这些测试中至少有一些有超过一百个问题,并且可能施用不止一次这样的冗长测试,从而进一步增加了医疗提供者和看护人的负担。可能需要诸如对受试者的临床观察等额外的数据,并且临床访问可能进一步增加时间量和医疗系统的负担。因此,受试者被识别为需要进行评估与被临床识别为处于风险或被诊断患有发育迟缓之间的时间可能是几个月,并且在一些情况下可能超过一年。

[0009] 在至少一些情况下,识别的评估需求与临床诊断之间的迟缓可能导致保健不甚理想。一些发育障碍可以通过及时干预来治疗。然而,看护人最初将前瞻性事件识别为需要评估与临床诊断受试者或者临床识别受试者处于风险之间的巨大间隙可能导致治疗不甚理想。在至少一些情况下,发育障碍会具有治疗窗口,并且治疗窗口可能错过或者受试者仅在治疗窗口的一部分时间内得到治疗。

[0010] 尽管已经提出了现有的方法和装置来减少所提问题的数目,但是这样的现有方法和装置在至少一些方面上可能不甚理想。尽管现有方法和装置分别依赖训练和测试数据集来训练和验证所述方法和装置,但是这样的方法和装置的实际临床结果可能不甚理想,原因在于临床环境可能呈现出比训练和测试数据集更具挑战性的情况。临床环境可能呈现的受试者可能具有一种或多种可能的发育障碍,并且依赖问题子集可能导致所测试的发育障碍的敏感度和特异性不够理想。而且,仅使用一种测试来诊断仅一种发育障碍,例如自闭症,可能提供对于诊断预期的发育障碍和其他障碍而言不甚理想的结果,原因在于来自其他发育障碍的受试者行为可能会带来混淆变量,这会降低针对该种发育障碍的问题子集的敏感度和特异性。此外,依赖于预定子集可能会导致结果不甚理想,原因在于可能会问到比理想情况更多的问题,并且所提问题可能不是特定受试者的理想问题子集。

[0011] 此外,许多受试者可能具有两种或更多种相关的障碍或状况。如果每个测试设计成仅诊断或识别单个障碍或状况,则呈现多种障碍的受试者可能需要进行多种测试。使用多种诊断测试对受试者进行评估可能是漫长的、昂贵的、不便的,并且在运筹上难以安排。将会期望提供一种使用能够以足够的灵敏度和特异性识别或诊断多种相关障碍或状况的单个诊断测试来测试受试者的方法。

[0012] 另外,如果可以将诊断方法和治疗应用于受试者以促进具有提高、正常和降低的认知功能的受试者的认知功能,将会是有帮助的。鉴于上述情况,需要改进的方法和系统来诊断和识别具有特定认知功能属性的风险如发育障碍的受试者,并提供改进的数字化治疗。理想地,这样的方法和装置将需要更少的问题、减少的时间量,确定多种认知功能属性,诸如行为、神经或精神健康状况或障碍,并且在临床或非临床环境中提供临床上可接受的灵敏度和特异性,这可用于监测和调整治疗功效。此外,改进的数字化治疗可以向患者提供定制的治疗计划,响应于定制的治疗计划接收更新的诊断数据以确定进展,并相应地更新

治疗计划。理想地,这些方法和装置也可用于确定受试者的发育进展,并提供治疗以促进发育进展。

发明内容

[0013] 本文公开的方法和装置可以在临床或非临床环境中确定受试者的认知功能属性如发育进展。例如,所描述的方法和装置可以将受试者识别为在一个或多个发育领域中发育超前,或者将受试者识别为发育迟缓或处于患有一种或多种发育障碍的风险中。所公开的方法和装置可以通过基于评定模型评估受试者的多个特性或特征来确定受试者的发育进展,其中评定模型可以使用机器学习方法根据相关受试者群体的大数据集来生成。本文公开的方法和装置包括改善的逻辑结构和过程,以使用单个测试来诊断患有多种障碍之中的障碍的受试者。

[0014] 本文公开的方法和装置能够在临床或非临床环境中,通过较少的问题在减少的时间量内并且在临床环境中临床上可接受的灵敏度和特异性的情况下在多个发育障碍之中将受试者诊断或识别为处于具有一种或多种认知功能属性的风险中,举例而言,诸如受试者处于患有一种或多种发育障碍的风险中。处理器可以配置有用于识别最具预测性的下一问题的指令,使得能够以较少的问题将人们诊断或识别为处于风险中。响应于多个答案来识别最具预测性的下一问题具有以较少的问题提高了灵敏度和特异性的优点。本文公开的方法和装置可以被配置用于使用单个测试来针对多种相关发育障碍对受试者进行评估,并且使用单个测试来诊断或确定受试者处于多种发育障碍中的一种或多种的风险中。如果受试者呈现多种可能的发育障碍,减少所呈现的问题的数目可能特别有帮助。仅使用单个测试针对多个可能的障碍对受试者进行评估可以大大减少评估程序的时长和成本。本文公开的方法和装置可以在可能具有重叠症状的多个可能的发育障碍之中将受试者诊断或识别为处于患有单个发育障碍的风险中。

[0015] 尽管能够以多种方式确定最具预测性的下一问题,但是在许多情况下,响应于对在前问题的多个答案来确定最具预测性的下一问题,所述在前问题可能包括先前最具预测性的下一问题。最具预测性的下一问题可以通过统计学进行确定,并且评估一组可能的最具预测性的下一问题以确定最具预测性的下一问题。在很多情况下,对每个可能的最具预测性的下一问题中的每一个的答案均与问题的相关性有关,并且可以响应于对问题的每个可能答案的组合特征重要性来确定问题的相关性。

[0016] 本文公开的方法和装置可以将受试者分为三个类别之一:具有一种或多种发育状况、发育正常或典型、或不确定(即需要附加评估以确定受试者是否具有任何发育状况)。发育状况可以是发育障碍或发育进展。注意,本文公开的方法和装置不限于发育状况,并且可以应用于其他认知功能属性,诸如行为、神经或心理健康状况。所述方法和装置最初可以将受试者分类为三个类别之一,并随后通过从受试者收集附加信息继续评估最初被归类为“不确定”的受试者。对最初归类为“不确定”的受试者的这样的持续评估可以通过单一筛查程序(例如,包含各种评估模块)连续进行。备选地或附加地,可以使用单独的附加筛查程序评估被识别为属于不确定组的受试者和/或将其转诊给临床医生以进行进一步评估。

[0017] 本文公开的方法和装置可以使用问卷和视频输入的组合来评估受试者,其中可以在数学上整合两种输入以优化受试者的分类或诊断的灵敏度和/或特异性。可选地,可以针

对不同的环境(例如,一级护理与二级护理)优化方法和装置,以根据应用环境(application setting)考虑预期发生率(expected prevalence rate)的差异。

[0018] 本文公开的方法和装置可以考虑不同的受试者特定维度,举例而言,诸如受试者的年龄、与受试者相关的地理位置、受试者的性别或者与受试者相关的任何其他受试者特定的或人口统计数据。特别地,本文公开的方法和装置可以在将受试者识别为处于具有一种或多种认知功能属性(诸如发育状况)的风险时考虑到不同的受试者特定维度,以便增加受试者的评估、诊断和分类的灵敏度和特异性。例如,可以使用不同的机器学习评定模型来评估属于不同年龄组的受试者,每个机器学习评定模型可以被特别调节以识别特定年龄组的受试者中的一种或多种发育状况。每个年龄组特定评定模型可以包含独特的评定项组(例如,问题、视频观察),其中一些评定项可以与其他年龄组的特定评定模型的评定项重叠。

[0019] 此外,本文所述的数字个性化医疗系统和方法可以为患者提供数字化诊断和数字化治疗。所述数字个性化医疗系统可以使用数字化数据来评定或诊断患者的症状,该评定或诊断以告知个性化或更合适的治疗干预和改善的诊断的方式进行。

[0020] 在一个方面,所述数字个性化医疗系统可以包括具有处理器和相关联的软件的数字化设备,所述数字化设备可以被配置用于:使用数据来评定和诊断患者;捕获交互和反馈数据,所述交互和反馈数据识别治疗干预所产生的效力、顺应性和响应的相对水平;以及执行数据分析。此类数据分析可包括人工智能,包括例如机器学习和/或统计模型,以便评定用户数据和用户简档以进一步个性化、改善或评定所述治疗干预的效力。

[0021] 在一些情况下,所述系统可以被配置成使用数字化诊断和数字化治疗。数字化诊断和数字化治疗可以包括用于数字化地收集信息并且处理和评估所提供的数据的系统或方法,用于改善个体的医学状态、心理状态或生理状态。数字化治疗系统可以将基于软件的学习应用于评估用户数据、监测,和改善由所述系统提供的诊断和治疗干预。

[0022] 所述系统中的数字化诊断数据可以包括从患者,或看护人,或与受评定的个体无关的一方收集的数据和元数据。在一些情况下,所收集的数据可以包括监控行为、观察、判断,或者可以由除了所述个体之外的一方进行评定。在其他情况下,所述评定可以包括成年人执行评定或提供用于评定儿童或青少年的数据。所述数据和元数据可以经由诸如移动电话、视频捕捉器、音频捕捉器、活动监测器或可穿戴数字化监测器等一种或多种数字化设备以数字化格式主动地或被动地收集。

[0023] 所述数字化诊断将由所述系统收集的关于所述患者的数据用于来自诸如机器学习、人工智能和统计建模等工具的分析以评定或诊断所述患者的状况,所述数据可以包括从所述数字化诊断外部捕获的补充诊断数据。所述数字化诊断还可以直接或间接地经由数据和元数据来评定患者的状态或表现的变化以向所述系统提供反馈,所述数据和元数据可以通过诸如机器学习、人工智能和统计建模等工具来分析和评估,从而改善或改良所述诊断和潜在的治疗干预。

[0024] 从所述数字化诊断和对应的响应进行的数据评定和机器学习,或在没有所述数字化诊断和对应的响应的情况下,从所述治疗干预进行的数据评定和机器学习可以导致为受试者识别新的诊断以及为患者和看护人识别新的治疗方案。

[0025] 例如,由所述系统收集和采用的数据的类型可以包括患者和看护人的视频、音频、

对问题或活动的响应,以及来自用户与所述系统的活动、游戏或软件特征的交互的主动或被动数据流。这样的数据还可以包括来自患者或看护人例如在执行推荐的活动时与所述系统的交互的元数据。具体的元数据示例包括用户与所述系统的设备或移动应用的交互的数据,所述设备或移动应用捕获所述用户的行为、简档、活动、与所述软件系统的交互、与游戏的交互、使用频率、会话时间、所选择的选项或特征、内容或活动偏好中的各个方面。数据还可以包括来自诸如活动监测器等各种第三方设备的数据和元数据、游戏或交互内容。

[0026] 数字化治疗可以包括由所述系统提供给所述患者或看护人的指令、反馈、活动或交互。示例包括建议的行为、活动、游戏,或与系统软件和/或第三方设备的交互会话。

[0027] 在进一步的方面,本文公开的数字化治疗方法和系统可以在临床或非临床情景下诊断和治疗处于患有多种行为状况或障碍、神经状况或障碍或者心理卫生状况或障碍中的一种或多种行为状况或障碍、神经状况或障碍或者心理卫生状况或障碍的风险中的受试者。该诊断和治疗可以使用本文公开的方法和系统以更少的问题、减少的时间量和在临床环境中临床上可接受的灵敏度和特异性来完成,并且可以提供治疗推荐。例如,当受试者基于错误的诊断开始治疗时,这可能是有帮助的。处理器可以配置有助于识别最具预测性的下一问题或最具说明性的下一症状或观察的指令,使得个人可以仅使用最佳数目的问题或观察可靠地被诊断或识别为处于风险中。响应于多个答案而识别所述最有预测性的下一问题或最具说明性的下一症状或观察的优势在于以更少的问题提供治疗,而不降低诊断过程的灵敏度和特异性。在一些情况下,可以提供附加的处理器来预测或收集关于下一更相关症状的信息。本文公开的方法和装置可以被配置用于使用单个适应性测试针对多种相关障碍来评估和治疗受试者,并且使用所述单个测试将所述受试者诊断或确定为处于所述多种障碍中的一种或多种的风险中。当受试者存在可以被治疗的多种可能的障碍时,减少所呈递的问题或症状或所使用的措施的数目可能是特别有帮助的。仅使用单个适应性测试来评估所述受试者的所述多种可能的障碍可以大大减少评估程序的长度和成本并且改善治疗。本文公开的方法和装置可以诊断和治疗处于可能具有重叠症状的多种可能障碍中的单种障碍的风险中的受试者。

[0028] 用于所述数字化治疗性治疗的所述最具预测性的下一问题、最具说明性的下一症状或观察可以以多种方式确定。在许多情况下,所述最具预测性的下一问题、症状或观察可以响应于针对先前的问题或观察的多个答案而确定,所述先前的问题或观察可以包括先前最具预测性的下一问题、症状或观察,以便评估所述治疗并且提供对所述受试者的闭环评定。所述最具预测性的下一问题、症状或观察可以在统计学上确定,可以评估一组候选物来确定所述最具预测性的下一问题、症状或观察。在许多情况下,观察或针对所述可能的候选物的答案与所述问题或观察的相关性有关,并且所述问题或观察的相关性可以响应于问题的每个可能答案或观察的合并的特征重要性而确定。一旦治疗已经开始,可以重复问题、症状或观察,或者可以将不同的问题、症状或观察用于更精确地监测进展并且建议改变所述数字化治疗。下一问题、症状或观察的相关性还可以取决于所述问题的不同答案选择或观察的潜在选项中的最终评定的变化。例如,答案选择可能对最终评定一直具有显著影响的问题可以被认为比答案选择可能仅有助于辨别某一特定状况的严重程度差异或以其他方式不大重要的问题更为相关。

[0029] 在一个方面,提供受试者的至少一种认知功能属性的评估的方法可以包括:在具

有处理器和存储器的计算机系统上存储用于由所述处理器执行的计算机程序,所述计算机程序包括指令,用于:接收与所述认知功能属性相关的所述受试者的数据;使用机器学习模型评估所述受试者的所述数据;以及提供对所述受试者的评估,所述评估选自响应于所述数据的非结论性确定 (inconclusive determination) 和分类性确定 (categorical determination)。所述机器学习模型可以包括多个机器学习评定模型的选定子集。

[0030] 所述分类性确定可以包括所述认知功能属性的存在和所述认知功能属性的不存在。接收来自所述受试者的数据可以包括接收初始数据集。评估来自所述受试者的所述数据可以包括使用选自多个可调节机器学习评定模型的可调节机器学习评定模型的初步子集来评估所述初始数据集,以输出每个所述可调节机器学习评定模型的初步子集的数值评分。

[0031] 所述方法还可以包括基于所述初始数据集的分析,提供关于所述受试者的所述认知功能属性的存在或不存在的分类性确定或非结论性确定,其中可以调整非结论性确定与分类性确定的比率。所述方法还可以包括:如果所述初始数据集的分析产生非结论性确定,则确定是否应用选自所述多个可调节机器学习评定模型的附加评定模型;基于所述确定的结果接收来自所述受试者的附加数据集;基于所述确定的结果,使用所述附加评定模型评估来自所述受试者的所述附加数据集,以输出所述附加评定模型中的每一个的数值评分;以及基于使用所述附加评定模型对来自所述受试者的所述附加数据集的分析,提供关于所述受试者的所述认知功能属性的存在或不存在的分类性确定或非结论性确定,其中可以调整非结论性确定与分类性确定的比率。

[0032] 所述方法还可以包括:组合针对所述评定模型的初步子集中的每一个的所述数值评分,以生成组合的初步输出评分;以及将所述组合的初步输出评分映射到关于所述受试者的所述认知功能属性的存在或不存在的分类性确定或非结论性确定,其中可以调整非结论性确定与分类性确定的比率。

[0033] 所述方法还可以包括采用基于规则的逻辑 (rule-based logic) 或组合技术 (combinatorial techniques),用于组合针对所述评定模型的初步子集中的每一个的数值评分,以及用于组合所述附加评定模型中的每一个的数值评分。可以通过指定包含率 (inclusion rate) 来调整所述非结论性确定与分类性确定的比率。可以通过提供灵敏度和特异性度量来评定关于所述受试者的发育状况的存在或不存在的分类性确定。所述包含率可以不小于70%,并且所述分类性确定可以产生至少70的灵敏度与对应的至少70的特异性。所述包含率可以不小于70%,并且所述分类性确定可以产生至少80的灵敏度与对应的至少80的特异性。所述包含率可以不小于70%,并且所述分类性确定可以产生至少90的灵敏度与对应的至少90的特异性。

[0034] 来自所述受试者的数据可以包括诊断工具的样本中的至少一种,其中所述诊断工具包括诊断问题和对应的可选答案的集合,以及人口统计数据。

[0035] 所述方法还可以包括:使用先前针对所述发育状况进行评估的来自多个受试者的数据训练多个可调节机器学习评定模型,其中训练包括:使用机器学习技术预处理来自所述多个受试者的所述数据;从所述预处理数据中提取和编码机器学习特征;处理来自所述多个受试者的所述数据,以反映意向应用环境中受试者的认知功能属性的预期发生 (expected prevalence);选择所处理的机器学习特征的子集;评估所述多个可调节机器学习

习评定模型中的每个模型的性能,其中评估每个模型针对预定的包含率的灵敏度和特异性;以及基于确定在所述多个可调节机器学习评定模型的选定子集中使用所有模型的益处(benefit),确定每个模型的最佳参数集。确定每个模型的最佳参数集可以包括在不同调节参数环境中调节每个模型的参数。

[0036] 处理所述经编码的机器学习特征可以包括:计算样本权重并将其分配于数据的每个样本,其中数据的每个样本对应于所述多个受试者中的受试者,其中样本根据受试者特定维度分组,并且其中计算并分配所述样本权重以使一个样本组相对于每个其他样本组平衡(balance),以反映意向环境中受试者的每个维度的预期分布。所述受试者特定维度可以包括受试者的性别、受试者所住的地理区域和受试者的年龄。从所述预处理数据中提取和编码机器学习特征可以包括使用特征编码技术,诸如但不限于独热编码(one-hot encoding)、严重度编码(severity encoding)和行为存在编码(presence-of-behavior encoding)。选择所述处理的机器学习特征的子集可以包括使用自举技术(bootstrapping technique)从所述处理的机器学习特征中识别判别特征(discriminating feature)的子集。

[0037] 所述认知功能属性可以包括行为障碍和发育进展。向所述受试者提供的所述分类性确定可以选自响应于所述数据的非结论性确定、多个认知功能属性的存在和多个认知功能属性的不存在。

[0038] 在另一方面,评估受试者的认知功能属性的装置可以包括配置有指令的处理器,所述指令在被执行时使得所述处理器执行上述方法。

[0039] 在另一方面,用于提供受试者的至少一种认知功能属性的评估的移动设备可以包括:显示器;以及处理器,配置有指令以:接收并显示与所述认知功能属性相关的所述受试者的数据;以及接收并显示对所述受试者的评估,所述评估选自非结论性确定和分类性确定;其中对所述受试者的所述评估已响应于所述受试者的数据进行了确定。

[0040] 所述分类性确定可以选自所述认知功能属性的存在和所述认知功能属性的不存在。对于所述认知功能属性的所述存在或所述不存在,可以分别以至少80的灵敏度和至少80的特异性确定所述认知功能属性。对于所述认知功能属性的所述存在或所述不存在,可以分别以至少90的灵敏度和至少90的特异性确定所述认知功能属性。所述认知功能属性可以包括行为障碍和发育进展。

[0041] 在另一方面,利用个人治疗性治疗计划治疗受试者的数字化治疗系统可以包括:一个或多个处理器,包括用于以下模块的软件指令;用于从所述受试者接收数据和输出所述受试者的诊断数据的诊断模块,所述诊断模块包括基于受试者群体使用机器学习或统计建模构建的一种或多种分类器以确定所述受试者的所述诊断数据,并且其中所述诊断数据包括对所述受试者的评估,所述评估选自响应于从所述受试者接收的数据的非结论性确定和分类性确定;以及用于接收所述诊断数据和输出针对所述受试者的所述个人治疗性治疗计划的治疗模块,所述治疗模块包括基于所述受试者群体的至少一部分使用机器学习或统计建模构建的一种或多种模型以确定和输出所述受试者的所述个人治疗性治疗计划,其中所述诊断模块被配置用于响应于所述受试者的疗法从所述受试者接收更新的受试者数据并生成来自所述受试者的更新的诊断数据,并且其中所述治疗模块被配置用于接收所述更新的诊断数据并响应于所述诊断数据和所述更新的诊断数据而输出针对所述受试者的更

新的个人治疗计划。

[0042] 所述诊断模块可以包括在所述受试者群体上训练的诊断性机器学习分类器,并且所述治疗模块可以包括在所述受试者群体的至少一部分上训练的治疗性机器学习分类器,并且所述诊断模块和所述治疗模块可以被布置成所述诊断模块基于所述治疗计划的表现向所述治疗模块提供反馈。所述治疗性分类器可以包括在数据集上训练的指令,所述数据集包括所述受试者不是其成员的群体,并且所述受试者可以包括不是所述群体的成员的个人。所述诊断模块可以包括在至少10,000人的受试者群体的多个简档上训练的的诊断分类器和在所述受试者群体的所述多个简档上训练的治疗简档。

[0043] 在另一方面,用于评估受试者的至少一种认知功能属性的系统可以包括:配置有指令的处理器,所述指令在执行时使所述处理器:呈现来自多个分类器链的多个问题,所述多个分类器链包括第一链和第二链,所述第一链包括社交/行为迟缓分类器,所述第二链包括言语与语言迟缓分类器。所述社交/行为迟缓分类器可以可操作地耦合至自闭症与ADHD分类器。所述社交/行为迟缓分类器可以被配置成如果所述受试者具有社交/行为迟缓则输出阳性结果,并且如果所述受试者不具有所述社交/行为迟缓则输出阴性结果。所述社交/行为迟缓分类器可以被配置成如果无法以指定的灵敏度和特异性确定所述受试者是否具有所述社交/行为迟缓,则输出不确定性结果。所述社交/行为迟缓分类器输出可以耦合至自闭症和ADHD分类器的输入,并且所述自闭症和ADHD分类器可以被配置成如果所述受试者患有自闭症或ADHD则输出阳性结果。所述自闭症和ADHD分类器的输出可以耦合至自闭症对ADHD分类器的输入,并且所述自闭症对ADHD分类器可以被配置成如果所述受试者患有自闭症则生成第一输出,并且如果所述受试者患有ADHD则生成第二输出。所述自闭症对ADHD分类器可以被配置成如果无法以指定的灵敏度和特异性确定所述受试者是否患有自闭症或ADHD,则提供不确定性输出。所述言语与语言迟缓分类器可以可操作地耦合至智力障碍分类器。所述言语与语言迟缓分类器可以被配置成如果所述受试者具有言语和语言迟缓则输出阳性结果,并且如果所述受试者不具有所述言语和语言迟缓则输出阴性输出。所述言语与语言迟缓分类器可以被配置成如果无法以指定的灵敏度和特异性确定所述受试者是否具有所述言语和语言迟缓,则输出不确定性结果。所述言语与语言迟缓分类器输出可以耦合至智力障碍分类器的输入,并且所述智力障碍分类器可以被配置成如果所述受试者具有智力障碍则生成第一输出,并且如果所述受试者具有所述言语和语言迟缓但不具有智力障碍则生成第二输出。所述智力障碍分类器可以被配置成如果无法以指定的灵敏度和特异性确定所述受试者是否具有所述智力障碍,则提供不确定性输出。

[0044] 所述处理器可以配置有指令以按顺序呈现每个链的问题并跳过重叠的问题。所述第一链可以包括耦合至自闭症与ADHD分类器的社交/行为迟缓分类器。所述第二链可以包括耦合至智力障碍分类器的言语与语言迟缓分类器。用户可以依次通过所述第一链和所述第二链。

[0045] 在另一方面,用于向受试者施用药物的方法可以包括:用机器学习分类器检测所述受试者的神经障碍;以及响应于所述检测的神经障碍将所述药物施用于所述受试者。所述神经障碍可以包括自闭症谱系障碍,并且所述药物可以选自利培酮、喹硫平、苯丙胺、右苯丙胺、哌甲酯、甲基苯丙胺、右苯丙胺、右哌甲酯、胍法辛、托莫西汀、利右苯丙胺、可乐定和阿立哌唑;或者所述神经障碍可以包括注意力缺陷障碍(ADD),并且所述药物可以选自苯

丙胺、右苯丙胺、哌甲酯、甲基苯丙胺、右苯丙胺、右哌甲酯、胍法辛、托莫西汀、利右苯丙胺、可乐定和莫达非尼；或者所述神经障碍可以包括注意力缺陷与多动障碍 (ADHD)，并且所述药物可以选自苯丙胺、右苯丙胺、哌甲酯、甲基苯丙胺、右苯丙胺、右哌甲酯、胍法辛、托莫西汀、利右苯丙胺、可乐定和莫达非尼；或者所述神经障碍可以包括强迫症，并且所述药物可以选自丁螺环酮、舍曲林、艾司西酞普兰、西酞普兰、氟西汀、帕罗西汀、文拉法辛、氯米帕明和氟伏沙明；或者所述神经障碍可以包括急性应激障碍，并且所述药物可以选自普萘洛尔、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀、氟西汀、文拉法辛、米氮平、奈法唑酮、卡马西平、双丙戊酸、拉莫三嗪、托吡酯、哌唑嗪、苯乙肼、丙咪嗪、地西泮、氯硝西泮、劳拉西泮和阿普唑仑；或者所述神经障碍可以包括适应障碍，并且所述药物可以选自丁螺环酮、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀、氟西汀、地西泮、氯硝西泮、劳拉西泮和阿普唑仑；或者所述神经障碍可以包括广场恐怖症，并且所述药物可以选自地西泮、氯硝西泮、劳拉西泮、阿普唑仑、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀、氟西汀和丁螺环酮；或者所述神经障碍可以包括阿尔茨海默病，并且所述药物可以选自多奈哌齐、加兰他敏、美金刚和利斯的明；或者所述神经障碍可以包括神经性厌食症，并且所述药物可以选自奥氮平、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀和氟西汀；或者所述神经障碍可以包括焦虑性障碍，并且所述药物可以选自舍曲林、艾司西酞普兰、西酞普兰、氟西汀、地西泮、丁螺环酮、文拉法辛、度洛西汀、丙咪嗪、地昔帕明、氯米帕明、劳拉西泮、氯硝西泮和普瑞巴林；或者所述神经障碍可以包括居丧，并且所述药物可以选自西酞普兰、度洛西汀和多塞平；或者所述神经障碍可以包括暴食症，并且所述药物可以选自利右苯丙胺；或者所述神经障碍可以包括双相性障碍，并且所述药物可以选自托吡酯、拉莫三嗪、奥卡西平、氟哌啶醇、利培酮、喹硫平、奥氮平、阿立哌唑和氟西汀；或者所述神经障碍可以包括身体变形性障碍，并且所述药物可以选自舍曲林、艾司西酞普兰和西酞普兰；或者所述神经障碍可以包括短暂性精神病性障碍，并且所述药物可以选自氯氮平、阿塞那平 (asenapine)、奥氮平和喹硫平；或者所述神经障碍可以包括神经性贪食症，并且所述药物可以选自舍曲林和氟西汀；或者所述神经障碍可以包括品行障碍，并且所述药物可以选自劳拉西泮、地西泮和氯巴占；或者所述神经障碍可以包括妄想性障碍，并且所述药物可以选自氯氮平、阿塞那平、利培酮、文拉法辛、安非他酮和丁螺环酮；所述神经障碍可以包括人格解体性障碍，并且所述药物可以选自舍曲林、氟西汀、阿普唑仑、地西泮和西酞普兰；或者所述神经障碍可以包括抑郁症，并且所述药物可以选自舍曲林、氟西汀、西酞普兰、安非他酮、艾司西酞普兰、文拉法辛、阿立哌唑、丁螺环酮、沃替西汀和维拉佐酮；或者所述神经障碍可以包括破坏性情绪失调障碍，并且所述药物可以选自喹硫平、氯氮平、阿塞那平和匹莫范色林 (pimavanserin)；或者所述神经障碍可以包括分离性遗忘，并且所述药物可以选自阿普唑仑、地西泮、劳拉西泮和氯氮卓；或者所述神经障碍可以包括分离性障碍，并且所述药物可以选自安非他酮、沃替西汀和维拉佐酮；或者所述神经障碍可以包括分离性神游，并且所述药物可以选自异戊巴比妥、阿普比妥、仲丁比妥和美索比妥；或者所述神经障碍可以包括心境恶劣障碍，并且所述药物可以选自安非他酮、文拉法辛、舍曲林和西酞普兰；或者所述神经障碍可以包括饮食失调，并且所述药物可以选自奥氮平、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀和氟西汀；或者所述神经障碍可以包括性别焦虑，并且所述药物可以选自雌激素、孕激素和睾酮；或者所述神经障碍可以包括广泛性焦虑障碍，并且所述药物可以选自文拉法辛、度洛西汀、丁螺环酮、舍曲林和氟西汀；或者所述

神经障碍可以包括囤积障碍,并且所述药物可以选自丁螺环酮、舍曲林、艾司西酞普兰、西酞普兰、氟西汀、帕罗西汀、文拉法辛和氯米帕明;或者所述神经障碍可以包括间歇性爆发性障碍,并且所述药物可以选自阿塞那平、氯氮平、奥氮平和匹莫范色林;或者所述神经障碍可以包括偷窃狂,并且所述药物可以选自艾司西酞普兰、氟伏沙明、氟西汀和帕罗西汀;或者所述神经障碍可以包括惊恐性障碍,并且所述药物可以选自安非他酮、维拉佐酮和沃替西汀;或者所述神经障碍可以包括帕金森病,并且所述药物可以选自利斯的明、司来吉兰、雷沙吉兰、溴隐亭、金刚烷胺、卡麦角林和苯扎托品;或者所述神经障碍可以包括病理性赌博,并且所述药物可以选自安非他酮、维拉佐酮和沃替西汀;或者所述神经障碍可以包括产后抑郁症,并且所述药物可以选自舍曲林、氟西汀、西酞普兰、安非他酮、艾司西酞普兰、文拉法辛、阿立哌唑、丁螺环酮、沃替西汀和维拉佐酮;或者所述神经障碍可以包括创伤后应激障碍,并且所述药物可以选自舍曲林、氟西汀和帕罗西汀;或者所述神经障碍可以包括经前焦虑障碍,并且所述药物可以选自雌二醇、屈螺酮、舍曲林、西酞普兰、氟西汀和丁螺环酮;或者所述神经障碍可以包括假性延髓情绪,并且所述药物可以选自氢溴酸右美沙芬和硫酸奎尼丁;或者所述神经障碍可以包括纵火狂,并且所述药物可以选自氯氮平、阿塞那平、奥氮平、帕利哌酮和喹硫平;或者所述神经障碍可以包括分裂情感性障碍,并且所述药物可以选自舍曲林、卡马西平、奥卡西平、丙戊酸、氟哌啶醇、奥氮平和洛沙平;或者所述神经障碍可以包括精神分裂症,并且所述药物可以选自氯丙嗪、氟哌啶醇、氟奋乃静、利培酮、喹硫平、齐拉西酮、奥氮平、奋乃静、阿立哌唑和丙氯拉嗪;或者所述神经障碍可以包括精神分裂症样障碍,并且所述药物可以选自帕利哌酮、氯氮平和利培酮;或者所述神经障碍可以包括季节性情感障碍,并且所述药物可以选自舍曲林和氟西汀;或者所述神经障碍可以包括共有性精神病性障碍,并且所述药物可以选自氯氮平、匹莫范色林、利培酮和鲁拉西酮;或者所述神经障碍可以包括社交焦虑恐怖症,并且所述药物可以选自阿米替林、安非他酮、西酞普兰、氟西汀、舍曲林和文拉法辛;或者所述神经障碍可以包括特定恐怖症,并且所述药物可以选自地西洋、艾司唑仑、夸西洋和阿普唑仑;或者所述神经障碍可以包括刻板运动障碍,并且所述药物可以选自利培酮和氯氮平;或者所述神经障碍可以包括图雷特病,并且所述药物可以选自氟哌啶醇、氟奋乃静、利培酮、齐拉西酮、匹莫齐特、奋乃静和阿立哌唑;或者所述神经障碍可以包括短暂性抽动障碍,并且所述药物可以选自胍法辛、可乐定、匹莫齐特、利培酮、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀和氟西汀;或者所述神经障碍可以包括拔毛狂,并且所述药物可以选自舍曲林、氟西汀、帕罗西汀、地昔帕明和氯米帕明。

[0046] 苯丙胺可以以5mg至50mg的剂量施用。右苯丙胺可以以5mg至60mg的剂量施用。哌甲酯可以以5mg至60mg的剂量施用。甲基苯丙胺可以以5mg至25mg的剂量施用。右哌甲酯可以以2.5mg至40mg的剂量施用。胍法辛可以以1mg至10mg的剂量施用。托莫西汀可以以10mg至100mg的剂量施用。利右苯丙胺可以以30mg至70mg的剂量施用。可乐定可以以0.1mg至0.5mg的剂量施用。莫达非尼可以以100mg至500mg的剂量施用。利培酮可以以0.5mg至20mg的剂量施用。喹硫平可以以25mg至1000mg的剂量施用。丁螺环酮可以以5mg至60mg的剂量施用。舍曲林可以以至多200mg的剂量施用。艾司西酞普兰可以以至多40mg的剂量施用。西酞普兰可以以至多40mg的剂量施用。氟西汀可以以40mg至80mg的剂量施用。帕罗西汀可以以40mg至60mg的剂量施用。文拉法辛可以以至多375mg的剂量施用。氯米帕明可以以至多250mg的剂量施用。氟伏沙明可以以至多300mg的剂量施用。

[0047] 所述机器学习分类器可以具有不小于70%的包含率。所述机器学习分类器可以能够输出不确定性结果。

[0048] 援引并入

[0049] 本说明书中提及的所有出版物、专利和专利申请通过引用而并入本文,程度如同具体地和单独地指出通过引用而并入每个单独的出版物、专利或专利申请。

附图说明

[0050] 本发明的新颖特征在随附权利要求中具体阐述。通过参考阐述了利用本发明原理的说明性实施方式的以下详细描述和附图,将会对本发明的特征和优点获得更好的理解,在附图中:

[0051] 图1A和图1B示出了可以使用如本文所述的评定程序评估的一些示例性发育障碍。

[0052] 图2是用于提供如本文所述的评定程序的示例性数据处理模块的示意图。

[0053] 图3是图示基于随机森林分类器的示例性评定模型的一部分的示意图。

[0054] 图4是如本文所述的预测模块的示例性操作流程。

[0055] 图5是如本文所述的特征推荐模块的示例性操作流程。

[0056] 图6是本文所述的特征推荐模块所执行的期望特征重要性确定算法的示例性操作流程。

[0057] 图7图示了如本文所述的施用评定程序的方法。

[0058] 图8示出了适合并入有本文所述的方法和装置的计算机系统。

[0059] 图9示出了映射如本文所述的示例性评定模型的灵敏度与误检的受试者操作特性(ROC)曲线。

[0060] 图10是图示了如本文所述的特征推荐模块的性能度量的散布图。

[0061] 图11是如本文所述的评估模块的示例性操作流程。

[0062] 图12是如本文所述的模型调节模块的示例性操作流程。

[0063] 图13是如本文所述的评估模块的另一示例性操作流程。

[0064] 图14是图13中描绘的模型输出组合步骤的示例性操作流程。

[0065] 图15示出了示例性问卷筛查算法,其被配置成仅提供如本文所述的分类性确定。

[0066] 图16示出了示例性问卷筛查算法,其被配置成提供如本文所述的分类性确定和非结论性确定。

[0067] 图17示出了对于如本文所述的所有样本的各种算法的性能的比较。

[0068] 图18示出了对于取自如本文所述的4岁以下儿童的样本的各种算法的性能的比较。

[0069] 图19示出了对于取自本文所述的4岁及以上儿童的样本的各种算法的性能的比较。

[0070] 图20示出了对于如本文所述的所有样本在75%-85%灵敏度范围的算法的特异性。

[0071] 图21示出了对于如本文所述的4岁以下儿童在75%-85%灵敏度范围的算法的特异性。

[0072] 图22示出了对于如本文所述的4岁及以上儿童在75%-85%灵敏度范围的算法的

特异性。

[0073] 图23A图示了数字个性化医学平台的示例性系统图。

[0074] 图23B图示了示例性诊断模块的详细图。

[0075] 图23C图示了示例性治疗模块图。

[0076] 图24图示了在数字个性化医学平台中提供的示例性诊断和治疗方法。

[0077] 图25图示了示意性流程图,示出了对自闭症相关的发育迟缓的处理。

[0078] 图26图示了数字个性化医学系统的数据处理流程的总览,该数字个性化医学系统包括诊断模块和治疗模块,被配置用于整合来自多个来源的信息。

[0079] 图27示出了用于评估受试者的多种临床指征的系统。

[0080] 图28示出了可以响应于本文所述系统和方法的诊断而施用的药物。

具体实施方式

[0081] 虽然本文已经示出和描述了本发明的各个实施方式,但是对于本领域技术人员而言显而易见的是,这样的实施方式仅作为示例提供。本领域技术人员现将在不偏离本发明的情况下可以想到许多更改、改变和替换。应当理解,可以采用对本文所描述的本发明实施方式的各种替代方案。应该理解,本发明的不同方面可以单独地、共同地或彼此组合地领会。

