



(10) 授权公告号 CN 107924472 B

(45) 授权公告日 2022.11.25

(21) 申请号 201680043634.2

(22) 申请日 2016.06.02

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 107924472 A

(43) 申请公布日 2018.04.17

(30) 优先权数据
239191 2015.06.03 IL

(85) PCT国际申请进入国家阶段日
2018.01.25

(86) PCT国际申请的申请数据
PCT/IL2016/050569 2016.06.02

(87) PCT国际申请的公布数据
W02016/193979 EN 2016.12.08

(73) 专利权人 英乐爱有限公司
地址 以色列荷兹利亚皮图奇市

(72) 发明人 埃米尔·B·杰瓦
利昂·Y·迪欧尔
谢尔盖·魏斯曼 奥马里·哈里什
然艾·马诺尔 艾坦·内泽尔
夏妮·夏尔吉

(74) 专利代理机构 上海翼胜专利商标事务所
(普通合伙) 31218

专利代理师 翟羽

(51) Int.Cl.
G06V 20/20 (2022.01)
G06V 10/22 (2022.01)
G06V 10/25 (2022.01)
G06V 10/44 (2022.01)
G06V 10/77 (2022.01)
G06V 10/764 (2022.01)
G06V 10/82 (2022.01)
G06N 20/10 (2019.01)
G06N 3/04 (2006.01)
G06N 3/08 (2006.01)

(56) 对比文件
US 2012/0172743 A1, 2012.07.05
US 2011/0206240 A1, 2011.08.25
US 2012/0089552 A1, 2012.04.12
CN 103019383 A, 2013.04.03
US 2014/0051047 A1, 2014.02.20 (续)

审查员 张阿真

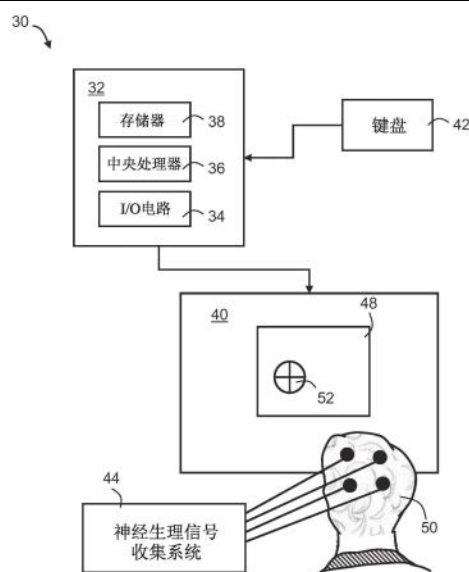
权利要求书6页 说明书30页 附图22页

(54) 发明名称

基于脑部计算机界面的图像分类的方法及系统

(57) 摘要

一种分类一图像的方法被揭露。所述方法包含对所述图像使用一计算机视觉程序,以检测在所述图像中怀疑被一目标占据的多个候选图像区域;向一观察者呈现所述多个候选图像区域中的每一个以作为一视觉刺激,同时从所述观察者的一脑部收集多个神经生理信号;处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述目标的一检测结果;以及决定在所述图像中所述目标的一存在与否是至少部分地基于对所述神经生理事件的识别而进行的。



[接上页]

(56) 对比文件

US 2012/0108997 A1, 2012.05.03

Surya Cheemalapati等. A real-time classification algorithm for emotion detection using portable EEG.《2013 IEEE 14th International Conference on Information Reuse & Integration (IRI)》. 2013,

Galit Fuhrmann Alpert等

.Spatiotemporal Representations of Rapid Visual Target Detection: A Single-Trial EEG Classification Algorithm.《IEEE Transactions on Biomedical Engineering》. 2013,

Hubert Cecotti等. Convolutional Neural Network for P300 Detection with Application to Brain-Computer Interfaces.《IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence》. 2010,

1. 一种分类一图像的方法,其特征在于,所述方法包含步骤:

使用一计算机视觉程序到所述图像,以检测在所述图像中的一目标,并使用所述计算机视觉程序分配一计算机检测结果得分到所述图像;

呈现所述图像到一观察者以作为一视觉刺激,同时从所述观察者的一脑部收集多个神经生理信号;

