



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 108351862 B

(45) 授权公告日 2023. 08. 22

(21) 申请号 201680057574.X

(22) 申请日 2016.08.11

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 108351862 A

(43) 申请公布日 2018.07.31

(30) 优先权数据
62/203,777 2015.08.11 US

(85) PCT国际申请进入国家阶段日
2018.04.03

(86) PCT国际申请的申请数据
PCT/US2016/046557 2016.08.11

(87) PCT国际申请的公布数据
W02017/027709 EN 2017.02.16

(73) 专利权人 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·拉荣彻尔

丹尼斯·沃尔 杰伊·哈克
查理·哈克

(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 郑霞

(51) Int.Cl.
G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/30 (2018.01)

(56) 对比文件
CN 104254863 A, 2014.12.31
US 20130262357 A1, 2013.10.03
US 20140304200 A1, 2014.10.09
CN 103493054 A, 2014.01.01
CN 103714261 A, 2014.04.09
CN 104504297 A, 2015.04.08

审查员 白立鹏

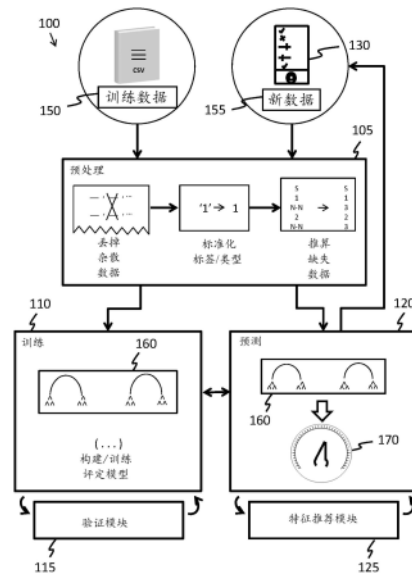
权利要求书10页 说明书26页 附图10页

(54) 发明名称

利用人工智能和用户输入来确定发育进展的方法和装置

(57) 摘要

本文公开的方法和装置可以通过较少的问题、减少的时间量将受试者诊断或识别为处于患有的一种或多种发育障碍的风险,并且确定多种发育障碍,以及在临床环境中提供临床上可接受的灵敏度和特异性。本文公开的所述方法和装置可以被配置用于诊断或确定所述受试者处于多种发育障碍之中的发育障碍的风险,并且在受试者呈现有多种可能的发育障碍的情况下,减少所呈现的问题的数目可能特别有帮助。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,使得可以通过较少的问题将人们诊断或识别为处于风险中。



1. 一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的装置,所述装置包括:

处理器,该处理器包括配置有用于进行下列各项的指令的有形介质,

向所述受试者呈现问题,所述问题被配置用于评定与所述两种或更多种相关发育障碍有关的临床特性;

接收对于所述问题的答案,所述答案对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的所述临床特性;

确定最具预测性的下一问题,以识别所述受试者是否患有所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍或第二发育障碍;

接收对于所述最具预测性的下一问题的答案;以及

响应于对于所述问题的所述答案和对于所述最具预测性的下一问题的所述答案,确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍的风险更大还是第二发育障碍的风险更大。

2. 一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的装置,所述装置包括:

包括有形介质的处理器,在所述有形介质上存储有评定模型,所述评定模型包括多个临床特性与所述两种或更多种相关发育障碍的临床诊断之间的统计关联性,所述处理器配置有用于进行下列各项的指令,

向所述受试者呈现问题,所述问题被配置用于评定与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述临床特性,

接收对于所述问题的答案,所述答案对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的临床特性,

确定最具预测性的下一问题,以识别所述受试者是否患有所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍或第二发育障碍;

接收对于所述最具预测性的下一问题的答案;以及

响应于对应于所述受试者的所述临床特性的所述答案和对于所述最具预测性的下一问题的所述答案,利用所述评定模型来确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的所述第一发育障碍的风险更大还是所述第二发育障碍的风险更大。

3. 一种用于在具有共病的两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的装置,所述装置包括:

处理器,该处理器包括配置有用于进行下列各项的指令的有形介质,

向所述受试者呈现问题,所述问题被配置用于评定与所述两种或更多种相关发育障碍有关的临床特性,

接收对于所述问题的答案,所述答案对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的所述临床特性;

确定最具预测性的下一问题,以识别所述受试者是否患有所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍或第二发育障碍;

接收对于所述最具预测性的下一问题的答案;以及

响应于对于所述受试者的所述临床特性的所述答案和对于所述最具预测性的下一问

题的所述答案,确定所述受试者是否处于具有共病的所述两种或更多种相关发育障碍中的所述第一发育障碍和所述第二发育障碍的风险中。

4.一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的装置,所述装置包括:

处理器,该处理器包括配置有用于进行下列各项的指令的有形介质,

接收对多个问题之中的多个询问问题的多个答案,所述多个答案对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的临床特性,所述多个问题之中的多个剩余未询问问题包括最具预测性的下一问题,

基于所述多个答案,确定所述受试者处于所述两种或更多种发育障碍中的第一发育障碍的风险更大还是第二发育障碍的风险更大,以及

响应于确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍的风险更大还是第二发育障碍的风险更大,在所述多个剩余未询问问题中识别出所述最具预测性的下一问题。

5.根据权利要求4所述的装置,其中响应于将所述受试者确定为处于所述第一发育障碍的风险更大,将对所述第一发育障碍最具预测性的问题识别为所述最具预测性的下一问题。

6.根据权利要求4所述的装置,其中响应于将所述受试者确定为处于所述第二发育障碍的风险更大,将对所述第二发育障碍最具预测性的问题识别为所述最具预测性的下一问题。

7.根据权利要求1、3和4中任一项所述的装置,还包括存储器,该存储器在其上存储有一评定模型的存储器,所述评定模型包括多个临床特征与所述两种或更多种发育障碍的临床诊断之间的统计关联性。

8.根据权利要求7所述的装置,其中所述处理器还配置有用于响应于所述评定模型来确定所述受试者处于所述第一发育障碍的风险更大还是所述第二发育障碍的风险更大的指令。

9.根据权利要求1、2和4中任一项所述的装置,其中所述第一发育障碍和所述第二发育障碍包含共病。

10.根据权利要求1-4中任一项所述的装置,其中所述第一发育障碍和所述第二发育障碍包含共病,并且相比于所述第二发育障碍,所述受试者处于所述第一发育障碍的风险更大。

11.根据权利要求4所述的装置,其中所述处理器配置有用于显示所述问题和所述最具预测性的下一问题的指令。

12.根据权利要求4所述的装置,其中所述处理器包含用于响应于与所述受试者的所述多个临床特性对应的所述多个答案来识别所述最具预测性的下一问题的指令。

13.根据权利要求12所述的装置,其中所述多个答案包括对一系列最具预测性的下一问题的一系列答案。

14.根据权利要求4所述的装置,其中所述处理器配置有用于响应于每个剩余问题的估计预测效用来识别所述最具预测性的下一问题的指令。

15.根据权利要求14所述的装置,其中响应于对每个剩余问题的每个可能答案的预测

效用和所述每个可能答案的概率的组合,确定每个剩余问题的所述估计预测效用。

16. 根据权利要求15所述的装置,其中通过由对每个剩余问题的每个可能答案的预测效用和所述每个可能答案的概率的组合所组成的乘积的总和,确定每个剩余问题的所述估计预测效用。

17. 根据权利要求16所述的装置,其中每个可能答案的所述预测效用乘以所述每个可能答案的出现概率。

18. 根据权利要求15所述的装置,其中每个可能答案的所述预测效用对应于所述每个可能答案与所述第一发育障碍的临床诊断的关联性。

19. 根据权利要求15所述的装置,其中响应于与所述受试者的一个或多个临床特性对应的所述受试者的一个或多个答案,确定所述每个可能答案的概率。

20. 根据权利要求4所述的装置,其中所述处理器配置有足够的统计数据以识别对所述第一发育障碍最具预测性的所述最具预测性的下一问题。

21. 根据权利要求20所述的装置,其中所述足够的统计数据包括利用以下一个或多个算法确定的足够的统计数据:二叉树、随机森林、决策树、多个决策树、具有受控方差的多个决策树、多项式逻辑回归、朴素贝叶斯分类器、线性分类器、线性分类器的集合、提升算法、使用随机梯度下降训练的提升算法、包括训练数据加权的提升算法、包括更新训练数据加权的提升算法、或者包括使用更高权重更新错误分类的训练数据的提升算法。

22. 根据权利要求20所述的装置,其中所述足够的统计数据包括在一个或多个受试者群体上训练和验证的分类器的足够的统计数据。

23. 根据权利要求20所述的装置,其中所述处理器包含用于响应于与所述受试者的多个临床特性对应的多个答案、多个剩余问题以及使用所述足够的统计数据确定的所述多个剩余问题中的每一个问题的信息含量来识别所述最具预测性的下一问题的指令。

24. 根据权利要求20所述的装置,其中响应于对与所述受试者的多个临床特性对应的多个答案进行响应所确定的所述最具预测性的下一问题的信息含量或估计预测效用中的一个或多个,识别所述最具预测性的下一问题。

25. 根据权利要求20所述的装置,其中所述处理器包含响应于概率图形模型的输出来确定所述最具预测性的下一问题的信息含量的指令,所述概率图形模型的输出包括利用逻辑回归确定的概率系数的估计。

26. 根据权利要求4所述的装置,其中所述处理器配置有响应于多个经临床评定的受试者群体而配置的机器学习算法的足够的统计数据,以便识别对所述第一发育障碍风险更大最具预测性的所述最具预测性的下一问题。

27. 根据权利要求4所述的装置,其中所述处理器配置有用于响应于关于所述两种或更多种发育障碍中的每一种的所述最具预测性的下一问题的估计预测效用,识别所述最具预测性的下一问题的指令。

28. 根据权利要求4所述的装置,其中所述处理器配置有用于使用二叉树、随机森林、决策树、多个决策树、具有受控方差的多个决策树、多项式逻辑回归、朴素贝叶斯分类器、线性分类器或线性分类器的集合中的一个或多个来识别所述最具预测性的下一问题的指令。

29. 根据权利要求4所述的装置,其中所述多个问题包括多个预定问题。

30. 根据权利要求4所述的装置,还包括,

输入;和

耦合至所述输入的显示器;

其中所述处理器配置有用于显示所述多个问题并且经由所述输入接收对所述多个问题的所述多个答案以及显示所识别的最具预测性的下一问题的指令。

31. 根据权利要求4所述的装置,其中不将与所述受试者已经回答的问题具有高协方差的问题识别为所述最具预测性的下一问题。

32. 根据权利要求1-4中任一项所述的装置,其中所述处理器配置有用于诊断所述受试者患有所述两种或更多种发育障碍中的一种或多种的指令。

33. 根据权利要求1-4中任一项所述的装置,其中所述处理器配置有用于确定所述受试者患有所述两种或更多种发育障碍中的每一种的风险的指令。

34. 根据权利要求1-4中任一项所述的装置,其中所述两种或更多种发育障碍包括精神障碍诊断和统计手册DSMIV或DSM V中的两种或更多种障碍。

35. 根据权利要求1-4中任一项所述的装置,其中所述两种或更多种发育障碍包括自闭症谱系障碍、某一级的自闭症谱系障碍ASD、1级ASD、2级ASD、3级ASD、自闭症、阿斯伯格综合症、广泛性发展障碍、未分类的广泛性发展障碍PDD-NOS、与自闭症谱系障碍有关的发育障碍、言语和语言迟缓SLD、强迫症OCD、社会交往障碍、智力障碍、学习障碍、感觉处理、注意力缺陷障碍ADD、注意力缺陷多动障碍ADHD、言语障碍、语言障碍、社交缺陷、社会互动缺陷、刻板重复行为RBB、刻板重复兴趣、刻板重复活动、整体发育迟缓或者其他行为、智力或发育迟缓中的一种或多种。

36. 根据权利要求1-4中任一项所述的装置,其中所述两种或更多种发育障碍包括具有相关症状的多种障碍,所述多种障碍具有自闭症、阿斯伯格综合征、未分类的广泛性发展障碍PDD-NOS、ADHD、言语和语言迟缓、OCD或社会交往障碍中的一种或多种的相关症状。