[0082] 就本公开内容而言术语“基于”和“响应于”可互换使用。

[0083] 术语“处理器”涵盖本地处理器、远程处理器或处理器系统中的一个或多个及其组合。

[0084] 术语“特征”在本文中用于描述与确定受试者的发育进展相关的特性或属性。例如,“特征”可以是指与针对一种或多种发育障碍对受试者进行临床评估或诊断相关的临床特性(例如,年龄、受试者参加假扮游戏的能力等)。术语“特征值”在本文中用于描述特定受试者的对应特征的值。例如,“特征值”可以是指与一种或多种发育障碍有关的受试者的临床特性(例如,如果特征是“年龄”,则特征值可以是3;如果特征是“受试者参加假扮游戏的能力”,则特征值可以是“多种假扮游戏”或“无假扮游戏”)。

[0085] 如本文所用,短语“自闭症”和“自闭症谱系障碍”可互换使用。

[0086] 如本文所用,短语“注意力缺陷障碍(ADD)”和“注意力缺陷/多动障碍(ADHD)”可互换使用。

[0087] 本文描述了用于确定受试者的发育进展的方法和装置。例如,所描述的方法和装置可以将受试者识别为在一个或多个发育领域中发育超前或者在一种或多种认知功能方面认知下降,或者将受试者识别为发育迟缓或处于患有一种或多种发育障碍的风险。所公开的方法和装置可以通过基于评定模型评估受试者的多个特性或特征来确定受试者的发育进展,其中可以使用机器学习方法从相关受试者群体的大数据集中生成评定模型。

[0088] 虽然本文在识别受试者的一种或多种发育障碍的背景下描述了方法和装置,但是所述方法和装置非常适合用于确定受试者的任何发育进展。例如,可以使用所述方法和装置来通过识别出受试者所超前的一个或多个发育领域,而将受试者识别为发育超前。为了识别一个或多个超前的发育领域,所述方法和装置可以被配置用于,例如,评定受试者与超前的或有天赋的行为有关的一个或多个特征或特性。所描述的方法和装置还可以用于通过

评估受试者的一种或多种认知功能来将受试者识别为在该一种或多种认知功能方面认知下降。

[0089] 本文描述了用于诊断或评定受试者身上一种或多种发育障碍风险的方法和装置。该方法可以包括提供数据处理模块,该数据处理模块可以用于构建和施用用于针对多种发育障碍或状况中的一种或多种筛查受试者的评定程序。评定程序可以评估受试者的多个特征或特性,其中每个特征可以与受试者患有可由该程序筛查的多种发育障碍中的至少一种的可能性有关。每个特征可能与受试者患有两种或更多种相关发育障碍的可能性有关,其中两种或更多种相关障碍可能具有一种或多种相关症状。特征可以通过许多种方式来评定。例如,可以通过受试者对问题的回答、对受试者的观察或者与受试者的结构化交互的结果来评定特征,如本文进一步详细描述。

[0090] 为了在单个筛查程序内在受试者的多种发育障碍之中进行区分,该程序可以基于受试者先前呈现特征的值(例如,对先前问题的回答)在施用该程序期间动态地选择要在受试者身上评估的特征。评定程序可以利用由计算设备提供的用户接口来对受试者或者受试者的看护人施用。计算设备包括其上存储有指令的处理器,所述指令用于允许用户通过用户接口与数据处理模块交互。评定程序可能花费不到10分钟向受试者施用,例如5分钟或更少。因此,本文描述的装置和方法可以使用单个、相对较短的筛查程序来提供对受试者罹患多种发育障碍中的一种或多种的风险的预测。

[0091] 本文公开的方法和装置可以用于基于先前识别的受试者的特征来确定与受试者的特征有关的下一最相关问题。例如,方法和装置可以被配置用于响应于先前回答的与受试者有关的问题来确定下一最相关问题。在回答每个在先问题之后,可以识别出最具预测性的下一问题,并且生成一系列最具预测性的下一问题和对应的一系列答案。一系列答案可以包括受试者的回答简档,并且可以响应于受试者的回答简档来生成最具预测性的下一问题。

[0092] 本文公开的方法和装置非常适合于与在先问题组合,例如,所述方法和装置可以用于响应于通过响应于先前的答案来识别出最具预测性的下一问题所得到的问题较少而将受试者诊断或识别为处于风险。

[0093] 在一个方面,提供受试者的至少一种认知功能属性的评估的方法包括以下操作:在具有处理器和存储器的计算机系统上存储用于由处理器执行的计算机程序。所述计算机程序可以包括指令,用于:1)接收与所述认知功能属性相关的受试者的数据;2)使用机器学习模型评估受试者的数据;以及3)提供对受试者的评估。所述评估可以选自响应于数据的非结论性确定和分类性确定。所述机器学习模型可以包括多个机器学习评定模型的选定子集。所述分类性确定可以包括认知功能属性的存在和认知功能属性的不存在。

[0094] 接收来自受试者的数据可以包括接收初始数据集。评估来自受试者的数据可以包括使用选自多个可调节机器学习评定模型的可调节机器学习评定模型的初步子集来评估初始数据集,以输出每个可调节机器学习评定模型的初步子集的数值评分。所述方法还可以包括基于初始数据集的分析,提供关于受试者的所述认知功能属性的存在或不存在的分类性确定或非结论性确定,其中可以调整非结论性确定与分类性确定的比率。

[0095] 所述方法还可以包括以下操作:1)如果初始数据集的分析产生非结论性确定,则确定是否应用选自多个可调节机器学习评定模型的附加评定模型;2)基于所述确定的结果

接收来自受试者的附加数据集;3) 基于所述确定的结果,使用附加评定模型评估来自受试者的附加数据集,以输出每个附加评定模型的数值评分;以及4) 基于使用附加评定模型对来自受试者的附加数据集的分析,提供关于受试者的所述认知功能属性的存在或不存在的分类性确定或非结论性确定。可以调整非结论性确定与分类性确定的比率。

[0096] 所述方法还可以包括以下操作:1) 组合每个评定模型的初步子集的数值评分,以生成组合的初步输出评分;以及2) 将组合的初步输出评分映射到关于受试者的所述认知功能属性的存在或不存在的分类性确定或非结论性确定。可以调整非结论性确定与分类性确定的比率。所述方法还可以包括以下操作:1) 组合每个附加评定模型的数值评分,以生成组合的附加输出评分;以及2) 将组合的附加输出评分映射到关于受试者的所述认知功能属性的存在或不存在的分类性确定或非结论性确定。可以调整非结论性确定与分类性确定的比率。所述方法还可以包括采用基于规则的逻辑或组合技术,用于组合每个评定模型的初步子集的数值评分,以及用于组合每个附加评定模型的数值评分。

[0097] 可以通过指定包含率来调整非结论性确定与分类性确定的比率,并且其中通过提供灵敏度和特异性度量来评定关于受试者的所述发育状况的存在或不存在的分类性确定。包含率可以不小于70%,并且分类性确定产生至少70的灵敏度与对应的至少70的特异性。包含率可以不小于70%,并且分类性确定产生至少80的灵敏度与对应的至少80的特异性。包含率可以不小于70%,并且分类性确定产生至少90的灵敏度与对应的至少90的特异性。来自受试者的数据可以包括诊断工具的样本中的至少一种,其中该诊断工具包括诊断问题和对应的可选答案的集合,以及人口统计数据。

[0098] 所述方法还可以包括使用先前针对发育状况进行评估的来自多个受试者的数据训练多个可调节机器学习评定模型。所述训练可以包括以下操作:1) 使用机器学习技术预处理来自多个受试者的数据;2) 从预处理数据中提取和编码机器学习特征;3) 处理来自多个受试者的数据,以反映意向应用环境中受试者的认知功能属性的预期发生;4) 选择处理的机器学习特征的子集;5) 评估多个可调节机器学习评定模型中的每个模型的性能;以及6) 基于确定在多个可调节机器学习评定模型的选定子集中使用所有模型的益处,确定每个模型的最佳参数集。可以评估每个模型针对预定的包含率的灵敏度和特异性。确定每个模型的最佳参数集可以包括在不同调节参数环境中调节每个模型的参数。处理经编码的机器学习特征可以包括计算样本权重并将其分配于数据的每个样本。数据的每个样本可以对应于多个受试者中的受试者。样本可以根据受试者特定维度分组。可以计算并分配所述样本权重以使一个样本组相对于每个其他样本组平衡,以反映意向环境中受试者的每个维度的预期分布。该受试者特定维度可以包括受试者的性别、受试者所住的地理区域和受试者的年龄。从预处理数据中提取和编码机器学习特征可以包括使用特征编码技术,诸如但不限于独热编码、严重度编码和行为存在编码。选择处理的机器学习特征的子集可以包括使用自举技术从处理的机器学习特征识别判别特征的子集。

[0099] 所述认知功能属性可以包括行为障碍和发育进展。向受试者提供的分类性确定可以选自响应于数据的非结论性确定、多个认知功能属性的存在和多个认知功能属性的不存在。

[0100] 在另一方面,用于评估受试者的认知功能属性的装置可以包括处理器。所述处理器可以配置有指令,该指令在被执行时使得处理器接收与所述认知功能属性相关的受试者

的数据,并应用规则以生成受试者的分类性确定。分类性确定可以选自响应于数据的非结论性确定、所述认知功能属性的存在和所述认知功能属性的不存在。对于认知功能属性的存在或不存在,可以分别以至少70的灵敏度和至少70的特异性确定所述认知功能属性。所述认知功能属性可以选自自闭症、自闭症谱系、注意力缺陷障碍、注意力缺陷与多动障碍以及言语和学习障碍。对于认知功能属性的存在或不存在,可以分别以至少80的灵敏度和至少80的特异性确定所述认知功能属性。对于认知功能属性的存在或不存在,可以分别以至少90的灵敏度和至少90的特异性确定所述认知功能属性。所述认知功能属性可以包括行为障碍和发育进展。

[0101] 在另一方面,编码有包含可由处理器执行以评估受试者的认知功能属性的指令的计算机程序的非暂时性计算机可读存储介质包括记录在该介质上的数据库。数据库可以包括与至少一种认知功能属性相关的多个受试者的数据,和多个可调节机器学习评定模型;评估软件模块;以及模型调节软件模块。评估软件模块可包括指令,用于:1)接收与认知功能属性相关的受试者的数据;2)使用多个机器学习评定模型的选定子集评估受试者的数据;以及3)向受试者提供分类性确定,所述分类性确定选自响应于数据的非结论性确定、所述认知功能属性的存在和所述认知功能属性的不存在。模型调节软件模块可包括指令,用于:1)使用机器学习技术预处理来自多个受试者的数据;2)从预处理数据中提取和编码机器学习特征;3)处理经编码的机器学习特征,以反映意向应用环境中受试者的预期分布;4)选择处理的机器学习特征的子集;5)评估多个可调节机器学习评定模型中的每个模型的性能;6)调节不同调节参数环境下每个模型的参数;以及7)基于确定在多个可调节机器学习评定模型的选定子集中使用所有模型的益处,确定每个模型的最佳参数集。可以评估每个模型针对预定的包含率的灵敏度和特异性。所述认知功能属性可以包括行为障碍和发育进展。

[0102] 在另一方面,计算机实现的系统可以包括数字化处理设备。数字化处理可以包括至少一个处理器、被配置用于执行可执行指令的操作系统、存储器和计算机程序。存储器可以包括用于容纳与至少一种认知功能属性相关的多个受试者的数据的存储和用于容纳多个机器学习评定模型的存储。所述计算机程序可以包括可由数字化处理设备执行的指令,用于:1)接收与认知功能属性相关的受试者的数据;2)使用多个机器学习评定模型的选定子集评估受试者的数据;以及3)向受试者提供分类性确定,所述分类性确定选自响应于数据的非结论性确定、所述认知功能属性的存在和所述认知功能属性的不存在。所述认知功能属性可以包括行为障碍和发育进展。

[0103] 在另一方面,用于提供受试者的至少一种认知功能属性的评估的移动设备可以包括显示器和处理器。所述处理器可以配置有指令以接收和显示与所述认知功能属性相关的受试者的数据,并接收和显示对受试者的评估。评估可以选自非结论性确定和分类性确定。可以响应于受试者的数据确定对受试者的评估。所述分类性确定可以选自认知功能属性的存在和认知功能属性的不存在。对于认知功能属性的存在或不存在,可以分别以至少80的灵敏度和至少80的特异性确定所述认知功能属性。对于认知功能属性的存在或不存在,可以分别以至少90的灵敏度和至少90的特异性确定所述认知功能属性。所述认知功能属性可以包括行为障碍和发育进展。

[0104] 在另一方面,利用个人治疗性治疗计划治疗受试者的数字化治疗系统可以包括一

个或多个处理器、用于从受试者接收数据和输出受试者的诊断数据的诊断模块以及用于接收诊断数据和输出针对受试者的个人治疗性治疗计划的治疗模块。该诊断模块可以包括基于受试者群体使用机器学习或统计建模构建的一种或多种分类器,以确定受试者的诊断数据。该诊断数据可以包括对受试者的评估,该评估选自响应于从受试者接收的数据的非结论性确定和分类性确定。该治疗模块可以包括基于受试者群体的至少一部分使用机器学习或统计建模构建的一种或多种模型,以确定和输出受试者的个人治疗性治疗计划。该诊断模块可以被配置用于响应于受试者的疗法从受试者接收更新的受试者数据并生成来自受试者的更新的诊断数据。该治疗模块可以被配置用于接收更新的诊断数据并响应于诊断数据和更新的诊断数据来输出针对受试者的更新的个人治疗计划。该诊断模块可以包括在受试者群体上训练的诊断性机器学习分类器。该治疗模块可以包括在受试者群体的至少一部分上训练的治疗性机器学习分类器。该诊断模块和治疗模块可以被布置成诊断模块基于治疗计划的表现向治疗模块提供反馈。该治疗性分类器可以包括在数据集上训练的指令,该数据集包括受试者不是其成员的群体。受试者可以包括不是该群体的成员的个人。该诊断模块可以包括在至少10,000人的受试者群体的多个简档上训练的诊断分类器和在受试者群体的多个简档上训练的治疗简档。

[0105] 在另一方面,利用个人治疗性治疗计划治疗受试者的数字化治疗系统可以包括处理器、用于从受试者接收数据和输出受试者的诊断数据的诊断模块以及用于接收诊断数据和输出针对受试者的个人治疗性治疗计划的治疗模块。该诊断数据可以包括对受试者的评估,该评估选自响应于从受试者接收的数据的非结论性确定和分类性确定。个人治疗性治疗计划可以包括数字化治疗。该数字化治疗可以包括提供至受试者或看护人的指令、反馈、活动或交互。该数字化治疗可以利用移动设备提供。诊断数据和个人治疗性治疗计划可以被提供至第三方系统。该第三方系统可以包括医疗保健专业人员的计算机系统,或治疗递送系统。该诊断模块可以被配置用于响应于受试者的反馈数据从受试者接收更新的受试者数据并生成更新的诊断数据。该治疗模块可以被配置用于接收更新的诊断数据并响应于诊断数据和更新的诊断数据来输出针对受试者的更新的个人治疗计划。可以响应于反馈数据而接收更新的受试者数据,该反馈数据识别个人治疗性治疗计划所产生的效力、顺应性和响应的相对水平。该诊断模块可以基于受试者群体使用机器学习或统计建模以确定诊断数据。该治疗模块可以基于受试者群体的至少一部分以确定受试者的个人治疗性治疗计划。该诊断模块可以包括在受试者群体上训练的诊断性机器学习分类器。该治疗模块可以包括在受试者群体的至少一部分上训练的治疗性机器学习分类器。该诊断模块可以被配置成基于个人治疗性治疗计划的表现向治疗模块提供反馈。来自受试者的数据可以包括受试者和看护人的视频、音频、对问题或活动的响应,以及来自用户与系统的活动、游戏或软件特征的交互的主动或被动数据流中的至少一种。受试者可以具有选自行为障碍、神经障碍和心理卫生障碍的风险。所述行为障碍、神经障碍或心理卫生障碍可以选自:自闭症、自闭症谱系、注意力缺陷障碍、抑郁症、强迫症、精神分裂症、阿尔茨海默病、失智症、注意力缺陷与多动障碍以及言语和学习障碍。该诊断模块可以被配置用于成年人以执行评定或提供用于评定儿童或青少年的数据。该诊断模块可以被配置用于看护人或家庭成员以执行评定或提供用于评定受试者的数据。

[0106] 在另一方面,可以用程序编码非暂时性计算机可读存储介质。所述计算机程序可

以包括可执行指令,用于:1)从受试者接收输入数据和输出针对受试者的诊断数据;2)接收诊断数据和输出针对受试者的个人治疗性治疗计划;以及3)基于受试者群体的至少一部分评估诊断数据,以确定并输出受试者的个人治疗性治疗计划。诊断数据可以包括对受试者的评估,该评估选自响应于从受试者接收的输入数据的非结论性确定和分类性确定。可以响应于受试者的治疗从受试者接收更新的受试者输入数据,并且可以从受试者生成更新的诊断数据。可以接收更新的诊断数据,并且可以响应于诊断数据和更新的诊断数据输出针对受试者的更新的个人治疗计划。

[0107] 在另一方面,可以用计算机程序编码非暂时性计算机可读存储介质。该计算机程序可以包括可执行指令,用于从受试者接收输入数据和输出针对受试者的诊断数据,以及接收诊断数据和输出针对受试者的个人治疗性治疗计划。诊断数据可以包括对受试者的评估,该评估选自响应于从受试者接收的数据的非结论性确定和分类性确定。个人治疗性治疗计划可以包括数字化治疗。

[0108] 在另一方面,利用个人治疗性治疗计划治疗受试者的方法可以包括从受试者接收数据和输出针对受试者的诊断数据的诊断过程,其中诊断数据包括对受试者的评估,以及接收诊断数据和输出针对受试者的个人治疗性治疗计划的治疗过程。所述评估可以选自响应于从受试者接收的数据的非结论性确定和分类性确定。该诊断过程可以包括响应于受试者的疗法从受试者接收更新的受试者数据并生成来自受试者的更新的诊断数据。该治疗过程可以包括接收更新的诊断数据并响应于诊断数据和更新的诊断数据来输出针对受试者的更新的个人治疗计划。可以响应于反馈数据而接收更新的受试者数据,该反馈数据识别个人治疗性治疗计划所产生的效力、顺应性和响应的相对水平。个人治疗性治疗计划可以包括数字化治疗。该数字化治疗可以包括提供至受试者或看护人的指令、反馈、活动或交互。该数字化治疗可以利用移动设备提供。所述方法还可以包括将诊断数据和个人治疗性治疗计划提供至第三方系统。该第三方系统可以包括医疗保健专业人员的计算机系统,或治疗递送系统。诊断过程可以通过选自机器学习、分类器、人工智能和基于受试者群体的统计建模的过程来执行,以确定诊断数据。治疗过程可以通过选自机器学习、分类器、人工智能或基于所述受试者群体的至少一部分的统计建模的过程来执行,以确定受试者的所述个人治疗性治疗计划。诊断过程可以通过在受试者群体上训练的诊断性机器学习分类器来执行。治疗过程可以通过在受试者群体的至少一部分上训练的治疗性机器学习分类器来执行。诊断过程可以基于个人治疗性治疗计划的表现向治疗模块提供反馈。来自受试者的数据可以包括受试者和看护人的视频、音频、对问题或活动的响应,以及来自用户与活动、游戏或软件特征的交互的主动或被动数据流中的至少一种。诊断过程可以通过成年人执行以执行评定或提供用于评定儿童或青少年的数据。诊断过程可以使得看护人或家庭成员能够执行评定或提供用于评定受试者的数据。受试者可以具有选自行为障碍、神经障碍和心理卫生障碍的风险。所述风险可以选自:自闭症、自闭症谱系、注意力缺陷障碍、抑郁症、强迫症、精神分裂症、阿尔茨海默病、失智症、注意力缺陷与多动障碍以及言语和学习障碍。

[0109] 图1A和图1B示出了可以使用如本文所述的评定程序评估的一些示例性发育障碍。评定程序可以被配置用于评估受试者患有一种或多种发育障碍(诸如两种或更多种相关发育障碍)的风险。发育障碍可能在受试者的症状或特征中具有至少一些重叠。这样的发育障碍可能包括广泛性发育障碍(PDD)、自闭症谱系障碍(ASD)、社会交往障碍、刻板重复行为、

兴趣和活动 (RRB)、自闭症 (“经典自闭症”)、阿斯伯格综合症 (“高功能自闭症”)、未分类的 PDD (PDD-NOS, “非典型自闭症”)、注意力缺陷与多动障碍 (ADHD)、言语和语言迟缓、强迫症 (OCD)、智力障碍、学习障碍或诸如《精神障碍诊断与统计手册 (DSM)》任何版本中定义的障碍等任何其他相关的发育障碍。评定程序可以被配置用于确定受试者患有多种障碍中的每一种的风险。评定程序可以被配置用于将受试者确定为处于罹患多种障碍中的第一障碍或第二障碍的风险较大。评定程序可以被配置用于将受试者确定为处于罹患具有共病的第一障碍和第二障碍的风险。评定程序可以被配置用于预测受试者具有正常发育,或者具有患有该程序被配置用于筛查的任何障碍的风险低。评定程序可以进一步被配置成具有高灵敏度和特异性以区分障碍的不同严重程度等级;例如,该程序可以被配置用于预测受试者患有如第五版 DSM (DSM-V) 中定义的 1 级 ASD、2 级 ASD 或 3 级 ASD 的风险。

[0110] 许多发育障碍可能具有相似或重叠的症状,因此使得评估受试者的发育障碍复杂化。本文所述的评定程序可以被配置用于评估受试者的可能与一种或多种发育障碍相关的多个特征。该程序可以包括已经使用大量临床验证数据集训练的评定模型,以了解受试者的特征与一种或多种发育障碍的临床诊断之间的统计关系。因此,当受试者参与评定程序时,可以针对评定模型来查询每个评估特征的受试者特征值 (例如,受试者对问题的回答),以识别受试者特征值与一种或多种筛查的发育障碍的统计相关性 (如果有的话)。基于受试者提供的特征值以及这些值与由评定模型确定的一种或多种发育障碍的预测风险之间的关系,评定程序可以动态地调整对在受试者身上待评估的下一特征的选择。基于将受试者确定为处于筛查出的多种障碍中特定障碍的风险,对待评估的下一特征的选择可以包括对下一最具预测性特征的识别。例如,如果在受试者已经回答了评定程序的前五个问题之后,评定模型预测受试者身上患自闭症的风险低而患 ADHD 的风险相对较高,则评定程序可以选择接下来在受试者身上评估与 ADHD 相关性较高的特征 (例如,接下来可以将答案与临床诊断 ADHD 高度关联的问题呈现给受试者)。因此,本文所述的评定程序可以针对特定受试者的风险简档动态地裁适,并且使得能够实现高水平粒度地评估受试者的障碍。

[0111] 图2是用于提供评定程序以供如本文所述的示例性数据处理模块100的示意图。数据处理模块100通常包括预处理模块105、训练模块110和预测模块120。数据处理模块可以从数据库提取训练数据150,或者利用用户接口130接纳新数据155。预处理模块可以应用一个或多个变换来将训练数据或新数据标准化以供训练模块或预测模块。可以将经预处理的训练数据传递给训练模块,训练模块可以基于训练数据构建评定模型160。训练模块可以进一步包括验证模块115,验证模块115被配置用于使用任何适当的验证算法 (例如,分层K-折交叉验证) 来验证经训练的评定模型。经预处理的新数据可以传递给预测模块,预测模块可以通过将新数据拟合到在训练模块中构建的评定模型来输出对受试者的发育障碍的预测170。预测模块可以进一步包括特征推荐模块125,特征推荐模块125被配置用于基于先前提供的受试者的特征值来选择或推荐在受试者身上待评估的下一特征。

[0112] 由训练模块用来构建评定模型的训练数据150可以包括来自多个受试者的多个数据集,每个受试者的数据集包括特征阵列和对应的特征值,以及受试者发育障碍或状况的分类。如本文所述,可以通过向受试者询问的一个或多个问题、对受试者的观察或与受试者的结构化交互来评估受试者身上的特征。例如,特征值可以包括对问题的回答、诸如基于视频图像的特性等对受试者的观察或者受试者对结构化交互的响应中的一个或多个。每个特

征可能与识别一种或多种发育障碍或状况相关,并且每个对应特征值可能指示特征在具体受试者身上的存在程度。例如,特征可以是受试者参加富于想象或假扮游戏的能力,并且特定受试者的特征值可以是0分、1分、2分、3分或8分的分数,其中每个分数对应于特征在受试者身上的存在程度(例如,0分=多种假扮游戏;1分=某一假扮游戏;2分=偶尔假扮或高度重复的假扮游戏;3=无假扮游戏;8=不可适用)。特征可以通过呈现给受试者或诸如父母等看护人的问题来在受试者身上进行评估,其中问题的答案包括特征值。备选地或组合地,例如可以利用受试者参加某种行为的视频来在受试者身上观察特征,并且可以通过观察识别出特征值。除了特征阵列和对应的特征值之外,训练数据中的每个受试者的数据集还包括受试者的分类。例如,分类可以是孤独症、自闭症谱系障碍(ASD)或非谱系。优选地,分类包括临床诊断,由诸如有执照的临床心理学家等有资格的人员所赋予,以便改善所生成的评定模型的预测准确度。训练数据可以包括可从大的数据储存库获得的数据集,诸如可从自闭症遗传资源交换(AGRE)获得的自闭症诊断性采访-修订(ADI-R)数据和/或自闭症诊断观察计划(ADOS)数据,或者可从任何其他合适的数据储存库(例如,波士顿自闭症联盟(AC)、西蒙斯基金会、国家自闭症研究数据库等)获得的任何数据集。备选地或组合地,训练数据可以包括大的自我报告数据集,该数据集可以是用户众包的(例如,经由网站、移动应用等)。

[0113] 例如,预处理模块105可以被配置用于对提取的训练数据应用一个或多个变换以清洁和规范化数据。预处理模块可以被配置用于丢弃包含杂散元数据或包含极少观察量的特征。预处理模块可以被进一步配置用于标准化特征值的编码。取决于数据集的来源,不同的数据集常常可能具有以不同方式编码的相同特征值。例如,“900”、“900.0”、“904”、“904.0”、“-1”、“-1.0”、“None”和“NaN”都可以针对“缺失的”特征值进行编码。预处理模块可以被配置用于辨识相同特征值的编码变体,并且将数据集标准化以针对给定特征值具有统一的编码。因此预处理模块可以减少供训练模块和预测模块的输入数据中的不规则性,从而改善了训练模块和预测模块的稳健性。

[0114] 除了将数据标准化之外,预处理模块还可以被配置用于将一定特征值重新编码为不同的数据表示。在一些情况下,数据集中的特征值的原始数据表示对于构建评定模型可能不甚理想。例如,对于其中对应的特征值被编码为从1到9的整数的分类特征,每个整数值可以具有与其他值无关的不同语义内容。例如,值“1”和值“9”都可以与具体分类高度关联,而值“5”不是。特征值的原始数据表示(其中特征值被编码为整数本身)可能不能够捕获每个值的独特语义内容,原因在于这些值以线性模型表示(例如,“5”的答案将会在单独考虑该特征时将受试者正好置于“1”与“9”之间;然而,在其中“1”和“9”与给定的分类高度关联而“5”不是的上述情况下,这样的解释是不正确的)。为了确保在评定模型的构建中捕获每个特征值的语义内容,预处理模块可以包括例如用来以“独热”方式重新编码诸如对应于分类特征的特征值等一定特征值的指令。在“独热”表示中,特征值可以表示为具有值0或1的比特阵列,比特数对应于特征的可能值的数目。只有受试者的特征值可以表示为“1”,而所有其他值表示为“0”。例如,如果受试者对可能的答案包括从1到9的整数的问题回答“4”,则原始数据表示可以是[4],并且独热表示可以是[0 0 0 1 0 0 0 0 0]。在这样的独热表示将会是必要的情况下,特征值这样的独热表示可以允许独立于其他可能值来考虑每个值。因此通过使用针对每个特征的最适当的数据表示来重新编码训练数据,预处理模块可以改

善使用训练数据构建的评定模型的准确度。

[0115] 预处理模块可以被进一步配置用于推算任何缺失的数据值,使得下游模块可以正确地处理该数据。例如,如果提供给训练模块的训练数据集包括缺失对其中一个问题的答案的数据,则预处理模块可以提供缺失值,使得由训练模块可以正确地处理该数据集。类似地,如果提供给预测模块的新数据集缺失一个或多个特征值(例如,正查询的数据集仅包括对待询问的一系列问题中的第一个问题的答案),则预处理模块可以提供缺失值,从而使得由预测模块能够实现对数据集的正确处理。对于具有分类特征值的特征(例如,一定行为在受试者身上的显示程度),可以将缺失值作为如此具体指定的适当的数据表示来提供。例如,如果分类特征如本文所述以独热表示进行编码,则预处理模块可以将缺失的分类特征值编码为“0”比特阵列。对于具有连续特征值(例如,受试者年龄)的特征,可以提供所有可能值的平均值来代替缺失值(例如,4岁年龄)。

[0116] 例如,训练模块110可以利用机器学习算法或其他算法来构建和训练要在评定程序中使用的评定模型。可以构建评定模型,以基于训练数据来捕获给定特征值与待评定程序筛查的具体发育障碍之间的统计关系(如果有的话)。例如,评定模型可以包括多个临床特性与一种或多种发育障碍的临床诊断之间的统计相关性。给定的特征值可以具有不同的预测效用,用于对评定程序中要评估的多种发育障碍中的每一种进行分类。例如,在包括受试者参加富于想像或假扮游戏的能力的特征的前述示例中,“3”或“无多种假扮游戏”的特征值会对自闭症进行分类具有高预测效用,而相同的特征值可能对ADHD进行分类具有低预测效用。因此,对于每个特征值,可以提取概率分布,该概率分布描述了用于预测要由评定程序筛查的多种发育障碍中的每一种的具体特征值的概率。可以使用机器学习算法来从训练数据中提取这些统计关系,并建立评定模型,当包括一个或多个特征值的数据集拟合到该评定模型时,该评定模型可以产生对发育障碍的准确预测。

[0117] 可以使用一种或多种机器学习算法来构建评定模型,诸如向后逐步部署特征选择的支持向量机和/或图形模型,支持向量机和图形模型两者都可以具有推断特征之间的相互作用的优点。例如,可以使用机器学习算法或其他统计学算法,诸如交替决策树(ADTree)、决策树桩、功能树(FT)、逻辑模型树(LMT)、逻辑回归、随机森林、线性分类器或本领域已知的任何机器学习算法。可以一起使用一种或多种算法来生成集成方法,其中可以使用诸如提升法(例如,AdaBoost、LPBoost、TotalBoost、BrownBoost、MadaBoost、LogitBoost等)等机器学习集成元算法来优化该集成方法以减少偏差和/或方差。一旦从训练数据得出评定模型,就可以将该模型用作预测工具来评定受试者患有一种或多种发育的风险。例如,机器学习分析可以使用诸如R、Weka、Python和/或Matlab等本领域已知的许多编程语言和平台中的一个或多个来执行。

[0118] 随机森林分类器(其一般包括多个决策树,其中输出预测是单独树的预测分类的模式)可以有助于减少对训练数据的过度拟合。在每个分裂或决策节点可以使用随机的特征子集来构建决策树的集合。可以采用基尼(Gini)准则来选择最佳分区,其中选择计算的基尼不纯度指数最低的决策节点。在预测时,可以对所有决策树进行“投票”,并且可以将多数投票(或者预测分类的模式)输出为预测分类。

[0119] 图3是图示基于随机森林分类器的示例性评定模型160的一部分的示意图。评定模块可以包括诸如决策树165a和165b等多个单独决策树165,其中的每一个可以使用训练数

据中的随机特征子集独立地生成。每个决策树可以包括诸如图3中所示的决策节点166和167等一个或多个决策节点,其中每个决策节点规定了谓词条件。例如,决策节点16断言了这样的条件——对于个体的给定数据集,对ADI-R问题#86(首次显见异常的年龄)的答案为4或更小。决策节点167断言了这样的条件——对于给定数据集,对ADI-R问题#52(显示和指示关注)的答案是8或更小。在每个决策节点处,可以基于附着于决策节点的谓词条件是否成立来对决策树进行分裂,从而导致预测节点(例如,166a、166b、167a、167b)。每个预测节点可以包括表示由评定模型评估的一个或多个分类或条件的“投票”的输出值(图3中的“值”)。例如,在图3中所示的预测节点中,输出值包括针对被分类为患有自闭症或非谱系的个体的投票。预测节点可以导致下游的一个或多个附加决策节点(图3中未示出),每个决策节点导致决策树中与具有对应输出值的对应预测节点相关联的附加分裂。基尼不纯度可以作为寻找信息性特征的准则,基于所述信息性特征可以构建每个决策树中的分裂。

[0120] 当正在评定模型中查询的数据集到达“叶子”或没有进一步下游分裂的最终预测节点时,该叶子的输出值可以作为特定决策树的投票输出。由于随机森林模型包括多个决策树,因此可以对森林中所有树的最终投票进行求和,以得出最终投票和受试者的对应分类。虽然在图3中仅示出了两个决策树,但该模型可以包括任何数目的决策树。大量的决策树可以通过减少每个单独决策树的方差来帮助减少评定模型对训练数据的过度拟合。例如,评定模型可以包括至少约10个决策树,例如至少约100个单独决策树或更多个。

[0121] 线性分类器的集合还可以适合用于得出如本文所述的评定模型。可以使用随机梯度下降来单独地训练每个线性分类器,而不需要“截距项”。缺少截距项可能会阻止分类器从缺失的特征值中得出任何显著性。例如,如果受试者没有回答问题使得与所述问题相对应的特征值被表示为受试者数据集中的“0”比特阵列,则在没有截距项的情况下训练的线性分类器将不会把任何显著性归于该“0”比特阵列。由此得到的评定模型因而可以避免建立受试者已经回答的特征或问题的选择与由该模型确定的受试者的最终分类之间的相关性。这样的算法可以帮助确保只有受试者提供的特征值或答案,而不是特征或问题,被计入到受试者的最终分类中。

[0122] 训练模块可以包括特征选择。可以使用一个或多个特征选择算法(诸如支持向量机、卷积神经网络)来选择能够区分具有和不具有某些发育障碍的个体的特征。可以选择不同的特征集作为与识别不同障碍相关的特征。逐步向后算法可以与其他算法一起使用。特征选择程序可以包括确定最佳数目的特征。

[0123] 训练模块可以被配置用于评估得出的评定模型的性能。例如,可以评估该模型在对数据进行分类方面的准确度、灵敏度和特异性。评估可以用作选择合适的机器学习算法或其参数的指南。因此,训练模块可以更新和/或细化得出的评定模型以使灵敏度(真阳性率)相比特异性(真阴性率)最大化。当在训练数据中存在分类失衡或样本偏差时,这样的优化可能特别有帮助。

[0124] 在至少一些情况下,可用的训练数据可能偏向被诊断患有具体发育障碍的个体。在这样的情况下,训练数据可能产生反映出样本偏差的评定模型,使得该模型假定受试者处于该具体发育障碍的风险,除非存在强有力的论据来另外做出。并入了这样的特定样本偏差的评定模型在生成新的或未分类的数据的预测中的性能可以不甚理想,原因在于新的数据可能来自可能不包括类似于训练数据中存在的样本偏差的受试者群体。为了减少使用

偏斜训练数据构建评定模型时的样本偏差,可以在训练评定模型中应用样本加权。样本加权可以包括在模型训练过程期间对具体样本组赋予相对较大程度的显著性。例如,在模型训练期间,如果训练数据偏向于被诊断患有自闭症的个体,则可以把更高的显著性归于来自未被诊断患有自闭症的个体的数据(例如,是来自被诊断患有自闭症的个体的数据的显著性的多达50倍)。这样的样本加权技术可以基本上平衡了存在于训练数据中的样本偏差,由此产生了在现实世界中对数据进行分类时偏差降低且准确度得以改善的评定模型。为了进一步降低训练数据样本偏差对评定模型的生成的贡献,可以在训练过程期间实施提升技术。提升包括迭代过程,其中在一次训练迭代之后,更新每个样本数据点的权重。例如,迭代后错误分类的样本能够被更新成具有更高的显著性。继而可以利用训练数据的更新权重来重复该训练过程。