处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述目标的一检测结果;并基于所述识别分配一神经生理检测结果得分到所述图像;

基于所述计算机检测结果得分及所述神经生理检测结果得分两者,决定在所述图像中所述目标的一存在与否;

确定所述计算机检测结果得分和所述神经生理检测结果得分之间的一不匹配;以及当检测到所述不匹配时,将所述图像再呈现给所述观察者。

2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼,及在所述图像的先前呈现期间响应于所述眨眼为一阳性识别,向所述观察者再呈现所述图像。

3. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:重复所述神经生理事件的所述呈现及所述识别,进行比较所述识别与所述图像的一先前识别,及基于所述比较的结果决定所述观察者的一神经生理状态。

4. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述多个神经生理信号包含多个脑电图信号,及其中所述的方法包含:计算一慢波脑电图与一快波脑电图的一比值,及基于所述比值决定所述观察者的一神经生理状态。

5. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:对所述观察者呈现一数据库图像,所述数据库图像包含所述目标;处理所述多个神经生理信号,以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述数据库图像中所述目标的一检测结果;及基于所述识别决定所述观察者的一神经生理状态。

6. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:处理所述多个神经生理信号以识别一肌肉紧张,并在所述图像的先前呈现期间响应于所述肌肉紧张的一阳性识别,对所述观察者再呈现所述图像。

7. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述多个神经生理信号包含多个脑电图信号,及其中所述的方法包含:计算一慢波脑电图与一快波脑电图的一比值,及基于所述比值决定所述观察者的一神经生理状态。

8. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼,以评估所述多个眨眼的一时间模式;及基于所述时间模式决定所述观察者的一神经生理状态。

9. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述计算机视觉程序使用一集群分析。

10. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述计算机视觉程序使用多个神经网络。

11. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述收集所述多个神经生理信号是以至少150赫兹的一采样速率进行采样。

12. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:对被收集的所述多个神经生理信号使用一低通滤波器。

13. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述处理所述多个神经生理信号的步骤包含:对所述多个神经生理信号使用一空间加权费雪线性判别分类器。

14. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述处理所述多个神经生理信号的步骤包含:对所述多个神经生理信号使用一卷积神经网络分类器。

15. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述处理所述多个神经生理信号的步骤包含:

使用一空间加权费雪线性判别分类器;

基于所述空间加权费雪线性判别分类器计算一空间加权费雪线性判别分类得分;

对所述多个神经生理信号使用一卷积神经网络分类器;

基于所述卷积神经网络分类器计算一卷积神经网络分类得分;及

结合所述空间加权费雪线性判别得分及所述卷积神经网络得分。

16. 如权利要求14所述的方法,其特征在于:所述卷积神经网络包含:一第一卷积层,使用空间滤波于多个时间点中的每一个以特征化所述多个神经生理信号;一第二卷积层,对由所述第一卷积层提供的多个输出进一步使用时域滤波;及一第三卷积层,对由所述第二卷积层提供的多个输出进一步使用时域滤波。

17. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:对所述观察者呈现关于所述神经生理事件的所述识别的一反馈。

18. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述方法被使用在一虚拟现实系统。

19. 如权利要求1或2所述的方法,其特征在于:所述方法被使用在一增强现实系统。

20. 如权利要求18所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:响应于所述存在与否的所述决定,改变由所述虚拟现实系统或一增强现实系统提供的一视野。

21. 一种分类一图像的系统,其特征在于,所述系统包含:

一数据处理器,被配置为使用一计算机视觉程序到所述图像以检测在所述图像中的一目标,及使用所述计算机视觉程序分配一计算机检测结果得分到所述图像;

一显示器,与所述数据处理器相通信,其中所述数据处理器被配置为传送所述图像到所述显示器,且所述显示器被配置为向一观察者呈现所述图像以作为一视觉刺激;

一神经生理信号收集系统,与所述数据处理器相通信,及被配置为在所述呈现及传送多个神经生理信号到所述数据处理器期间,从所述观察者的一脑部收集所述多个神经生理信号;

其中所述数据处理器被配置为用于:处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述目标的一检测结果;基于所述识别分配一神经生理检测结果得分到所述图像;基于所述计算机检测结果得分及所述神经生理检测结果得分两者,决定在所述图像中所述目标的一存在与否;确定所述计算机检测结果得分和所述神经生理检测结果得分之间的一不匹配;以及当检测到所述不匹配时,将所述图像再呈现给所述观察者。