37. 根据权利要求1-4中任一项所述的装置,其中所述处理器包括本地处理器或远程服务器中的一个或多个。

38. 根据权利要求1-4中任一项所述的装置,其中所述处理器包括本地处理器或远程服务器中的一个或多个,并且其中所述处理器被配置用于使用存储在所述本地处理器或所述远程服务器中的一个或多个上的足够的统计数据来选择下一问题。

39. 根据权利要求4所述的装置,其中所述处理器配置有用于首先识别第一发育障碍的第一个最具预测性的下一问题,以及其次响应于对与所述第一发育障碍有关的所述第一个最具预测性的下一问题的第一个答案来识别第二发育障碍的第二多个最具预测性的下一问题的指令。

40. 根据权利要求4所述的装置,其中所述处理器被配置用于响应于对紧接的前一个最具预测性的下一问题的答案来识别所述多个最具预测性的下一问题中的每一个。

41. 根据权利要求4所述的装置,其中所述处理器配置有用于一起确定第一个最具预测性的下一问题和接收对所述第一个最具预测性的下一问题的答案的指令,所述处理器被配置用于响应于对所述第一个最具预测性的下一问题的答案来一起确定第二多个最具预测性的下一问题。

42. 根据权利要求4所述的装置,其中所述处理器配置有用于确定第一发育障碍的第一个最具预测性的下一问题和第二发育障碍的第二多个最具预测性的下一问题的指令。

43. 根据权利要求42所述的装置,其中所述处理器配置有用于响应于对所述第一多个最具预测性的下一问题的答案来确定所述第二发育障碍的所述第二多个最具预测性的下一问题的指令。

44. 根据权利要求42所述的装置,其中所述处理器配置有用于响应于对所述第一多个最具预测性的下一问题的第一答案以及对所述第二多个最具预测性的下一问题的第二答案来确定所述第二发育障碍的所述第二多个最具预测性的下一问题中的最具预测性的下一问题的指令。

45. 根据权利要求42所述的装置,其中所述处理器配置有用于确定针对所述第一多个最具预测性的下一问题中的每一个的、与所述第一发育障碍有关的第一特征重要性以及针对所述第二多个最具预测性的下一问题中的每一个的、与所述第二发育障碍有关的第二特征重要性的指令。

46. 根据权利要求1-4中任一项所述的装置,其中所述处理器配置有用于确定第一发育障碍和第二发育障碍的最具预测性的下一问题的指令。

47. 一种配置为响应于多个问题来确定受试者的发育进展的装置,所述装置包括:
处理器,该处理器包括配置有用于进行下列各项的指令的有形介质,
接收对在多个问题之中的多个询问问题的多个答案,所述多个答案对应于与所述发育进展有关的所述受试者的临床特性,所述多个问题的多个剩余未询问问题包括最具预测性的下一问题,
基于所述多个答案,确定所述受试者的所述发育进展,以及
响应于对所述受试者的所述发育进展的确定,识别所述多个剩余未询问问题之中的所述最具预测性的下一问题。

48. 一种用于将受试者评估为在多个发育领域之中的发育领域中发育超前的装置,所述装置包括:

处理器,该处理器包括配置有用于进行下列各项的指令的有形介质,
接收对在多个问题之中的多个询问问题的多个答案,所述多个答案对应于与所述多个发育领域有关的所述受试者的临床特性,所述多个问题的多个剩余未询问问题包括最具预测性的下一问题,

基于所述多个答案,确定与所述多个发育领域中的第二发育领域相比,所述受试者是否在第一发育领域中发育超前,以及

响应于与所述多个发育领域中的所述第二发育领域相比将所述受试者确定为在所述第一发育领域中发育超前,在所述多个剩余未询问问题之中识别所述最具预测性的下一问题。

49. 一种用于在两种或更多种发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的装置,所述装置包括:

处理器,该处理器包括配置有用于进行下列各项的指令的有形介质,
接收对应于与所述两种或更多种发育障碍有关的所述受试者的临床特性的输入数据;
确定最具预测性的下一问题,以识别所述受试者是否患有所述两种或更多种发育障碍中的第一发育障碍或第二发育障碍;

接收对于所述最具预测性的下一问题的额外输入数据;以及

响应于所述输入数据和所述额外输入数据,确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍的风险更大还是第二发育障碍的风险更大。

50. 一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的装置,所述装置包括:

存储器,该存储器在其上存储有评定模型的,所述评定模型包括多个临床特性与所述两种或更多种相关发育障碍的临床诊断之间的统计关联性;以及

处理器,该处理器包括配置有用于进行下列各项的指令的有形介质,

接收输入数据,该输入数据对应于与所述两种或更多种发育障碍有关的所述受试者的临床特性:

确定最具预测性的下一问题,以识别所述受试者是否患有所述两种或更多种发育障碍中的第一发育障碍或第二发育障碍;

接收对于所述最具预测性的下一问题的附加输入数据;以及

响应于所述输入数据和所述附加输入数据,使用所述评定模型确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍的风险更大还是第二发育障碍的风险更大。

51. 一种用于评估受试者患有两种或更多种发育障碍中的发育障碍的风险的装置,所述装置包括:

处理器,

非易失性计算机可读介质,其包括所述处理器可执行的指令,该指令配置为使得所述处理器:

接收输入数据,该输入数据对应于与所述两种或更多种发育障碍有关的所述受试者的第一临床特性,

响应于所述输入数据,确定所述受试者处于所述两种或更多种发育障碍的第一发育障碍的风险更大还是第二发育障碍的风险更大,

响应于确定所述受试者处于所述第一发育障碍的风险更大,识别对所述第一发育障碍最具预测性的第二临床特性,以及

接收对应于所述受试者的所述第二临床特性的附加输入数据。

52. 根据权利要求51所述的装置,其中所述输入数据包括所述受试者对问题的答案、与所述受试者的结构化交互的结果、所述受试者在游戏上的表现、所述受试者对刺激的回应、所述受试者对显示器上该受试者可见的刺激的回应、当要求用他或她的手指弹出气泡时所述受试者的回应、对所述受试者的观察、对所述受试者的视频观察或者对所述受试者的临床观察中的一个或多个。

53. 一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的方法,所述方法包括:

向所述受试者呈现问题,所述问题被配置用于评定与所述两种或更多种相关发育障碍有关的临床特性;

接收答案,所述答案对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的所述临床特性;

响应于所述答案,确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育

障碍的风险更大还是第二发育障碍的风险更大;以及

确定所述两种或更多种相关发育障碍中的所述第一发育障碍和所述第二发育障碍的最具预测性的下一问题。

54. 一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的方法,所述方法包括:

向所述受试者呈现问题,所述问题被配置用于评定与所述两种或更多种相关发育障碍有关的临床特性;

接收答案,所述答案对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的所述临床特性;

响应于所述答案,响应于评定模型,确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍的风险更大还是第二发育障碍的风险更大,所述评定模型包括多个临床特性与所述两种或更多种相关发育障碍的临床诊断之间的统计关联性;以及

确定所述两种或更多种相关发育障碍中的所述第一发育障碍和所述第二发育障碍的最具预测性的下一问题。

55. 一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的方法,所述方法包括:

向所述受试者呈现问题,所述问题被配置用于评定与所述两种或更多种相关发育障碍有关的临床特性,

接收答案,所述答案对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的所述临床特性,

响应于所述答案,确定所述受试者是否处于具有共病的所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍和第二发育障碍的风险中;以及

确定所述两种或更多种相关发育障碍中的所述第一发育障碍和所述第二发育障碍的最具预测性的下一问题。

56. 一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的方法,所述方法包括:

接收对多个问题之中的多个询问问题的多个答案,所述多个答案对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的临床特性,所述多个问题之中的多个剩余未询问问题包括最具预测性的下一问题,

基于所述多个答案,确定所述受试者处于所述两种或更多种发育障碍中的第一发育障碍的风险更大还是第二发育障碍的风险更大,以及

响应于确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍的风险更大还是第二发育障碍的风险较,在所述多个剩余未询问问题之中识别出所述最具预测性的下一问题。

57. 根据权利要求56所述的方法,其中响应于将所述受试者确定为处于所述第一发育障碍的风险更大,将对所述第一发育障碍最具预测性的问题识别为所述最具预测性的下一问题。

58. 根据权利要求56所述的方法,其中响应于将所述受试者确定为处于所述第二发育障碍的风险更大,将对所述第二发育障碍最具预测性的问题识别为所述最具预测性的下一

问题。

59. 根据权利要求53、55和56中任一项所述的方法,其中确定包括响应于评定模型来进行确定,所述评定模型包括多个临床特性与所述两种或更多种发育障碍的临床诊断之间的统计关联性。

60. 根据权利要求59所述的方法,其中所述确定包括响应于所述评定模型来确定所述受试者处于所述第一发育障碍的风险更大还是所述第二发育障碍的风险更大。

61. 根据权利要求53、54和56中任一项所述的方法,其中所述确定包括确定所述受试者是否处于具有共病的所述第一发育障碍和所述第二发育障碍的风险中。

62. 根据权利要求53-56中任一项所述的方法,其中所述确定包括确定所述受试者是否处于具有共病的所述第一发育障碍和所述第二发育障碍的风险中,并且相比于所述第二发育障碍,所述受试者处于所述第一发育障碍的风险更大。

63. 根据权利要求56所述的方法,其中所述方法还包括显示所述多个问题和所述最具预测性的下一问题。

64. 根据权利要求56所述的方法,其中所述识别包括响应于与所述受试者的所述多个临床特性对应的所述多个答案来识别所述最具预测性的下一问题。

65. 根据权利要求64所述的方法,其中所述多个答案包括对一系列最具预测性的下一问题的一系列答案。

66. 根据权利要求56所述的方法,其中所述识别包括响应于所述多个剩余未询问问题中的每个剩余问题的估计预测效用来识别所述最具预测性的下一问题。

67. 根据权利要求66所述的方法,其中响应于对每个剩余问题的每个可能答案的预测效用和所述每个可能答案的概率的组合,确定每个剩余问题的所述估计预测效用。

68. 根据权利要求67所述的方法,其中通过由对每个剩余问题的每个可能答案的预测效用组合所述每个可能答案的概率组成的乘积的总和,确定每个剩余问题的所述估计预测效用。

69. 根据权利要求68所述的方法,其中每个可能答案的所述预测效用乘以所述每个可能答案的出现概率。

70. 根据权利要求67所述的方法,其中每个可能答案的所述预测效用对应于所述每个可能答案与所述第一发育障碍的临床诊断的关联性。

71. 根据权利要求67所述的方法,其中响应于与所述受试者的一个或多个临床特性对应的所述受试者的一个或多个答案,确定所述每个可能答案的概率。

72. 根据权利要求56所述的方法,其中识别包括使用足够的统计数据识别对所述第一发育障碍最具预测性的所述最具预测性的下一问题。

73. 根据权利要求72所述的方法,其中所述足够的统计数据包括利用以下一个或多个算法确定的足够的统计数据:二叉树、随机森林、决策树、多个决策树、具有受控方差的多个决策树、多项式逻辑回归、朴素贝叶斯分类器、线性分类器、线性分类器的集合、提升算法、使用随机梯度下降训练的提升算法、包括训练数据加权的提升算法、包括更新训练数据加权的提升算法、或者包括用更高权重更新错误分类的训练数据的提升算法。

74. 根据权利要求72所述的方法,其中所述足够的统计数据包括在一个或多个受试者群体上训练和验证的分类器的足够的统计数据。

75. 根据权利要求72所述的方法,其中所述识别包括响应于与所述受试者的多个临床特性对应的多个答案、多个剩余问题以及使用所述足够的统计数据确定的所述多个剩余问题中的每一个问题的信息含量,识别所述最具预测性的下一问题。

76. 根据权利要求72所述的方法,其中响应于对与所述受试者的多个临床特性对应的多个答案进行响应所确定的所述最具预测性的下一问题的信息含量或估计预测效用中的一个或多个,识别所述最具预测性的下一问题。

77. 根据权利要求72所述的方法,其中所述方法还包括响应于概率图形模型的输出来确定所述最具预测性的下一问题的信息含量,所述概率图形模型的输出包括利用逻辑回归确定的概率系数的估计。

78. 根据权利要求56所述的方法,其中所述识别包括使用响应于多个经临床评定的受试者群体而配置的机器学习算法的足够的统计数据,来识别对所述第一发育障碍风险更大最具预测性的所述最具预测性的下一问题。