[0125] 训练模块可以进一步包括验证模块115,验证模块115被配置用于验证使用训练数据构建的评定模型。例如,验证模块可以被配置用于实施分层K-折交叉验证,其中k表示训练数据被分裂成用于交叉验证的分区数目。例如,k可以是大于1的任何整数,诸如3、4、5、6、7、8、9或10或者可能更高,这取决于将评定模型过度拟合至训练数据的风险。

[0126] 训练模块可以被配置用于将经训练的评定模型保存到本地存储器和/或远程服务器,使得可以检索该模型以供由训练模块进行修改或者由预测模块120生成预测。

[0127] 图4是如本文所述的预测模块120的方法的示例性操作流程400。预测模块120可以被配置用于通过将新数据拟合到训练模块中所构建的评定模型来生成给定受试者的预测分类(例如,发育障碍)。在步骤405,预测模块可以接收可能已经由预处理模块处理以使其标准化的新数据,例如通过如本文所述地丢掉杂散元数据、应用对特征值的统一编码、使用不同数据表示重新编码选定特征以及/或推算缺失数据点来使其标准化。新数据可以包括特定受试者的特征阵列和对应的特征值。如本文所述,特征可以包括呈现给受试者的多个问题、对受试者的观察或者指派给受试者的任务。特征值可以包括来自受试者的与受试者的特性相对应的输入数据,诸如受试者对询问问题的回答或受试者的响应。提供给预测模块的新数据可能有或可能没有与该数据相关联的已知分类或诊断;无论如何,预测模块可以在生成受试者的预测分类中不使用任何预先分配的分类信息。新数据可以包括先前收集的完整数据集,用于诊断或评估受试者患有多种发育障碍中的一种或多种的风险。备选地或组合地,新数据可以包括从受试者或受试者的看护人实时收集的数据,例如使用本文进一步详细描述的用户接口收集,因此完整数据集可以在相对于评定模型顺序地查询到受试者所提供的每个新特征值时而实时地填充。

[0128] 在步骤410,预测模块可以从本地存储器和/或被配置用于存储该模型的远程服务器加载先前保存的由训练模块构建的评定模型。在步骤415,将新数据拟合到评定模型以生成受试者的预测分类。在步骤420,该模块可以检查数据的拟合是否可以在超过阈值的置信区间内,例如在90%或更高的置信区间内,例如95%或以上的置信区间内生成对一种或多种具体障碍(例如,孤独症、ADHD等)的预测。如果是这样,如步骤425中所示,预测模块可以输出该一种或多种发育障碍作为对受试者的诊断或者作为受试者处于风险的障碍。预测模块可以输出受试者被确定为处于超过设定阈值的风险的多种发育障碍,可选地以风险的次序呈现所述多个障碍。预测模块可以输出受试者被确定为处于最大风险的一种发育障碍。预测模块可以输出受试者被确定患有共病风险的两种或更多种发育障碍。预测模块可以输

出在评定模型中确定的一种或多种发育障碍中的每一种的风险。如果预测模块无法将该数据拟合到置信区间内处于或超过指定阈值的任何具体发育障碍,则预测模块可在步骤430中确定是否存在可以查询到的任何附加特征。如果新数据包括先前收集的完整数据集,并且无法查询到受试者的任何附加特征值,则可以输出“无诊断”作为预测分类,如步骤440中所示。如果新数据包括在预测过程期间从受试者或看护人实时收集的数据,使得用提供给预测模块的每个新的输入数据值更新该数据集,并且将每个更新的数据集拟合到评定模型,则预测模块可能能够查询受试者以获得附加特征值。如果预测模块已经获得了包括在评估模块中的所有特征的数据,则预测模块可以输出“无诊断”作为受试者的预测分类,如步骤440中所示。如果存在尚未呈现给受试者的特征,如步骤435中所示,预测模块可以例如通过向受试者呈现附加问题来从受试者获得附加的输入数据值。继而可以将包括该附加输入数据的更新数据集再次拟合到评定模型(步骤415),并且循环可以继续直至预测模块可以生成输出。

[0129] 图5是作为非限制性示例的本文所述的特征推荐模块125的示例性操作流程500。预测模块可以包括特征推荐模块125,特征推荐模块125被配置用于基于先前提提供的受试者的特征值来识别、选择或推荐要在受试者身上评估的下一最具预测性特征或相关特征。例如,特征推荐模块可以是问题推荐模块,其中该模块可以基于对先前呈现的问题的回答来选择要呈现给受试者或看护人的最具预测性的下一问题。特征推荐模块可以被配置用于在对特定受试者的发育障碍进行分类时推荐具有最高预测效用的一个或多个下一问题或特征。因此,特征推荐模块可以帮助动态地裁适对受试者的评定程序,以便使得预测模块能够在评定长度减少且灵敏度和准确度得以改善的情况下产生预测。此外,特征推荐模块可以基于受试者先前提提供的特征值,通过选择要呈现给受试者的特征来帮助改善由预测模块生成的最终预测的特异性,所述特征在预测特定受试者最有可能罹患的一种或多种具体发育障碍中是最相关的。

[0130] 在步骤505,特征推荐模块可以接收已经在评定程序中从受试者获得的数据作为输入。输入的受试者数据可以包括由受试者提供的特征阵列和对应的特征值。在步骤510,特征推荐模块可以选择一个或多个特征以考虑作为供推荐的“候选特征”,用于作为待呈现给受试者、看护人或临床医生中的一个或多个的(一个或多个)下一特征。可以从要考虑的候选特征组中排除已经呈现的特征。可选地,还可以从候选特征组中排除满足一定准则的附加特征,如本文进一步详细描述。

[0131] 在步骤515,特征推荐模块可以评估每个候选特征的“期望特征重要性”。可以针对候选特征的“期望特征重要性”或者每个候选特征在预测具体受试者的具体发育障碍中的估计效用来评估候选特征。特征推荐模块可利用基于以下各项的算法:(1)特定特征值在预测特定发育障碍中的重要性或相关性;以及(2)受试者可能提供具体特征值的概率。例如,如果ADOS问题B5的为“3”的答案与自闭症的分类高度关联,则可以将该答案视为预测自闭症具有高度效用的特征值。如果当前受试者对于所述问题B5回答“3”的概率高,则特征推荐模块可以确定该问题具有的期望特征重要性高。例如,参考图6进一步详细描述可以用于确定特征的期望特征重要性的算法。

[0132] 在步骤520,特征推荐模块可以基于步骤515中确定的特征的期望特征重要性,选择要接下来要呈现给受试者的一个或多个候选特征。例如,每个候选特征的期望特征重要

性可以表示为分数或实数,继而可以将其与其他候选特征比较进行排名。可以选择具有希望排名的候选特征,例如排名前10、排名前5、排名前3、排名前2或排名最高,作为接下来呈现给受试者的特征。

[0133] 图6是本文所述的特征推荐模块125所执行的确定期望特征重要性确定算法127的方法的示例性操作流程600。

[0134] 在步骤605,该算法可以确定具体特征值在预测具体发育障碍中的重要性或相关性。可以根据使用训练数据构建的评定模型得出具体特征值在预测具体发育障碍中的重要性或相关性。这样的“特征值重要性”可以概念化为衡量给定特征值的角色(无论其应存在或不存在)在确定受试者的最终分类中的相关程度。例如,如果评定模型包含随机森林分类器,则具体特征值的重要性可以是该特征在随机森林分类器的分支中所位于的位置的函数。一般来说,如果特征在决策树中的平均位置相对较高,则该特征可以具有相对较高的特征重要性。给定具体评定模型的特征值的重要性可以通过特征推荐模块或通过训练模块高效地计算,其中训练模块可以将计算的统计数据传递给特征推荐模块。或者,具体特征值的重要性可以是如果所述特征值由受试者提供将会得到的实际预测置信度的函数。对于给定候选特征的每个可能的特征值,特征推荐模块可以被配置用于基于受试者先前提供的特征值和当前假定的特征值来计算用于预测一种或多种发育障碍的实际预测置信度。

[0135] 每个特征值对于评定程序被设计用于筛查的每种发育障碍而言可以具有不同的重要性。因此,可以将每个特征值的重要性表示为概率分布,该概率分布描述特征值对正在评估的多种发育障碍中的每一种产生准确预测的概率。

[0136] 在步骤610,特征推荐模块可以确定受试者提供每个特征值的概率。可以使用任何适当的统计模型来计算受试者可能提供具体特征值的概率。例如,可以使用大概率图形模型来找出表达式的值,表达式诸如为:

[0137] $\text{prob}(E=1 | A=1, B=2, C=1)$

[0138] 其中A、B和C表示预测模块中的不同特征或问题,并且整数1和2表示特征的不同可能特征值(或者问题的可能答案)。继而可以使用贝叶斯规则计算受试者提供具体特征值的概率,其中表达式诸如为:

[0139] $\text{prob}(E=1 | A=1, B=2, C=1) = \text{prob}(E=1, A=1, B=2, C=1) / \text{prob}(A=1, B=2, C=1)$

[0140] 就计算时间和所需的处理资源二者而言,这样的表达式在计算上可能是昂贵的。备选地或与明确使用贝叶斯规则计算概率相组合地,可以使用逻辑回归或其他统计估计器,其中使用从机器学习算法得出的参数来估计概率。例如,可以使用以下表达式来估计受试者可能提供具体特征值的概率:

[0141] $\text{prob}(E=1 | A=1, B=2, C=1) \approx \text{sigmoid}(a_1 * A + a_2 * B + a_3 * C + a_4)$, 其中 a_1 、 a_2 、 a_3 和 a_4 是经训练的评定模型确定的常数系数,是使用试图使该表达式最大限度地正确的优化算法得知的,并且其中sigmoid是使得该表达式能够转变为概率的非线性函数。这样的算法可以快速训练,并且可以在应用中,例如在评定程序的施用期间快速计算由此得到的表达式。尽管参考了四个系数,但如本领域普通技术人员将认识到的那样,可以使用尽可能多有帮助的系数。

[0142] 在步骤615,可以基于步骤605和610中计算的度量的组合来确定每个特征值的期

望重要性。基于这两个因素,特征推荐模块可以确定具体特征值在预测具体发育障碍中的期望效用。尽管本文参考了经由乘法确定的期望重要性,但期望重要性例如可以通过以诸如使用查找表、逻辑或划分等许多方式对系数和参数进行组合来确定。

[0143] 在步骤620,可以针对每个候选特征的每个可能特征值重复步骤605-步骤615。例如,如果特定问题有4个可能答案,则确定这4个可能答案中每一个的期望重要性。

[0144] 在步骤625,可以确定每个候选特征的总期望重要性或期望特征重要性。如步骤620中所确定的,每个特征的期望特征重要性可以通过对特征的每个可能特征值的特征值重要性进行求和来确定。因此通过对给定特征的所有可能特征值的期望效用求和,特征推荐模块可以响应于先前的答案来确定用于预测具体发育障碍的特征的总期望特征重要性。

[0145] 在步骤630,可以针对特征推荐模块正在考虑的每个候选特征重复步骤605-步骤625。候选特征可以包括诸如问题等可能特征的子集。因此,可以生成每个候选特征的期望特征重要性分数,并且候选特征可以按照从最高到最低期望特征重要性的次序排名。

[0146] 可选地,除了步骤605和步骤610中确定的两个因素之外,还可以在确定每个特征值的重要性时考虑第三因素。基于受试者先前提供的特征值,可以确定受试者患有多种发育障碍中的一种或多种的概率。这样的概率可以基于存储在评定模型中的概率分布来确定,其基于受试者提供的特征值指示出受试者患有多种筛查出的发育障碍中的每一种的概率。在选择要呈现给受试者的下一特征过程中,所述算法可以被配置用于给予对预测当前受试者最有可能患有的一种或多种发育障碍最重要或最相关的特征值较大的权重。例如,如果受试者先前提供的特征值指示该受试者具有比正在评估的任何其他发育障碍更高的概率患有智力障碍或言语和语言迟缓,则特征推荐模块可能倾向于对于预测智力障碍或言语和语言迟缓而言具有高重要性的特征值,而不是对于预测自闭症、ADHD或将评定设计来筛查的任何其他发育障碍而言具有高重要性的特征。因此,特征推荐模块可以使得预测模块能够针对当前受试者裁适预测过程,从而呈现与受试者的潜在发育障碍相关的更多特征以产生具有较高粒度和置信度的最终分类。

[0147] 尽管上文步骤示出了期望特征重要性确定算法127的示例性操作流程600,但本领域普通技术人员将认识到基于本文所述的教导的许多变化。步骤可以按不同的次序完成。可以添加或删除步骤。一些步骤可以包括其他步骤的子步骤。每当用户需要时可以重复步骤中的许多步骤。

[0148] 现在描述特征推荐模块的示例性实施方式。受试者X已经在评定程序中提供了问题(特征)A、B和C的答案(特征值):

[0149] 受试者 $X = \{ 'A' : 1, 'B' : 2, 'C' : 1 \}$

[0150] 为了最大限度地增大可以达到最终分类或诊断的预测置信度,特征推荐模块可以确定接下来应当呈现问题D还是问题E。考虑到受试者X的先前答案,特征推荐模块确定受试者X对问题D和E中的每一个提供每个可能答案的概率如下:

[0151] $\text{prob}(E=1 | A=1, B=2, C=1) = 0.1$

[0152] $\text{prob}(E=2 | A=1, B=2, C=1) = 0.9$

[0153] $\text{prob}(D=1 | A=1, B=2, C=1) = 0.7$

[0154] $\text{prob}(D=2 | A=1, B=2, C=1) = 0.3$

[0155] 问题D和E中的每一个的每个可能答案的特征重要性可以基于所描述的评定模型

来计算。或者,可以将问题D和E中的每一个的每个可能答案的特征重要性计算为如果受试者给出了具体答案将会得到的实际预测置信度。每个答案的重要性可以使用任何适当的数值刻度上的一系列值表示。例如:

[0156] 重要性 (E=1) =1

[0157] 重要性 (E=2) =3

[0158] 重要性 (D=1) =2

[0159] 重要性 (D=2) =4

[0160] 基于计算的概率和特征值重要性,特征推荐模块可以计算每个问题的期望特征重要性如下:

[0161] 期望[重要性 (E)] = (prob (E=1 | A=1, B=2, C=1) * 重要性 (E=1)

[0162] + (prob (E=2 | A=1, B=2, C=1) * 重要性 (E=2)

[0163] = 0.1*1+0.9*3

[0164] = 2.8

[0165] 期望[重要性 (D)] = (prob (D=1 | A=1, B=2, C=1) * 重要性 (D=1)

[0166] + (prob (D=2 | A=1, B=2, C=1) * 重要性 (D=2)

[0167] = 0.7*2+0.3*4

[0168] = 2.6

[0169] 因此,即使问题D的答案一般具有较高的特征重要性,但还将问题E的答案的期望特征重要性(也称为相关性)确定为高于问题D的答案的期望特征重要性。因而,特征推荐模块可以选择问题E作为要呈现给受试者X的下一问题

[0170] 当选择要呈现给受试者的下一最佳特征时,特征推荐模块125可以进一步被配置用于如果一个或多个候选特征与已经呈现给受试者的特征具有高协方差,则从考虑中排除所述候选特征。可以基于训练数据确定不同特征的协方差,并且可以将其存储在由训练模块构建的评定模型中。如果候选特征与先前呈现的特征具有高协方差,则该候选特征可以添加相对较小的附加预测效用,并且因此可以在将来呈现给受试者时省略以便优化评定程序的效率。

[0171] 预测模块120可以使用用户接口130与参与评定程序的人(例如,受试者或受试者的看护人)进行交互。该用户接口可以提供有诸如任何计算设备的可以使得用户能够访问预测模块的显示器等用户接口,所述任何计算设备诸如为个人计算机、平板电脑或智能电话。计算设备可以包括处理器,该处理器包含用于例如以移动应用的形式提供用户接口的指令。用户接口可以被配置用于向用户显示来自预测模块的指令,和/或利用计算设备提供的输入方法从用户接收输入。因此,用户可以通过使用用户接口与预测模块交互来如本文所述地参与评定程序,例如通过响应于由预测模块呈现的问题(特征)而提供答案(特征值)来参与评定程序。用户接口可以被配置用于实时地施用评定程序,使得用户一次回答一个问题,并且预测模块可以基于由特征推荐模块做出的推荐来选择要询问的下一最佳问题。备选地或组合地,用户接口可以被配置用于例如通过允许用户上传对应于一组特征的一组完整特征值来从用户接收一组完整新数据。

[0172] 如本文所述,可以采用许多方式在受试者身上评估与识别一种或多种发育障碍相关的感兴趣特征。例如,受试者或看护人或临床医生可能会被问到一系列问题,这些问题被

设计用于评定受试者身上存在感兴趣特征的程度。所提供的答案继而可以表示受试者的对应特征值。用户接口可以被配置用于向受试者(或者代表受试者参与评定程序的任何人)呈现一系列问题,该一系列问题可以如本文所述地从一组候选问题中动态地选择。这样的基于问题与答案的评定程序完全可以通过机器施用,并且因此可以提供对受试者的(一种或多种)发育障碍的快速预测。

[0173] 备选地或组合地,可以通过观察受试者的行为(例如利用受试者的视频)来评估受试者身上的感兴趣特征。用户接口可以被配置用于允许受试者或受试者的看护人记录或上传受试者的一个或多个视频。视频片段随后可以由有资格的人员进行分析,以确定受试者针对感兴趣特征的特征值。备选地或组合地,用于确定特征值的视频分析可以由机器执行。例如,视频分析可以包括检测对象(例如,受试者、受试者的空间位置、面部、眼睛、嘴巴、手、四肢、手指、脚趾、脚等),随后追踪对象的移动。视频分析可以推断受试者的性别和/或受试者的(一种或多种)口头语言的熟练程度。视频分析可以在全球范围内识别面部或面部上的诸如鼻子、眼睛、嘴唇和嘴巴等具体标志物,以推断面部表情并且随着时间的推移追踪这些表情。视频分析可以检测眼睛、四肢、手指、脚趾、手、脚,并随着时间的推移追踪它们的移动以推断行为。在一些情况下,分析可以进一步推断行为的意图,例如,儿童因噪音或嘈杂的音乐而不安、参加自伤行为、模仿另一个人的动作等。还可以分析视频文件中记录的声音和/或语音。分析可以推断出受试者行为的背景。声音/语音分析可以推断出受试者的感觉。由人类和/或机器执行的对受试者视频的分析可以产生感兴趣特征的特征值,所述特征值继而可以适当地进行编码以便输入到预测模块中。继而可以基于受试者的特征值到使用训练数据构建的评定模型的拟合来生成对受试者的发育障碍的预测。

[0174] 备选地或组合地,可以通过与受试者的结构化交互来评估受试者身上的感兴趣特征。例如,可以要求受试者玩诸如计算机游戏等游戏,并且可以使用受试者在游戏上的表现来评估受试者的一个或多个特征。可以向受试者呈现一个或多个刺激(例如,经由显示器呈现给受试者的视觉刺激),并且可以使用受试者对刺激的响应来评估受试者的特征。可以要求受试者执行某个任务(例如,可以要求受试者用他或她的手指弹出气泡),并且可以使用受试者对该请求的响应或者受试者实施所请求的任务的能力来评估受试者的特征。

[0175] 本文所述的方法和装置能够以许多方式被配置用于确定下一最具预测性或最相关问题。如本文所述的软件指令的至少一部分可以被配置用于在本地设备上本地运行,以便提供用户接口并且呈现问题以及接收问题的答案。本地设备可以被配置有应用程序接口(API)的软件指令,以便针对最具预测性的下一问题而查询远程服务器。例如,API可以基于如本文所述的特征重要性而返回识别的问题。备选地或组合地,本地处理器可以被配置有用于响应于先前的答案来确定最具预测性的下一问题的指令。例如,预测模块120可以包含远程服务器的软件指令或本地处理器的软件指令,以及其组合。备选地或组合地,特征推荐模块125可以包含例如被配置用于确定最具预测性的下一问题的远程服务器的软件指令或本地处理器的软件指令,以及其组合。例如,可以利用如本文所述的一个或多个处理器来执行如由本文所述的特征推荐模块125执行的确定期望特征重要性确定算法127的方法的示例性操作流程600。

[0176] 图7图示了如本文所述的管理评定程序的方法700。方法700可以利用计算设备上所提供的用户接口来执行,计算设备包括显示器和用于响应于显示器上所提供的指令来接

收用户输入的用户接口。参与评定程序的用户可以是受试者本人,或者代表受试者参与该程序的另一个人,诸如受试者的看护人。在步骤705,可以用显示器向用户呈现与第N特征有关的第N问题。在步骤710,可以接收包含对应的第N特征值的受试者的答案。在步骤715,可以更新当前受试者的数据集以包括为受试者提供的第N特征值。在步骤720,可以将更新的数据集拟合到评定模型以生成预测分类。如本文所述,步骤720可以由预测模块执行。在步骤725,可以执行检查以确定对数据的拟合是否可以生成足够置信度(例如,在至少90%置信区间内)的对具体发育障碍(例如,孤独症、ADHD等)的预测。如果是这样,如在步骤730所示,可以向用户显示预测的发育障碍。如果不是,则在步骤735中,可执行检查以确定是否存在可以查询到的任何附加特征。如果是,如在步骤740所示,特征推荐模块可以选择要呈现给用户的下一特征,并且可以重复步骤705-步骤725,直至可以将最终预测(例如,具体发育障碍或“无诊断”)显示给受试者。如果没有附加特征向受试者呈现,则可以向受试者显示“无诊断”,如在步骤745所示。

[0177] 虽然上文步骤示出了施用评定程序的示例性方法700,但是本领域普通技术人员基于本文所述的教导将会认识到许多变化。可以按不同的次序完成各步骤。可以添加或删除步骤。一些步骤可以包括其他步骤的子步骤。每当用户需要时可以重复步骤中的许多步骤。

[0178] 本公开内容提供了被编程用于实现本公开内容的方法的计算机控制系统。图8示出了适合并入有本文所述的方法和装置的计算机系统801。计算机系统801可以处理本公开内容的信息的各个方面,举例而言,诸如问题和答案、响应、统计分析。计算机系统801可以是用户的电子设施或者是相对于该电子设备远程定位的计算机系统。电子设备可以是移动电子设备。

[0179] 计算机系统801包括中央处理单元(CPU,本文中也称为“处理器”和“计算机处理器”)805,其可以是单核或多核处理器或者用于并行处理的多个处理器。计算机系统801还包括存储器或存储器位置810(例如,随机存取存储器、只读存储器、快闪存储器),电子存储单元815(例如,硬盘),用于与一个或多个其他系统进行通信的通信接口820(例如,网络适配器),以及外围设备825(诸如高速缓存、其他存储器、数据储存器和/或电子显示适配器)。存储器810、存储单元815、接口820和外围设备825通过诸如主板等通信总线(实线)与CPU 805通信。存储单元815可以是用于存储数据的数据存储单元(或数据存储库)。计算机系统801可以借助于通信接口820可操作地耦合至计算机网络(“网络”)830。网络830可以是互联网、因特网和/或外联网,或者内联网和/或与互联网进行通信的外联网。网络830在一些情况下是电信和/或数据网络。网络830可以包括一个或多个计算机服务器,所述计算机服务器可以支持诸如云计算等分布式计算。网络830在一些情况下借助于计算机系统801可以实现对等网络,对等网络可以使得耦合至计算机系统801的设备能够充当客户端或服务器。

[0180] CPU 805可以执行可以在程序或软件中体现的机器可读指令序列。指令可以存储在诸如存储器810等存储器位置中。可以将指令引导至CPU 805,指令随后可以用程序指令或以其他方式对CPU 805进行配置以实现本公开内容的方法。由CPU 805执行的操作的示例可以包括取、解码、执行和回写。

[0181] CPU 805可以是诸如集成电路等电路的一部分。可以将系统801的一个或多个其他组件包括在该电路中。在一些情况下,电路是应用专用集成电路(ASIC)。

[0182] 存储单元815可以存储诸如驱动程序、库和保存的程序等文件。存储单元815可以存储用户数据,例如用户偏好和用户程序。计算机系统801在一些情况下可以包括一个或多个附加数据存储单元,所述一个或多个附加数据存储单元是在计算机系统801外部的,诸如位于通过内联网或因特网与计算机系统801进行通信的远程服务器上。

[0183] 计算机系统801可以通过网络830与一个或多个远程计算机系统通信。例如,计算机系统801可以与用户(例如,父母)的远程计算机系统通信。远程计算机系统和移动通信设备的示例包括个人计算机(例如,便携式PC)、板或平板PC(例如,Apple® iPad、Samsung® Galaxy Tab)、电话、智能电话(例如,Apple® iPhone、支持Android的设备、Blackberry®)或个人数字助理。用户可以使用网络830访问计算机系统801。

[0184] 可以通过存储在计算机系统801的电子存储位置上(举例而言,诸如存储器810或电子存储单元815上)的机器(例如,计算机处理器)可执行代码来实现如本文所述的方法。机器可执行代码或机器可读代码可以以软件的形式提供。在使用期间,代码可以由处理器805执行。在一些情况下,代码可以从存储单元815中检索并且存储在存储器810上以供处理器805迅速存取。在一些情况下,可以不包括电子存储单元815,并且将机器可执行指令存储在存储器810上。

[0185] 代码可以被预编译并配置用于与具有适于执行代码的处理器机器一起使用,或者可以在运行时间期间进行编译。代码能够采用可以选择以使得该代码能够以预编译或编译时的方式执行的编程语言来提供。

[0186] 本文提供的系统和方法的各方面,诸如计算机系统801,可以在编程方面体现。该技术的各个方面可被认为是以在某一类型的机器可读介质上携带或体现的机器(或处理器)可执行代码和/或关联数据的形式“产品”或“制品”。机器可执行代码可以存储在诸如存储器(例如,只读存储器、随机存取存储器、闪速存储器)或硬盘等电子存储单元上。“存储”类介质可以包括任何或所有的计算机有形存储器、处理器等,或其相关联的模块,诸如各种半导体存储器、磁带驱动器、磁盘驱动器等,其可以在任何时间为软件编程提供非暂时性存储。软件的全部或部分有时可以通过因特网或各种其他电信网络进行通信。这样的通信例如可以使得软件能够从一台计算机或处理器加载到另一台计算机或处理器中,例如,从管理服务器或主机计算机加载到应用服务器的计算机平台中。因此,可以承载软件元素的另一类介质包括诸如跨本地设备之间的物理接口、通过有线和光学陆上通信线网络以及通过各种空中链路所使用的光波、电波和电磁波。携带此类波的物理元件,诸如有线或无线链路、光学链路等,也可以视为是承载软件的介质。如本文所使用,除非限制于非暂时性有形“存储”介质,否则诸如计算机或机器“可读介质”等术语是指参与向处理器提供指令以供执行的任何介质。

[0187] 因此,诸如计算机可执行代码等机器可读介质可以采取许多种形式,包括但不限于有形存储介质、载波介质或物理传输介质。非易失性存储介质例如包括光盘或磁盘,诸如任何(一个或多个)计算机中的任何存储设备等,如附图中所示的可以用于实现数据库的那些等。易失性存储介质包括动态存储器,诸如这样的计算机平台的主存储器。有形传输介质包括同轴电缆;铜线和光纤,包括构成计算机系统内的总线的导线。载波传输介质可以采取电信号或电磁信号或者声波或光波(诸如射频(RF)和红外(IR)数据通信过程中产生的那

些)的形式。因此,计算机可读介质的常见形式例如包括:软盘、柔性盘、硬盘、磁带、任何其他磁性介质、CD-ROM、DVD或DVD-ROM、任何其他光学介质、穿孔纸带、具有孔洞图案的任何其他物理存储介质、RAM、ROM、PROM和EPROM、FLASH-EPROM、任何其他存储器芯片或简匣、传送数据或指令的载波、传送这样的载波的电缆或链路,或者计算机可以从中读取编程代码和/或数据的任何其他介质。在将一个或多个指令的一个或多个序列载送到处理器以供执行的过程中可能涉及这些计算机可读介质形式中的许多形式。

[0188] 计算机系统801可以包括电子显示器835或与其通信,电子显示器835包括用于提供例如问题和答案、分析结果、推荐的用户接口(UI)840。UI的示例包括但不限于图形用户接口(GUI)和基于网络的用户接口。

[0189] 本公开内容的方法和系统可以通过随如本文所公开的一个或多个处理器提供的一个或多个算法以及指令来实现。算法可以通过软件在由中央处理单元805执行时的方式来实现。算法例如可以是随机森林、图形模型、支持向量机或其它。

[0190] 尽管上述步骤示出了根据示例的系统的方法,但本领域普通技术人员基于本文所述的教导将会认识到许多变化。可以按不同的次序完成各步骤。可以添加或删除步骤。一些步骤可以包括子步骤。每当有益于平台时就可以重复步骤中的许多步骤。

[0191] 如本文所述的每个示例可以与一个或多个其他示例组合。此外,一个或多个示例的一个或多个组件可以与其他示例组合。

[0192] 实验数据

[0193] 在Python 2.7的Anaconda Distribution上建立如本文所述的数据处理模块。用于构建和培训评定模型的培训数据包括自闭症遗传资源交换(AGRE)所生成的数据,自闭症遗传资源交换(AGRE)执行了家庭内评定来在其家中收集父母和子女的ADI-R和ADOS数据。ADI-R包括呈现总计93个问题的家长访谈,并产生自闭症或无自闭症的诊断。ADOS包括对儿童进行的半结构化访谈,该访谈产生自闭症、ASD或无诊断的诊断,其中基于语言水平对儿童施用四个可能模块中之一,每个模块包括约30个问题。数据包括源自评定的儿童临床诊断;如果一个孩子的ADI-R与ADOS诊断有差异,则由获得执照的临床心理学家针对所讨论的儿童的数据集指派共识性诊断。训练数据包含了总计3,449个数据点,其中3315个病例(自闭症或ASD)和134个对照(非谱系)。训练数据中评估的特征靶向3个关键领域:语言、社交沟通和重复性行为。

[0194] 如本文所述,使用提升的随机森林分类器来建立评定模型。在训练数据上训练评定模型之前,对训练数据进行预处理以将该数据标准化,并且如本文所述的以独热表示重新编码分类特征。由于训练数据偏向患有自闭症或ASD的个体,因此应用样本加权以把与来自自闭症/ASD个体的数据相比,多达50倍的显著性归于来自非谱系个体的数据。使用提升法迭代地训练评定模型,在每次迭代之后更新数据点的权重以增大归于被错误分类的数据点的显著性,并用更新的显著性进行重新训练。

[0195] 使用 $k=5$ 的分层 k -折交叉验证对训练的模型进行验证。交叉验证产生了约93-96%的准确度,其中准确度定义为使用该模型在二元分类任务中正确分类的受试者的百分比(自闭症/非谱系)。由于训练数据包含了样本偏差,因此计算混淆矩阵以确定该模型将一个类别(自闭症或非谱系)与另一个类别混淆的频率。正确分类的自闭症个体的百分比约为95%,而正确分类的非谱系个体的百分比约为76%。然而,应当指出,可以对该模型进行调

整以相比另一个类别更紧密地拟合一个类别,在该情况下,每个类别的正确分类的百分比可以改变。图9示出了映射如本文所述的示例性评定模型的灵敏度与误检的受试者操作特性(ROC)曲线。将自闭症诊断的真阳性率(灵敏度)映射在y轴上,作为x轴上映射的诊断的假阳性率(误检)的函数。标记为“折份(Fold) #0”、“折份#1”和“折份#2”的三条曲线中的每一条对应于交叉验证程序的不同“折份”,其中对于每一折份,将一部分训练数据拟合到评定模型,同时改变将数据集分类为“自闭症”所必要的预测置信度阈限。在需要或适当时,根据模型的ROC曲线,可以调整该模型以增大灵敏度用来换取误检的一些增加,或者降低灵敏度作为减少误检的交换。

[0196] 特征推荐模块如本文所述进行配置,其中计算每个问题的期望特征重要性,并且通过经由应用程序接口(API)调用服务器来对候选问题按照计算的重要性的次序进行排名。通过确定问题的推荐分数与从回答推荐问题获得的预测准确度的增加之间的相关性来评估特征推荐模块推荐信息性问题的能力。执行以下步骤来计算相关性度量:(1)将数据分裂成各折份以供交叉验证;(2)已经回答的问题从验证集中随机移除;(3)为每个问题生成期望特征重要性(问题推荐/分数);(4)揭示步骤2中移除的问题其中之一,并且测量后续预测准确度的相对改善;以及(5)计算相对改善与期望特征重要性之间的相关性。计算的Pearson相关系数范围介于0.2和0.3之间,从而表明期望特征重要性分数与相对改善之间的中度相关性。图10是示出了每个问题的期望特征重要性(“预期信息性分数”)与相对改善(“相对分类改善”)之间的相关性的散布图。该图示出了两个变量之间的中度线性关系,例证了特征推荐模块确实能够推荐将会提高预测准确度的问题。

[0197] 测量了使用所开发的预测模块和特征推荐模型来产生输出的时间长度。预测模块花费约46ms来预测个体患孤独症的风险。特征推荐模块花费约41ms来为个人生成问题推荐。尽管这些测量是通过经由API调用服务器进行的,但计算例如可以在本地执行。

[0198] 如本文所述,虽然构建和训练了关于图9-图10描述的数据处理模块的评定模型,来将受试者分类为患有自闭症或未患有自闭症,但是可以使用类似的方法来建立可以将受试者分类为患有多种发育障碍中的一种或多种的评定模型。

[0199] 在另一方面,本文公开的方法和装置可以将受试者识别为属于三个类别之一:具有发育状况、发育正常或典型、或者不确定或需要附加评估以确定受试者是否具有发育状况。发育状况可以是发育障碍或发育进展。第三类即非结论性确定的添加导致对应于发育状况的存在或不存在的分类评估的性能改善和更好的准确度。

[0200] 图11是将受试者识别为属于三个类别之一的评估模块的示例性操作流程。如图11所示,提供了用于评估受试者的至少一种行为发育状况的方法1100。评估模块在1110处接收与行为发育相关的受试者的诊断数据,在1120处使用多个机器学习评定模型的选定子集评估诊断数据,并在1130处提供针对受试者的分类性确定。分类性确定可以是不确定的,或可以指示存在或不存在行为发育状况。

[0201] 图12是如本文所述的模型训练模块的示例性操作流程。如图12所述,提供了用于使用机器学习来训练评定模型并最佳地调节其配置参数的方法1200。可以使用方法1200训练和调节多个机器学习预测模型,每个模型使用离线制备的数据集并且包括标准化临床工具如ADI-R、ADOS或SRS的代表性样本。还可以使用包括除临床工具之外的数据诸如人口统计数据的数据集来训练模型。在1210处,模型训练模块使用机器学习技术预处理来自多个

受试者的诊断数据。可以使用确立已久的机器学习技术(诸如数据清理、过滤、聚集、插补,标准化和本领域已知的其他机器学习技术)来预处理数据集。

[0202] 在1220处,模型训练模块从预处理的诊断数据中提取和编码机器学习特征。可以使用特征编码技术(举例而言,诸如独热编码、严重度编码、行为存在编码或本领域已知的任何其他特征编码技术)将包括数据集的列映射到机器学习特征中。这些技术中的一些本质上是新颖的并且在机器学习应用中不常用,但是由于手头问题的性质,特别是由于临床数据所收集的环境与模型将应用的意向环境之间的不符,它们在本申请中是有利的。

[0203] 特别地,行为编码的存在对于手头问题尤其有利,因为机器学习训练数据由临床问卷组成,该问卷由观察了受试者多个小时的心理计量学家填写。他们填写的答案代码可以对应于严重性的细微程度或行为模式的差异,这些差异可能仅在整个长期观察期间才变得明显。然后,使用数据来训练预定要应用于仅可获得几分钟的受试者观察的环境中的模型。因此,预期行为模式的细微之处将不那么明显。如本文所述的行为编码的存在通过抽象出答案选择之间的细微差异并且仅在预期在应用环境中可靠地获得的粒度水平下从问卷提取数据来缓解该问题。