22. 如权利要求21所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼,及在所述图像的先前呈现期间响应于所述眨眼为一阳性识

别,对所述观察者再呈现所述图像。

23.如权利要求21或22所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为:重复所述神经生理事件的所述呈现及所述识别;比较所述识别与所述图像的一先前识别;及基于所述比较的结果,决定所述观察者的一神经生理状态。

24.如权利要求21或22所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为:对所述观察者呈现一数据库图像,所述数据库图像包含所述目标;处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述数据库图像中所述目标的一检测结果;及基于所述识别决定所述观察者的一神经生理状态。

25.如权利要求21或22所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为:处理所述多个神经生理信号以识别一肌肉紧张;并在所述图像的先前呈现期间响应于所述肌肉紧张的一阳性识别,对所述观察者再呈现所述图像。

26.如权利要求21或22所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为:处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼;评估所述多个眨眼的一时间模式;及基于所述时间模式决定所述观察者的一神经生理状态。

27.如权利要求21或22所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为对所述观察者呈现关于所述神经生理事件的所述识别的一反馈。

28.如权利要求27所述的系统,其特征在于:所述反馈是二进制的。

29.如权利要求27所述的系统,其特征在于:所述反馈是非二进制的。

30.如权利要求21或22所述的系统,其特征在于:所述系统是一虚拟现实系统。

31.如权利要求21或22所述的系统,其特征在于:所述系统是一增强现实系统。

32.如权利要求30所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为:响应于所述存在与否的所述决定,改变由所述虚拟现实系统或一增强现实系统提供的一视野。

33.一种分类一图像的方法,其特征在于,所述方法包含步骤:

向一观察者呈现所述图像以作为一视觉刺激,同时从所述观察者的一脑部收集多个神经生理信号;

数字化所述多个神经生理信号以提供一神经生理数据;

使用一卷积神经网络同时处理所述图像及所述神经生理数据,以识别在所述图像中的一目标的一计算机视觉检测结果及代表所述观察者对所述目标的一检测结果的一神经生理事件之间的一相关性;及

基于被识别的所述相关性,以决定在所述图像中所述目标的一存在与否;其中所述卷积神经网络包含:一第一卷积神经网络,被配置为接收及处理所述神经生理数据;一第二卷积神经网络,被配置为接收及处理所述图像;及一共享子网络,具有一神经网络层以接收及结合来自所述第一卷积神经网络及所述第二卷积神经网络两者的多个输出。

34.如权利要求33所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:

使用至少所述第一卷积神经网络,以分配一神经生理检测结果得分到所述图像;

使用至少所述第二卷积神经网络,以分配一计算机检测结果得分到所述图像;

比较所述计算机检测结果得分与所述神经生理检测结果得分;及

基于所述比较的结果,对所述观察者再呈现所述图像。

35.如权利要求33或34所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:处理所述多个神经

生理信号以识别多个眨眼,及在所述图像的先前呈现期间响应于所述眨眼为一阳性识别,对所述观察者再呈现所述图像。

36.如权利要求33或34所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:重复所述呈现及所述同时处理;比较所述识别与所述图像的一先前识别;及基于所述比较的结果,决定所述观察者的一神经生理状态。

37.如权利要求33或34所述的方法,其特征在于:所述多个神经生理信号包含多个脑电图信号,及其中所述的方法包含:计算一慢波脑电图与一快波脑电图的一比值;及基于所述比值决定所述观察者的一神经生理状态。

38.如权利要求33或34所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:对所述观察者呈现一数据库图像,所述数据库图像包含所述目标;处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述数据库图像中所述目标的一检测结果;及基于所述识别决定所述观察者的一神经生理状态。

39.如权利要求33或34所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:处理所述多个神经生理信号以识别一肌肉紧张;并在所述图像的先前呈现期间响应于所述肌肉紧张的一阳性识别,对所述观察者再呈现所述图像。

40.如权利要求33或34所述的方法,其特征在于:所述多个神经生理信号包含多个脑电图信号,及其中所述的方法包含:计算一慢波脑电图与一快波脑电图的一比值;及基于所述比值决定所述观察者的一神经生理状态。