79. 根据权利要求56所述的方法,其中所述识别包括响应于关于所述两种或更多种发育障碍中的每一种的所述最具预测性的下一问题的估计预测效用,识别所述最具预测性的下一问题。

80. 根据权利要求56所述的方法,其中所述识别包括使用二叉树、随机森林、决策树、多个决策树、具有受控方差的多个决策树、多项式逻辑回归、朴素贝叶斯分类器、线性分类器或线性分类器的集合中的一个或多个来识别所述最具预测性的下一问题。

81. 根据权利要求56所述的方法,其中所述多个问题包括多个预定问题。

82. 根据权利要求56所述的方法,还包括在显示器上显示所述多个问题,经由耦合至所述显示器的输入接收对所述多个问题的所述多个答案,以及在所述显示器上显示识别的最具预测性的下一问题。

83. 根据权利要求56所述的方法,其中不将与所述受试者已经回答的问题具有高协方差的问题识别为最具预测性的下一问题。

84. 根据权利要求53-56中任一项所述的方法,其中所述方法还包括诊断所述受试者患有所述两种或更多种发育障碍中的一种或多种。

85. 根据权利要求53-56中任一项所述的方法,其中所述方法还包括确定所述受试者患有所述两种或更多种发育障碍中的每一种的风险。

86. 根据权利要求53-56中任一项所述的方法,其中所述确定包括在临床或非临床环境中确定所述受试者处于所述发育障碍的风险中。

87. 根据权利要求54-56中任一项所述的方法,其中所述确定包括在临床或非临床环境中确定所述受试者处于所述两种或更多种发育障碍中的一种或多种的风险中。

88. 根据权利要求53-56中任一项所述的方法,其中所述两种或更多种相关发育障碍包括精神障碍诊断和统计手册DSMIV或DSM V中的两种或更多种障碍。

89. 根据权利要求53-56中任一项所述的方法,其中所述两种或更多种相关发育障碍包括自闭症谱系障碍、某一级的自闭症谱系障碍ASD、1级ASD、2级ASD、3级ASD、自闭症、阿斯伯格综合症、广泛性发展障碍、未分类的广泛性发展障碍PDD-NOS、与自闭症谱系障碍有关的发育障碍、言语和语言迟缓SLD、强迫症OCD、社会交往障碍、智力障碍、学习障碍、感觉处理、注意力缺陷障碍ADD、注意力缺陷多动障碍ADHD、言语障碍、语言障碍、社交缺陷、社会互动

缺陷、刻板重复行为RBB、刻板重复兴趣、刻板重复活动、整体发育迟缓或者其他行为、智力或发育迟缓中的一种或多种。

90. 根据权利要求53-56中任一项所述的方法,其中所述两种或更多种相关发育障碍包括具有相关症状的多种障碍,所述多种障碍具有自闭症、阿斯伯格综合征、未分类的广泛性发展障碍PDD-NOS、ADHD、言语和语言迟缓、OCD或社会交往障碍中的一种或多种的相关症状。

91. 根据权利要求53-56中任一项所述的方法,其中所述方法还包括使用存储在本地处理器或远程服务器中的一个或多个上的足够的统计数据来选择下一问题。

92. 根据权利要求56所述的方法,其中所述识别包括首先识别第一发育障碍的第一多个最具预测性的下一问题,以及其次响应于对与所述第一发育障碍有关的所述第一多个最具预测性的下一问题的第一多个答案来识别第二发育障碍的第二多个最具预测性的下一问题。

93. 根据权利要求56所述的方法,其中所述识别包括响应于对紧接的前一个最具预测性的下一问题的答案来识别所述多个最具预测性的下一问题中的每一个。

94. 根据权利要求56所述的方法,其中所述识别包括一起识别第一多个最具预测性的下一问题和接收对所述第一多个最具预测性的下一问题的答案,以及响应于对所述第一多个最具预测性的下一问题的答案来一起识别第二多个最具预测性的下一问题。

95. 根据权利要求56所述的方法,其中所述识别包括识别第一发育障碍的第一多个最具预测性的下一问题和第二发育障碍的第二多个最具预测性的下一问题。

96. 根据权利要求95所述的方法,其中响应于对所述第一多个最具预测性的下一问题的答案来识别所述第二发育障碍的所述第二多个最具预测性的下一问题。

97. 根据权利要求95所述的方法,其中响应于对所述第一多个最具预测性的下一问题的第一答案和对所述第二多个最具预测性的下一问题的第二答案来识别所述第二发育障碍的所述第二多个最具预测性的下一问题中的最具预测性的下一问题。

98. 根据权利要求95所述的方法,还包括确定针对所述第一多个最具预测性的下一问题中的每一个的、与所述第一发育障碍有关的第一特征重要性以及针对所述第二多个最具预测性的下一问题中的每一个的、与所述第二发育障碍相关的第二特征重要性。

99. 根据权利要求53-56中任一项所述的方法,还包括确定第一发育障碍和第二发育障碍的最具预测性的下一问题。

100. 一种用于评估受试者患有发育障碍的风险的方法,包括提供如权利要求1-52中任一项所述的装置。

利用人工智能和用户输入来确定发育进展的方法和装置

[0001] 交叉引用

[0002] 本申请要求2015年8月11日提交的题为“Methods and Apparatus to Determine Developmental Progress with Artificial Intelligence and User Input”的美国临时申请序列号62/203,777的优先权,其全部公开内容通过引用并入本文。

[0003] 本申请的主题还涉及2014年4月24日提交的题为“Enhancing Diagnosis of Disorder Through Artificial Intelligence and Mobile Health Technologies Without Compromising Accuracy”美国申请序列号14/354,032,其全部公开内容通过引用并入本文。

背景技术

[0004] 用于诊断患有发育障碍 (developmental disorder) 的人士的现有方法和装置在至少某些方面上可能不甚理想。遗憾的是,例如,获得诊断或确定受试者是否处于诸如自闭症、自闭症谱系、注意力缺陷障碍、注意力缺陷多动障碍以及言语和学习障碍等发育障碍的风险所需要的时间量、精力和金钱可能不甚理想。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。

[0005] 受试者身上发育障碍的识别在准确度和效率二者方面带来了令人畏缩的技术问题。许多已知的用于识别此类障碍的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适格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,识别发育障碍的许多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进行评定的受试者常常呈现出巨大的差异范围,可能难以捕获和分类。对于这样的技术问题的技术解决方案将是期望的,其中技术解决方案可以改善现有方法的准确度和效率二者。理想情况下,这样的技术解决方案将会减少施用用于识别发育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。

[0006] 尽管可以对诸如父母等看护人施用有问题的先前冗长测试,以便诊断或识别处于发育障碍风险的受试者,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。

[0007] 在至少一些情况下,识别的评估需求与临床诊断之间的延迟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。

[0008] 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。

[0009] 此外,许多受试者可能具有两种或更多种相关的障碍或病症。如果每个测试设计成仅诊断或识别单个障碍或病症,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病症的单个诊断测试来测试受试者的方法。

[0010] 鉴于以上情况,需要改善的诊断和识别处于风险中的受试者的方法和装置。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,确定多种发育障碍,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。理想地,这样的方法和装置还可以用于确定受试者的发育进展。

发明内容

[0011] 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分析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。

[0012] 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。

[0013] 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。

[0014] 在一个方面中,本文公开了一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的装置。所述装置包括处理器,所述处理器包括配置有用于向所述受试者呈现问题的指令的有形介质,所述问题被配置用于评定与所述两种或更多种相关发育障碍有关的临床特性。所述有形介质还配置有用于接收对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的所述临床特性的答案的指令。所述有形介质还配置有用于响应于所述答案,以至少80%的灵敏度和特异性确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍的风险较大还是第二发育障碍的风险较大的指令。

[0015] 在另一方面中,本文公开了一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的装置。所述装置包括处理器,所述处理器包括其上存储有评定模型的有形介质,所述评定模型包括多个临床特性与所述两种或更多种相关发育障碍的临床诊断之间的统计关联性。所述有形介质配置有用于接收对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的临床特性的答案。所述有形介质配置有用于响应于所述答案和所述评定模型,响应于所述评定模型来确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍的风险较大还是第二发育障碍的风险较大。

[0016] 在另一方面中,本文公开了一种用于在具有共病(comorbidity)的两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的装置。所述装置包括配置有用于向所述受试者呈现问题的指令的有形介质的处理器,所述问题被配置用于评定与所述两种或更多种相关发育障碍有关的临床特性。所述有形介质还配置有用于接收对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的所述临床特性的答案。所述有形介质还配置有用于响应于所述答案,以至少80%的灵敏度和特异性确定所述受试者是否处于具有共病的所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍和第二发育障碍的风险中。

[0017] 在另一方面中,本文公开了一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的装置。所述装置包括处理器,所述处理器包括配置有用于接收对多个问题之中的多个询问问题的多个答案的。所述多个答案对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的临床特性。所述多个问题的多个剩余未询问问题包括最具预测性的下一问题。所述有形介质还配置有用于基于所述多个答案,确定所述受试者处于所述两种或更多种发育障碍中的第一发育障碍的风险较大还是第二发育障碍的风险较大。所述有形介质还配置有用于响应于确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍或第二发育障碍的风险较大,在所述多个剩余未询问问题中识别所述最具预测性的下一问题。

[0018] 响应于将所述受试者确定为处于所述第一发育障碍的风险较大,可以将对所述第

一发育障碍最具预测性的问题识别为所述最具预测性的下一问题。响应于将所述受试者确定为处于所述第二发育障碍的风险较大,可以将对所述第二发育障碍最具预测性的问题识别为所述最具预测性的下一问题。

[0019] 所述处理器可以配置有用于显示所述问题和所述最具预测性的下一问题的指令。所述处理器可以包含响应于与所述受试者的所述多个临床特性对应的所述多个答案来识别所述最具预测性的下一问题的指令。所述多个答案可以包括对一系列最具预测性的下一问题的一系列答案。

[0020] 所述处理器可以配置有响应于每个剩余问题的估计预测效用(estimated predictive utility)来识别所述最具预测性的下一问题的指令。可以响应于对每个剩余问题的每个可能答案的预测效用和所述每个可能答案的概率的组合来确定每个剩余问题的所述估计预测效用。可以通过由对每个剩余问题的每个可能答案的预测效用组合所述每个可能答案的概率组成的乘积的总和来确定每个剩余问题的所述估计预测效用。每个可能答案的所述预测效用可以乘以所述每个可能答案的出现概率。每个可能答案的所述预测效用可以对应于所述每个可能答案与所述第一发育障碍的临床诊断的关联性。可以响应于与所述受试者的一个或多个临床特性对应的所述受试者的一个或多个答案来确定所述每个可能答案的概率。

[0021] 所述处理器可以配置有足够的统计数据以识别对所述第一发育障碍最具预测性的所述最具预测性的下一问题。所述足够的统计数据可以包括利用二叉树、随机森林、决策树、多个决策树、具有受控方差的多个决策树、多项式逻辑回归、朴素贝叶斯分类器、线性分类器、线性分类器的集合、提升算法、使用随机梯度下降训练的提升算法、包括训练数据加权的提升算法、包括更新训练数据加权的提升算法或者包括使用较高权重更新错误分类的训练数据的提升算法中的一个或多个所确定的足够的统计数据。所述足够的统计数据可以包括在一个或多个受试者群体上训练和验证的分类器的足够的统计数据。所述处理器可以包含响应于与所述受试者的多个临床特性对应的多个答案、多个剩余问题以及使用所述足够的统计数据确定的所述多个剩余问题中的每一个问题的信息含量(informativeness)来识别所述最具预测性的下一问题的指令。可以响应于对与所述受试者的多个临床特性对应的多个答案进行响应所确定的所述最具预测性的下一问题的信息含量或估计预测效用中的一个或多个来识别所述最具预测性的下一问题。所述处理器可以包含响应于概率图形模型的输出来确定所述最具预测性的下一问题的信息含量的指令,所述概率图形模型的输出包括利用逻辑回归确定的概率系数的估计。

[0022] 所述处理器可以配置有响应于多个经临床评定的受试者群体而配置的机器学习算法的足够的统计数据,以便识别对所述第一发育障碍风险较大最具预测性的所述最具预测性的下一问题。所述处理器可以配置有响应于关于所述两种或更多种发育障碍中的每一种的所述最具预测性的下一问题的估计预测效用来识别所述最具预测性的下一问题的指令。所述处理器可以配置有使用二叉树、随机森林、决策树、多个决策树、具有受控方差的多个决策树、多项式逻辑回归、朴素贝叶斯分类器、线性分类器或线性分类器的集合中的一个或多个来识别下一最具预测性的问题的指令。