[0204] 在1230处,模型训练模块处理编码的机器学习特征。在示例性实施方式中,可以将问卷答案编码成机器学习特征,之后可以计算样本权重并将其分配给数据集中的诊断数据的每个样本,每个样本对应于具有诊断数据的每个受试者。可以根据受试者特定的维度对样本进行分组,并且可以计算样本权重并分配样本权重以使一个样本组相对于每个其他样本组平衡,从而反映意向环境中受试者的预期分布。例如,具有阳性分类标签的样本可以与具有阴性分类标签的样本平衡。备选地或附加地,可以使多个年龄组箱中的每一个中的样本达到相等的总重量。可以使用附加的样本平衡维度,诸如性别、地理区域、阳性或阴性类别内的子分类,或任何其他合适的维度。

[0205] 可以进一步细化样本重量调整的过程以反映意向应用环境中受试者的预期分布。这可以允许训练的模型适应各种特定的应用环境。例如,可以通过调整训练数据集中的样本权重以反映二级诊断临床中诊断状况的预期发生率,从而训练模型以专门用作二级筛查工具。可以再次通过调整训练样本的权重来反映主要为神经典型受试者且少数为阳性样本并且发生率匹配一般群体中的发生率预期群体,以反映意向应用环境中受试者的预期分布,从而训练同一筛查器的另一变体以用作一般公共筛查工具。

[0206] 在1240处,模型训练模块选择经处理的机器学习特征的子集。在示例性实施方式中,在相应地对训练样本进行加权并且适当地编码所有潜在的机器学习特征的情况下,可以使用通常称为自举的机器学习过程来进行特征选择,在该过程中可以运行模型训练的多次迭代,每次迭代使用可获得的训练数据的随机子样本。每次运行后,可以使用训练过程认为必须包含在模型中的特征来更新计数。由于训练中使用的随机数据子集可能包含数据样本选择偶然的并且不反映手头问题的显示模式的明显模式,因此该列表可以预期在运行之间有所变化。多次重复该过程可以允许偶然模式抵消,揭示出反映可以预期在训练数据集之外和现实世界中很好地概括的模式的特征。然后可以选择自举运行的顶部特征并专门用于训练最终模型,最终模型使用整个训练数据集进行训练,并保存以供后续应用。

[0207] 可以训练若干模型而不是一个模型,以便在预期维度影响有用特征的选择的情况下使模型在人口统计维度上专门化。例如,可以建立多个基于问卷的模型,每个模型针对于

特定年龄组,因为对于每个年龄组,预期询问受试者的最佳问题是不同的。在该情况下,在应用时仅加载针对每个受试者的正确模型。

[0208] 在1250处,模型训练模块评估每个模型。具体地,可以评估每个模型的性能,例如,如通过针对预定包含率的灵敏度和特异性所确定的。在示例性实施方式中,使用在模型训练阶段期间未使用的留存数据集,可以评估模型在包含率、灵敏度和特异性方面的性能。

[0209] 在1260处,模型训练模块调节每个模型。更具体地,为了评定模型在不同调节环境中的性能,可以以迭代增量改变每个模型的调节参数,并且可以在每次迭代中对相同的留存集计算相同的度量。然后可以锁定最佳环境并保存相应的模型。调节参数可以包括例如,升高的决策树模型中树的数目、每个树的最大深度、学习率、阳性确定评分的阈值、视为不确定的输出的范围,以及本领域已知的任何其他调节参数。

[0210] 在优选的实施方式中,1260的参数调节过程可以包括蛮力网格搜索、优化的梯度下降或模拟退火,或本领域已知的任何其他空间探索算法。所调节的模型可以进行单独的独立调节运行,或者模型可以以整体方式进行调节,其中每个模型的每个参数组合进行探索,以便在1270处达到最佳的总参数集,以使整体使用所有模型的益处最大化。

[0211] 此外,在又一方面,可以利用由商业需求而不是性能度量决定的外部条件来扩大调节每个预测模型的不确定范围。例如,可以认为对于特定分类器具有不小于70%的包含率是必要的。换言之,预期分类器将提供评估,该评估指示至少70%被分类的受试者的发育状况的存在或不存在,对少于30%的受试者产生非结论性确定。因此,对于不确定的输出范围的相应调节过程将必须仅限于满足该条件的范围。

[0212] 基于应用的背景,模型是可调节的。预测模型可以被配置用于输出具有特定确定度的诊断,该确定度可以基于不确定范围的调节来调整。

[0213] 此外,可以在离线机器学习阶段之外暴露不确定范围的调节。更具体地,不确定范围的调节可以是在部署之后操作模型的代理人可访问的可配置参数。通过这种方式,操作员可以沿着更多包含与更准确之间的权衡向上或向下拨动整个系统。为了支持这种情况,可以在模型训练阶段期间探索和存储多个最佳不确定范围,每个范围具有其对应的包含率。然后,代理人可以通过从先前确定的最佳环境的菜单中选择最佳点来影响该改变。

[0214] 图13是如本文所述的评估模块的另一示例性操作流程。如图13所示,提供方法1300,用于在1355处输出指示发育状况的存在或不存在的确定性预测,或者在1365处示出“无诊断”的非结论性确定。

[0215] 在1310处,如图13所描绘的评估模块接收新数据,诸如来自将被评估为具有或不具有发育状况的受试者的诊断数据,或与所述受试者相关的诊断数据。在1320处,可以加载如图12所示和如本文所述的已被训练、调节和优化多个保存的评定模型。在1330处,可以将诊断模型拟合至这些初始评定模型并收集输出。评估模块可以在1340处组合初始评定模型输出以生成受试者的预测初始分类。如果在1350处,评估模块确定初始预测是确定性的,则其可以输出指示受试者的发育状况的存在或不存在的确定性确定。如果在1350处,评估模块确定初始预测是不确定的,则其可以在1360处继续确定附加的或更复杂的评定模型可用并且适用。如果没有附加评定模型可用或适用,则评估模块输出非结论性确定“无诊断”。然而,如果评估模块确定附加或更复杂的评定模型可用且适用,则其可以在1370处继续获得来自受试者或与受试者相关的附加诊断数据。之后,评估模块可以在1380处加载附加或更

复杂的评定模型并且可以重复将数据拟合到模型的过程,但此时,在1370处获得的附加数据拟合到在1380处加载的附加评定模型以产生新的模型输出,该输出然后在1350处进行评估以获得确定性预测。可以重复由包括步骤1350、1355、1360、1365、1370、1380以及返回到1330和1340的循环所描绘的该过程,直到在1355处输出确定性预测,或者如果没有更多适用的分类模型可用则在1365处输出“无诊断”的非结论性确定。

[0216] 特别地,当在图13中的1310处接收来自新受试者的数据作为输入时,在1320处加载用于初步确定的每个可用模型并运行,在1330处输出数值评分。然后可以使用组合模型来组合评分。

[0217] 图14是图13中描绘的模型输出组合步骤的示例性操作流程。。如图14所示,组合器模块1400可以收集来自多个评定模型1410、1420、1430和1440的输出,该输出由模型组合或组合模型1450接收。组合模型可以采用简单的基于规则的逻辑来组合输出,其可以是数值评分。或者,组合模型可以使用更复杂的组合技术,诸如逻辑回归、概率建模、判别建模或本领域已知的任何其他组合技术。组合模型还可以依赖于背景来确定组合模型输出的最佳方式。例如,其可以被配置成信任仅在特定范围内的基于问卷的模型输出,或者以其他方式遵从基于视频的模型。在另一情况下,其可以使用更显著地针对于年轻受试者而不是较年长受试者的基于问卷调查的模型输出。在另一情况下,其可以排除女性受试者的基于视频的模型的输出,但包括男性受试者的基于视频的模型。

[0218] 然后,组合模型输出评分可以经受在如本文所述的模型训练阶段期间确定的阈值。特别地,如图14所示,这些阈值由虚线区域指示,虚线区域将数值评分1460的范围划分为对应于阴性确定输出1470、非结论性确定输出1480和阳性确定输出1490的三个区段。这有效地将组合数值评分映射到分类性确定,或者如果输出在预定的不确定范围内则映射到非结论性确定。

[0219] 在不确定性输出的情况下,评估模块可以确定应当从受试者获得附加数据以便加载和运行超出初步或初始模型集的附加模型。在初步模型可能不适合的情况下,附加模型可能非常适合辨别确定性输出。该结果可以通过训练附加模型来实现,该附加模型在本质上更复杂,对详细输入数据的要求更高,或者更专注于难以分类的情况以排除简单的模型。

[0220] 图15示出了示例性问卷筛查算法,其被配置成仅提供如本文所述的发育状况的分类性确定。特别地,图15中描绘的问卷筛查算法示出了交替决策树分类器,其输出仅指示自闭症的存在或不存在的确定。不同的阴影描绘了自闭症和非自闭症以及经由问卷进行评估的儿童总群体。还描绘了分类器的结果,示出了两种分类性确定中每一种的正确和错误诊断的儿童群体。

[0221] 相比之下,图16示出了示例性Triton问卷筛查算法,其被配置成提供如本文所述的分类性确定和非结论性确定。特别地,图16中描绘的Triton算法实现了适合年龄的问卷和年龄特定模型,以产生相关年龄组(即“儿童”)内的两个亚组(即“3岁及以下”和“4岁以上”)中的每一个的专用分类器。根据该示例,很显然指示图16中的两个亚组中自闭症的存在和不存在的分类性确定与图15中的分类性确定相比各自具有更高的准确度,如通过显示针对两个分类性确定中的每一个的正确和错误诊断的儿童群体的不同阴影区域所指示的。通过提供非结论性确定的单独类别,图16的Triton算法能够更好地隔离导致如图15所示的不准确的分类性确定的难以筛查的情况。

[0222] 各种算法的性能的比较突出了Triton算法的优点,特别是具有问卷和视频输入的背景依赖性组合的Triton算法。图17示出了如本文所述,对于临床样本中的所有样本在灵敏度-特异性权衡方面各种算法的性能的比较。如图17所示,当与视频组合器(即,问卷和视频输入的背景依赖性组合)组合时,通过配置成70%覆盖度的Triton算法获得灵敏度和特异性两者方面的最佳性能。

[0223] 图18示出了如本文所述,对于取自4岁以下儿童的样本在灵敏度-特异性权衡方面各种算法的性能的比较。当与视频组合器(即,问卷和视频输入的背景依赖性组合)组合时,被配置成70%覆盖度的Triton算法具有最佳性能。

[0224] 图19示出了如本文所述,对于取自4岁及以上儿童的样本在灵敏度-特异性权衡方面各种算法的性能的比较。对于大多数情况,当与视频组合器组合时,被配置成70%覆盖度的Triton算法似乎具有最佳性能。

[0225] 图20-图22示出了对于所有样本、对于4岁以下儿童以及对于4岁及以上儿童,在75%-85%灵敏度范围内的不同算法的特异性。在所有三种情况下,当与视频组合器组合时,被配置成70%覆盖度的Triton算法具有最佳性能,对所有样本具有75%的特异性,对于4岁以下儿童具有90%的特异性,并且对于4岁及以上儿童具有55%的特异性。注意,Triton算法具有灵活性的进一步优势。例如,如本文所述提供可调节模型,其中可以控制或调整不确定率或包含率以控制覆盖度与可靠性之间的权衡。另外,本文所述的模型可以针对预期发生率调节到应用环境,或基于给定应用环境的预期群体分布进行调节。最后,考虑到本文所述的方法和系统的反馈训练循环,对适应性再训练的支持能够随时间改进性能。

[0226] 为了获得改善的结果,本领域普通技术人员可以生成并获得附加的数据集并且改善本文公开的方法和装置的灵敏度和特异性以及置信区间,而无需过度的实验。虽然这些测量是使用示例数据集进行的,但是所述方法和装置可以配置有如本文所述的附加数据集,并且在临床环境在80%的置信区间的情况下将受试者识别为处于风险,而无需过度实验。在临床环境中80%或更高的灵敏度和特异性可以同样地由本领域普通技术人员利用本文提供的教导无需过度实验地获得,例如利用附加数据集。

[0227] 如本文所述,可以从大型档案数据储存库获得附加数据集,诸如自闭症遗传资源交换(AGRE)、波士顿自闭症联盟(AC)、西蒙斯基金会、国家自闭症研究数据库等等。备选地或组合地,附加数据集可以包括使用各种模拟算法基于档案数据生成的数学模拟数据。备选地或组合地,可以经由众包来获得附加数据集,其中受试者自我施用如本文所述的评定程序并且贡献来自其评定的数据。除了来自自我施用的评定的数据之外,受试者还可以提供从有资格的临床医生获得的临床诊断,以便为评定程序提供比较标准。

[0228] 在另一方面,如本文所述的数字个性化医疗系统包括具有处理器和相关联的软件的数字化设备,该数字化设备被配置用于:接收数据以评定和诊断患者;捕获交互和反馈数据,该交互和反馈数据识别治疗干预所产生的效力、顺应性和响应的相对水平;以及执行数据分析,包括机器学习、人工智能和统计模型中的至少一种,以便评定用户数据和用户简档以进一步个性化、改善或评定治疗干预的效力。

[0229] 在数字个性化医疗系统对患者的评定和诊断可以将受试者分为三个类别之一:具有一种或多种发育状况、发育正常或典型、或不确定(即需要附加评估以确定受试者是否具有任何发育状况)。特别地,可以提供针对非结论性确定的单独类别,这导致关于指示发

育状况的存在或不存在的分类性确定的更高准确度。发育状况可以是发育障碍或发育进展。此外,本文公开的方法和装置不限于发育状况,并且可以应用于其他认知功能,诸如行为、神经或心理健康状况。

[0230] 在一些情况下,所述系统可以被配置成使用数字化诊断和数字化治疗。数字化诊断和数字化治疗可以包括系统或方法,该系统或方法包括收集数字化信息以及处理和评估所提供的信息以改善个体的医学状态、心理状态或生理状态。本文公开的系统和方法可以将受试者分为三个类别之一:具有一种或多种发育状况、发育正常或典型、或不确定(即需要附加评估以确定受试者是否具有任何发育状况)。特别地,可以提供针对非结论性确定的单独类别,这导致关于指示发育状况的存在或不存在的分类性确定的更高准确度。发育状况可以是发育障碍或发育进展。此外,本文公开的方法和装置不限于发育状况,并且可以应用于其他认知功能,诸如行为、神经或心理健康状况。另外,数字化治疗系统可以应用基于软件的学习以评估用户数据、监测和改善由系统提供的诊断和治疗干预。

[0231] 系统中的数字化诊断可以包括从患者或看护人或与受评定的个体无关的一方收集的数据和元数据。在一些情况下,所收集的数据可以包括监控行为、观察、判断,或者可以由除了个体之外的一方进行评定。在更多情况下,评定可以包括成年人执行评定或提供用于评定儿童或青少年的数据。

[0232] 数据来源可以包括经由一种或多种数字化设备如移动电话、视频捕捉器、音频捕捉器、活动监测器或可穿戴数字化监测器的数字化格式的主动或被动来源。主动数据收集的示例包括用于追踪眼睛运动、记录身体或四肢运动、监测睡眠模式、记录语音模式的设备、系统或方法。在一些情况下,主动来源可以包括音频馈送数据源,诸如言语模式、词汇/句法模式(例如,词汇量的大小、代词的正确使用/不正确使用、正确/不正确的变形和动词的词形变化、语法结构如主动语态/被动语态等的使用,以及句子流畅性)、高阶语言模式(例如,连贯性、理解力、对话参与度和好奇心)。主动来源还可以包括触摸屏数据来源(例如,精细运动功能、灵巧度、点击的精度和频率、滑动移动的精度和频率以及焦点/注意力跨度)。活动期间受试者面部的视频记录(例如,眼注视与眼扫视的质量/数量、眼睛焦点在屏幕上的热图、焦点/注意力跨度、面部表情的可变性以及响应于情绪刺激的质量)也可以被认为是数据的主动来源。

[0233] 被动数据收集可以包括用于使用从移动应用、具有嵌入传感器的玩具或记录单元得到的记录或测量值从用户收集数据的设备、系统或方法。在一些情况下,被动来源可以包括嵌入智能玩具中的传感器(例如,精细运动功能、粗大运动功能、焦点/注意力跨度和解决问题的技能)和可穿戴设备(例如,活动水平、休息的数量/质量)。

[0234] 诊断和治疗中使用的数据可以来自多个来源,并且可以包括从一个设备(诸如用户与之进行交互的移动设备)或者其他来源(诸如受试者的微生物组采样和遗传采样)采集的被动数据收集和主动数据收集的组合。

[0235] 本文公开的方法和装置非常适合于认知和发育障碍、情绪和精神疾病以及神经退行性疾病的诊断和数字化治疗处理。认知和发育障碍的示例包括言语和学习障碍以及如本文所述的其他障碍。可能影响儿童和成人的情绪和精神疾病障碍的示例包括行为障碍、情绪障碍、抑郁、注意力缺陷与多动障碍(“ADHD”)、强迫症(“OCD”)、精神分裂以及物质相关的障碍如饮食失调和药物滥用。神经退行性疾病的示例包括年龄相关的认知衰退、进展为阿

尔茨海默病和衰老的认知损害、帕金森病和亨廷顿病,以及肌萎缩侧索硬化症(“ALS”)。本文公开的方法和装置能够数字地诊断和治疗儿童并持续治疗直到受试者成年,并且可以基于个性化简档提供终身治疗。

[0236] 如本文所述的数字性诊断和治疗非常适合与生物或化学治疗处理相结合的行为干预。通过采集如本文所述的用户交互数据,可以提供行为干预数据药物和生物治疗的组合的疗法。

[0237] 如本文所述的移动设备可以包括用于收集受试者的数据的传感器,该数据可以用作反馈回路的一部分,以便改善结果并减少对用户输入的依赖。移动设备可以包括如本文所述的被动或主动传感器,以在治疗之后收集受试者的数据。相同的移动设备或第二移动设备(诸如iPad™或iPhone™或类似设备)可以包括软件应用程序,该软件应用程序与用户交互以定期(例如,每天、每小时等)告知用户该做什么以改善治疗。用户移动设备可以被配置为响应于治疗进展向用户发送通知。移动设备可以包括药物递送设备,该药物递送设备被配置用于监测递送给受试者的治疗剂的递送量。

[0238] 例如,本文公开的方法和装置非常适合于治疗父母和儿童。父母和儿童都可以接受单独的如本文所述的治疗。例如,可以监测和治疗父母的神经状况,同时监测和治疗儿童的发育进展。

[0239] 例如,用于获取受试者的数据的移动设备可以以多种方式配置,并且可以结合多个设备。例如,由于异常睡眠模式可能与自闭症有关,因此使用本文所述的治疗设备获取的睡眠数据可以用作由上述诊断装置使用的自闭症分类器的机器学习训练过程的附加输入。移动设备可以包括用于儿童的睡眠监测的移动可穿戴设备,该可以被提供作为诊断和治疗的输入,并且可以包括如本文所述的反馈回路的组件。

[0240] 许多类型的传感器、生物传感器和数据可用于采集受试者的数据并输入到受试者的诊断和治疗中。例如,与实施方式有关的工作表明,微生物组数据可用于诊断和治疗自闭症。微生物组数据可以以本领域普通技术人员已知的许多方式收集,并且可以包括选自受试者肠道菌群的粪便样品、肠道灌洗物或其他样品的数据。还可以获取遗传数据作为诊断和治疗模块的输入。遗传数据可以包括受试者的全基因组测序、特定标记的测序和识别。

[0241] 如本文公开的诊断和治疗模块可以从多个来源接收数据,诸如从以下的数据:遗传数据、花卉数据、睡眠传感器、可穿戴脚镯睡眠监测器、用于监测睡眠的物品以及对受试者的眼动追踪。可以以许多方式执行眼动追踪以确定凝视的方向和持续时间。追踪可以通过针对凝视的方向和持续时间的眼镜、头盔或其他传感器实现。例如,可以在视觉会话如视频回放或视频游戏期间收集数据。可以在治疗之前、期间和之后获取该数据并将其提供给如本文先前所述的治疗模块和诊断模块,以便最初诊断受试者、确定受试者的治疗、改变受试者的治疗以及在治疗之后监测受试者。

[0242] 可以利用本领域普通技术人员已知的方法和装置获取视觉凝视、凝视持续时间和面部表情信息,并获得作为诊断和治疗模块的输入。可以利用包括软件指令的可以下载的应用程序来获取数据。例如,Gloarai等人,“Autism and the development of face processing”,Clinical Neuroscience Research 6(2006)145-160中描述了面部处理。杜克大学(Duke University)的自闭症研究小组一直在利用下载到移动设备上的软件应用程序进行自闭症及以外的研究,如网页autismandbeyond.researchkit.duke.edu所述。来自

这样的设备的数据特别适合于根据本公开内容的组合。面部识别数据和凝视数据可以输入到如本文所述的诊断和治疗模块中。

[0243] 如本文公开的分类器特别适合与该数据组合以提供改进的疗法和治疗。可以将数据分层并与如本文所述的反馈回路一起使用。例如,反馈数据可以与药物治疗组合使用,以确定差异响应并识别响应者和非响应者。替代地或组合地,反馈数据可以与非药物治疗如行为疗法组合。

[0244] 关于遗传学,最近的研究表明,有些人可以具有使他们更易患自闭症的基因。受试者的遗传组成可能使受试者更容易受到环境影响,这可能导致症状并可能影响症状的严重程度。例如,环境影响可以包括来自毒素、病毒或其他物质的损害。不受任何特定理论的束缚,这可能导致改变表达基因的调节的机制。基因表达的变化可能与胃肠(“GI”)菌群的变化有关,菌群的这些变化可能影响与自闭症有关的症状。替代地或组合地,肠道微生物组的损害可能导致受试者的微生物组的变化,致使受试者具有不太理想的体内平衡,这可能影响与自闭症有关的相关症状。发明人注意到,由Sarkis K.Mazmanian等人利用脆弱拟杆菌(*B.fragilis*)进行的初步研究表明,微生物的这种变化可能与自闭症和自闭症的发展有关(还参见Melinda Wenner Moyer的“Gut Bacteria May Play a Role in Autism”, *Scientific American*, 2014年9月1日)。

[0245] 数字化诊断使用由所述系统收集的关于患者的数据利用来自诸如机器学习、人工智能和统计建模等工具的分析以评定或诊断患者的状况,所述数据可以包括从数字化诊断外部捕获的补充诊断数据。数字化诊断还可以直接或间接地经由数据和元数据来提供患者的状态或表现的变化是评定以向所述系统提供反馈,所述数据和元数据可以通过诸如机器学习、人工智能和统计建模等工具来分析和评估,从而改进或改善诊断和潜在的治疗干预。

[0246] 包括数字化诊断、数字化治疗和对响应在内在的数据的分析,或在没有数字化诊断、数字化治疗和对响应的情况下来自治疗干预的分析,可以导致为受试者识别新的诊断以及为患者和看护人识别新的治疗方案。

[0247] 例如,由系统收集和利用的数据的类型可以包括患者和看护人的视频、音频、对问题或活动的响应以及来自用户与系统的活动、游戏或软件特征的交互的主动或被动数据流。这样的数据还可以表示患者或看护人例如在执行推荐的活动时与系统的交互。具体的示例包括用户与系统的设备或移动应用程序的交互的数据,所述设备或移动应用程序捕获用户的行为、简档、活动、与软件系统的交互、与游戏的交互、使用频率、会话时间、所选择的选项或特征以及内容或活动偏好中的各个方面。数据还可以包括来自各种第三方设备如活动监测器的流、游戏或交互内容。

[0248] 如本文所述的数字化治疗可以包括由系统提供给患者或看护人的指令、反馈、活动或交互。示例包括建议的行为、活动、游戏或与系统软件和/或第三方设备(例如,如本领域普通技术人员所理解的启用物联网(“IoT”)的治疗设备)的交互会话。

[0249] 图23A图示了用于提供与行为障碍、神经障碍或心理卫生障碍相关的诊断和疗法的数字个性化医疗平台2300的系统图。例如,平台2300可以提供与发育迟缓相关的儿科认知和行为状况的诊断和治疗。用户数字化设备2310(例如,移动设备如智能电话、活动监测器或可穿戴数字监测器)记录与患者相关的数据和元数据。可以基于患者与设备的交互以及基于与看护人和医疗保健专业人员的交互来收集数据。可以主动地收集数据,诸如通过

施加测试、记录言语和/或视频,以及记录对诊断问题的响应。还可以被动地收集数据,诸如通过监测患者和看护人的在线行为,如记录与诊断的发育障碍相关的所询问的问题和所研究的话题。

[0250] 数字化设备2310连接到计算机网络2320,从而允许其与连接的计算机共享数据并从连接的计算机接收数据。特别地,该设备可以与个性化医疗系统2330通信,个性化医疗系统2330包括被配置用于通过计算机网络2320与数字化设备2310通信的服务器。个性化医疗系统2330包括提供患者发育状态的初始诊断和逐步诊断的诊断模块2332,以及响应于诊断模块2332的诊断而提供个性化疗法建议的治疗模块2334。

[0251] 诊断模块2332和2334中的每一个在治疗过程中与用户数字化设备2310通信。诊断模块向数字化设备2310提供诊断测试并从数字化设备2310接收诊断反馈,并且使用该反馈来确定患者的诊断。例如,初始诊断可以基于一组全面的测试和问题进行,但可以使用较小的数据样本对诊断进行逐步更新。例如,诊断模块可以基于向看护人询问的问题和对患者施用的测试(诸如词汇或言语交流测试)来诊断自闭症相关的言语迟缓。诊断可以指示言语能力的数月或数年迟缓的数目。可以施用后续测试并且询问问题以更新该诊断,例如显示更小或更大程度的延迟。

[0252] 诊断模块将其诊断传送到数字化设备2310以及治疗模块2334,治疗模块2334使用该诊断来建议要进行的疗法以治疗任何所诊断的症状。治疗模块2334将其推荐的疗法发送到数字化设备2310,包括针对患者和看护人的在给定时间框架内执行推荐疗法的指令。在于给定时间框架内执行疗法之后,看护人或患者可以指示推荐疗法的完成,并且可以从数字化设备2310向治疗模块2334发送报告。治疗模块2334然后可以向诊断模块2332指示最新一轮疗法已结束,并且需要新的诊断。然后,诊断模块2332可以向数字化设备2310提供新的诊断测试和问题,以及从治疗模块获取作为治疗的一部分提供的任何数据的输入,诸如与疗法或诊断的状况相关的学习会话的记录或者看护人或患者的浏览历史记录。然后,诊断模块2332提供更新的诊断以重复该过程并提供下一步疗法。

[0253] 还可以从个性化医疗系统2330向第三方系统2340(诸如医疗保健专业人员的计算机系统)提供与诊断和疗法相关的信息。可以警告医疗保健专业人员或其他第三方与治疗日程的显著偏差,包括患者是否落后于预期的日程或者是否比预测更快地改善。然后,第三方可以基于所提供的该信息而采取适当的进一步动作。

[0254] 图23B图示了诊断模块2332的详细图。诊断模块2332包括测试管理模块2342,测试管理模块2342生成用于向受试者施用的测试和相应的指令。诊断模块2332还包括受试者数据接收模块2344,在受试者数据接收模块2344中接收受试者数据,诸如测试结果;看护人反馈;患者和看护人与系统的交互的元数据;以及例如与系统的视频、音频和游戏交互。受试者评定模块2346基于来自受试者数据接收模块2344的数据以及受试者和类似受试者的过往诊断来生成对受试者的诊断。机器学习模块2348评定每个输入对诊断的相对灵敏度,以确定哪种类型的测量提供最多关于患者诊断的信息。测试管理模块2342可以使用这些结果来提供最有效地告知诊断的测试,并且受试者评定模块2346可以使用这些结果将权重应用于诊断数据,以便改善诊断准确度和一致性。将与每个治疗患者相关的诊断数据存储于例如数据库中,以形成用于模式匹配和机器学习的诊断数据的库。大量(例如,10,000个或更多个)受试者简档可以同时存储在这样的数据库中。

[0255] 图23C图示了治疗模块2334的详细图。治疗模块2334包括治疗评定模块2352,其基于疗法的有效性对疗法进行评分。基于由诊断模块在疗法之前和之后提供的诊断来评估先前建议的疗法,并确定改善的程度。该改善程度用于对疗法的有效性进行评分。该疗法的有效性可能与具体诊断类别相关;例如,疗法可能对于具有一种诊断类型的受试者而言被认为是有效的,但对于具有第二种诊断类型的受试者而言是无效的。还提供疗法匹配模块2354,其将来自诊断模块2332的受试者诊断与疗法的列表相比较,以便将已由疗法评定模块2352确定的一组治疗确定为对治疗与受试者的诊断类似的诊断最为有效。然后,疗法推荐模块2356生成推荐疗法(包括由疗法匹配模块2354识别为有希望的一种或多种疗法),并通过施用推荐疗法的指令将该推荐发送给受试者。然后,疗法追踪模块2358追踪推荐疗法的进展,并确定应何时由诊断模块2332执行新诊断,或应何时继续给定治疗并进一步监测进展。将与所治疗的每个患者相关的治疗数据存储存储在例如数据库中,以形成用于模式匹配和机器学习的治疗数据的库。大量(例如10,000个或更多个)受试者简档可以同时存储在这样的数据库中。可以将治疗数据与诊断模块2332的诊断数据相关联,以允许有效疗法与诊断的匹配。

[0256] 疗法可以包括数字化疗法。数字化疗法可以包括可由患者或看护人执行的单个或多个治疗活动或干预。数字化治疗可以包括与诸如传感器、计算机、医疗设备和治疗递送系统等第三方设备的规定交互。数字化疗法可以支持FDA批准的医疗津贴、一套诊断代码或单个诊断代码。

[0257] 图24图示了用于在数字个性化医疗平台中提供诊断和疗法的方法2400。数字个性化医疗平台与受试者通信以提供诊断和推荐疗法,受试者可以包括具有一个或多个看护人的患者。

[0258] 在步骤2410中,诊断模块评定受试者以确定诊断,例如通过向受试者应用诊断测试。诊断测试可以针对于确定受试者的多个特征和对应的特征值。例如,测试可以包括呈现给受试者的多个问题,受试者的观察或分配给受试者的任务。测试还可以包括对受试者的间接测试,诸如来自看护人对患者表现与特定行为和/或重要事件的反馈;患者和看护人与系统交互的元数据;以及提供有关患者和看护人的行为和表现数据的与系统或与第三方工具的视频、音频和游戏交互。对于初始测试,可以执行更全面的测试方案,旨在生成准确的初始诊断。用于更新先前诊断以追踪进展的后续测试可以涉及不太全面的测试,并且可以例如更多地依赖于间接测试,诸如行为追踪以及治疗相关记录和元数据。

[0259] 在步骤2412中,诊断模块从受试者接收新数据。新数据可以包括特定受试者的特征阵列和对应的特征值。如本文所述,特征可以包括呈现给受试者的多个问题、受试者的观察或分配给受试者的任务。特征值可以包括对应于受试者特性的来自受试者的输入数据,诸如受试者对所询问问题的答案,或受试者的响应。特征值还可以包括如上所述的记录的反馈、元数据和系统交互数据。

[0260] 在步骤2414中,诊断模块可以从本地存储器和/或被配置用于存储模型的远程服务器加载先前保存的评定模型。或者,如果不存在针对患者的评定模型,则可以例如基于一个或多个初始诊断指示来加载默认模型。

[0261] 在步骤2416中,将新数据拟合到评定模型以生成更新的评定模型。该评定模型可以包括对先前未治疗的受试者的初始诊断,或对先前经治疗的受试者的更新诊断。更新诊

断可以包括对状况的一个或多个方面的进展的测量,所述方面诸如记忆力、注意力和共同注意力、认知、行为响应、情绪响应、语言使用、语言技能、特定行为的频率、睡眠、社交、非言语交流以及发育的重要事件。对用于确定进展和当前诊断的数据的分析可以包括自动分析,诸如用于词汇和言语分析的问题评分和语音识别。分析还可以包括通过分析回顾视频、音频和文本数据进行的人类评分。

[0262] 在步骤2418中,将更新的评定模型提供给治疗模块,该评定模型确定由于任何先前推荐的疗法而取得的进展。治疗模块基于评定模型中的进展量对疗法进行评分,其中较大的进展对应于较高的评分,使得成功的疗法和类似疗法更可能在将来被推荐给具有类似评定的受试者。由此更新了可用的系列治疗,以反映与受试者诊断相关的新的有效性评定。

[0263] 在步骤2420中,基于评定模型、先前疗法的成功程度(如果成功的话)以及基于这些疗法对受试者和具有类似评定的受试者的先前使用而分配给候选疗法集合的评分来推荐新疗法。推荐的疗法连同其应用的具体时间跨度的指令一起被发送给受试者以供施用。例如,疗法可以包括一周内每天对患者进行语言练习,每次练习将被记录在由看护人或患者使用的移动设备的音频文件中。

[0264] 在步骤2422中,监测新疗法的进展以确定是否延长治疗期。该监测可以包括定期重新诊断,该定期重新诊断可以通过返回到步骤2410来执行。或者,可以在没有完全重新诊断的情况下记录基本的重要事件,并且可以将进展与由治疗模块生成的预测进展日程进行比较。例如,如果疗法最初不成功,则治疗模块可以建议将其重复一次或多次,之后重新诊断并建议新疗法或者建议医疗专业人员干预。

[0265] 图25图示了流程图2500,示出了对疑似或确认的言语和语言迟缓的处理。

[0266] 在步骤2502中,初始评定由诊断模块2532确定。初始评定可以评定患者在一个或多个领域中的表现,诸如言语和语言使用,并评定沿着多个方向的发育迟缓的程度和类型,如本文所公开的。评定还可以将受试者置于多个总体进展追踪的一个中;例如,受试者可以被评定为言语的或非言语的。

[0267] 如果如在步骤2510中确定受试者是非语言的,治疗模块2534可以推荐一种或多种非言语疗法2512,诸如与做出选择、关注任务或者对名字或其他语句的响应有关的任务。还可以提供可能有助于进展的有用设备和产品的进一步建议,并且可以根据如受试者的诊断和进展报告所指示的受试者需求来定制所有建议。

[0268] 在应用推荐的疗法时,在步骤2514中监测进展以确定诊断是否以预测的速率改善。

[0269] 如果在步骤2514中已经测量到改善,则系统在步骤2516中确定受试者是否仍然是非语言的;如果是,则系统返回到步骤2510并生成新的推荐疗法2512以诱导进一步的改善。

[0270] 如果在步骤2514中未测量到改善,则系统可以推荐将疗法重复预定次数。该系统还可以推荐尝试改变疗法以尝试和获得更好的结果。如果这样的重复和改变失败,则系统可以在步骤2518中推荐治疗学家访视以更直接地解决阻碍发育的问题。

[0271] 一旦确定受试者是言语的,如步骤2520所示,可以由治疗模块2534生成言语疗法2522。例如,言语疗法2522可以包括语言练习、发音训练以及表达请求或沟通中的一种或多种。还可以提供可能有助于进展的有用设备和产品的进一步建议,并且可以根据如受试者的诊断和进展报告所指示的受试者需求来定制所有建议。

[0272] 与在非言语追踪中一样,在步骤2524中连续监测响应于言语疗法的进展,以确定诊断是否以预测的速率改善。

[0273] 如果在步骤2524中已经测量到改善,则系统在步骤326中报告进展并生成新的推荐疗法2522以诱导进一步的改善。

[0274] 如果在步骤2524中未检测到改善,则系统可以推荐将疗法重复预定次数。该系统还可以建议尝试改变疗法以尝试和获得更好的结果。如果这样的重复和改变失败,则系统可以在步骤2528中推荐治疗专家访视以更直接地解决阻碍发育的问题。

[0275] 非言语和言语治疗的步骤可以无限重复,直到刺激受试者持续学习和进展所需的程度,并且以便预防或延缓因丧失言语技能和能力而导致的退步。虽然图25中图示的特定治疗计划是针对儿科的言语和言语迟缓,但可以针对具有发育或认知问题的其他受试者生成类似计划,包括针对成人患者的计划。例如,可以使用选择为适合于这些状况的治疗,利用相似的诊断和治疗日程来治疗神经退行性状况和/或年龄相关的认知衰退。可通过本文公开的方法和系统在成人或儿科患者中治疗的其他状况包括情绪障碍,诸如抑郁症、OCD和精神分裂症;认知损害和衰退;睡眠障碍;成瘾行为;饮食失调;以及与行为有关的体重管理问题。

[0276] 图26图示了数字个性化医疗系统的数据处理流程的总览,该数字个性化医疗系统包括诊断模块和治疗模块,被配置用于整合来自多个来源的信息。数据可以包括被动数据来源(2601),被动数据可以被配置用于提供更细粒度的信息,并且可以包括在更加自然的条件下在更长的时间段内获取的数据集。被动数据来源可以包括例如从可穿戴设备收集的数据、从视频馈送(例如,启用视频的玩具、移动设备、来自视频回放的眼动追踪数据)、基于从三轴传感器或陀螺仪采集的信息(例如,嵌入在玩具或其他设备中的传感器,患者例如在家中或在医疗环境之外的正常条件下可能与之交互)的关于受试者灵活性的信息、测量以下的任一种或组合的智能设备:受试者的言语模式、动作、触摸响应时间、韵律、词汇量、面部表情以及受试者所表现的其他特性。被动数据可以包括关于用户的一个或多个动作的数据,并且可以包括可能或者不可能被未经训练的个体容易地检测到的细微信息。在一些情况下,被动数据可以提供更具包容性的信息。