41.如权利要求33或34所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼;评估所述多个眨眼的一时间模式;及基于所述时间模式决定所述观察者的一神经生理状态。

42.如权利要求33或34所述的方法,其特征在于:所述收集所述多个神经生理信号是以至少150赫兹的一采样速率进行采样。

43.如权利要求33或34所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:对被收集的所述多个神经生理信号使用一低通滤波器。

44.如权利要求33或34所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:对所述观察者呈现关于所述神经生理事件的所述识别的一反馈。

45.如权利要求44所述的方法,其特征在于:所述反馈是二进制的。

46.如权利要求44所述的方法,其特征在于:所述反馈是非二进制的。

47.如权利要求33或34所述的方法,其特征在于:所述方法被使用在一虚拟现实系统。

48.如权利要求33或34所述的方法,其特征在于:所述方法被使用在一增强现实系统。

49.如权利要求47所述的方法,其特征在于:所述方法更包含:响应于所述存在的所述决定,改变由所述虚拟现实系统或一增强现实系统提供的一视野。

50.一种分类一图像的系统,其特征在于,所述系统包含:

一数据处理器,被配置为接收所述图像;

一显示器,与所述数据处理器相通信,其中所述数据处理器被配置为传送所述图像到所述显示器,且所述显示器被配置为向一观察者呈现所述图像以作为一视觉刺激;

一神经生理信号收集系统,与所述数据处理器相通信,及被配置为在所述呈现及传送多个神经生理信号到所述数据处理器期间,从所述观察者的一脑部收集所述多个神经生理

信号;

其中所述数据处理器被配置为:

数字化所述多个神经生理信号以提供一神经生理数据;

使用一卷积神经网络同时处理所述图像及所述神经生理数据,以识别在所述图像中的一目标的一计算机视觉检测结果与代表所述观察者对所述目标的一检测结果的一神经生理事件之间的一相关性,其中所述卷积神经网络包含:一第一卷积神经子网络,被配置为接收及处理所述神经生理数据;一第二卷积神经子网络,被配置为接收及处理所述图像数据;及一共享子网络,具有一神经网络层以接收及结合来自所述第一卷积神经子网络及所述第二卷积神经子网络两者的多个输出;及

基于被识别的所述相关性,决定在所述图像中所述目标的一存在。

51. 如权利要求50所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为:

使用至少所述第一卷积神经子网络,以分配一神经生理检测结果得分到所述图像;

使用至少所述第二卷积神经子网络,以分配一计算机检测结果得分到所述图像;

比较所述计算机检测结果得分与所述神经生理检测结果得分;及

基于所述比较的结果,对所述观察者再呈现所述图像。

52. 如权利要求50或51所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼,及在所述图像的先前呈现期间响应于所述眨眼为一阳性识别,对所述观察者再呈现所述图像。

53. 如权利要求50或51所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为:重复所述呈现及所述同时处理;比较所述识别与所述图像的一先前识别;及基于所述比较的结果,决定所述观察者的一神经生理状态。

54. 如权利要求50或51所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为:对所述观察者呈现一数据库图像,所述数据库图像包含所述目标;处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述数据库图像中所述目标的一检测结果;及基于所述识别决定所述观察者的一神经生理状态。

55. 如权利要求50或51所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为:处理所述多个神经生理信号以识别一肌肉紧张;并在所述图像的先前呈现期间响应于所述肌肉紧张的一阳性识别,对所述观察者再呈现所述图像。

56. 如权利要求50或51所述的系统,其特征在于:所述多个神经生理信号包含多个脑电图信号,及其中所述数据处理器被配置为:计算一慢波脑电图与一快波脑电图的一比值;及基于所述比值决定所述观察者的一神经生理状态。

57. 如权利要求50或51所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为:处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼;评估所述多个眨眼的一时间模式;及基于所述时间模式决定所述观察者的一神经生理状态。

58. 如权利要求50或51所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为对所述观察者呈现关于所述神经生理事件的所述识别的一反馈。