[0023] 所述处理器可以配置有首先识别第一障碍的第一多个下一最具预测性问题,以及其次响应于对与所述第一障碍有关的所述第一多个下一最具预测性问题的第一多个答案

来识别第二障碍的第二多个下一最具预测性问题的指令。所述处理器可以配置用于响应于对紧接的前一个下一最具预测性问题的答案来识别所述多个下一最具预测性问题中的每一个。所述处理器可以配置有用于一起确定第一多个下一最具预测性问题和接收对所述第一多个下一最具预测性问题的答案的指令,并且所述处理器可以配置用于响应于对所述第一多个下一最具预测性问题的答案来一起确定第二多个下一最具预测性问题。

[0024] 所述处理器可以配置有用于确定第一障碍的第一多个下一最具预测性问题和第二障碍的第二多个下一最具预测性问题的指令。所述处理器可以配置有用于响应于对所述第一多个下一最具预测性问题的答案来确定所述第二障碍的所述第二多个下一最具预测性问题的指令。所述处理器可以配置有用于响应于对所述第一多个下一最具预测性问题的第一答案以及对所述第二多个下一最具预测性问题的第二答案来确定所述第二障碍的所述第二多个下一最具预测性问题中的下一最具预测性问题的指令。所述处理器可以配置有用于确定针对所述第一多个下一最具预测性问题中的每一个的、与所述第一障碍有关的第一特征重要性以及针对所述第二多个下一最具预测性问题中的每一个的、与所述第二障碍有关的第二特征重要性的指令。所述处理器可以配置有用于确定第一障碍和第二障碍的下一最具预测性问题的指令。

[0025] 在另一方面中,本文公开了一种响应于多个问题来确定受试者的发育进展的装置。所述装置包括处理器,所述处理器包括配置有用于接收对在多个问题之中的多个询问问题的多个答案的指令的有形介质。所述多个答案对应于与所述发育进展有关的所述受试者的临床特性,并且所述多个问题的多个剩余未询问问题包括最具预测性的下一问题。所述有形介质还配置有用于基于所述多个答案确定所述受试者的所述发育进展的指令。所述有形介质还配置有用于响应于对所述受试者的所述发育进展的确定来识别所述多个剩余未询问问题之中的所述最具预测性的下一问题的指令。

[0026] 在另一方面中,本文公开了一种用于将受试者评估为在多个发育领域之中的发育领域中发育超前的装置。所述装置包括处理器,所述处理器包括配置有用于接收对在多个问题之中的多个询问问题的多个答案的指令的有形介质。所述多个答案对应于与所述多个发育领域有关的所述受试者的临床特性,并且所述多个问题的多个剩余未询问问题包括最具预测性的下一问题。所述有形介质还配置有用于基于所述多个答案,确定所述受试者与所述多个发育领域中的第二发育领域相比是否在第一发育领域中发育超前的指令。所述有形介质还配置有响应于与所述多个发育领域中的所述第二发育领域相比将所述受试者确定为在所述第一发育领域中发育超前而在所述多个剩余未询问问题之中识别所述最具预测性的下一问题的指令。

[0027] 在另一方面中,本文公开了一种用于在两种或更多种发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的装置。所述装置包括处理器,所述处理器包括配置有用于接收对应于与所述两种或更多种发育障碍有关的所述受试者的临床特性的输入数据的指令的有形介质。所述有形介质还配置有用于响应于所述输入数据,以至少80%的灵敏度和特异性确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍的风险较大还是第二发育障碍的风险较大的指令。

[0028] 在另一方面中,本文公开了一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的装置。所述装置包括具有存储在其上的评定模型的存储器,所述

评定模型包括多个临床特性与所述两种或更多种相关发育障碍的临床诊断之间的统计关联性。所述装置还包括处理器,所述处理器包括配置有用于接收对应于与所述两种或更多种发育障碍有关的所述受试者的临床特性的输入数据的指令的有形介质。所述有形介质还配置有用于响应于所述输入数据和所述评定模型,确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍的风险较大还是第二发育障碍的风险较大的指令。

[0029] 在另一方面中,本文公开了一种用于在两种或更多种发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的装置。所述装置包括处理器,所述处理器包括配置有用于接收对应于与所述两种或更多种发育障碍有关的所述受试者的第一临床特性的输入数据的指令的有形介质。所述有形介质还配置有用于响应于所述输入数据,确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍的风险较大还是第二发育障碍的风险较大的指令。所述有形介质还配置有用于响应于确定所述受试者为处于所述第一发育障碍的风险较大来识别对所述第一发育障碍最具预测性的第二临床特性的指令。所述有形介质还配置有用于接收对应于所述受试者的所述第二临床特性的附加输入数据的指令。

[0030] 所述输入数据可以包括所述受试者对问题的答案、与所述受试者的结构化交互的结果、受试者在游戏上的表现、所述受试者对刺激的回应、所述受试者对显示器上其可见的刺激的回应、当要求用他或她的手指弹出气泡时所述受试者的回应、对所述受试者的观察、对所述受试者的视频观察或者对所述受试者的临床观察中的一个或多个。

[0031] 在如本文公开的用于评估受试者的任何装置中,所述装置还包括具有存储在其上的评定模型的存储器,所述评定模型包括多个临床特性与所述两种或更多种发育障碍的临床诊断之间的统计关联性。所述处理器可以还配置有用于响应于所述评定模型来确定所述受试者处于所述第一发育障碍的风险较大还是所述第二发育障碍的风险较大的指令。

[0032] 在如本文公开的用于评估受试者的任何装置中,所述第一发育障碍和所述第二发育障碍可以包含共病。所述第一发育障碍和所述第二发育障碍可以包含共病并且所述受试者与所述第二障碍相比处于所述第一障碍的风险更大。

[0033] 在如本文公开的用于评估受试者的任何装置中,所述多个问题可以包括多个预定问题。可以不将与所述受试者已经回答的问题具有高协方差的问题识别为所述最具预测性的下一问题。

[0034] 在如本文公开的用于评估受试者的任何装置中,所述装置可以还包括输入和耦合至所述输入的显示器。所述处理器可以配置有用于显示所述多个问题并且经由所述输入接收对所述多个问题的所述多个答案以及显示所识别的最具预测性的下一问题的指令。

[0035] 在如本文公开的用于评估受试者的任何装置中,所述装置可以被配置用于以至少85%的置信区间或者至少85%的敏感度和特异性中的一个或多个,将所述受试者确定为处于所述发育障碍的风险中。所述处理器可以被配置用于以至少90%的置信区间或者至少90%的敏感度和特异性中的一个或多个,将所述受试者确定为处于所述发育障碍的风险中。所述处理器可以配置有用于诊断所述受试者患有所述两种或更多种发育障碍中的一种或多种的指令。所述处理器可以配置有用于确定所述受试者患有所述两种或更多种发育障碍中的每一种的风险的指令。

[0036] 在如本文公开的用于评估受试者的任何装置中,所述处理器可以配置有用于以至少80%(百分比)的置信度在临床或非临床环境中确定所述受试者处于所述发育障碍的风

险中的指令。所述处理器可以配置有用于以至少80% (百分比) 的敏感度和至少80% (百分比) 的特异性, 在临床或非临床环境中确定所述受试者处于所述两种或更多种发育障碍中的一种或多种的风险中的指令。

[0037] 在如本文公开的用于评估受试者的任何装置中, 所述两种或更多种发育障碍可以包括精神障碍诊断和统计手册 (DSM) IV或DSM V中的两种或更多种障碍。所述两种或更多种发育障碍可以包括自闭症谱系障碍、某一级的自闭症谱系障碍 (ASD)、1级ASD、2级ASD、3级ASD、自闭症 (“经典自闭症”)、阿斯伯格综合症 (“高功能自闭症”)、广泛性发展障碍 (PDD “非典型自闭症”)、未分类的广泛性发展障碍 (PDD-NOS)、与自闭症谱系障碍有关的发育障碍、言语和语言迟缓 (SLD)、强迫症 (OCD)、社会交往障碍、智力障碍、学习障碍、感觉处理、注意力缺陷障碍 (ADD)、注意力缺陷多动障碍 (ADHD)、言语障碍、语言障碍、社交缺陷、社会互动缺陷、刻板重复行为 (RBB)、刻板重复兴趣、刻板重复活动、整体发育迟缓或者其他行为、智力或发育迟缓中的一种或多种。所述两种或更多种发育障碍可以包括具有相关症状的多种障碍, 所述多种障碍具有自闭症、阿斯伯格综合征、未分类的广泛性发展障碍 (PDD-NOS)、ADHD、言语和语言迟缓、OCD或社会交往障碍中的一种或多种的相关症状。

[0038] 在如本文公开的用于评估受试者的任何装置中, 所述处理器可以包括本地处理器或远程服务器中的一个或多个。所述处理器可以包括本地处理器或远程服务器中的一个或多个, 其中所述处理器可以被配置用于使用存储在所述本地处理器或所述远程服务器中的一个或多个上的足够的统计数据来选择下一问题。

[0039] 在另一方面中, 本文公开了一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的方法。所述方法包括向所述受试者呈现问题, 所述问题被配置用于评定与所述两种或更多种相关发育障碍有关的临床特性。所述方法还包括接收对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的所述临床特性的答案。所述方法还包括响应于所述答案, 以至少80%的灵敏度和特异性确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍的风险较大还是第二发育障碍的风险较大。

[0040] 在另一方面中, 本文公开了一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的方法。所述方法包括向所述受试者呈现问题, 所述问题被配置用于评定与所述两种或更多种相关发育障碍有关的临床特性。所述方法还包括接收对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的所述临床特性的答案。所述方法还包括响应于所述答案, 响应于包括多个临床特性与所述两种或更多种相关发育障碍的临床诊断之间的统计关联性的评定模型, 确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍的风险较大还是第二发育障碍的风险较大。

[0041] 在另一方面中, 本文公开了一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的方法。所述方法包括向所述受试者呈现问题, 所述问题被配置用于评定与所述两种或更多种相关发育障碍有关的临床特性。所述方法还包括接收对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的所述临床特性的答案。所述方法还包括响应于所述答案, 以至少80%的灵敏度和特异性确定所述受试者是否处于具有共病的所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍和第二发育障碍的风险中。

[0042] 在另一方面中, 本文公开了一种用于在两种或更多种相关发育障碍之中评估受试者患有发育障碍的风险的方法。所述方法包括接收对多个问题之中的多个询问问题的多个

答案,所述多个答案对应于与所述两种或更多种相关发育障碍有关的所述受试者的临床特性。所述多个问题的多个剩余未询问问题包括最具预测性的下一问题。所述方法还包括基于所述多个答案,确定所述受试者处于所述两种或更多种发育障碍中的第一发育障碍的风险较大还是第二发育障碍的风险较大。所述方法还包括响应于确定所述受试者处于所述两种或更多种相关发育障碍中的第一发育障碍或第二发育障碍的风险较大,在所述多个剩余未询问问题之中识别所述最具预测性的下一问题。

[0043] 响应于将所述受试者确定为处于所述第一发育障碍的风险较大,可以将对所述第一发育障碍最具预测性的问题识别为所述最具预测性的下一问题。响应于将所述受试者确定为处于所述第二发育障碍的风险较大,可以将对所述第二发育障碍最具预测性的问题识别为所述最具预测性的下一问题。

[0044] 所述识别可以包括响应于与所述受试者的所述多个临床特性对应的所述多个答案来识别所述最具预测性的下一问题。所述多个答案可以包括对一系列最具预测性的下一问题的一系列答案。

[0045] 所述识别可以包括响应于所述多个剩余未询问问题中的每个剩余问题的估计预测效用来识别所述最有预测性的下一问题。响应于对每个剩余问题的每个可能答案的预测效用和所述每个可能答案的概率的组合来确定每个剩余问题的所述估计预测效用。可以通过由对每个剩余问题的每个可能答案的预测效用组合所述每个可能答案的概率组成的乘积的总和来确定每个剩余问题的所述估计预测效用。每个可能答案的所述预测效用可以乘以所述每个可能答案的出现概率。每个可能答案的所述预测效用可以对应于所述每个可能答案与所述第一发育障碍的临床诊断的关联性。可以响应于与所述受试者的一个或多个临床特性对应的所述受试者的一个或多个答案来确定所述每个可能答案的概率。