[0277] 被动收集的数据可以包括从各种环境连续收集的数据。被动收集的数据可以提供更完整的受试者景象,从而可以提高评定的质量。在一些情况下,例如,被动收集的数据可以包括在医疗环境之内和之外收集的数据。在医疗环境中采集的被动收集的数据可能与从医疗环境外采集的被动收集的数据不同。因此,连续收集的被动数据可以包括受试者的一般行为和习惯的更完整的景象,因此可以包括医疗从业者以其他方式将无法获得的数据或信息。例如,在医疗环境中经历评估的受试者可以显示出代表受试者对医学环境的响应的症状、姿势或特征,因此可能无法提供受试者在医学环境之外的更熟悉条件下的行为的完整和准确的景象。由医学环境中的评定得出的一个或多个特征(例如,由诊断模块评定的特征)的相对重要性可以不同于在临床环境之外得出或评定的一个或多个特征的相对重要性。

[0278] 数据可以包括通过诊断测试、诊断问题或问卷收集的信息(2605)。在一些情况下,来自诊断测试的数据(2605)可以包括从第二观察者(例如,父母、监护人或不是被分析的受试者的个体)收集的数据。数据可以包括主动数据来源(2610),例如从配置用于追踪眼睛运

动或者测量或分析语言模式的设备收集的数据。

[0279] 如图26所示,数据输入可以被馈送到诊断模块,该诊断模块可以包括使用例如分类器、算法(例如,机器学习算法)或统计模型进行的数据分析(2615),以对受试者是可能患有所测试的障碍(例如,自闭症谱系障碍)(2620)还是不太可能患有所测试的障碍(2625)做出诊断。本文公开的方法和装置可以替代地采用以包括第三不确定性类别(在该图中未示出),其对应于需要附加评估以确定他/她是否可能患有所测试的障碍的受试者。本文公开的方法和装置不限于障碍,并且可以应用于其他认知功能,诸如行为、神经、心理健康或发育状况。所述方法和装置最初可以将受试者分类为三个类别之一,并随后通过从受试者收集附加信息继续评估最初被归类为“不确定”的受试者。对最初归类为“不确定”的受试者的这样的持续评估可以通过单一筛查程序(例如,包含各种评估模块)连续进行。备选地或附加地,可以使用单独的附加筛查程序评估被识别为属于不确定组的受试者和/或将其转诊给临床医生以进行进一步评估。

[0280] 在受试者通过诊断模型被确定为可能患有该障碍(2620)的情况下,可以向第二方(例如,医疗从业者、父母、监护人或其他个体)呈现信息显示。信息显示可以提供该障碍的症状,该症状可以显示为描绘受试者所显示的症状与平均群体所显示的症状的协方差的图表。可以用置信度值、相关系数或用于显示在受试者的表现与平均群体或由具有相似障碍的个体组成的群体之间的关系的其他手段来显示与具体诊断相关联的特性的列表。

[0281] 如果数字个性化医疗系统预测用户可能患有可诊断的状况(例如,自闭症谱系障碍),则治疗模块可以提供行为治疗(2630),该行为治疗可以包括行为干预;规定的活动或训练;在特定持续时间内或者在特定时间或情况下利用医疗设备或其他疗法进行的干预。当受试者经历疗法时,可以继续收集数据(例如,被动数据和诊断问题数据)以执行后续评定,从而确定例如疗法是否有效。收集的数据可以经历数据分析(2640)(例如,使用机器学习、统计建模、分类任务、预测算法的分析)以进行关于给定受试者的适合性的确定。生长曲线显示可用于显示受试者相对于基线(例如,相对于年龄匹配的群组)的进展。可以测量个体的表现或进展以追踪受试者的顺应性,其中由治疗模块预测的建议的行为疗法可以表示为生长曲线上的历史表现和预测表现。可以重复或反复进行(2635)用于评定个体受试者的表现的程序,直到识别出适当的行为治疗。

[0282] 参考图23A-图23C和图24-图26描述的数字化治疗处理方法和装置特别适合与用于本文参考图1A-图10所述的以较少问题评估受试者的方法和装置组合。例如,如本文所述的诊断模块2332的组件可以被配置成利用包括如本文所述的最相关问题的减小的问题集来评定受试者,并且随后利用治疗模块2334进行评估以随后利用包括如本文所述的用于监测治疗的最相关问题的后续问题集来评定受试者。

[0283] 图27示出了用于评估多种临床指征的受试者的系统2700。系统2700可包括多个级联诊断模块(诸如诊断模块2720、2730、2740、2750和2760)。级联诊断模块可以可操作地耦合(诸如在模块链中),使得来自一个诊断模块的输出可以形成进入另一诊断模块的输入。如图27所示,系统可以包括社交或行为迟缓模块2720、自闭症或ADHD模块2730、自闭症和ADHD判别模块2740、言语或语言迟缓模块2750以及智力障碍模块2760。如本文任何地方描述的模块(例如,诸如关于图27所述的诊断模块)可以指包括分类器的模块。因此,社交或行为迟缓模块可以包括社交或行为迟缓分类器,自闭症或ADHD模块可以包括自闭症或ADHD分

类器,自闭症和ADHD判别模块可以包括自闭症和ADHD分类器,言语或语言迟缓模块可以包括言语或语言迟缓分类器,智力障碍模块可以包括智力障碍分类器,诸如此类。

[0284] 社交或行为迟缓模块2720可以接收信息2710,诸如来自本文所述的交互式问卷的信息。社交或行为迟缓模块可以利用本文所述的任何诊断操作来确定受试者的社交或行为迟缓诊断状态。例如,社交或行为迟缓模块可以利用关于图13所述的程序1300的任何操作来确定社交或行为迟缓诊断状态(即,受试者是否显示与社交或行为迟缓一致的行为)。在确定社交或行为迟缓诊断状态时,社交或行为迟缓模块可以输出关于受试者是否显示社交或行为迟缓的确定。社交或行为迟缓模块可以输出阳性识别2722,其指示受试者确实显示社交或行为迟缓。社交或行为迟缓模块可以输出阴性指示2724,其指示受试者未显示社交或行为迟缓。社交或行为迟缓模块可以输出不确定性指示2726,其指示社交或行为迟缓模块无法确定受试者是否显示社交或行为迟缓。

[0285] 当社交或行为迟缓模块确定受试者未显示社交或行为迟缓或者社交或行为迟缓查询的结果是不确定性时,系统可以输出这样的结果并停止其对受试者的社交或行为健康的查询。

[0286] 然而,当社交或行为迟缓模块确定受试者确实显示社交或行为迟缓时,社交或行为迟缓模块可将该结果和信息2710传递给自闭症或ADHD模块2730。

[0287] 自闭症或ADHD迟缓模块可以利用本文所述的任何诊断操作来确定受试者的自闭症或ADHD状态。例如,自闭症或ADHD迟缓模块可以利用关于图13所述的程序1300的任何操作来确定自闭症或ADHD诊断状态(即,受试者是否显示与自闭症或ADHD一致的行为)。在确定自闭症或ADHD诊断状态时,自闭症或ADHD模块可输出关于受试者是否显示自闭症或ADHD的确定。自闭症或ADHD模块可已输出阳性识别2732,其指示受试者确实显示自闭症或ADHD。自闭症或ADHD模块可以输出阴性指示2734,其指示受试者不显示自闭症或ADHD。自闭症或ADHD模块可以输出不确定性指示2736,其指示自闭症或ADHD模块无法确定受试者是否显示自闭症或ADHD。

[0288] 当自闭症或ADHD模块确定受试者未显示自闭症或ADHD或者自闭症或ADHD查询的结果是不确定性时,系统可输出这样的结果并停止其对受试者的社交或行为健康状况的查询。在这样的情景下,系统可以回到受试者显示社交或行为迟缓的早期诊断。

[0289] 然而,当自闭症或ADHD模块确定受试者确实显示自闭症或ADHD时,自闭症或ADHD模块可将该结果和信息2710传递给自闭症和ADHD判别模块2740。

[0290] 自闭症和ADHD判别模块可以利用本文所述的任何诊断操作来区分自闭症和ADHD。例如,自闭症和ADHD判别模块可以利用关于图13所述的程序1300的任何操作来判别受试者的自闭症和ADHD(即,确定受试者是显示与自闭症更一致还是与ADHD更一致的行为)。在判别自闭症和ADHD后,自闭症和ADHD判别模块可以输出关于是否显示自闭症或受试者是否显示ADHD的确定。自闭症和ADHD判别模块可以输出指示2742,其指示受试者显示自闭症。自闭症和ADHD判别模块可以输出指示2744,其指示受试者显示ADHD。自闭症和ADHD判别模块可以输出不确定性指示2746,其指示自闭症和ADHD判别模块无法区分受试者的行为是与自闭症更一致或还是与ADHD更一致。

[0291] 当自闭症和ADHD判别模块确定自闭症和ADHD判别查询的结果是不确定性时,系统可以输出这样的结果并且停止其对受试者的社会或行为健康的查询。在这样的情景下,系

统可以回到受试者显示与自闭症或ADHD一致的行为的早期诊断。

[0292] 备选地或组合地,自闭症和ADHD判别模块还可以被配置用于将信息2710传递到一个或多个附加模块。例如,自闭症和ADHD判别模块可以被配置用于将信息传递给强迫症模块(图27中未示出)。强迫症模块可以使用本文所述的任何系统和方法(诸如程序1300的任何操作)来确定受试者是否显示与强迫症相一致的行为。

[0293] 备选地或组合地,言语或语言迟缓模块2750可以接收信息2710。言语或语言迟缓模块可以利用本文所述的任何诊断操作来确定受试者的言语或语言迟缓诊断状态。例如,言语或语言迟缓模块可以利用关于图13所述的程序1300的任何操作来确定言语或语言迟缓诊断状态(即,受试者是否显示与言语或语言迟缓一致的行为)。在确定言语或语言迟缓诊断状态时,言语或语言迟缓模块可以输出关于受试者是否显示言语或语言迟缓的确定。言语或语言迟缓模块可以输出阳性识别2752,其指示受试者确实显示言语或语言迟缓。言语或语言迟缓模块可以输出阴性指示2754,其指示受试者不显示言语或语言迟缓。言语或语言迟缓模块可以输出不确定性指示2756,其指示言语或语言迟缓模块无法确定受试者是否显示言语或语言迟缓。

[0294] 当言语或语言迟缓模块确定受试者不显示言语或语言迟缓或者言语或语言迟缓查询的结果是不确定的时,系统可以输出这样的结果并且停止对受试者的言语或语言健康的查询。

[0295] 然而,当言语或语言迟缓模块确定受试者确实显示言语或语言迟缓时,言语或语言迟缓模块可以将该结果和信息2710传递给智力障碍模块2760。

[0296] 智力障碍模块可以利用本文所述的任何诊断操作来确定受试者的智力障碍状态。例如,智力障碍模块可以利用关于图13所述的程序1300的任何操作来确定智力障碍诊断状态(即,受试者是否显示与智力障碍一致的行为)。在确定智力障碍诊断状态时,智力障碍模块可以输出关于受试者是否显示智力障碍的确定。智力障碍模块可以输出阳性识别2762,其指示受试者确实显示智力障碍。智力障碍模块可以输出阴性指示2764,其指示受试者未显示智力障碍。智力障碍模块可以输出不确定性指示2766,其指示智力障碍模块无法确定受试者是否显示智力障碍。

[0297] 当智力障碍模块确定受试者未显示智力障碍或者智力障碍查询的结果是不确定性时,系统可以输出这样的结果并停止其对受试者的言语或语言健康的查询。在这样的情景下,系统可以回到受试者显示言语或语言迟缓的早期诊断。

[0298] 备选地或组合地,智力障碍模块还可以被配置用于将信息2710传递到一个或多个附加模块。例如,智力障碍模块可以被配置用于将信息传递到诵读困难模块(图27中未示出)。诵读困难模块可以使用本文所述的任何系统和方法(诸如程序1300的任何操作)来确定受试者是否显示与诵读困难一致的行为。

[0299] 尽管参考社交或行为迟缓、自闭症、ADHD、强迫症、言语或语言迟缓、智力障碍和诵读困难进行了描述,但系统2700可以包括可以提供任何行为障碍的诊断状态的任何数目的模块(诸如1、2、3、4、5、6、7、8、9、10或多于10个模块)。模块可以以任何可能的顺序可操作地耦合(诸如级联或链接)。

[0300] 本文任何地方描述的系统和方法可以用作治疗计划的基础,或用于药物的施用,用于通过本文所述的用于诊断的任何系统或方法所诊断的状况。

[0301] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗急性应激障碍,该药物是诸如普萘洛尔、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀、氟西汀、文拉法辛、米氮平、奈法唑酮、卡马西平、双丙戊酸、拉莫三嗪、托吡酯、哌唑嗪、苯乙肼、丙咪嗪、地西泮、氯硝西泮、劳拉西泮或阿普唑仑。

[0302] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗适应障碍,该药物是诸如丁螺环酮、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀、氟西汀、地西泮、氯硝西泮、劳拉西泮或阿普唑仑。

[0303] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗广场恐怖症,该药物是诸如地西泮、氯硝西泮、劳拉西泮、阿普唑仑、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀、氟西汀或丁螺环酮。

[0304] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗阿尔茨海默病,该药物是诸如多奈哌齐、加兰他敏、美金刚或利斯的明。

[0305] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗神经性厌食症,该药物是诸如奥氮平、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀或氟西汀。

[0306] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗焦虑性障碍,该药物是诸如舍曲林、艾司西酞普兰、西酞普兰、氟西汀、地西泮、丁螺环酮、文拉法辛、度洛西汀、丙咪嗪、地昔帕明、氯米帕明、劳拉西泮、氯硝西泮或普瑞巴林。

[0307] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗依恋障碍。

[0308] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗注意力缺陷/多动障碍(ADHD/ADD),该药物是诸如苯丙胺(例如,剂量为5mg至50mg)、右苯丙胺(例如,剂量为5mg至60mg)、哌甲酯(例如,剂量为5mg至60mg)、甲基苯丙胺(例如,剂量为5mg至25mg)、右哌甲酯(例如,剂量为2.5mg至40mg)、胍法辛(例如,剂量为1mg至10mg)、托莫西汀(例如,剂量为10mg至100mg)、利右苯丙胺(例如,剂量为30mg至70mg)、可乐定(例如,剂量为0.1mg至0.5mg)或莫达非尼(例如,剂量为100mg至500mg)。

[0309] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗自闭症或自闭症谱系障碍,该药物是诸如利培酮(例如,剂量为0.5mg至20mg)、喹硫平(例如,剂量为25mg至1000mg)、苯丙胺(例如,剂量为5mg至50mg)、右苯丙胺(例如,剂量为5mg至60mg)、哌甲酯(例如,剂量为5mg至60mg)、甲基苯丙胺(例如,剂量为5mg至25mg)、右哌甲酯(例如,剂量为2.5mg至40mg)、胍法辛(例如,剂量为1mg至10mg)、托莫西汀(例如,剂量为10mg至100mg)、利右苯丙胺(例如,剂量为30mg至70mg)、可乐定(例如,剂量为0.1mg至0.5mg)或阿立哌唑(例如,剂量为1mg至10mg)。

[0310] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗居丧,该药物是诸如西酞普兰、度洛西汀或多塞平。

[0311] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗暴食症,该药物是诸如利右苯丙胺。

[0312] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗双相性障碍,该药物是诸如托吡酯、拉莫三嗪、奥卡西平、氟哌啶醇、利培酮、喹硫平、奥氮平、阿立哌唑或氟西汀。

[0313] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗身体变形性障碍,该药物是诸如舍曲林、艾司西酞普兰或西酞普兰。

[0314] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗短暂性精神病性障碍,该药物是诸如氯氮平、阿塞那平、奥氮平或喹硫平。

[0315] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗神经性贪食症,该药物是诸如舍曲林或氟西汀。

[0316] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗品行障碍,该药物是诸如劳拉西泮、地西泮或氯巴占。

[0317] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗环性气质障碍。

[0318] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗妄想性障碍,该药物是诸如氯氮平、阿塞那平、利培酮、文拉法辛、安非他酮或丁螺环酮。

[0319] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗人格解体性障碍,该药物是诸如舍曲林、氟西汀、阿普唑仑、地西泮或西酞普兰。

[0320] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗抑郁症,该药物是诸如舍曲林、氟西汀、西酞普兰、安非他酮、艾司西酞普兰、文拉法辛、阿立哌唑、丁螺环酮、沃替西汀或维拉佐酮。

[0321] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗去抑制型社会参与障碍。

[0322] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗破坏性情绪失调障碍,该药物是诸如喹硫平、氯氮平、阿塞那平或匹莫范色林。

[0323] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗分离性遗忘,该药物是诸如阿普唑仑、地西泮、劳拉西泮或氯氮卓。

[0324] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗分离性障碍,该药物是诸如安非他酮、沃替西汀或维拉佐酮。

[0325] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗分离性神游,该药物是诸如异戊巴比妥、阿普比妥、仲丁比妥或美索比妥。

[0326] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗分离性身份识别障碍。

[0327] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗诵读困难,该药物是诸如苯丙胺(例如,剂量为5mg至50mg)、右苯丙胺(例如,剂量为5mg至60mg)、哌甲酯(例如,剂量为5mg至60mg)、甲基苯丙胺(例如,剂量为5mg至25mg)、右哌甲酯(例如,剂量为2.5mg至40mg)、胍法辛(例如,剂量为1mg至10mg)、托莫西汀(例如,剂量为10mg至100mg)、利右苯丙胺(例如,剂量为30mg至70mg)、可乐定(例如,剂量为0.1mg至0.5mg)或莫达非尼(例如,剂量为100mg至500mg)。

[0328] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗心境恶劣障碍,该药物是诸如安非他酮、文拉法辛、舍曲林或西酞普兰。

[0329] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗饮食失调,该药物是诸如奥氮平、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀或氟西汀。

[0330] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗表达性语言障碍。

[0331] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗性别焦虑,该药物是诸如雌激素、孕激素或睾酮。

[0332] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗广泛性焦虑障碍,该药

物是诸如文拉法辛、度洛西汀、丁螺环酮、舍曲林或氟西汀。

[0333] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗囤积障碍,该药物是诸如丁螺环酮、舍曲林、艾司西酞普兰、西酞普兰、氟西汀、帕罗西汀、文拉法辛或氯米帕明。

[0334] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗智力障碍。

[0335] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗间歇性爆发性障碍,该药物是诸如阿塞那平、氯氮平、奥氮平或匹莫范色林。

[0336] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗偷窃狂,该药物是诸如艾司西酞普兰、氟伏沙明、氟西汀或帕罗西汀。

[0337] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗数学障碍。

[0338] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗强迫症,该药物是诸如丁螺环酮(例如,剂量为5mg至60mg)、舍曲林(例如,剂量为至多200mg)、艾司西酞普兰(例如,剂量为至多40mg)、西酞普兰(例如,剂量为至多40mg)、氟西汀(例如,剂量为40mg至80mg)、帕罗西汀(例如,剂量为40mg至60mg)、文拉法辛(例如,剂量为至多375mg)、氯米帕明(例如,剂量为至多250mg)或氟伏沙明(例如,剂量为至多300mg)。

[0339] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗对立违抗性障碍。

[0340] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗惊恐性障碍,该药物是诸如安非他酮、维拉佐酮或沃替西汀。

[0341] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗帕金森病,该药物是诸如利斯的明、司来吉兰、雷沙吉兰、溴隐亭、金刚烷胺、卡麦角林或苯扎托品。

[0342] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗病理性赌博,该药物是诸如安非他酮、维拉佐酮或沃替西汀。

[0343] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗异食癖。

[0344] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗产后抑郁症,该药物是诸如舍曲林、氟西汀、西酞普兰、安非他酮、艾司西酞普兰、文拉法辛、阿立哌唑、丁螺环酮、沃替西汀或维拉佐酮。

[0345] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗创伤后应激障碍,该药物是诸如舍曲林、氟西汀或帕罗西汀。

[0346] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗经前焦虑障碍,该药物是诸如雌二醇、屈螺酮、舍曲林、西酞普兰、氟西汀或丁螺环酮。

[0347] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗假性延髓情绪,该药物是诸如氢溴酸右美沙芬或硫酸奎尼丁。

[0348] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗纵火狂,该药物是诸如氯氮平、阿塞那平、奥氮平、帕利哌酮或喹硫平。

[0349] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗反应性依恋障碍。

[0350] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗阅读障碍。

[0351] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗雷特综合征。

[0352] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗反刍障碍。

[0353] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗分裂情感性障碍,该药物是诸如舍曲林、卡马西平、奥卡西平、丙戊酸、氟哌啶醇、奥氮平或洛沙平。

[0354] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗精神分裂症,该药物是诸如氯丙嗪、氟哌啶醇、氟奋乃静、利培酮、喹硫平、齐拉西酮、奥氮平、奋乃静、阿立哌唑或丙氯拉嗪。

[0355] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗精神分裂症样障碍,该药物是诸如帕利哌酮、氯氮平、利培酮。

[0356] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗季节性情感障碍,该药物是诸如舍曲林或氟西汀。

[0357] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗分离焦虑障碍。

[0358] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗共有性精神病性障碍,该药物是诸如氯氮平、匹莫范色林、利培酮或鲁拉西酮。

[0359] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗社会(语用)交流障碍。

[0360] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗社交焦虑恐怖症,该药物是诸如阿米替林、安非他酮、西酞普兰、氟西汀、舍曲林或文拉法辛。

[0361] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗躯体症状障碍。

[0362] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗特定恐怖症,该药物是诸如地西泮、艾司唑仑、夸西泮或阿普唑仑。

[0363] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗刻板运动障碍,该药物是诸如利培酮或氯氮平。

[0364] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗口吃。

[0365] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗图雷特病,该药物是诸如氟哌啶醇、氟奋乃静、利培酮、齐拉西酮、匹莫齐特、奋乃静或阿立哌唑。

[0366] 本文任何地方描述的系统和方法可以用于施用药物以治疗短暂性抽动障碍,该药物是诸如胍法辛、可乐定、匹莫齐特、利培酮、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀或氟西汀。

[0367] 图28示出了可以响应于本文所述系统和方法的诊断而施用的药物。药物可以包含在容器2800如药瓶中。容器可以具有标签2810,其携带说明“如果诊断患有障碍x,则施用药物y”。障碍x可以是本文所述的任何障碍。药物y可以是本文所述的任何药物。

[0368] 本发明提供了包括但不限于以下实施方式:

[0369] 1.一种用于提供对受试者的至少一种认知功能属性的评估的方法,包括:

[0370] 在具有处理器和存储器的计算机系统上存储用于由所述处理器执行的计算机程序,所述计算机程序包括指令,用于:

[0371] 接收与所述认知功能属性相关的所述受试者的数据;

[0372] 使用机器学习模型评估所述受试者的所述数据;

[0373] 提供对所述受试者的评估,所述评估选自包括响应于所述数据的非结论性确定和分类性确定的组。

[0374] 2.如实施方式1所述的方法,其中所述机器学习模型包括多个机器学习评定模型的选定子集。

[0375] 3.如实施方式1所述的方法,其中所述分类性确定包括所述认知功能属性的存在和所述认知功能属性的不存在。

[0376] 4.如实施方式2所述的方法,其中接收来自所述受试者的数据包括接收一初始数据集;

[0377] 其中评估来自所述受试者的所述数据包括使用选自多个可调节机器学习评定模型的可调节机器学习评定模型的初步子集来评估所述初始数据集,以输出针对所述可调节机器学习评定模型的所述初步子集中的每一个的数值评分;并且

[0378] 还包括基于所述初始数据集的分析,提供关于所述受试者的所述认知功能属性的存在或不存在的分类性确定或非结论性确定,其中能够调整非结论性确定与分类性确定的比率。

[0379] 5.如实施方式4所述的方法,包括:

[0380] 如果所述初始数据集的分析产生非结论性确定,则确定是否应用附加评定模型,所述附加评定模型选自所述多个可调节机器学习评定模型;

[0381] 基于所述确定的结果,接收来自所述受试者的附加数据集;

[0382] 基于所述确定的结果,使用所述附加评定模型评估来自所述受试者的所述附加数据集,以输出针对所述附加评定模型中的每一个的数值评分;以及

[0383] 基于使用所述附加评定模型对来自所述受试者的所述附加数据集的分析,提供关于所述受试者的所述认知功能属性的存在或不存在的分类性确定或非结论性确定,其中能够调整非结论性确定与分类性确定的比率。

[0384] 6.如实施方式5所述的方法,包括:

[0385] 组合针对所述评定模型的初步子集中的每一个的所述数值评分,以生成组合的初步输出评分;以及

[0386] 将所述组合的初步输出评分映射到关于所述受试者的所述认知功能属性的存在或不存在的分类性确定或非结论性确定,其中能够调整非结论性确定与分类性确定的比率。

[0387] 7.如实施方式6所述的方法,包括:

[0388] 组合针对所述附加评定模型中的每一个的所述数值评分,以生成组合的附加输出评分;以及

[0389] 将所述组合的附加输出评分映射到关于所述受试者的所述认知功能属性的存在或不存在的分类性确定或非结论性确定,其中能够调整非结论性确定与分类性确定的比率。

[0390] 8.如实施方式7所述的方法,包括采用基于规则的逻辑或组合技术,用来组合针对所述评定模型的初步子集中的每一个的数值评分并且组合所述附加评定模型中的每一个的数值评分。

[0391] 9.如实施方式1所述的方法,其中通过指定一包含率来调整所述非结论性确定与分类性确定的比率,并且其中通过提供灵敏度和特异性度量来评定关于所述受试者的发育状况的存在或不存在的分类性确定。

[0392] 10.如实施方式9所述的方法,其中所述包含率不小于70%,并且其中所述分类性确定产生至少70的灵敏度与对应的至少70的特异性。

[0393] 11.如实施方式9所述的方法,其中所述包含率不低于70%,并且其中所述分类性确定产生至少80的灵敏度与对应的至少80的特异性。

[0394] 12.如实施方式9所述的方法,其中所述包含率不低于70%,并且其中所述分类性确定产生至少90的灵敏度与对应的至少90的特异性。

[0395] 13.如实施方式1所述的方法,其中来自所述受试者的数据包括诊断工具的样本中的至少一种,其中所述诊断工具包括诊断问题和对应的可选答案的集合,以及人口统计数据。

[0396] 14.如实施方式1所述的方法,包括:

[0397] 使用来自先前已针对所述发育状况进行评估的多个受试者的数据来训练多个可调节机器学习评定模型,其中训练包括:

[0398] 使用机器学习技术预处理来自所述多个受试者的所述数据;

[0399] 从所述预处理的数据中提取和编码机器学习特征;

[0400] 处理来自所述多个受试者的所述数据,以反映意向应用环境中受试者的认知功能属性的预期发生;

[0401] 选择所处理的机器学习特征的子集;

[0402] 评估所述多个可调节机器学习评定模型中的每个模型的性能,其中评估每个模型针对预定的包含率的灵敏度和特异性;

[0403] 基于确定在所述多个可调节机器学习评定模型的选定子集中使用所有模型的益处,确定每个模型的最佳参数集。

[0404] 15.如实施方式14所述的方法,其中确定每个模型的最佳参数集包括在不同调节参数环境中调节每个模型的参数。

[0405] 16.如实施方式14所述的方法,其中处理所述经编码的机器学习特征包括:

[0406] 计算样本权重并将其分配于数据的每个样本,

[0407] 其中数据的每个样本对应于所述多个受试者中的一受试者,

[0408] 其中根据受试者特定维度对样本进行分组,

[0409] 其中计算并分配所述样本权重以使一个样本组相对于每个其他样本组平衡,从而反映意向环境中受试者的每个维度的预期分布。

[0410] 17.如实施方式14所述的方法,其中所述受试者特定维度包括受试者的性别、受试者所住的地理区域和受试者的年龄。

[0411] 18.如实施方式14所述的方法,其中从所述预处理数据中提取和编码机器学习特征包括使用特征编码技术,诸如但不限于独热编码、严重度编码和行为存在编码。

[0412] 19.如实施方式14所述的方法,其中选择所述处理的机器学习特征的子集包括使用自举技术从所述处理的机器学习特征中识别判别特征的子集。

[0413] 20.如实施方式1所述的方法,其中所述认知功能属性包括行为障碍和发育进展。

[0414] 21.如实施方式1所述的方法,其中针对所述受试者提供的所述分类性确定选自响应于所述数据的非结论性确定、多个认知功能属性的存在和多个认知功能属性的不存在。

[0415] 22.一种用于评估受试者的认知功能属性的装置,所述装置包括:

[0416] 处理器,其被配置有在执行时使所述处理器执行如实施方式1所述的方法的指令。

[0417] 23.一种用于提供受试者的至少一种认知功能属性的评估的移动设备,包括:

[0418] 显示器;以及

[0419] 处理器,配置有指令以:

- [0420] 接收并显示与所述认知功能属性相关的所述受试者的数据；
- [0421] 接收并显示对所述受试者的评估,所述评估选自非结论性确定和分类性确定；
- [0422] 其中已响应于所述受试者的数据对所述受试者的所述评估进行了确定。
- [0423] 24.如实施方式23所述的移动设备,其中所述分类性确定选自所述认知功能属性的存在和所述认知功能属性的不存在。
- [0424] 25.如实施方式24所述的方法,其中对于所述认知功能属性的所述存在或所述不存在,分别以至少80的灵敏度和至少80的特异性确定所述认知功能属性。
- [0425] 26.如实施方式24所述的方法,其中对于所述认知功能属性的所述存在或所述不存在,分别以至少90的灵敏度和至少90的特异性确定所述认知功能属性。
- [0426] 27.如实施方式23所述的方法,其中所述认知功能属性包括行为障碍和发育进展。
- [0427] 28.一种数字化治疗系统,该数字化治疗系统用于利用个人治疗性治疗计划来治疗受试者,所述数字化治疗系统包括:
- [0428] 一个或多个处理器,包括用于以下模块的软件指令,
- [0429] 诊断模块,该诊断模块用于从所述受试者接收数据并输出所述受试者的诊断数据,所述诊断模块包括一种或多种分类器,该一种或多种分类器室基于受试者群体使用机器学习或统计建模而构建的,以确定所述受试者的所述诊断数据,并且其中所述诊断数据包括对所述受试者的评估,所述评估选自响应于从所述受试者接收的数据的非结论性确定和分类性确定,
- [0430] 治疗模块,该治疗模块用于接收所述诊断数据并输出针对所述受试者的所述个人治疗性治疗计划,所述治疗模块包括一种或多种模型,该一种或多种模型是基于所述受试者群体的至少一部分使用机器学习或统计建模而构建的,以确定和输出所述受试者的所述个人治疗性治疗计划,
- [0431] 其中所述诊断模块被配置用于:响应于所述受试者的疗法从所述受试者接收更新的受试者数据,并且生成来自所述受试者的更新的诊断数据,并且其中所述治疗模块被配置用于接收所述更新的诊断数据并响应于所述诊断数据和所述更新的诊断数据而输出针对所述受试者的更新的个人治疗计划。
- [0432] 29.如实施方式28所述的系统,其中所述诊断模块包括在所述受试者群体上训练的诊断性机器学习分类器,并且其中所述治疗模块包括在所述受试者群体的至少一部分上训练的治疗性机器学习分类器,并且其中所述诊断模块和所述治疗模块被布置成所述诊断模块基于所述治疗计划的表现向所述治疗模块提供反馈。
- [0433] 30.如实施方式29所述的系统,其中所述治疗性分类器包括在数据集上训练的指令,所述数据集包括所述受试者不是其成员的群体,并且其中所述受试者包括不是所述群体的成员的个人。
- [0434] 31.如实施方式28所述的系统,其中所述诊断模块包括在至少10,000人的受试者群体的多个简档上训练的诊断分类器和在所述受试者群体的所述多个简档上训练的治疗简档。
- [0435] 32.一种用于评估受试者的至少一种认知功能属性的系统,所述系统包括:
- [0436] 配置有指令的处理器,所述指令在执行时使所述处理器:
- [0437] 呈现来自多个分类器链的多个问题,所述多个分类器链包括第一链和第二链,所

述第一链包括社交/行为迟缓分类器,所述第二链包括言语与语言迟缓分类器。

[0438] 33.如实施方式32所述的处理器,其中所述社交/行为迟缓分类器可操作地耦合至自闭症与ADHD分类器。

[0439] 34.如实施方式33所述的处理器,其中所述社交/行为迟缓分类器被配置成:如果所述受试者具有社交/行为迟缓则输出阳性结果,并且如果所述受试者不具有所述社交/行为迟缓则输出阴性结果。

[0440] 35.如实施方式34所述的处理器,其中所述社交/行为迟缓分类器被配置成:如果无法以指定的灵敏度和特异性确定所述受试者是否具有所述社交/行为迟缓,则输出不确定性结果。

[0441] 36.如实施方式34所述的处理器,其中所述社交/行为迟缓分类器输出耦合至自闭症和ADHD分类器的输入,并且所述自闭症和ADHD分类器被配置成:如果所述受试者患有自闭症或ADHD则输出阳性结果。

[0442] 37.如实施方式36所述的处理器,其中所述自闭症和ADHD分类器的输出耦合至自闭症对ADHD分类器的输入,并且其中所述自闭症对ADHD分类器被配置成:如果所述受试者患有自闭症则生成第一输出,并且如果所述受试者患有ADHD则生成第二输出。

[0443] 38.如实施方式37所述的处理器,其中所述自闭症对ADHD分类器被配置成:如果无法以指定的灵敏度和特异性确定所述受试者是否患有自闭症或ADHD,则提供不确定性输出。

[0444] 39.如实施方式32所述的处理器,其中所述言语与语言迟缓分类器可操作地耦合至智力障碍分类器。

[0445] 40.如实施方式39所述的处理器,其中所述言语与语言迟缓分类器被配置成:如果所述受试者具有言语和语言迟缓则输出阳性结果,并且如果所述受试者不具有所述言语和语言迟缓则输出阴性输出。

[0446] 41.如实施方式40所述的处理器,其中所述言语与语言迟缓分类器被配置成:如果无法以指定的灵敏度和特异性确定所述受试者是否具有所述言语和语言迟缓,则输出不确定性结果。

[0447] 42.如实施方式40所述的处理器,其中所述言语与语言迟缓分类器输出耦合至智力障碍分类器的输入,并且所述智力障碍分类器被配置成:如果所述受试者具有智力障碍则生成第一输出,并且如果所述受试者具有所述言语和语言迟缓但不具有智力障碍则生成第二输出。

[0448] 43.如实施方式42所述的处理器,其中所述智力障碍分类器被配置成:如果无法以指定的灵敏度和特异性确定所述受试者是否具有所述智力障碍,则提供不确定性输出。