59. 如权利要求58所述的系统,其特征在于:所述反馈是二进制的。

60. 如权利要求58所述的系统,其特征在于:所述反馈是非二进制的。

61. 如权利要求50或51所述的系统,其特征在于:所述系统是一虚拟现实系统。

62. 如权利要求50或51所述的系统,其特征在于:所述系统是一增强现实系统。

63. 如权利要求61所述的系统,其特征在于:所述数据处理器被配置为:响应于所述存在与否的所述决定,改变由所述虚拟现实系统或一增强现实系统提供的一视野。

基于脑部计算机界面的图像分类的方法及系统

[0001] 相关申请案

[0002] 本申请案主张2015年6月3日提交的以色列专利申请案第239191号的优先权,其内容通过引用整体并入本文。

技术领域

[0003] 本发明在一些实施例中是有关于一种脑部计算机界面(BCI),更具体但不排他地关于一种图像分类的方法及系统。

背景技术

[0004] 脑部计算机界面(BCI)的应用依赖于解码响应于单个事件(试验)的脑部活动,而不是在基础研究中经常研究的平均响应的描写。脑电图(EEG)是一种非侵入性的记录技术,是用于监测脑部活动的多个常用系统之一。脑电图数据为在多个通道中同时被收集以一高时间分辨率,产生用于呈现单个试验脑部活动的高维数据矩阵。除了其无与伦比的时间分辨率之外,脑电图比其他神经影像技术相比是非侵入性的、可穿戴的、并且更便宜的,因此是任何类型切实可行的BCI的首要选择。

[0005] 传统分类技术使用机器学习算法对单次试验的时空活动矩阵,基于这些矩阵的统计特性,进行分类。这些方法基于两个主要部分:有效降维的特征提取机制及分类算法。典型的分类器使用一样本数据以学习一映射规则,通过所述映射规则,其他测试数据可以被归类为两个或更多个类别中的一个。分类器可以大致分为线性及非线性的方法。非线性分类器,例如神经网络、隐马尔可夫模型及K-最近邻算法),可以近似广泛分布的函数,从而可以区分复杂的数据结构。同时非线性分类器具有捕获复杂的判别函数的潜力,但它们的复杂性也会导致过度拟合并带来繁重的计算需求,使其较不适合实时的应用。

[0006] 另一方面,线性分类器较不复杂,因此对于数据过度拟合更稳健。线性分类器对可以线性分离的数据执行得特别好。费雪线性判别(FLD)、线性支持向量机(SVM)及逻辑回归(LR)是线性分类器的示例。费雪线性判别(FLD)找出多个特征的一个线性组合,将两个分类的数据映射到一个可分离的投影轴上。分离的标准被定义为多个分类之间的平均的距离与所述多个分类内方差的比率。支持向量机(SVM)找出一个分离的超平面,最大化两个类之间的边界。逻辑回归(LR),顾名思义,将数据投影到一逻辑函数中。

[0007] PCT专利申请案公开第W02014/170897号,其内容通过引用结合于此,公开了一种用于实施一个人类对象的多个脑电图信号的单一试验分类的方法,所述方法生成一系列图像包含多个目标图像及多个非目标图像。所述方法包含:在一时间空间表示法中获得多个脑电图信号包含多个时间点及所述多个脑电图信号相对应的空间分布;使用一线性判别分类器对所述多个时间点进行独立分类,计算一时间空间判别权重;使用所述时间空间判别权重分别通过所述时间空间点处的所述时空区别权重来放大所述时间空间表示,创建一空间加权表示;利用一时域上的主成分分析(PCA)进行降维,分别为所述多个脑电图信号的每个空间波段创建一主成分分析投影;使用所述主成分分析投影到所述空间加权表示到多个

第一主分量上,创建包含每个空间波段的一时间近似空间加权表示,对于多个主时间投影的主成分分析系数;并在多个波段上对所述时间近似空间加权表示进行分类,使用所述线性判别分类器,以产生一二进制决策系列,用以表示多个图像系列中的每个图像为属于所述目标图像或所述非目标图像。

发明内容

[0008] 根据本发明的一些实施例的一个方面,提供了一种分类一图像的方法,所述方法包含步骤:对所述图像使用一计算机视觉程序,以检测在所述图像中怀疑被一目标占据的多个候选图像区域;向一观察者呈现所述多个候选图像区域中的每一个以作为一视觉刺激,同时从所述观察者的一脑部收集多个神经生理信号;处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述目标的一检测结果;以及决定在所述图像中所述目标的一存在与否是至少部分地基于对所述神经生理事件的识别而进行的。