[0046] 所述识别包括使用足够的统计数据识别对所述第一发育障碍最具预测性的所述最具预测性的下一问题。所述足够的统计数据可以包括利用二叉树、随机森林、决策树、多个决策树、具有受控方差的多个决策树、多项式逻辑回归、朴素贝叶斯分类器、线性分类器、线性分类器的集合、提升算法、使用随机梯度下降训练的提升算法、包括训练数据加权的提升算法、包括更新训练数据加权的提升算法或者包括用较高权重更新错误分类的训练数据的提升算法中的一个或多个所确定的足够的统计数据。所述足够的统计数据可以包括在一个或多个受试者群体上训练和验证的分类器的足够的统计数据。

[0047] 所述识别可以包括响应于与所述受试者的多个临床特性对应的多个答案、多个剩余问题以及使用所述足够的统计数据确定的所述多个剩余问题中的每一个问题的信息含量来识别所述最具预测性的下一问题。可以响应于对与所述受试者的多个临床特性对应的多个答案进行响应所确定的所述最具预测性的下一问题的信息含量或估计预测效用中的一个或多个来识别所述最具预测性的下一问题。所述方法还可以包括响应于概率图形模型的输出来确定所述最具预测性的下一问题的信息含量,所述概率图形模型的输出包括利用逻辑回归确定的概率系数的估计。

[0048] 所述识别可以包括使用响应于多个经临床评定的受试者群体而配置的机器学习算法的足够的统计数据,来识别对所述第一发育障碍风险较大最具预测性的所述最具预测性的下一问题。所述识别可以包括响应于关于所述两种或更多种发育障碍中的每一种的所述最具预测性的下一问题的估计预测效用来识别所述最具预测性的下一问题。所述识别可

以包括使用二叉树、随机森林、决策树、多个决策树、具有受控方差的多个决策树、多项式逻辑回归、朴素贝叶斯分类器、线性分类器或线性分类器的集合中的一个或多个来识别下一最具预测性问题。

[0049] 所述多个问题可以包括多个预定问题。可以不将与所述受试者已经回答的问题具有高协方差的问题识别为最具预测性的下一问题。

[0050] 所述方法还可以包括在显示器上显示所述多个问题,经由耦合至所述显示器的输入接收对所述多个问题的所述多个答案,以及在所述显示器上显示识别的最具预测性的下一问题。

[0051] 所述识别可以包括首先识别第一障碍的第一多个下一最具预测性问题,以及其次响应于对与所述第一障碍有关的所述第一多个下一最具预测性问题的第一多个答案来识别第二障碍的第二多个下一最具预测性问题。所述识别可以包括响应于对紧接的前一个下一最具预测性问题的答案来识别所述多个下一最具预测性问题中的每一个。所述识别可以包括一起识别第一多个下一最具预测性问题和接收对所述第一多个下一最具预测性问题的答案,以及响应于对所述第一多个下一最具预测性问题的答案来一起识别第二多个下一最具预测性问题。

[0052] 所述识别可以包括识别第一障碍的第一多个下一最具预测性问题和第二障碍的第二多个下一最具预测性问题。可以响应于对所述第一多个下一最具预测性问题的答案来识别所述第二障碍的所述第二多个下一最具预测性问题。可以响应于对所述第一多个下一最有预测性问题的第一答案和对所述第二多个下一最具预测性问题的第二答案来识别所述第二障碍的所述第二多个下一最具预测性问题中的下一最有预测性问题。所述方法还可以包括确定针对所述第一多个下一最具预测性问题中的每一个的、与所述第一障碍有关的第一特征重要性以及针对所述第二多个下一最具预测性问题中的每一个的、与所述第二障碍相关的第二特征重要性。

[0053] 在如本文公开的评估受试者的任何方法中,确定可以包括响应于评定模型来进行确定,所述评定模型包括多个临床特性与所述两种或更多种发育障碍的临床诊断之间的统计关联性。所述确定包括响应于所述评定模型来确定所述受试者处于所述第一发育障碍的风险较大还是所述第二发育障碍的风险较大。所述确定可以包括确定所述受试者是否处于具有共病的所述第一发育障碍和所述第二发育障碍的风险中。所述确定可以包括确定所述受试者是否处于具有共病的所述第一发育障碍和所述第二发育障碍的风险中并且所述受试者与所述第二障碍相比处于所述第一障碍的风险更大。

[0054] 在如本文公开的评估受试者的任何方法中,所述确定可以包括以至少85%的置信区间或者至少85%的敏感度和特异性中的一个或多个,将所述受试者确定为处于所述发育障碍的风险中。所述处理器可以被配置用于以至少90%的置信区间或者至少90%的敏感度和特异性中的一个或多个,将所述受试者确定为处于所述发育障碍的风险。

[0055] 在如本文公开的评估受试者的任何方法中,所述方法还包括诊断所述受试者患有所述两种或更多种发育障碍中的一种或多种。所述方法还可以包括确定所述受试者患有所述两种或更多种发育障碍中的每一种的风险。

[0056] 在如本文公开的评估受试者的任何方法中,所述确定可以包括以至少80%(百分比)的置信度在临床或非临床环境中确定所述受试者处于所述发育障碍的风险中。所述确

定可以包括以至少80%

[0057] (百分比)的敏感度和至少80%(百分比)的特异性,在临床或非临床环境中确定所述受试者处于所述两种或更多种发育障碍中的一种或多种的风险中。

[0058] 在如本文公开的用于评估受试者的任何方法中,所述两种或更多种相关发育障碍可以包括精神障碍诊断和统计手册(DSM)IV或DSM V中的两种或更多种障碍。所述两种或更多种相关发育障碍可以包括自闭症谱系障碍、某一级的自闭症谱系障碍(ASD)、1级ASD、2级ASD、3级ASD、自闭症(“经典自闭症”)、阿斯伯格综合症(“高功能自闭症”)、广泛性发展障碍(PDD“非典型自闭症”)、未分类的广泛性发展障碍(PDD-NOS)、与自闭症谱系障碍有关的发育障碍、言语和语言迟缓(SLD)、强迫症(OCD)、社会交往障碍、智力障碍、学习障碍、感觉处理、注意力缺陷障碍(ADD)、注意力缺陷多动障碍(ADHD)、言语障碍、语言障碍、社交缺陷、社会互动缺陷、刻板重复行为(RBB)、刻板重复兴趣、刻板重复活动、整体发育迟缓或者其他行为、智力或发育迟缓中的一种或多种。所述两种或更多种相关发育障碍可以包括具有相关症状的多种障碍,所述多种障碍具有自闭症、阿斯伯格综合症、未分类的广泛性发展障碍(PDD-NOS)、ADHD、言语和语言迟缓、OCD或社会交往障碍中的一种或多种的相关症状。

[0059] 在如本文公开的用于评估受试者的任何方法中,所述方法还可以包括使用存储在本地处理器或远程服务器中的一个或多个上的足够的统计数据来选择下一问题。所述方法还可以包括显示所述多个问题和所述最有预测性的下一问题。

[0060] 在如本文公开的用于评估受试者的任何方法中,所述方法可以还包括确定第一障碍和第二障碍的下一最具预测性问题。

[0061] 在如本文所公开的评估受试者的任何方法中,向未回答的问题的字段提供值。

[0062] 在另一方面中,本文公开了一种用于提供如本文公开的用于评估受试者的风险的装置的方法。

[0063] 援引并入

[0064] 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

[0065] 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:

[0066] 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。

[0067] 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。

[0068] 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。

[0069] 图4是如本文所述的预测模块的示例性操作流程。

[0070] 图5是如本文所述的特征推荐模块的示例性操作流程。

[0071] 图6是本文描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。

[0072] 图7图示了如本文所述的施用评定程序的方法。

[0073] 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。

[0074] 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。

[0075] 图10是图示如本文所述的特征推荐模块的性能度量的散布图。

具体实施方式

[0076] 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。

[0077] 就本公开内容而言术语“基于”和“响应于”可互换使用。

[0078] 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。

[0079] 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”)。

[0080] 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分析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。

[0081] 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。

[0082] 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病症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选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。

[0083] 为了在单个筛选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、相对较短的筛选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。

[0084] 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。

[0085] 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。

[0086] 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。发育障碍在受试者的症状或特征中可能至少有一些重叠。这样的发育障碍可能包括广泛性发展障碍(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展障碍。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选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。

[0087] 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。本文描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选的发育障碍的统计关联性(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选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,本文描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。

[0088] 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。

[0089] 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病症的分类。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回应中的一个或多个。每个特征可能与识别一种或多种发育障碍或病症相关,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像或假扮游戏的能力,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适格人员所赋予,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,美国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)。

[0090] 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，

[0091] “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。

[0092] 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。

[0093] 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）。

[0094] 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选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关联性。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

程序筛选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。

[0095] 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障碍的风险。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。

[0096] 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。

[0097] 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含量特征的准则,基于所述信息含量特征可以构建每个决策树中的分裂。

[0098] 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。

[0099] 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,则在没有截取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关联性。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。

[0100] 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一定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。

[0101] 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。

[0102] 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。

[0103] 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。

[0104] 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。

[0105] 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回应。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。

[0106] 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。

[0107] 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。

[0108] 图5是作为非限制性示例的本文描述的特征推荐模块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。

[0109] 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。

[0110] 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。

[0111] 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。

[0112] 图6是本文描述的特征推荐模块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。

[0113] 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“特征价值重要性”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。

[0114] 每个特征值对于评定程序被设计用于筛选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。

[0115] 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:

$$[0116] \quad \text{prob}(E=1|A=1,B=2,C=1)$$

[0117] 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:

$$[0118] \quad \text{prob}(E=1|A=1,B=2,C=1) = \text{prob}(E=1,A=1,B=2,C=1) / \text{prob}(A=1,B=2,C=1)$$

[0119] 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:

[0120] $\text{prob}(E=1|A=1,B=2,C=1) \approx \text{sigmoid}(a_1*A+a_2*B+a_3*C+a_4)$,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。

[0121] 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。

[0122] 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。

[0123] 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。

[0124] 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。

[0125] 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选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或将评定设计来筛选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。

[0126] 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描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。

[0127] 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):

[0128] 受试者 $X = \{ 'A' : 1, 'B' : 2, 'C' : 1 \}$

[0129] 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:

[0130] $\text{prob}(E=1 | A=1, B=2, C=1) = 0.1$

[0131] $\text{prob}(E=2 | A=1, B=2, C=1) = 0.9$

[0132] $\text{prob}(D=1 | A=1, B=2, C=1) = 0.7$

[0133] $\text{prob}(D=2 | A=1, B=2, C=1) = 0.3$

[0134] 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:

[0135] 重要性($E=1$) = 1

[0136] 重要性($E=2$) = 3

[0137] 重要性($D=1$) = 2

[0138] 重要性($D=2$) = 4

[0139] 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:期望[重要性(E)] = ($\text{prob}(E=1 | A=1,$

[0140] $B=2, C=1) * \text{重要性}(E=1) + (\text{prob}(E=$

[0141] $2 | A=1, B=2, C=1) * \text{重要性}(E=2)$

[0142] $= 0.1 * 1 + 0.9 * 3$

[0143] $= 2.8$

[0144] 期望[重要性(D)] = ($\text{prob}(D=1 | A=1, B=2, C=1) * \text{重要性}(D=1)$

[0145] $+ (\text{prob}(D=2 | A=1, B=2, C=1) * \text{重要性}(D=2)$

[0146] $= 0.7 * 2 + 0.3 * 4$

[0147] $= 2.6$

[0148] 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。

[0149] 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。

[0150] 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。

[0151] 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。

[0152] 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适格人员进行分析,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。

[0153] 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回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回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。

[0154] 本文描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问题或最相关问题。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。

[0155] 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。

[0156] 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描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。

[0157] 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、回应、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。

[0158] 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”)

[0159] 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。

[0160] 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。

[0161] 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)。

[0162] 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。

[0163] 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。

[0164] 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描述的方法。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。

[0165] 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器的机器一起使用,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。

[0166] 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、闪存存储器)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。

[0167] 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筒匣、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。

[0168] 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。

[0169] 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。

[0170] 尽管上述步骤示出了根据示例的系统和方法,但本领域普通技术人员基于本文描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。