[0449] 44.如实施方式32所述的处理器,其中所述处理器配置有指令,从而按顺序呈现每个链的问题并跳过重叠的问题。

[0450] 45.如实施方式32所述的处理器,其中所述第一链包括耦合至自闭症与ADHD分类器的社交/行为迟缓分类器。

[0451] 46.如实施方式32所述的处理器,其中所述第二链包括耦合至智力障碍分类器的言语与语言迟缓分类器。

[0452] 47.如实施方式32所述的处理器,其中用户依次通过所述第一链和所述第二链。

- [0453] 48.一种用于向受试者施用药物的方法,包括:
- [0454] 用机器学习分类器检测所述受试者的神经障碍;以及
- [0455] 响应于所述检测的神经障碍,将所述药物施用于所述受试者。
- [0456] 49.如实施方式48所述的方法,其中所述神经障碍包括自闭症谱系障碍,并且所述药物选自利培酮、喹硫平、苯丙胺、右苯丙胺、哌甲酯、甲基苯丙胺、右苯丙胺、右哌甲酯、胍法辛、托莫西汀、利右苯丙胺、可乐定和阿立哌唑,或者
- [0457] 其中所述神经障碍包括注意力缺陷障碍(ADD),并且所述药物选自苯丙胺、右苯丙胺、哌甲酯、甲基苯丙胺、右苯丙胺、右哌甲酯、胍法辛、托莫西汀、利右苯丙胺、可乐定和莫达非尼,或者
- [0458] 其中所述神经障碍包括注意力缺陷与多动障碍(ADHD),并且所述药物选自苯丙胺、右苯丙胺、哌甲酯、甲基苯丙胺、右苯丙胺、右哌甲酯、胍法辛、托莫西汀、利右苯丙胺、可乐定和莫达非尼,或者
- [0459] 其中所述神经障碍包括强迫症,并且所述药物选自丁螺环酮、舍曲林、艾司西酞普兰、西酞普兰、氟西汀、帕罗西汀、文拉法辛、氯米帕明和氟伏沙明,或者
- [0460] 其中所述神经障碍包括急性应激障碍,并且所述药物选自普萘洛尔、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀、氟西汀、文拉法辛、米氮平、奈法唑酮、卡马西平、双丙戊酸、拉莫三嗪、托吡酯、哌唑嗪、苯乙肼、丙咪嗪、地西泮、氯硝西泮、劳拉西泮和阿普唑仑,或者
- [0461] 其中所述神经障碍包括适应障碍,并且所述药物选自丁螺环酮、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀、氟西汀、地西泮、氯硝西泮、劳拉西泮和阿普唑仑,或者
- [0462] 其中所述神经障碍包括广场恐怖症,并且所述药物选自地西泮、氯硝西泮、劳拉西泮、阿普唑仑、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀、氟西汀和丁螺环酮,或者
- [0463] 其中所述神经障碍包括阿尔茨海默病,并且所述药物选自多奈哌齐、加兰他敏、美金刚和利斯的明,或者
- [0464] 其中所述神经障碍包括神经性厌食症,并且所述药物选自奥氮平、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀和氟西汀,或者
- [0465] 其中所述神经障碍包括焦虑性障碍,并且所述药物选自舍曲林、艾司西酞普兰、西酞普兰、氟西汀、地西泮、丁螺环酮、文拉法辛、度洛西汀、丙咪嗪、地昔帕明、氯米帕明、劳拉西泮、氯硝西泮和普瑞巴林,或者
- [0466] 其中所述神经障碍包括居丧,并且所述药物选自西酞普兰、度洛西汀和多塞平,或者
- [0467] 其中所述神经障碍包括暴食症,并且所述药物选自利右苯丙胺,或者
- [0468] 其中所述神经障碍包括双相性障碍,并且所述药物选自托吡酯、拉莫三嗪、奥卡西平、氟哌啶醇、利培酮、喹硫平、奥氮平、阿立哌唑和氟西汀,或者
- [0469] 其中所述神经障碍包括身体变形性障碍,并且所述药物选自舍曲林、艾司西酞普兰和西酞普兰,或者
- [0470] 其中所述神经障碍包括短暂性精神病性障碍,并且所述药物选自氯氮平、阿塞那平、奥氮平和喹硫平,或者
- [0471] 其中所述神经障碍包括神经性贪食症,并且所述药物选自舍曲林和氟西汀,或者
- [0472] 其中所述神经障碍包括品行障碍,并且所述药物选自劳拉西泮、地西泮和氯巴占,

或者

[0473] 其中所述神经障碍包括妄想性障碍,并且所述药物选自氯氮平、阿塞那平、利培酮、文拉法辛、安非他酮和丁螺环酮,或者

[0474] 其中所述神经障碍包括人格解体性障碍,并且所述药物选自舍曲林、氟西汀、阿普唑仑、地西泮和西酞普兰,或者

[0475] 其中所述神经障碍包括抑郁症,并且所述药物选自舍曲林、氟西汀、西酞普兰、安非他酮、艾司西酞普兰、文拉法辛、阿立哌唑、丁螺环酮、沃替西汀和维拉佐酮,或者

[0476] 其中所述神经障碍包括破坏性情绪失调障碍,并且所述药物选自喹硫平、氯氮平、阿塞那平和匹莫范色林,或者

[0477] 其中所述神经障碍包括分离性遗忘,并且所述药物选自阿普唑仑、地西泮、劳拉西泮和氯氮卓,或者

[0478] 其中所述神经障碍包括分离性障碍,并且所述药物选自安非他酮、沃替西汀和维拉佐酮,或者

[0479] 其中所述神经障碍包括分离性神游,并且所述药物选自异戊巴比妥、阿普比妥、仲丁比妥和美索比妥,或者

[0480] 其中所述神经障碍包括心境恶劣障碍,并且所述药物选自安非他酮、文拉法辛、舍曲林和西酞普兰,或者

[0481] 其中所述神经障碍包括饮食失调,并且所述药物选自奥氮平、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀和氟西汀,或者

[0482] 其中所述神经障碍包括性别焦虑,并且所述药物选自雌激素、孕激素和睾酮,或者

[0483] 其中所述神经障碍包括广泛性焦虑障碍,并且所述药物选自文拉法辛、度洛西汀、丁螺环酮、舍曲林和氟西汀,或者

[0484] 其中所述神经障碍包括囤积障碍,并且所述药物选自丁螺环酮、舍曲林、艾司西酞普兰、西酞普兰、氟西汀、帕罗西汀、文拉法辛和氯米帕明,或者

[0485] 其中所述神经障碍包括间歇性暴发性障碍,并且所述药物选自阿塞那平、氯氮平、奥氮平和匹莫范色林,或者

[0486] 其中所述神经障碍包括偷窃狂,并且所述药物选自艾司西酞普兰、氟伏沙明、氟西汀和帕罗西汀,或者

[0487] 其中所述神经障碍包括惊恐性障碍,并且所述药物选自安非他酮、维拉佐酮和沃替西汀,或者

[0488] 其中所述神经障碍包括帕金森病,并且所述药物选自利斯的明、司来吉兰、雷沙吉兰、溴隐亭、金刚烷胺、卡麦角林和苯扎托品,或者

[0489] 其中所述神经障碍包括病理性赌博,并且所述药物选自安非他酮、维拉佐酮和沃替西汀,或者

[0490] 其中所述神经障碍包括产后抑郁症,并且所述药物选自舍曲林、氟西汀、西酞普兰、安非他酮、艾司西酞普兰、文拉法辛、阿立哌唑、丁螺环酮、沃替西汀和维拉佐酮,或者

[0491] 其中所述神经障碍包括创伤后应激障碍,并且所述药物选自舍曲林、氟西汀、帕罗西汀,或者

[0492] 其中所述神经障碍包括经前焦虑障碍,并且所述药物选自雌二醇、屈螺酮、舍曲

林、西酞普兰、氟西汀和丁螺环酮,或者

[0493] 其中所述神经障碍包括假性延髓情绪,并且所述药物选自氢溴酸右美沙芬和硫酸奎尼丁,或者

[0494] 其中所述神经障碍包括纵火狂,并且所述药物选自氯氮平、阿塞那平、奥氮平、帕利哌酮和喹硫平,或者

[0495] 其中所述神经障碍包括分裂情感性障碍,并且所述药物选自舍曲林、卡马西平、奥卡西平、丙戊酸、氟哌啶醇、奥氮平和洛沙平,或者

[0496] 其中所述神经障碍包括精神分裂症,并且所述药物选自氯丙嗪、氟哌啶醇、氟奋乃静、利培酮、喹硫平、齐拉西酮、奥氮平、奋乃静、阿立哌唑和丙氯拉嗪;

[0497] 其中所述神经障碍包括精神分裂症样障碍,并且所述药物选自帕利哌酮、氯氮平和利培酮,或者

[0498] 其中所述神经障碍包括季节性情感障碍,并且所述药物选自舍曲林和氟西汀,或者

[0499] 其中所述神经障碍包括共有性精神病性障碍,并且所述药物选自氯氮平、匹莫范色林、利培酮和鲁拉西酮,或者

[0500] 其中所述神经障碍包括社交焦虑恐怖症,并且所述药物选自阿米替林、安非他酮、西酞普兰、氟西汀、舍曲林和文拉法辛,或者

[0501] 其中所述神经障碍包括特定恐怖症,并且所述药物选自地西洋、艾司唑仑、夸西泮和阿普唑仑,或者

[0502] 其中所述神经障碍包括刻板运动障碍,并且所述药物选自利培酮和氯氮平,或者

[0503] 其中所述神经障碍包括图雷特病,并且所述药物选自氟哌啶醇、氟奋乃静、利培酮、齐拉西酮、匹莫齐特、奋乃静和阿立哌唑,或者

[0504] 其中所述神经障碍包括短暂性抽动障碍,并且所述药物选自胍法辛、可乐定、匹莫齐特、利培酮、西酞普兰、艾司西酞普兰、舍曲林、帕罗西汀和氟西汀,或者

[0505] 其中所述神经障碍包括拔毛狂,并且所述药物选自舍曲林、氟西汀、帕罗西汀、地昔帕明和氯米帕明。

[0506] 50. 如实施方式48所述的方法,其中所述机器学习分类器具有不小于70%的包含率。

[0507] 51. 如实施方式48所述的方法,其中所述机器学习分类器能够输出不确定性结果。

[0508] 虽然本文已经示出和描述了本发明的优选实施方式,但对于本领域技术人员而言将会显而易见的是,这样的实施方式只是通过示例的方式提供的。在不偏离本发明的情况下,本领域技术人员将会想到众多变化、改变和替代。应当理解,在实践本发明的过程中可以采用本文所述的本发明实施方式的各种替代方案。本文旨在下列权利要求限定了本发明的范围并且从而覆盖这些权利要求的范围内的方法和结构及其等同项。

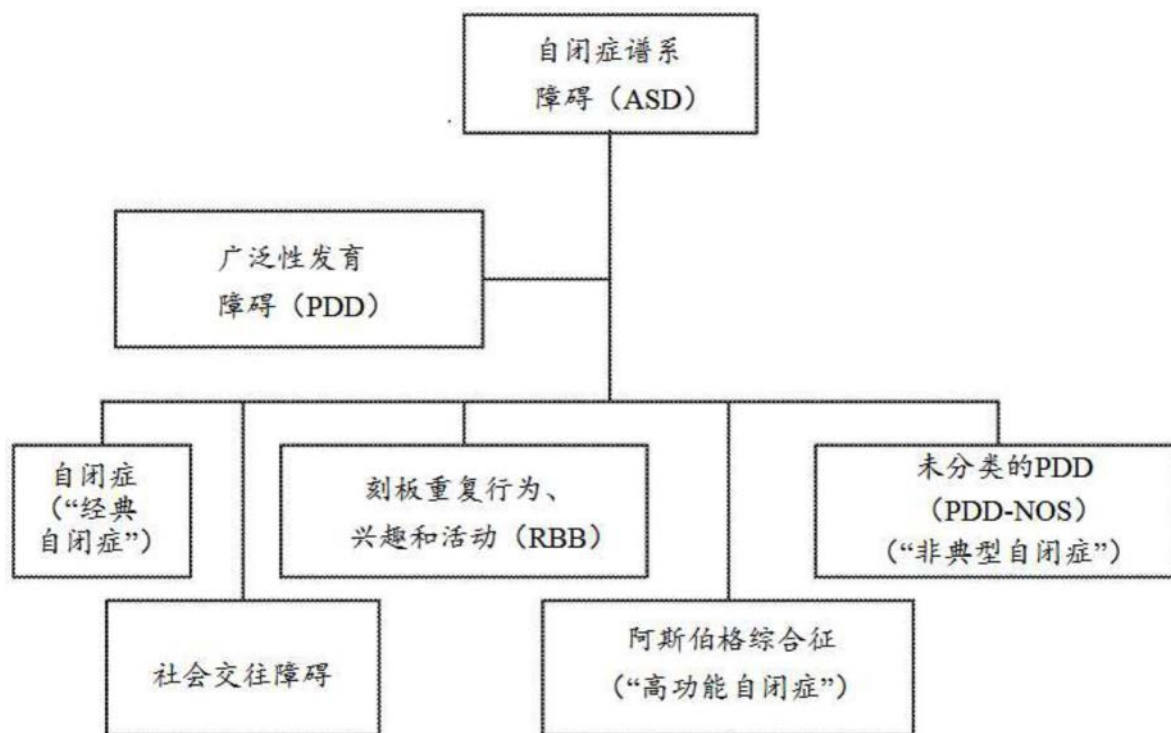


图1A

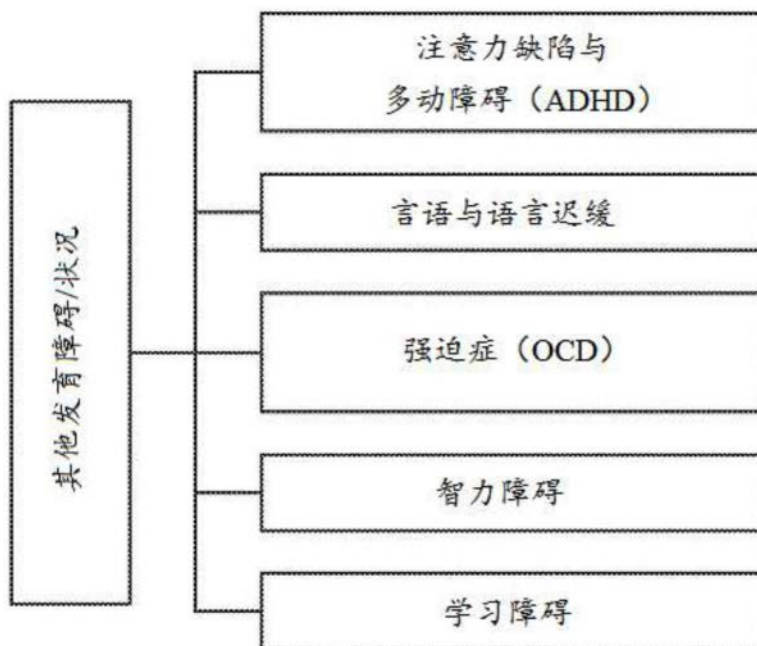


图1B

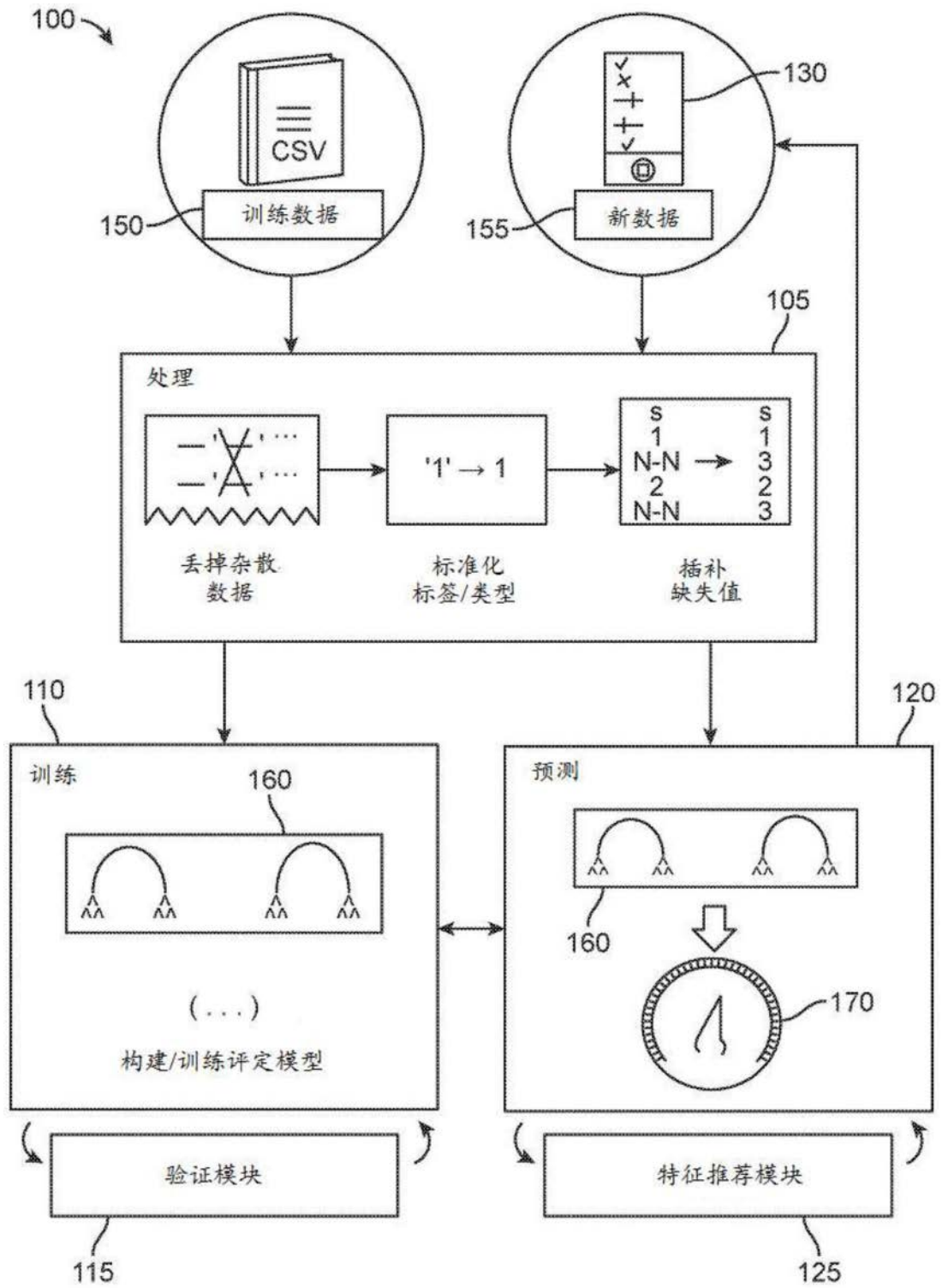


图2

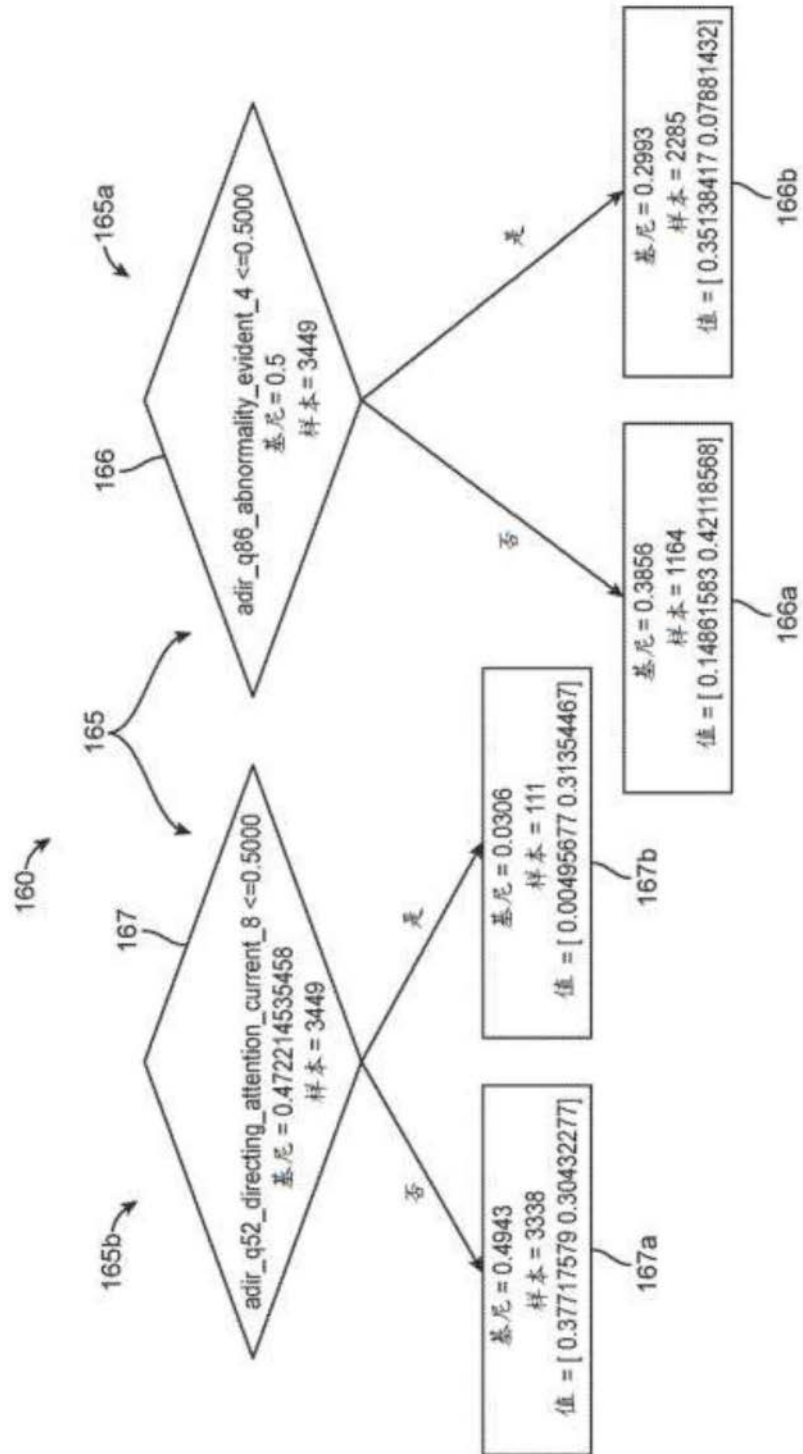


图3

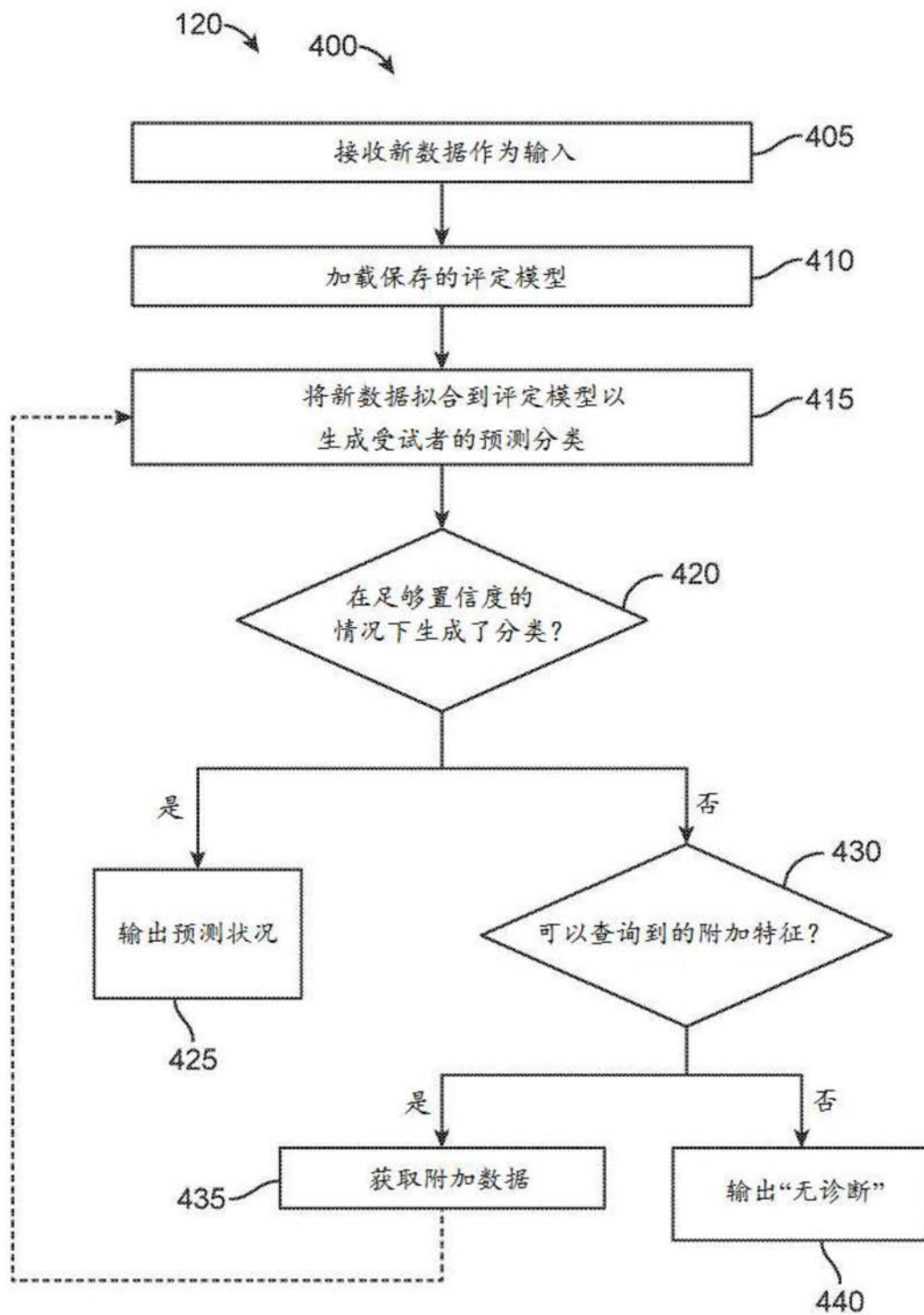


图4

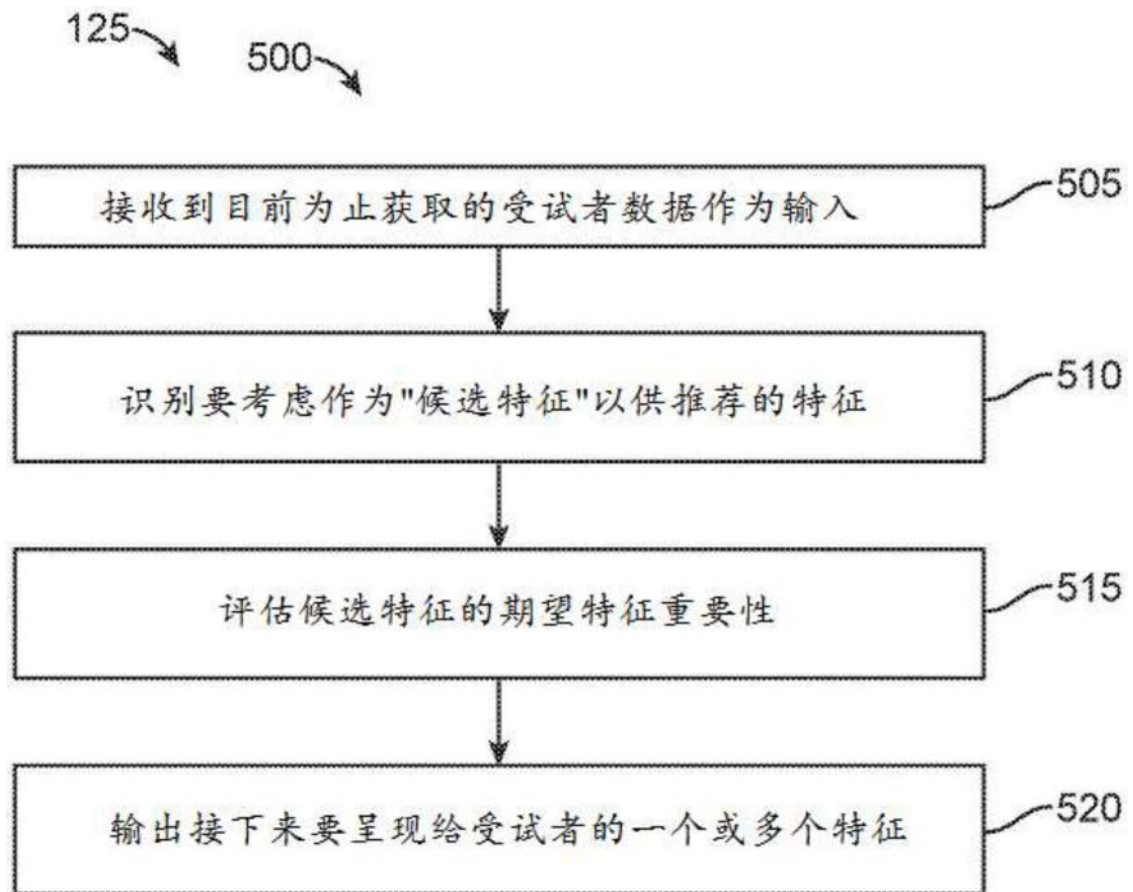


图5

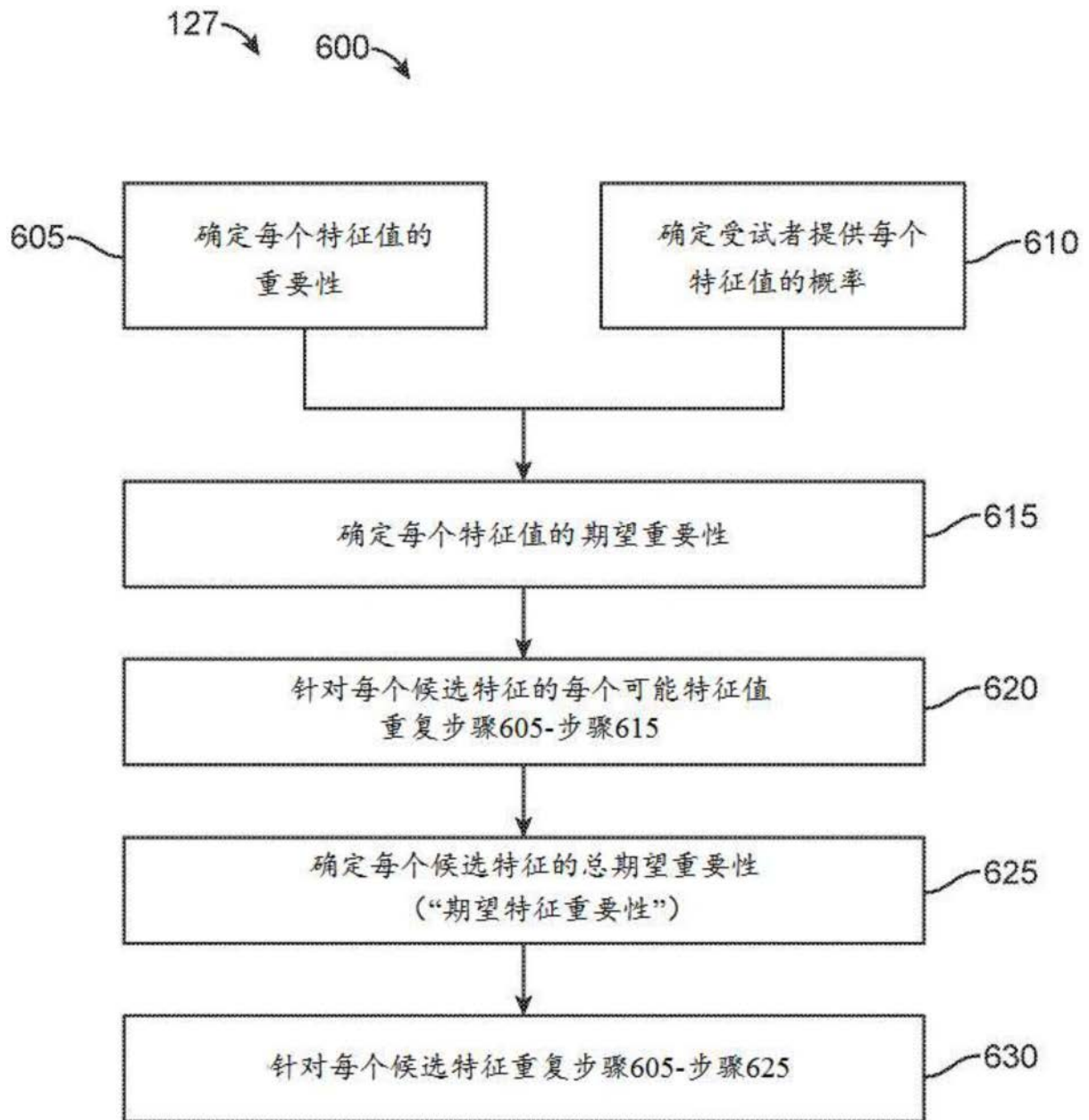


图6

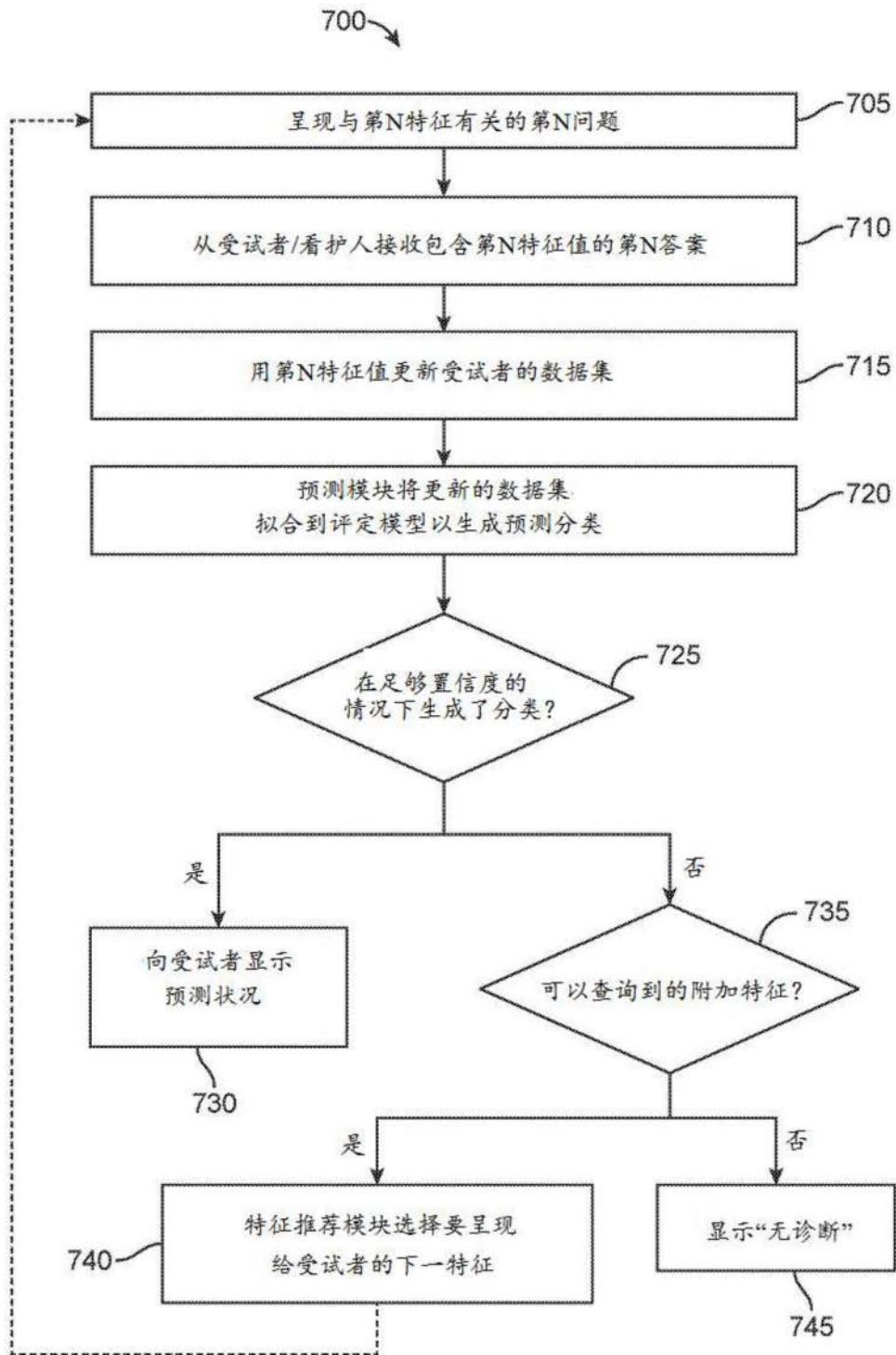


图7

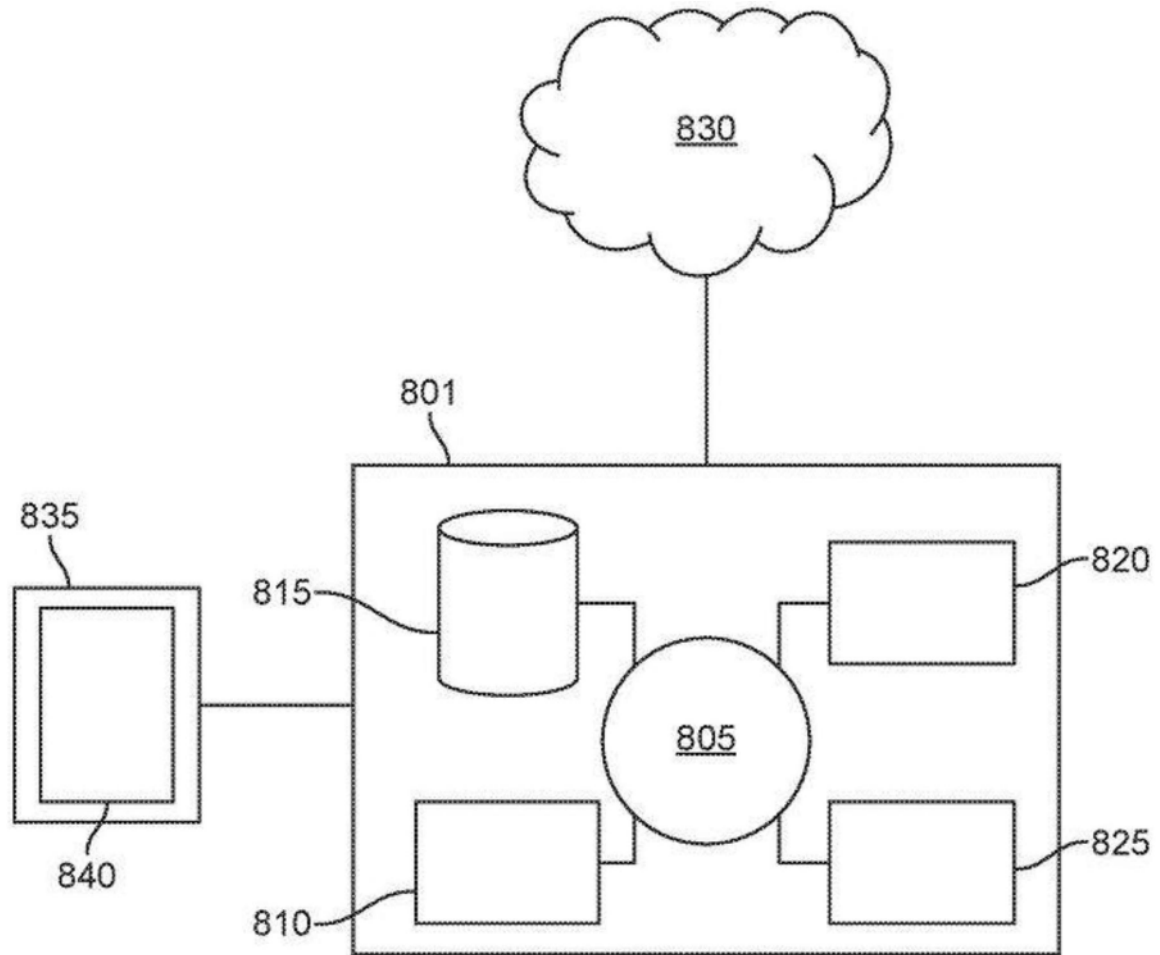


图8

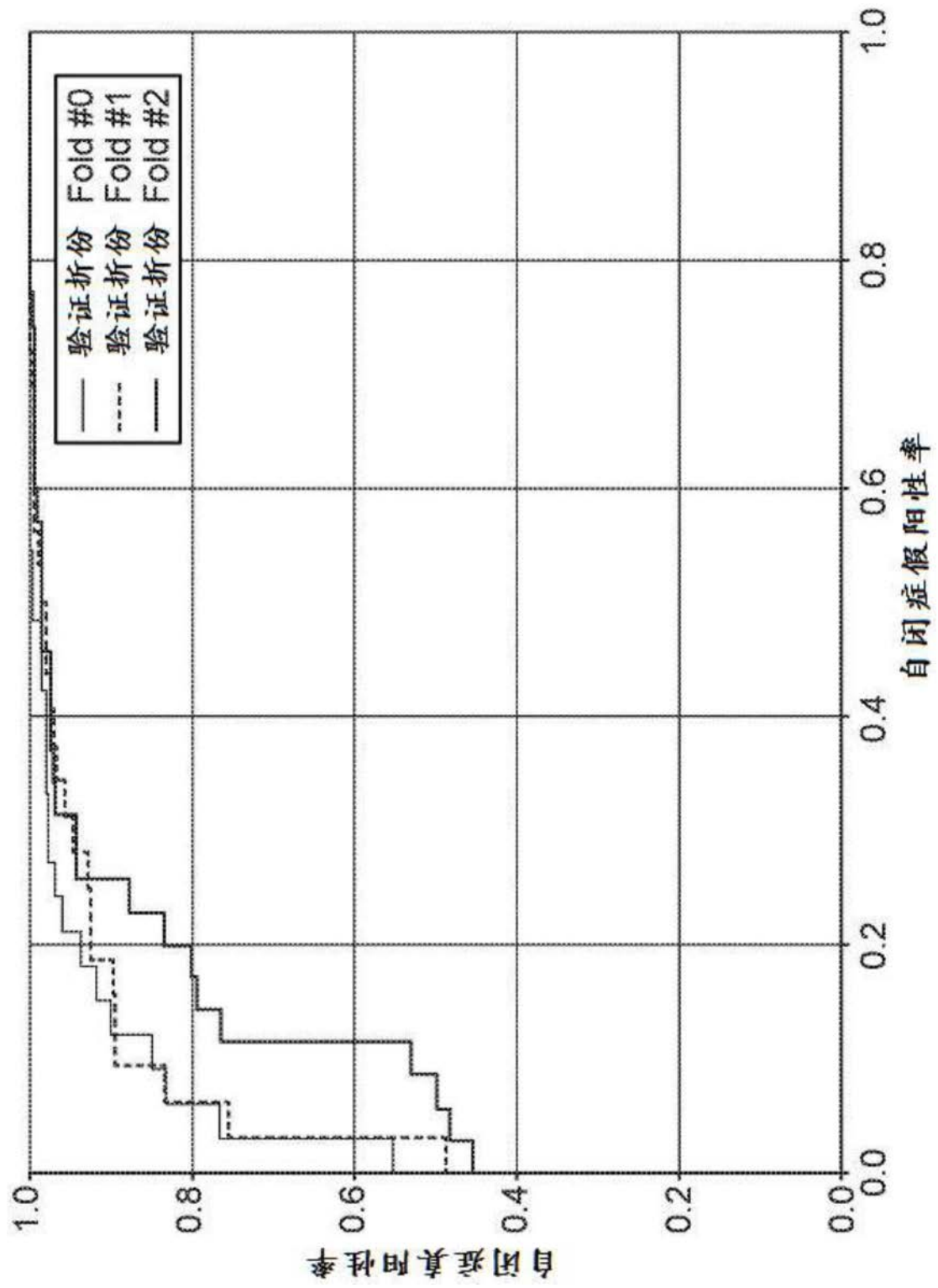


图9

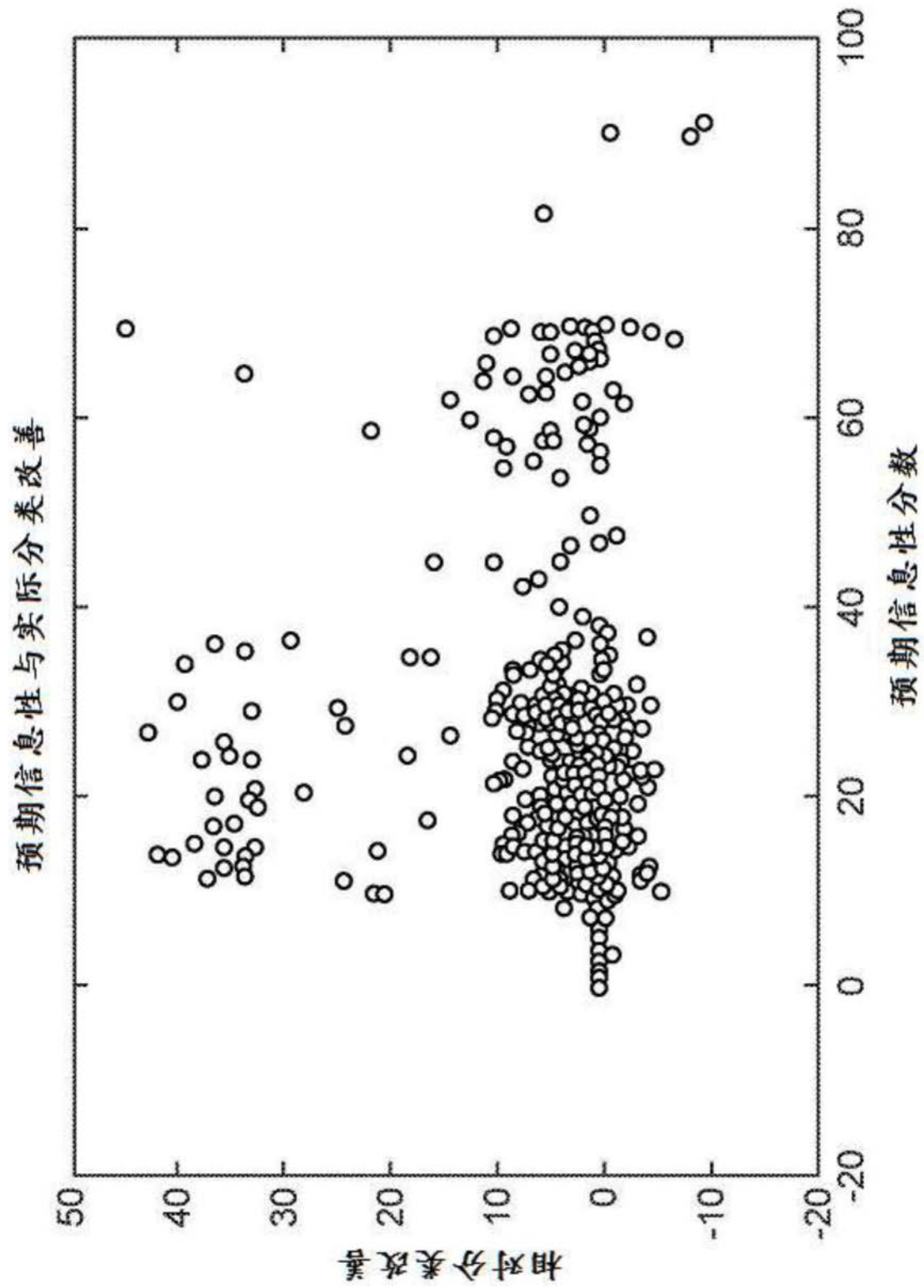


图10

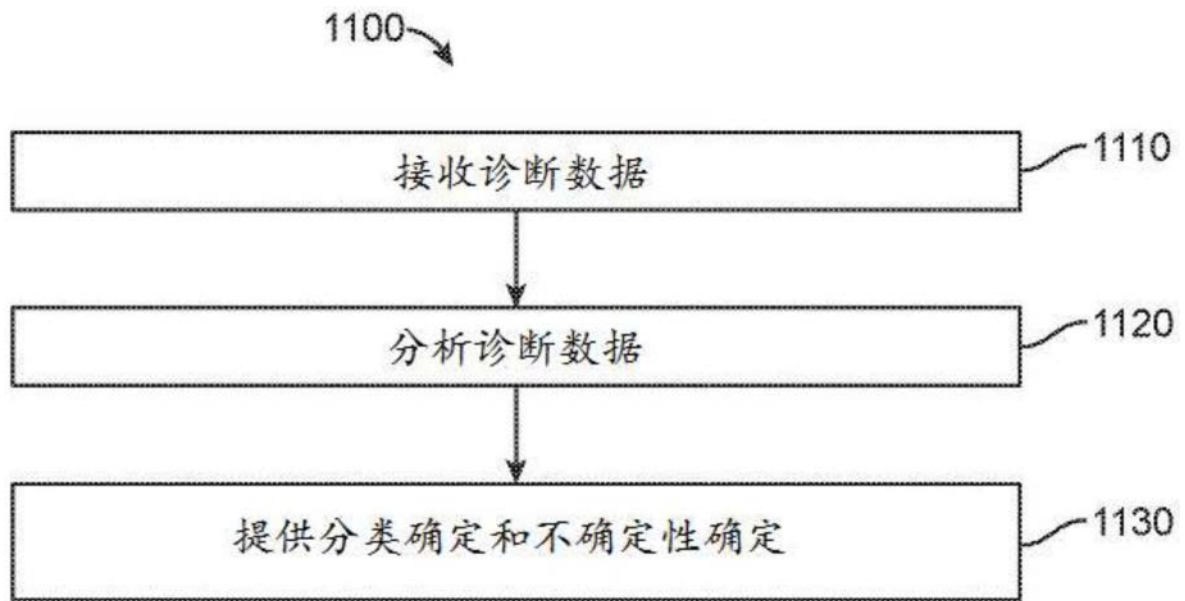


图11

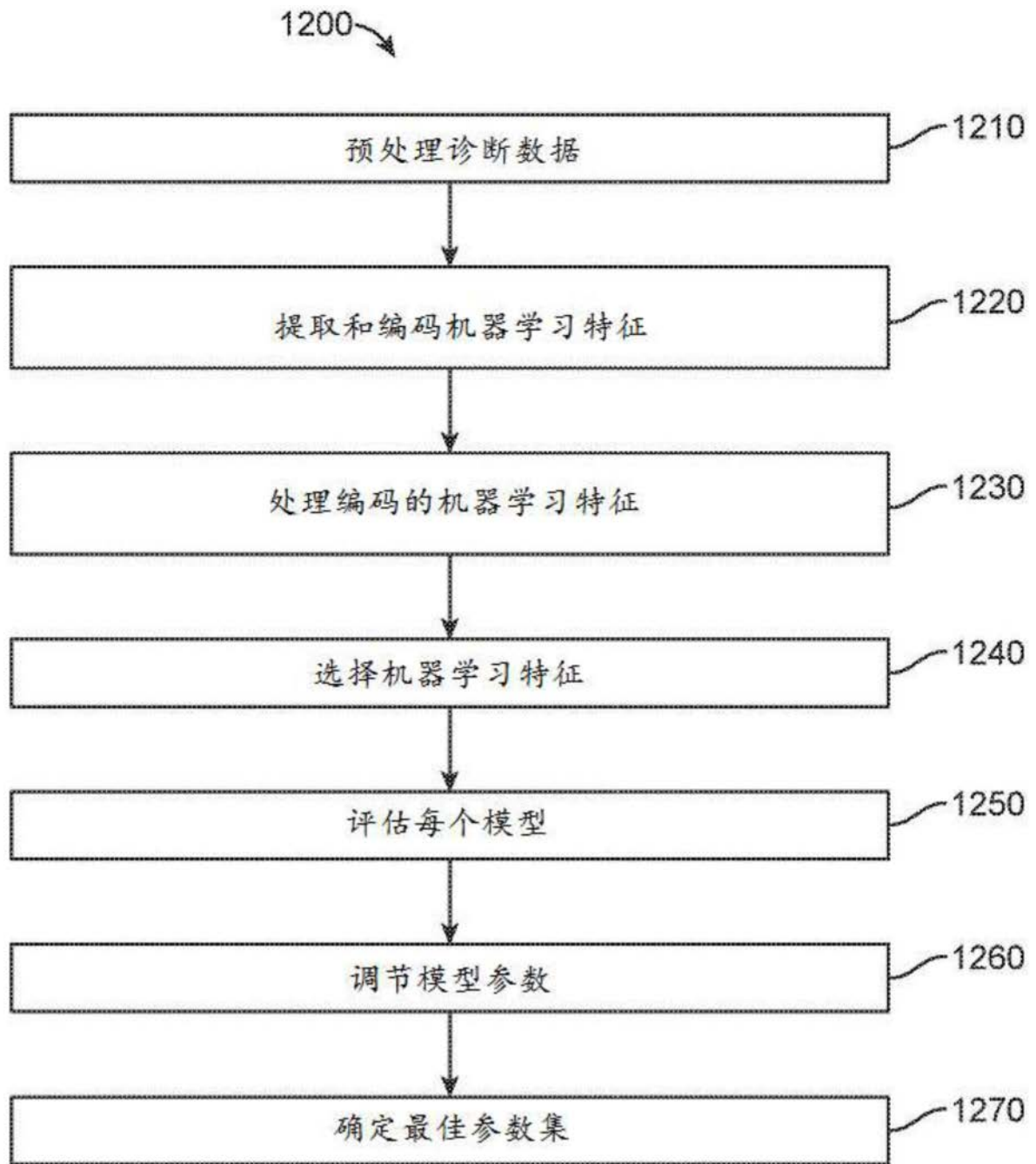


图12

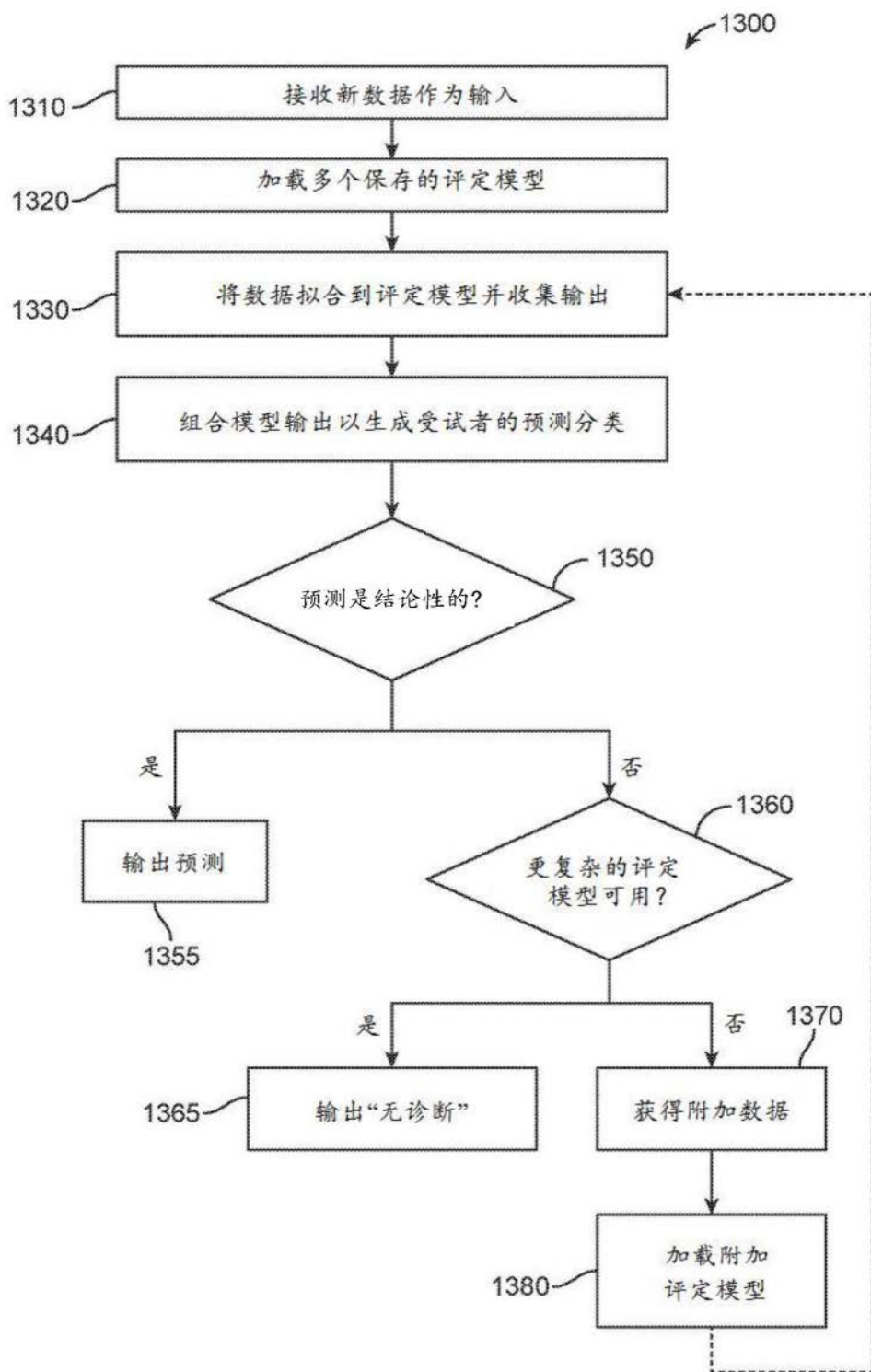


图13

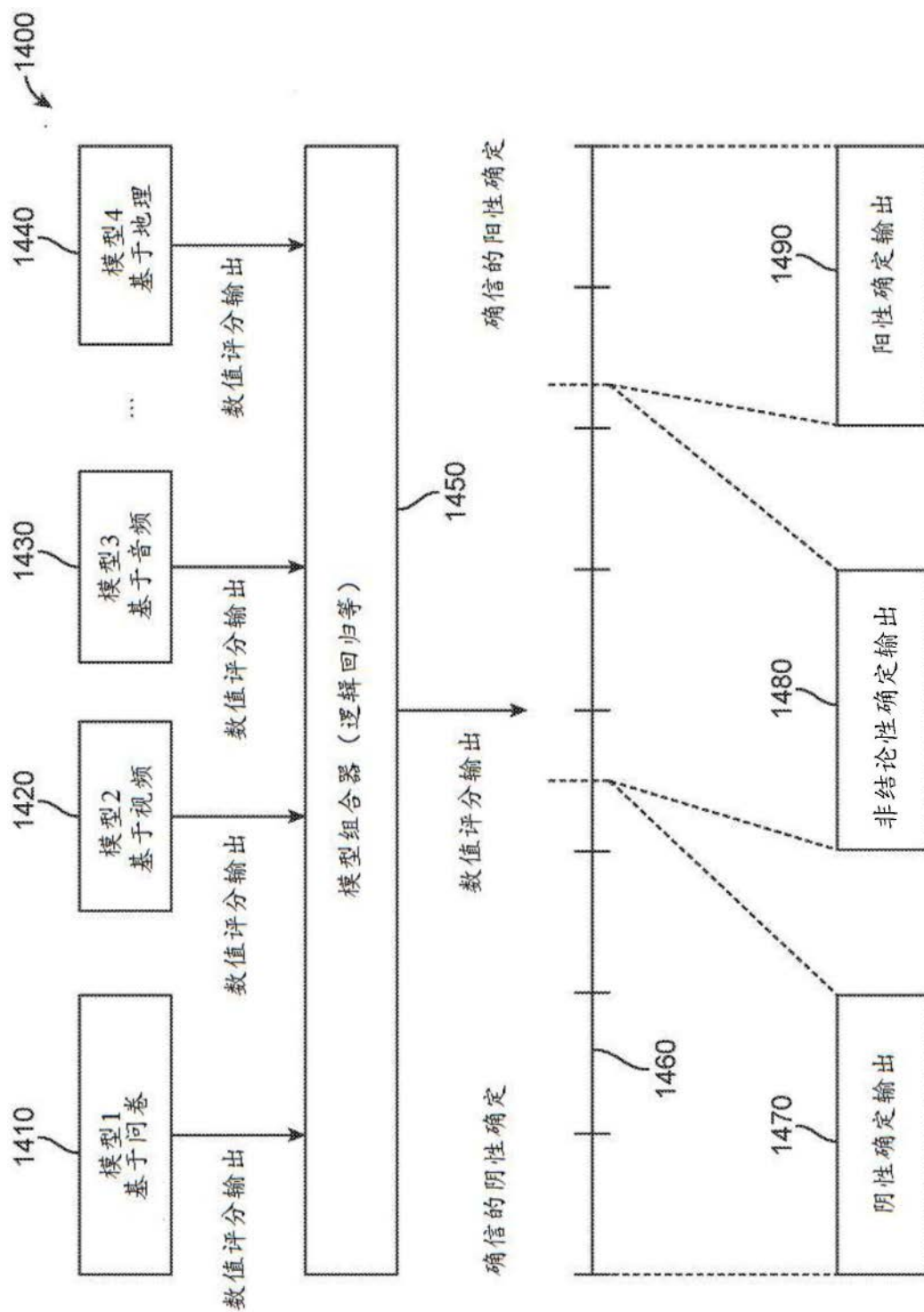


图14