[0171] 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。

[0172] 实验数据

[0173] 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。

[0174] 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。

[0175] 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 (敏感度) 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。

[0176] 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关联性来评估特征推荐模块推荐信息含量问题的能力。执行以下步骤来计算关联性度量: (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关联性。计算的Pearson关联系数范围介于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关联性。图10是示出了每个问题的期望特征重要性 (“预期信息含量分数”) 与相对改善 (“相对分类改善”) 之间的关联性的散布图。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。

[0177] 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。

[0178] 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。

[0179] 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。

[0180] 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、美国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适格临床医生获得的临床诊断,以便为评定程序提供比较标准。

[0181] 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描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。

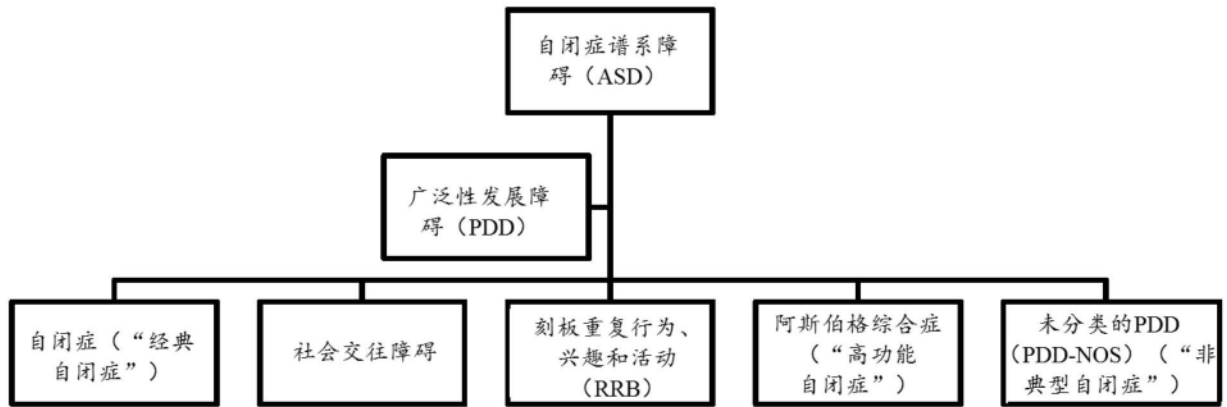


图1A

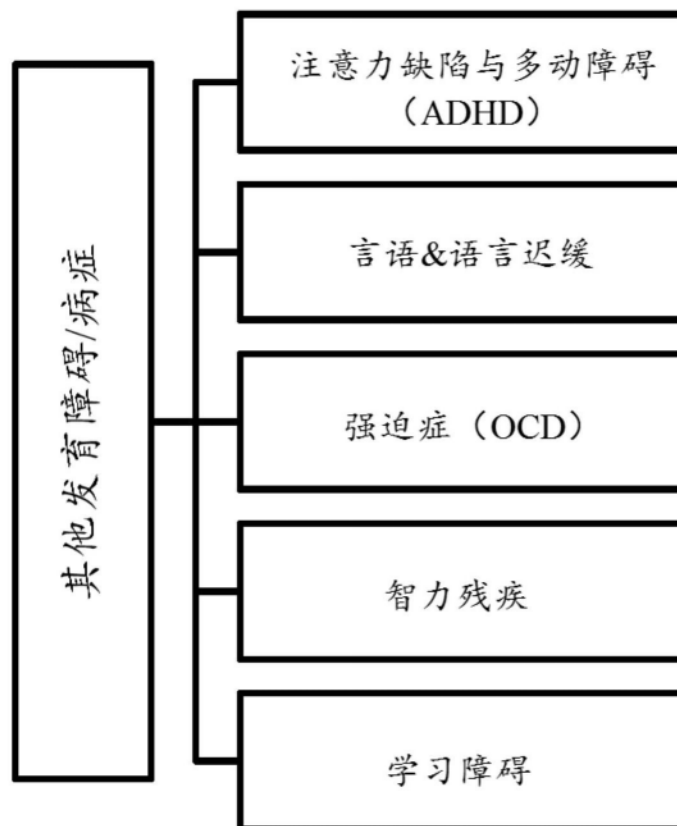


图1B

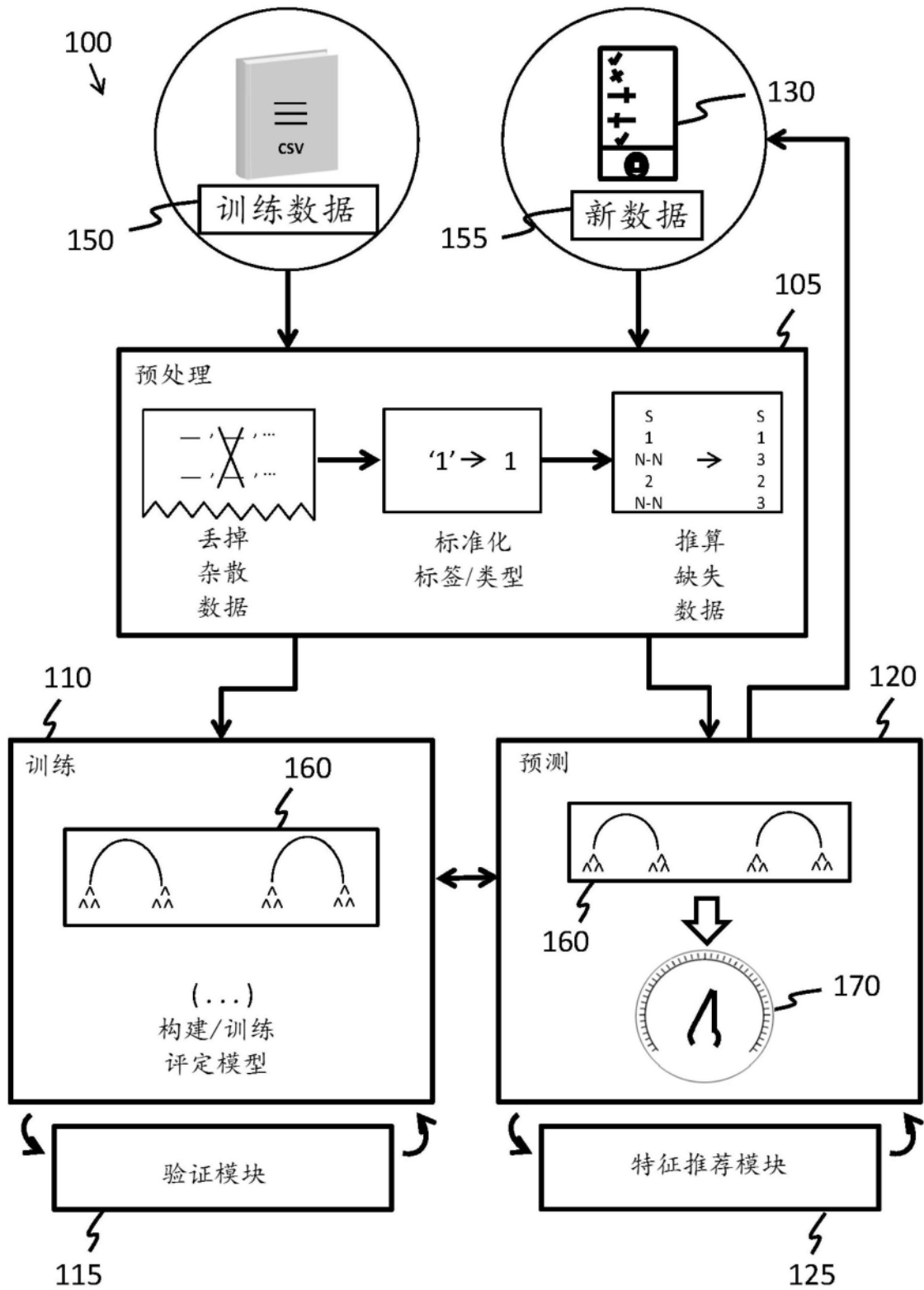


图2

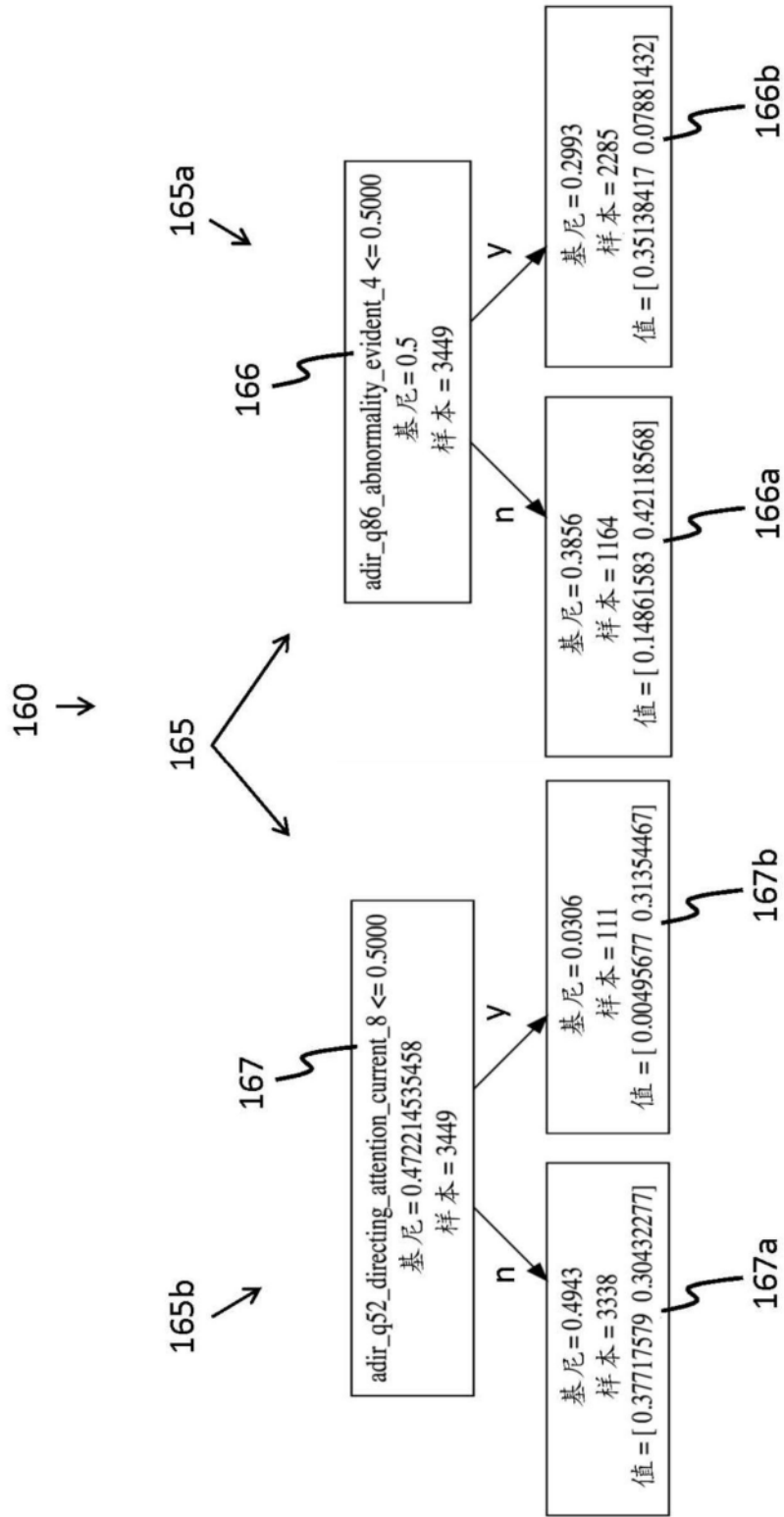


图3

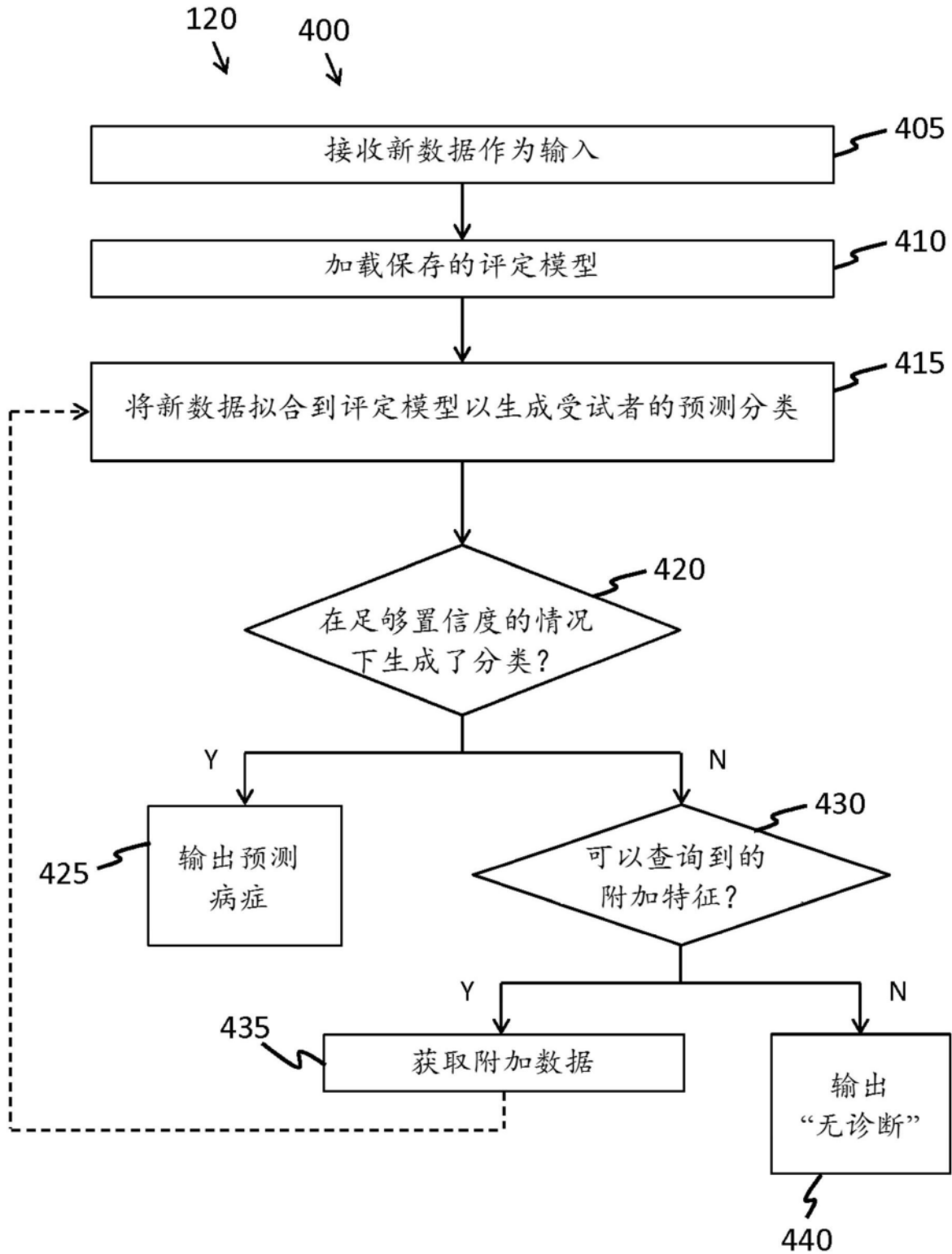


图4

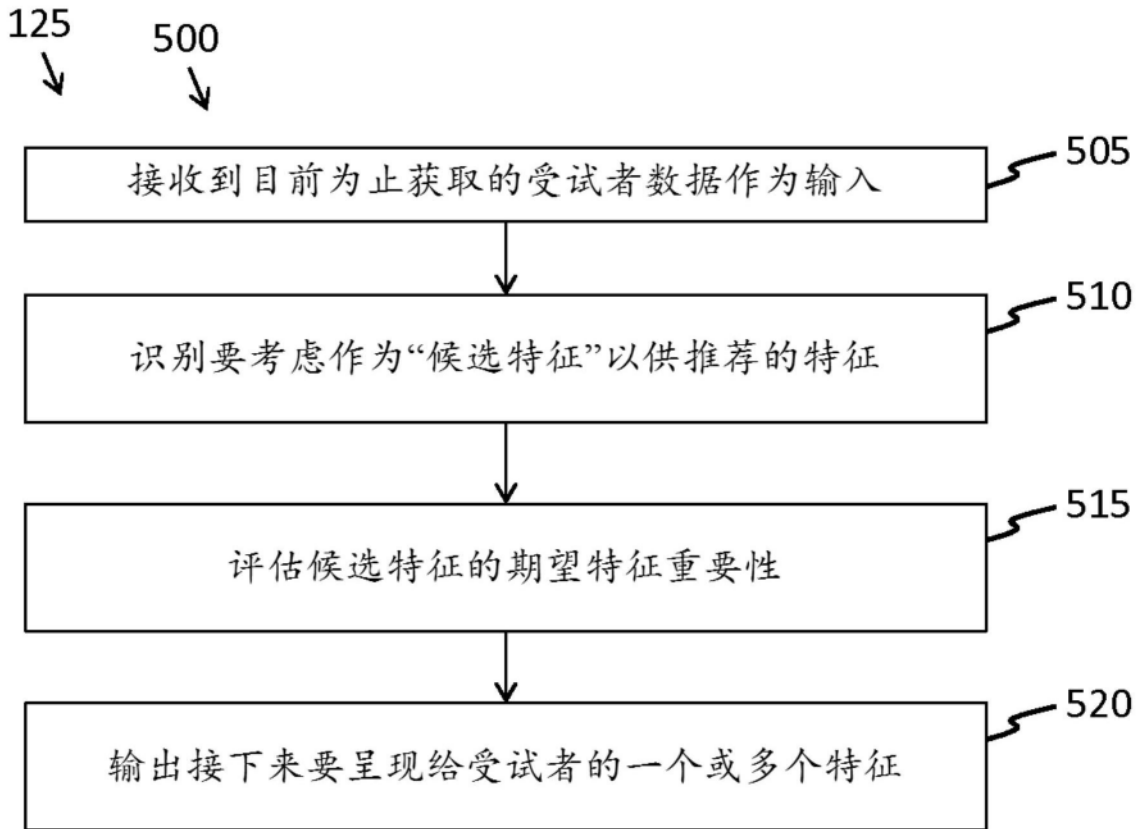


图5

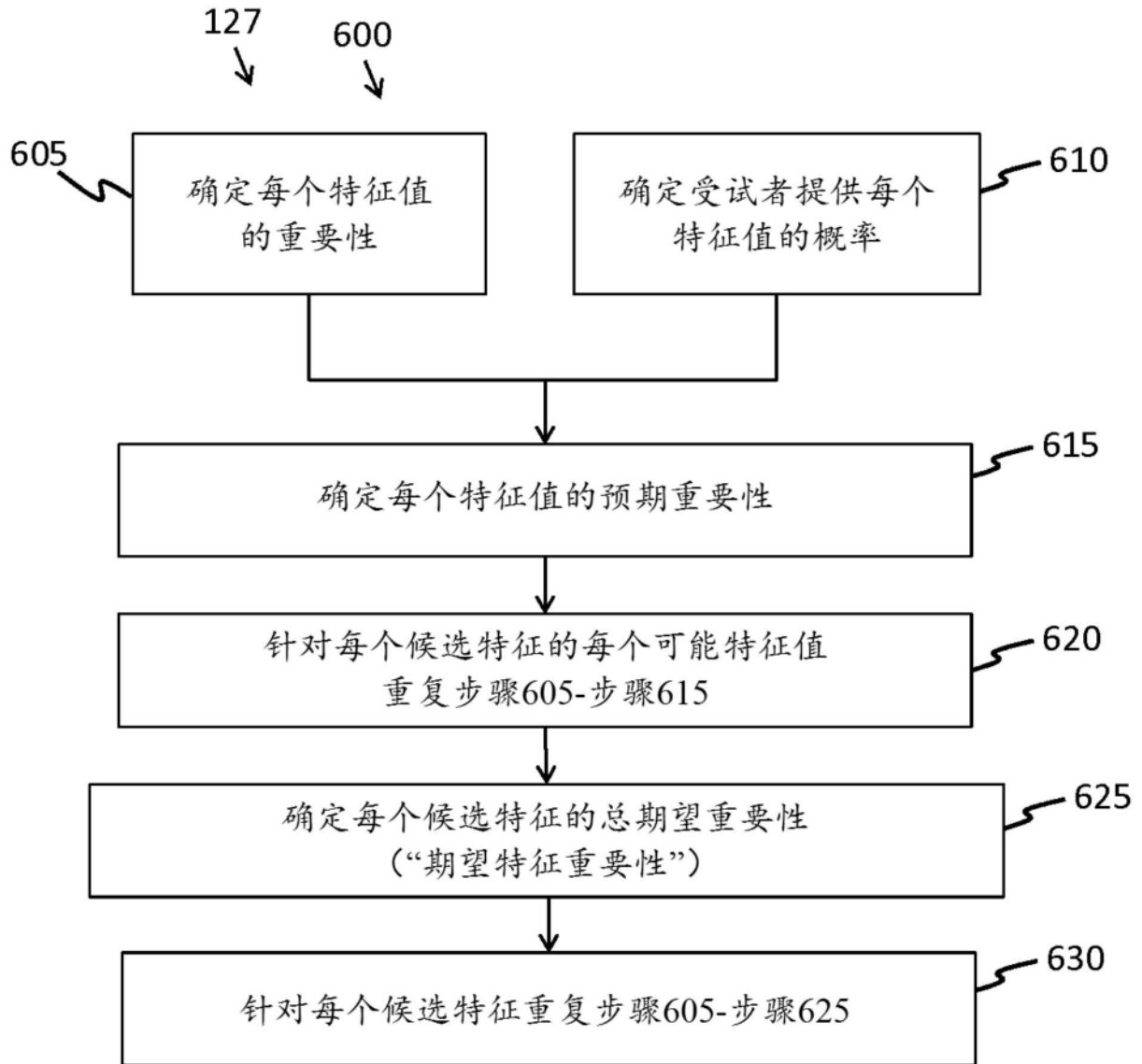


图6

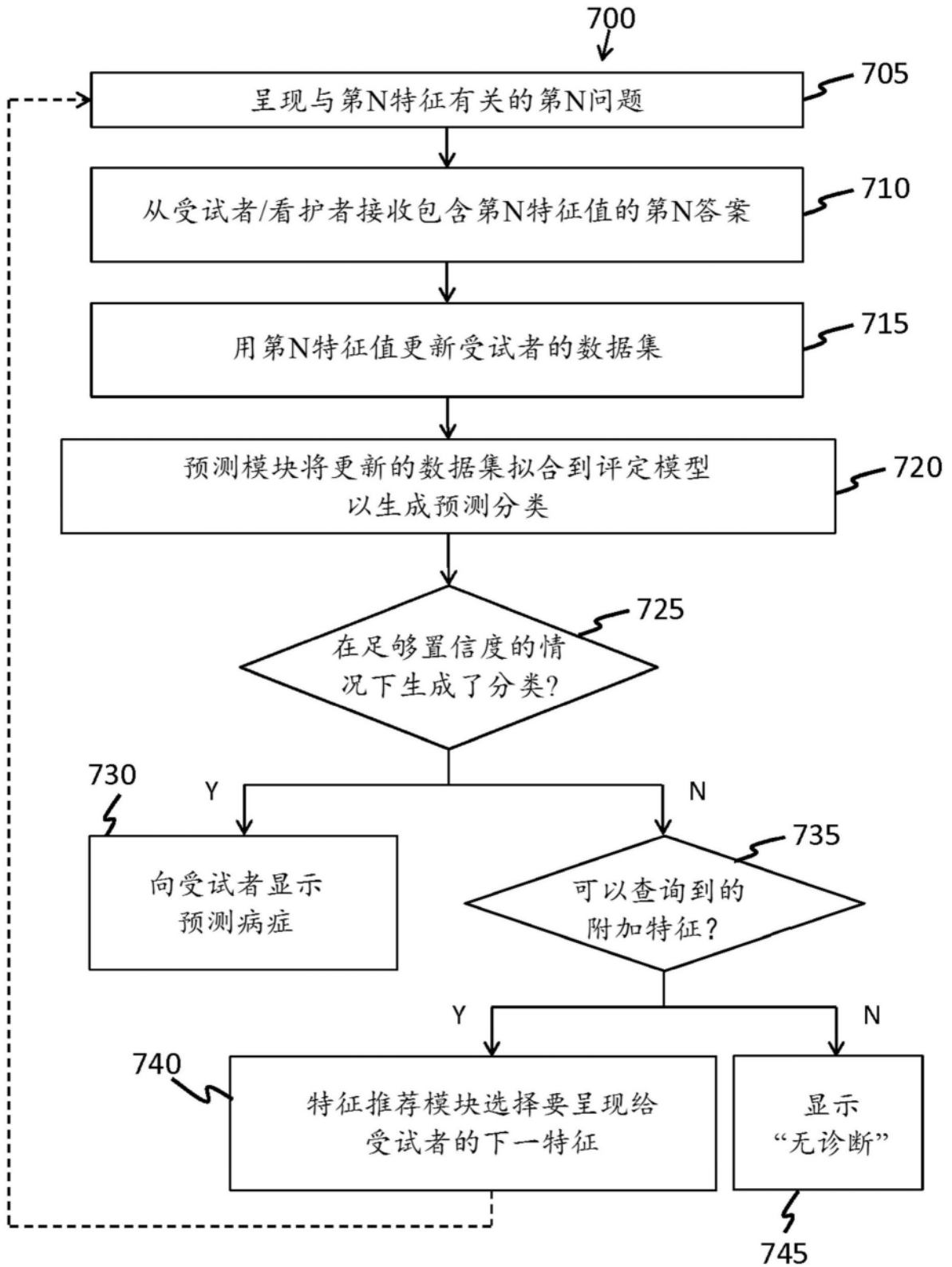


图7

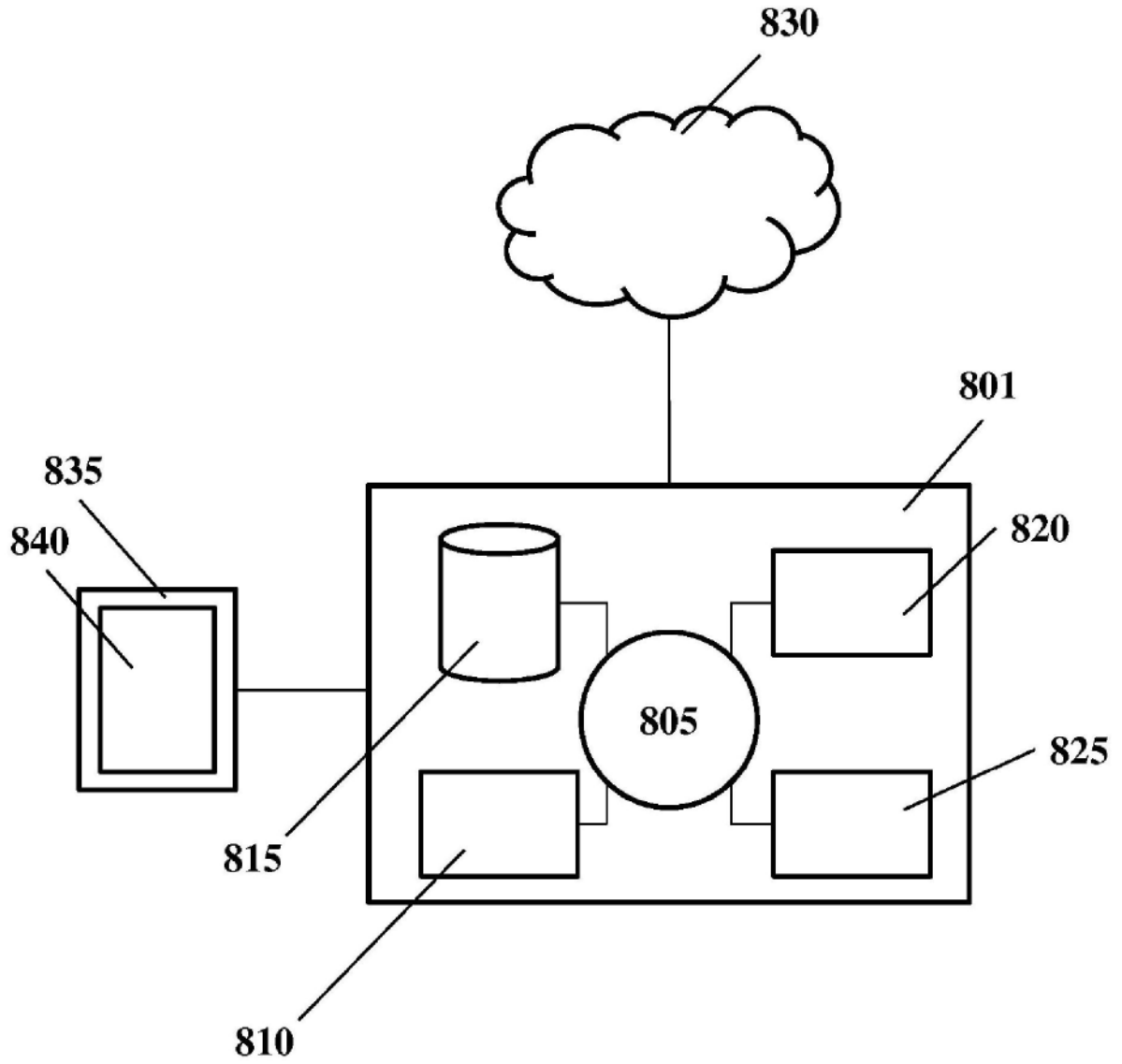


图8

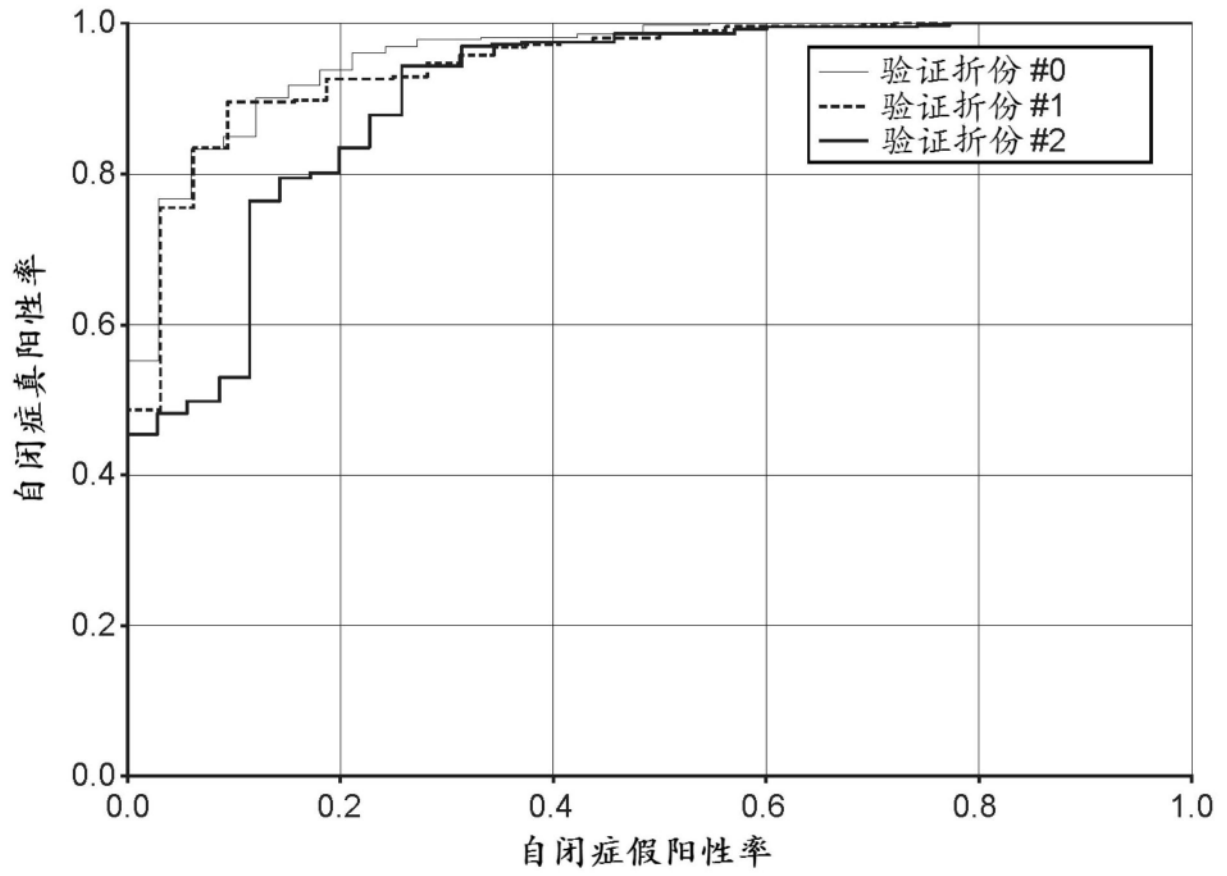


图9

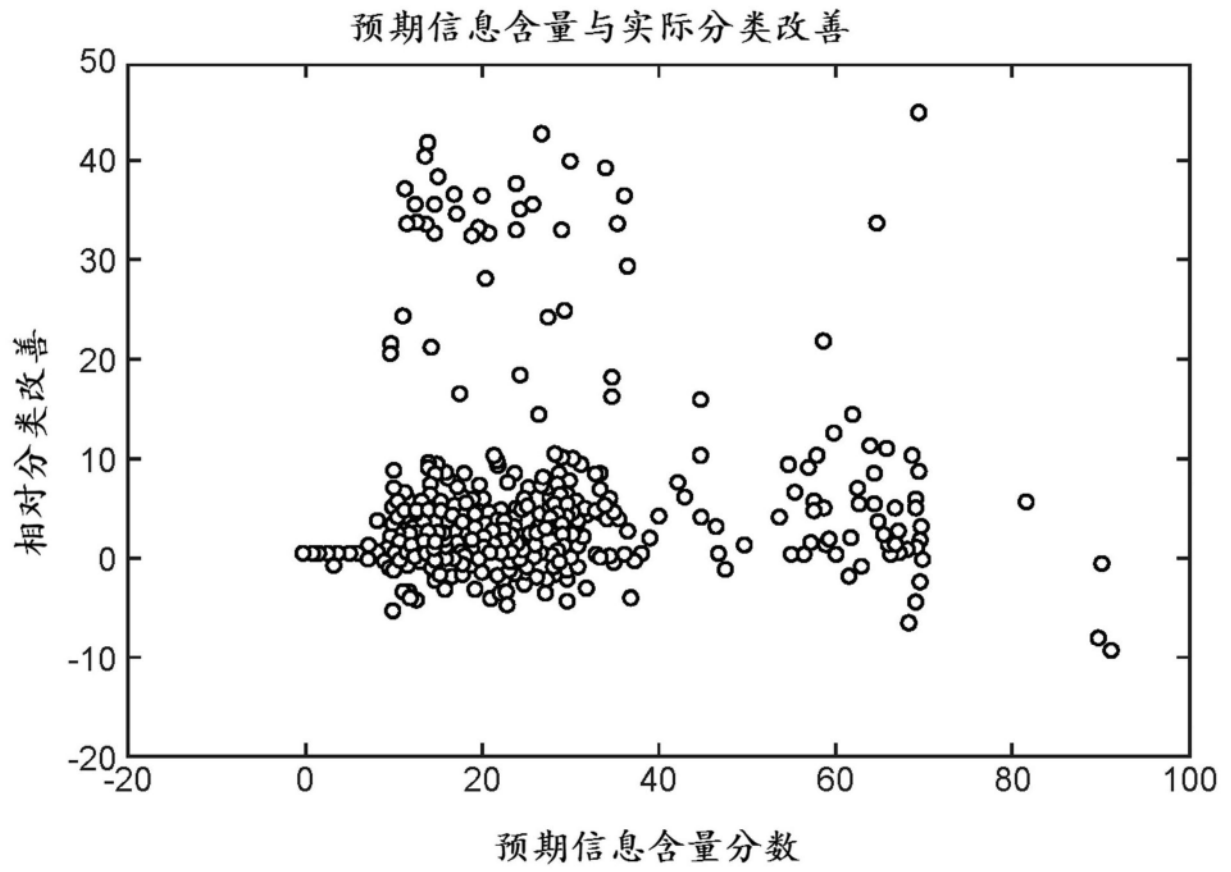


图10