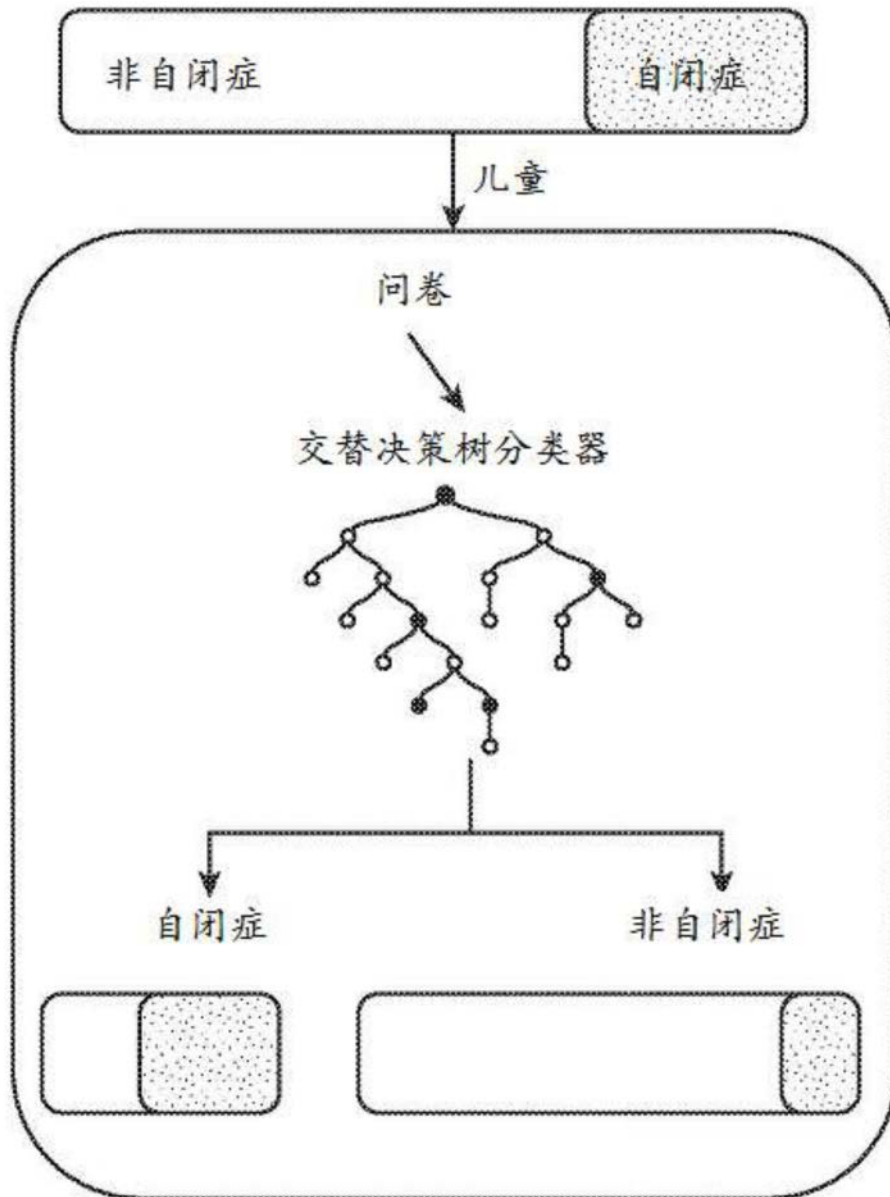


图15

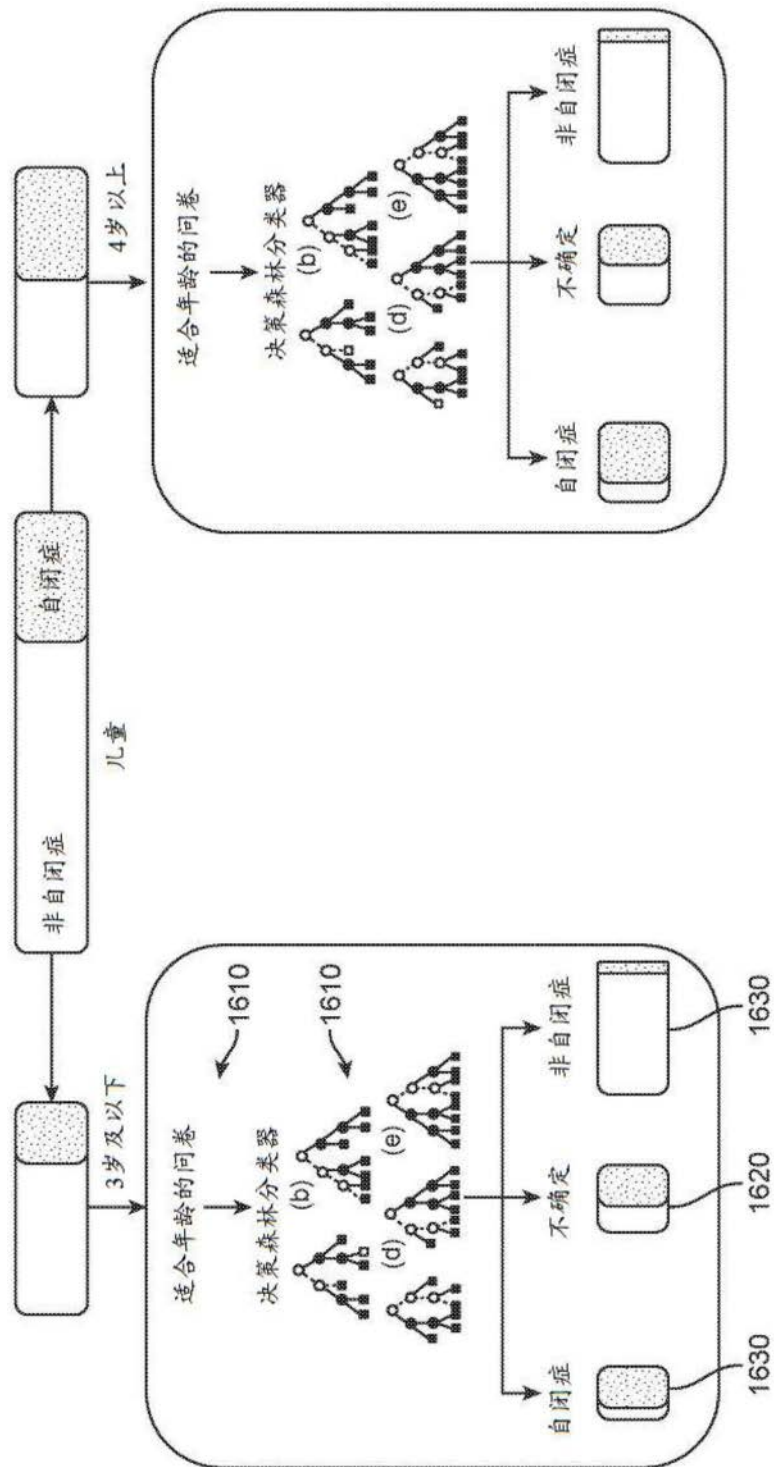


图16

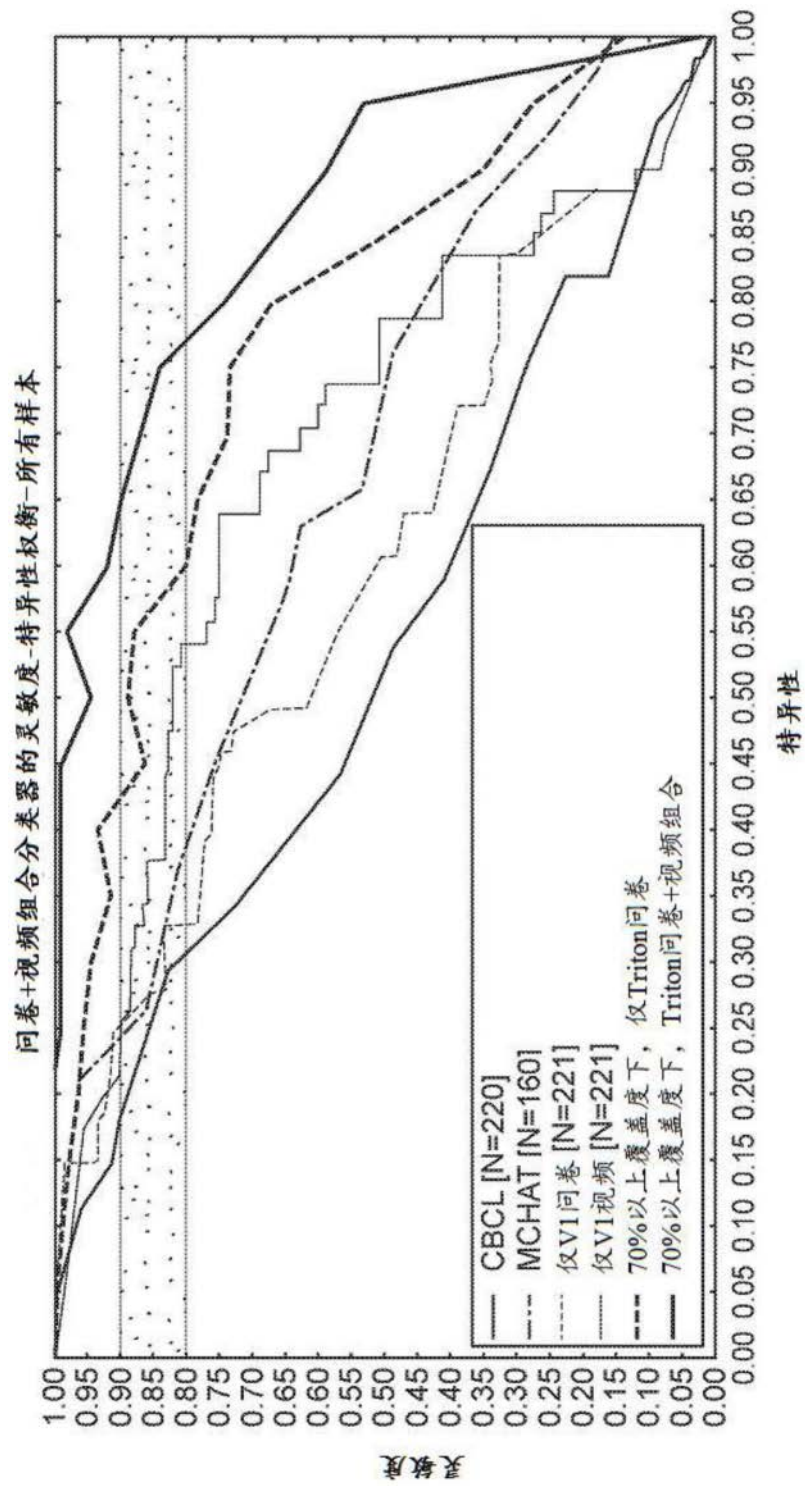


图17

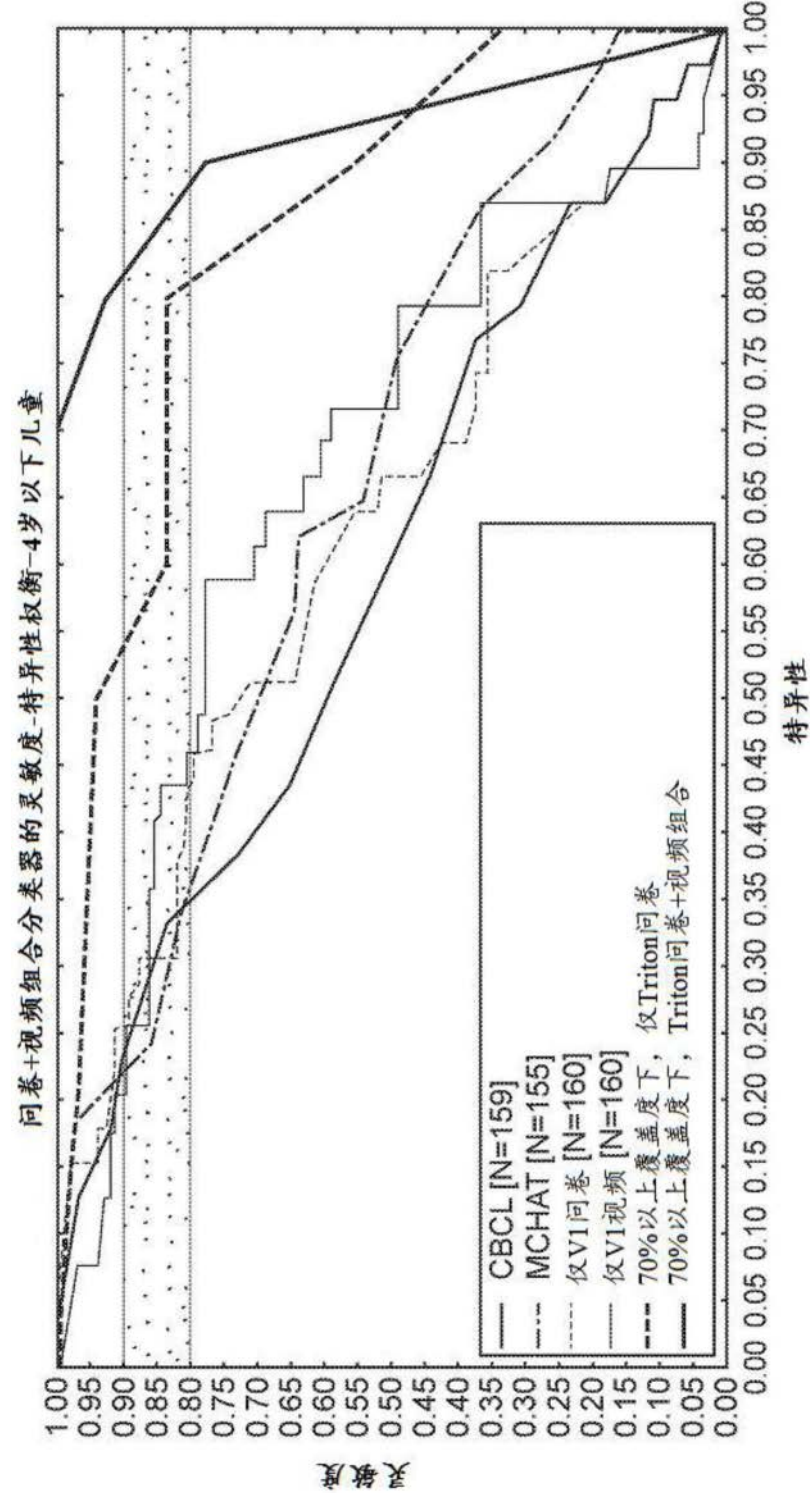


图18

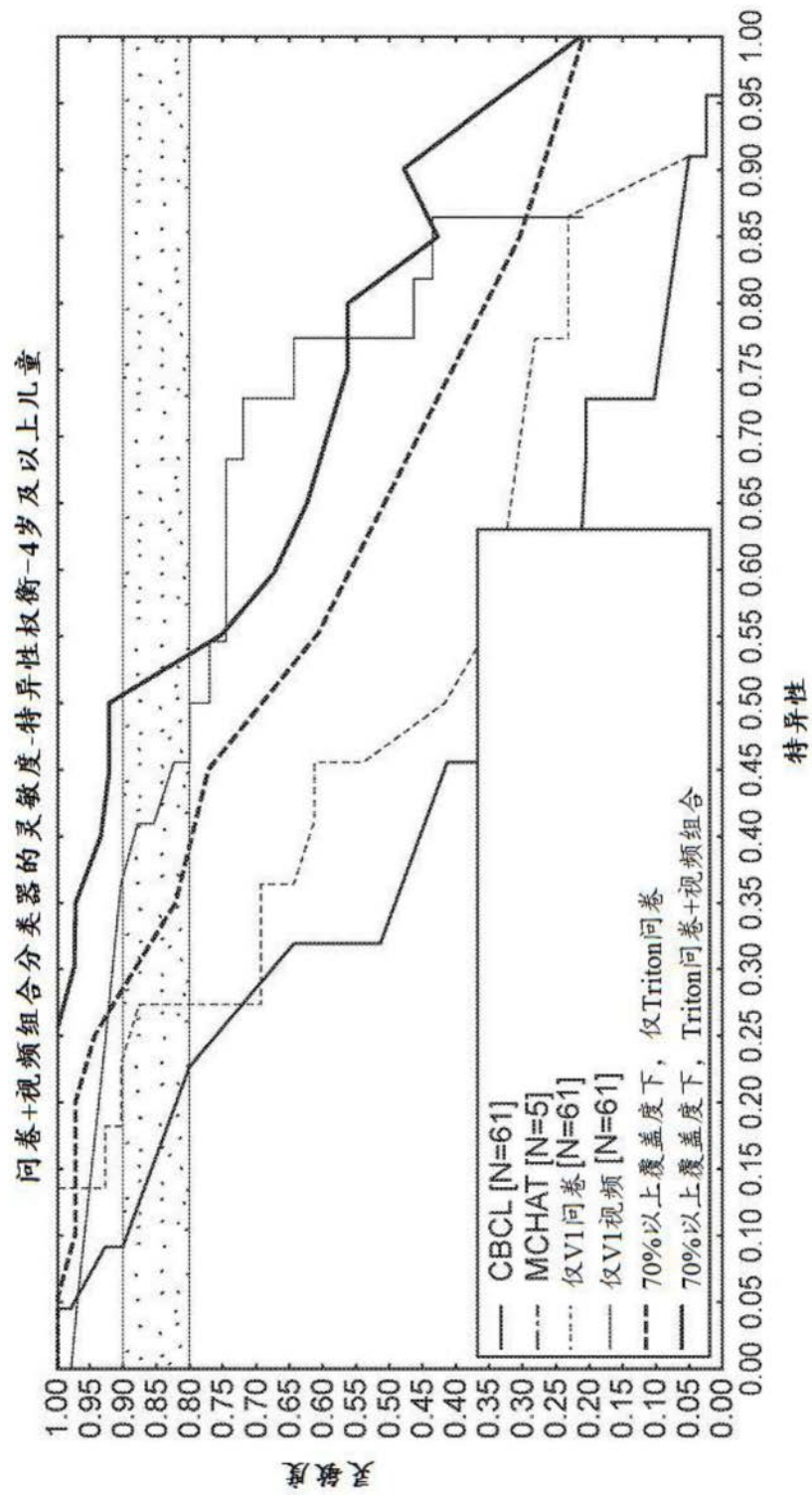


图19

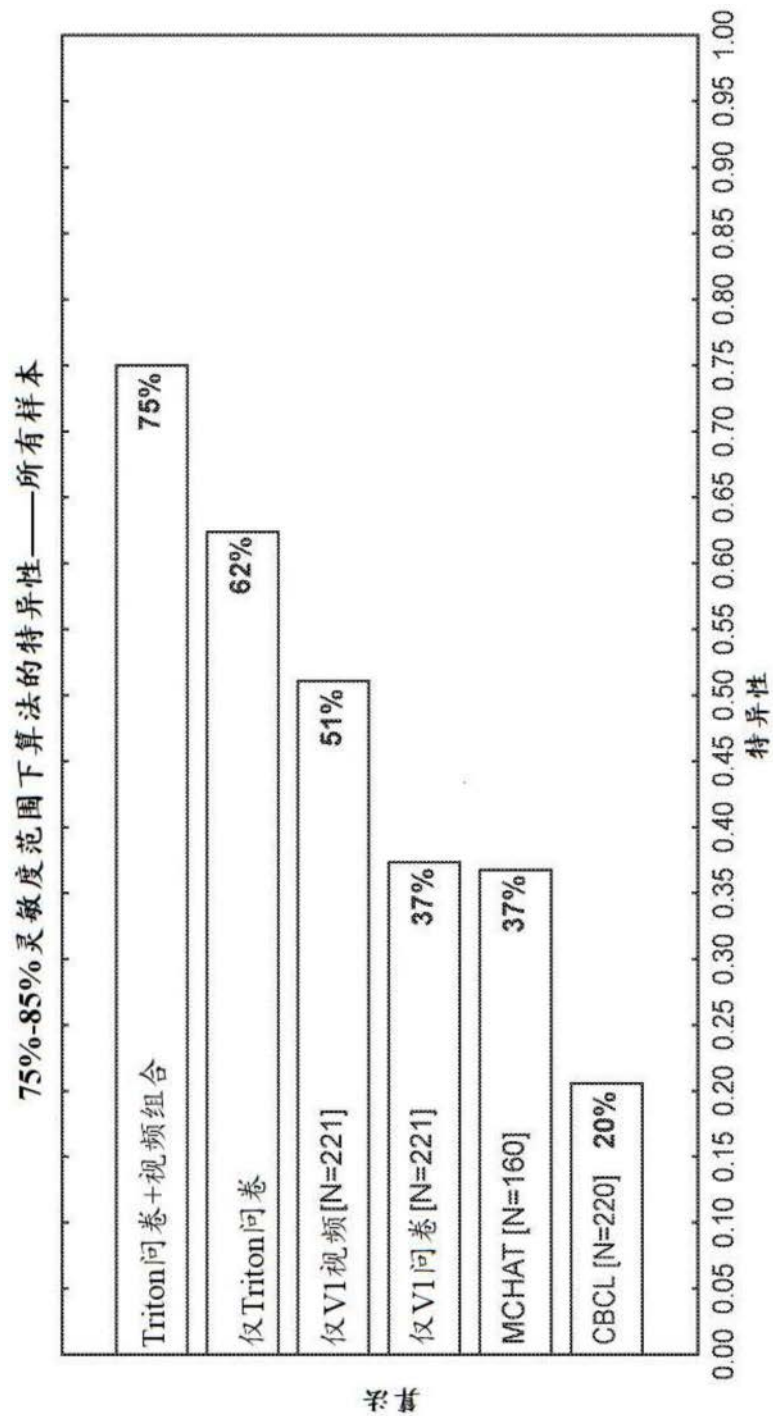


图20

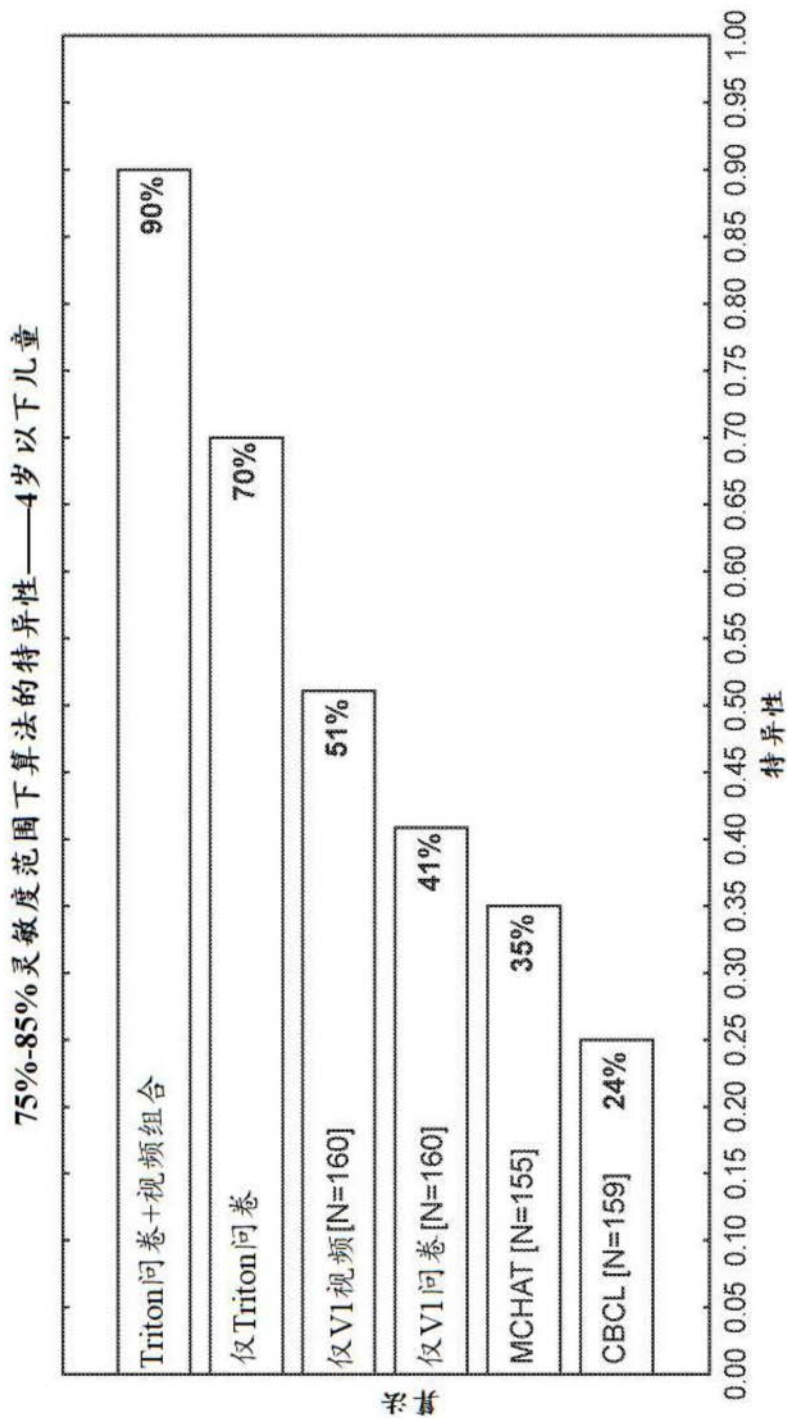


图21

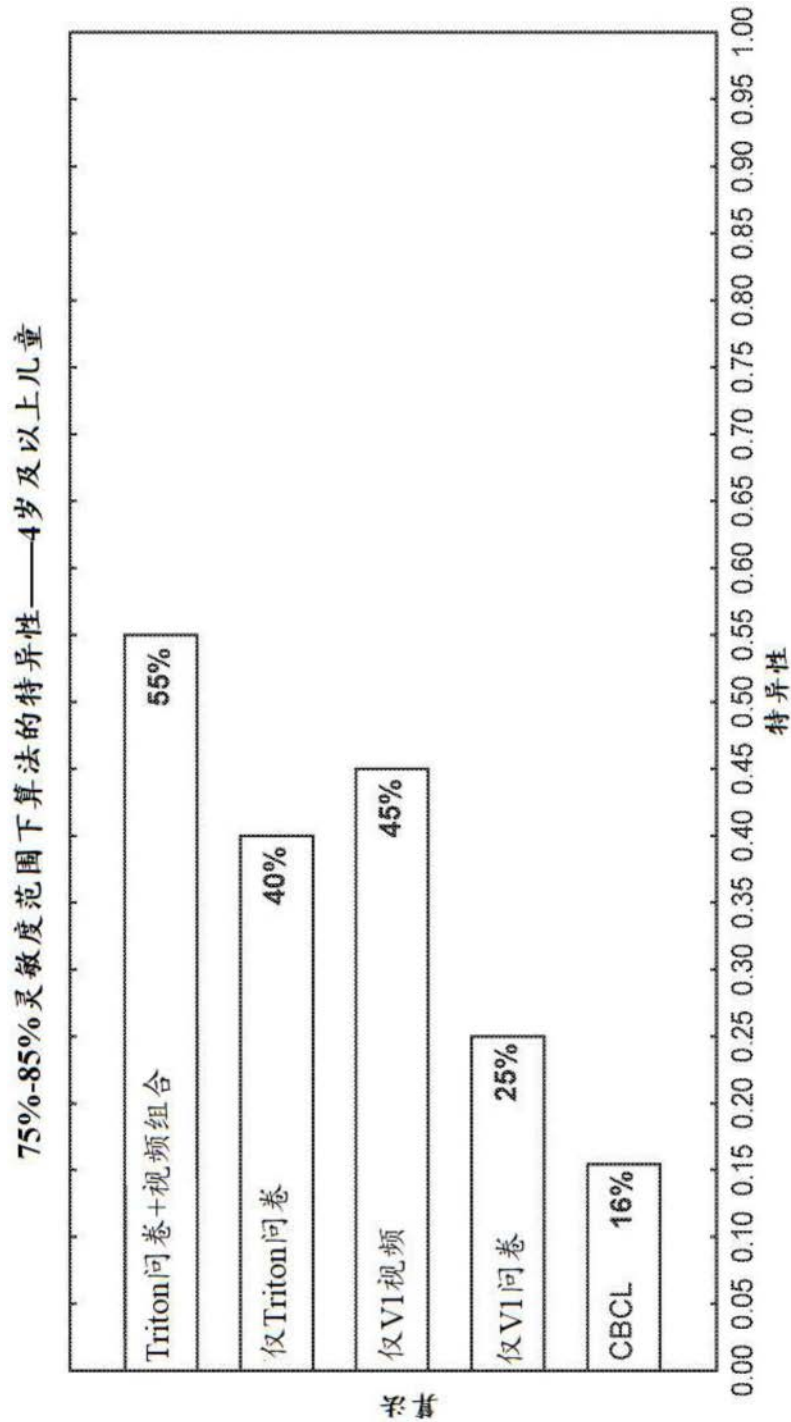


图22

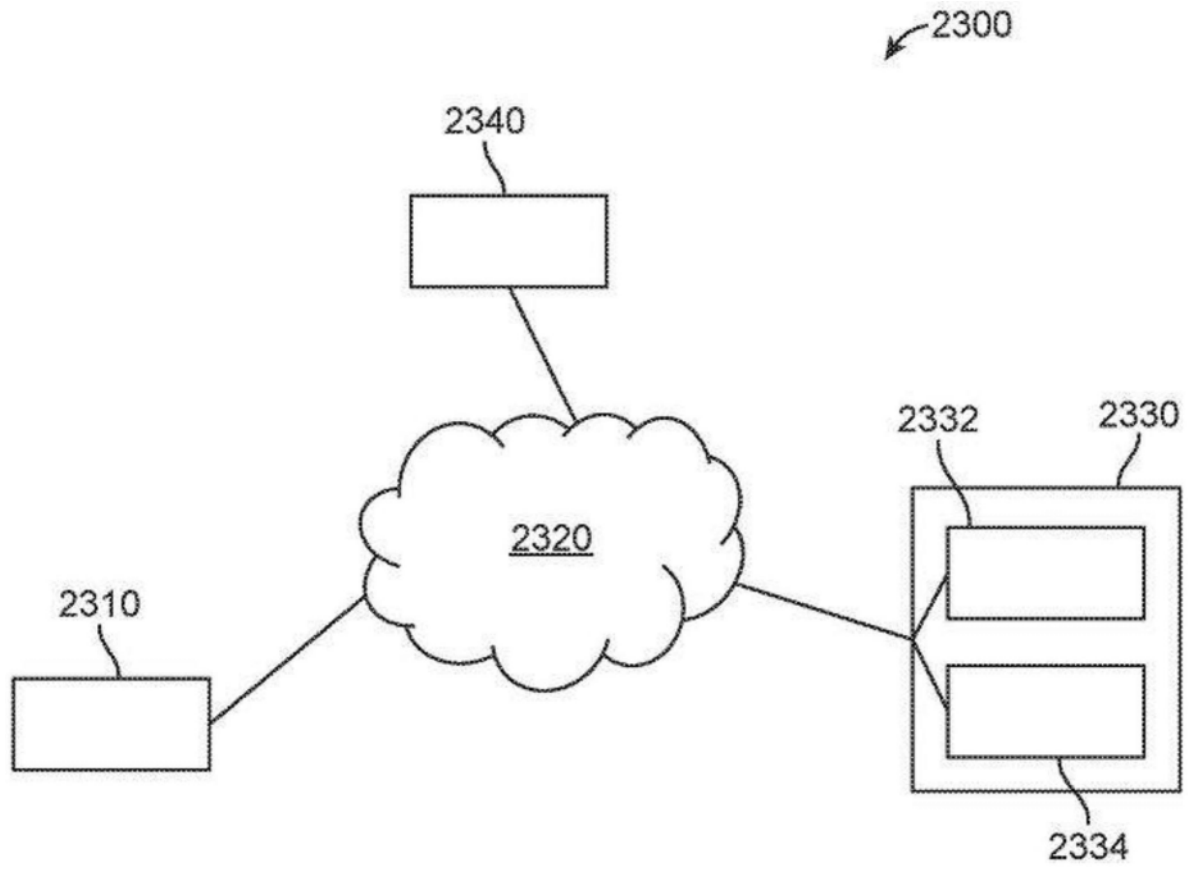


图23A

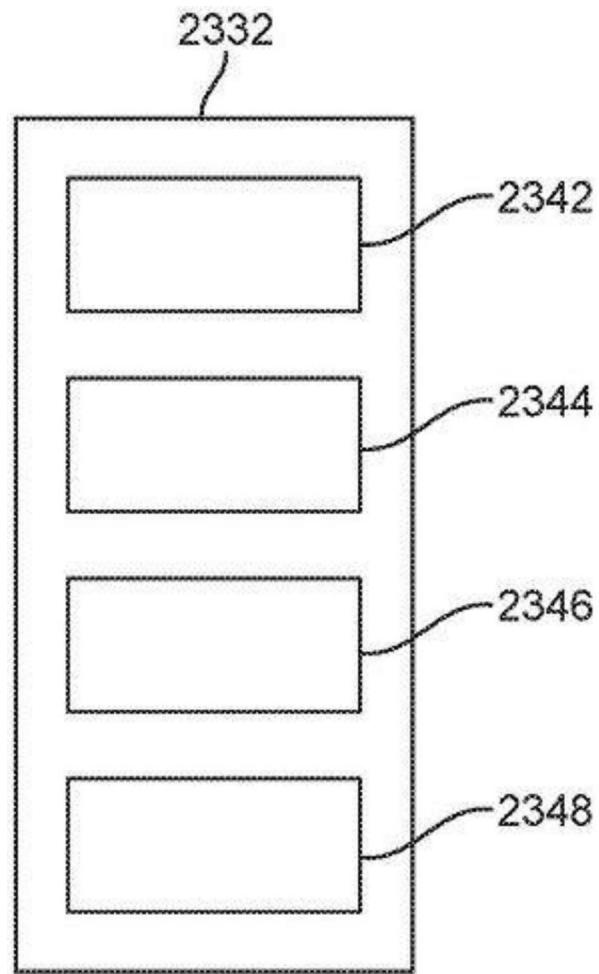


图23B

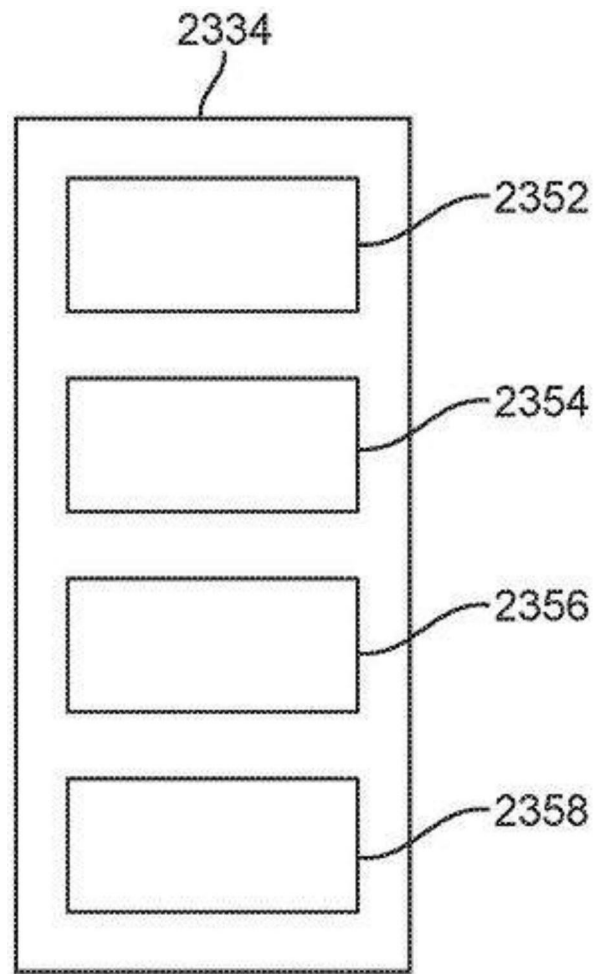


图23C



图24

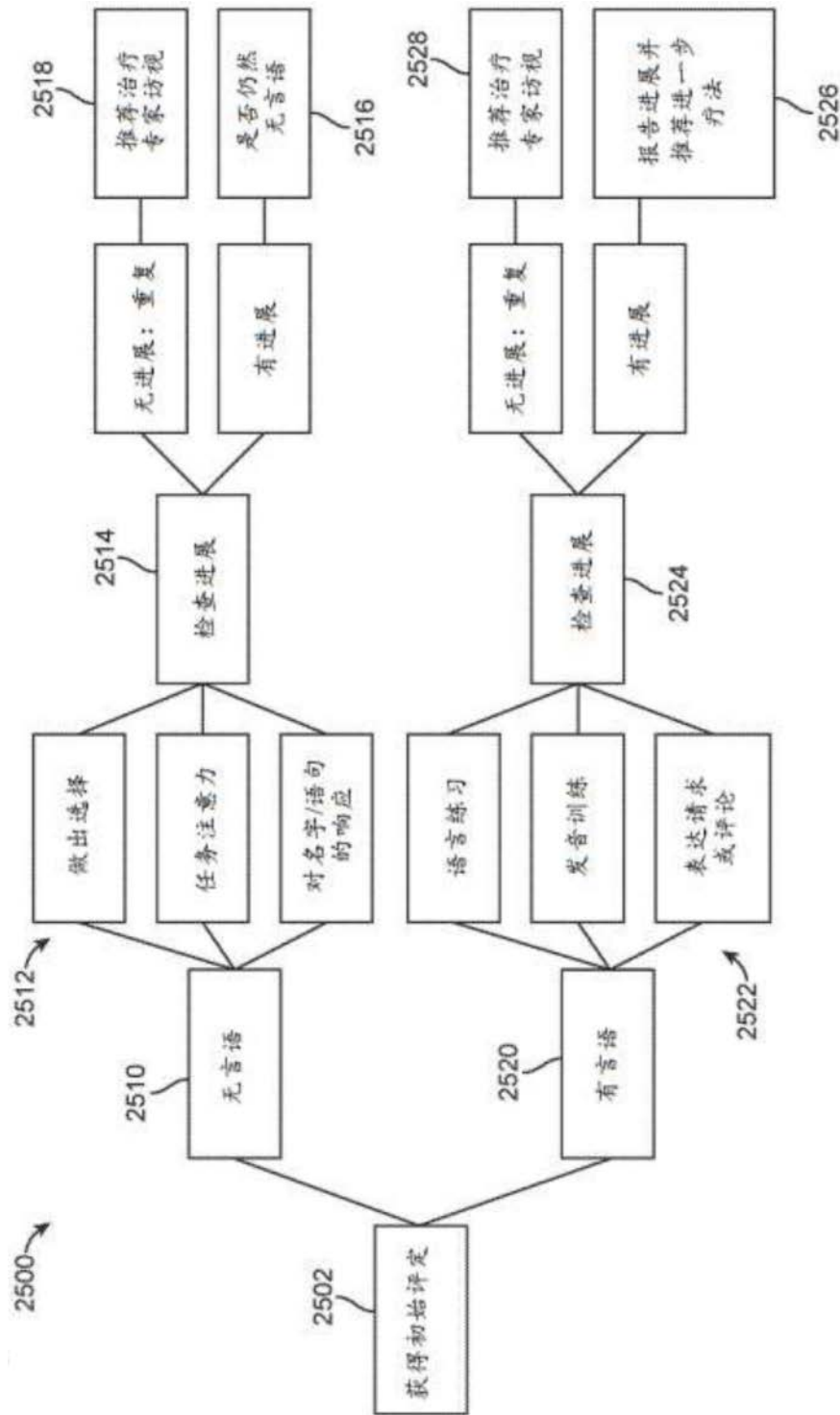


图25

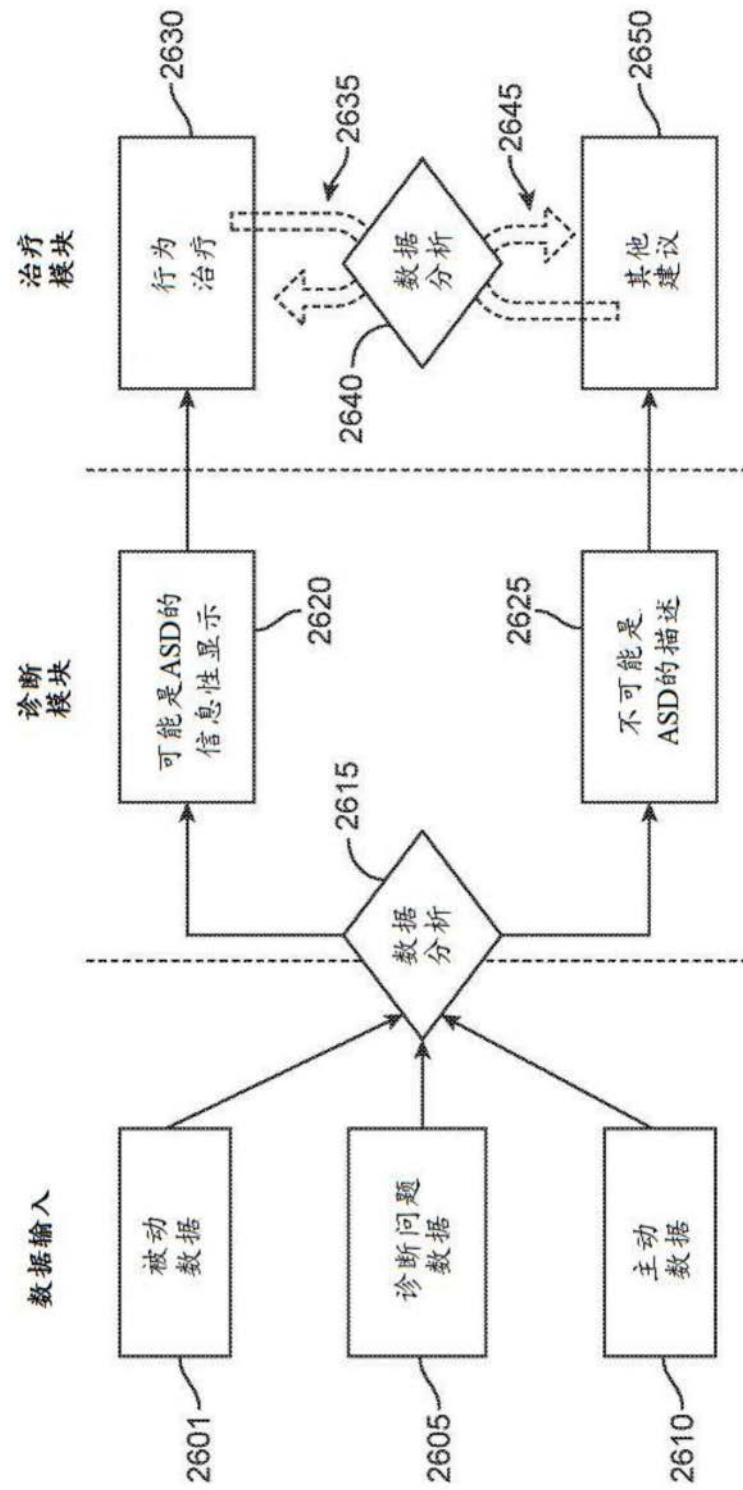


图26

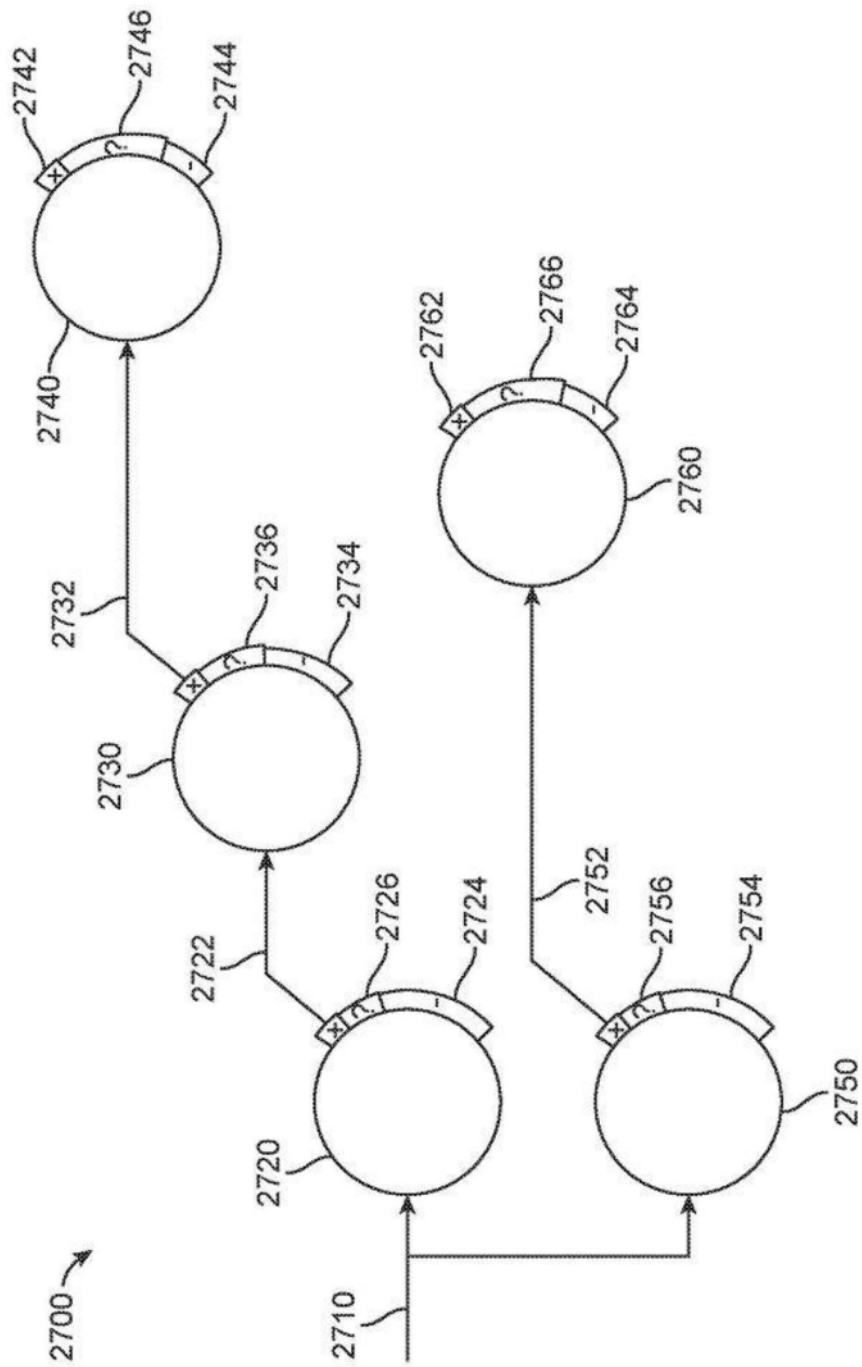


图27

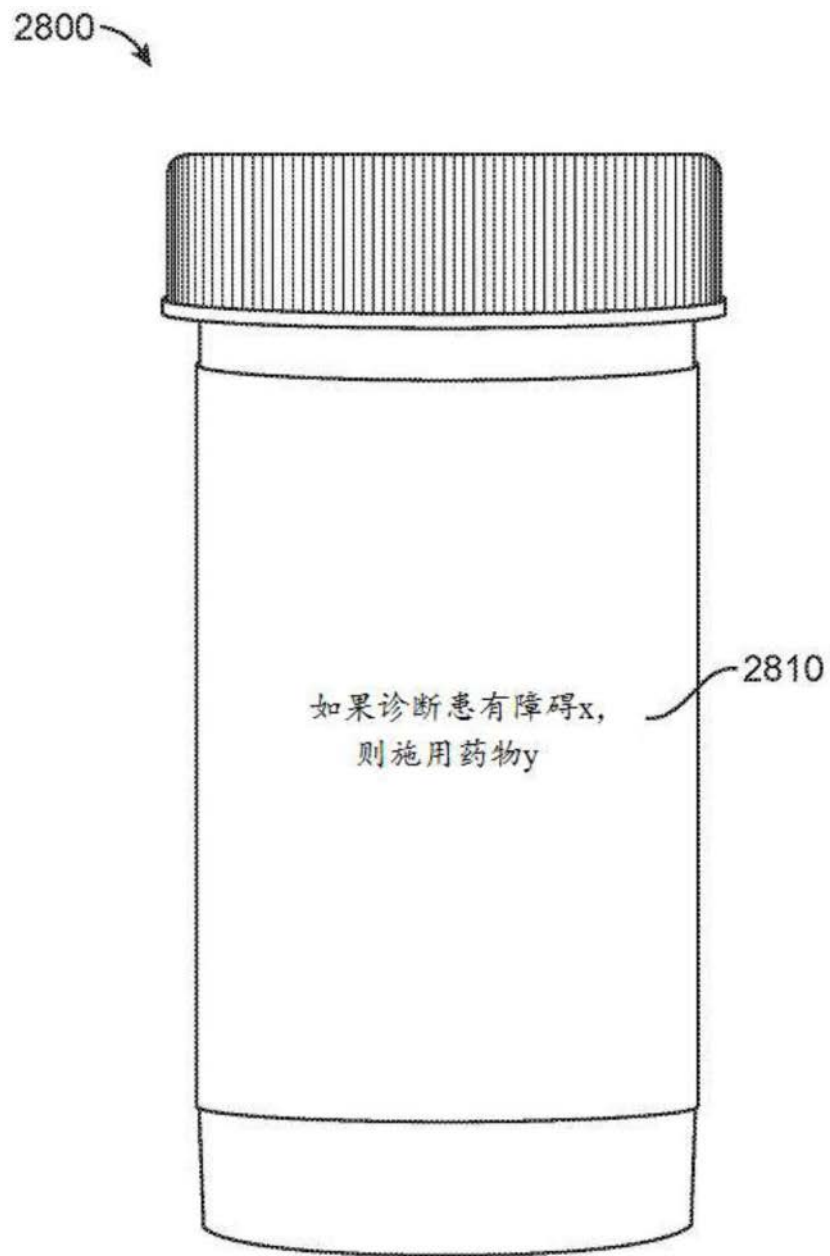


图28