[0009] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:划分所述图像成为多个图像图块,其中所述多个图块的至少一个包含一候选图像区域,且其中所述呈现所述多个候选图像区域中的每一个的步骤包含:呈现所述多个图块中的至少一个。

[0010] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:分配一神经生理检测结果得分到所述图像,其中所述决定在所述图像中所述目标的所述存在与否的步骤是至少部分基于所述神经生理检测结果得分而进行的。

[0011] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:使用所述计算机视觉程序对所述图像分配一计算机检测结果得分,其中所述决定在所述图像中所述目标的所述存在与否的步骤是基于所述计算机检测结果得分及所述神经生理检测结果得分两者而进行的。

[0012] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:对至少一图像区域或一图像区域群组,进行比较所述神经生理检测结果得分与所述计算机检测结果得分,并基于所述比较的结果向所述观察者再呈现所述至少一图像区域或所述图像区域群组。

[0013] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼,并且在所述图像区域或所述图像区域群组的先前呈现期间响应于所述眨眼为一阳性识别,向所述观察者再呈现一图像区域或一图像区域群组。

[0014] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼,并且在所述图像区域或所述图像区域群组的先前呈现期间响应于所述眨眼为一阳性识别,向所述观察者再呈现一图像区域或一图像区域群组。

[0015] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:对所述图像区域群组中的至少一图像区域重复所述神经生理事件的所述呈现及所述识别,包含:进行比较所述识别与一先前所述至少一图像区域的识别,且基于所述比较的结果决定所述观察者的一神经生理状态。

[0016] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:对所述图像区域群组中的至少一图像区域重复所述神经生理事件的所述呈现及所述识别,包含:进行比较所述识别与一先前所述至少一图像区域的识别,且基于所述比较的结果决定所述观察者的一神经生理状态。

[0017] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:对所述观察者呈现一数据库图像区域,所述数据库图像区域包含所述目标;处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述数据库图像区域中的所述目标的一检测结果;且基于所述识别决定所述观察者的一神经生理状态。

[0018] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:对所述观察者呈现一数据库图像区域,所述数据库图像区域包含所述目标;处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述数据库图像区域中的所述目标的一检测结果;且基于所述识别决定所述观察者的一神经生理状态。

[0019] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:处理所述多个神经生理信号以识别一肌肉紧张,并在所述图像区域或所述图像区域群组的先前呈现期间响应于所述肌肉紧张为一阳性识别,对所述观察者再呈现一图像区域或一图像区域群组。

[0020] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:处理所述多个神经生理信号以识别一肌肉紧张,并在所述图像区域或所述图像区域群组的先前呈现期间响应于所述肌肉紧张为一阳性识别,对所述观察者再呈现一图像区域或一图像区域群组。

[0021] 根据本发明的一些实施例的一个方面,提供了一种分类一图像的方法,所述方法包含步骤:使用一计算机视觉程序到所述图像,以检测在所述图像中的一目标,并使用所述计算机视觉程序分配一计算机检测结果得分到所述图像;呈现所述图像到一观察者以作为一视觉刺激,同时从所述观察者的一脑部收集多个神经生理信号;处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述目标的一检测结果;并基于所述识别分配一神经生理检测结果得分到所述图像;以及基于所述计算机检测结果得分及所述神经生理检测结果得分两者,决定在所述图像中所述目标的一存在与否。

[0022] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:进行比较所述神经生理检测结果得分与所述计算机检测结果得分,及基于所述比较的结果向所述观察者再呈现所述图像。

[0023] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼,及在所述图像的先前呈现期间响应于所述眨眼为一阳性识别,向所述观察者再呈现所述图像。

[0024] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:重复所述神经生理事件的所述呈现及所述识别,进行比较所述识别与所述图像的一先前识别,及基于所述比较的结果决定所述观察者的一神经生理状态。

[0025] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述多个神经生理信号包含多个脑电图信号,及其中所述的方法包含:计算一慢波脑电图与一快波脑电图的一比值,及基于所述比值决定所述观察者的一神经生理状态。

[0026] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:对所述观察者呈现一数据库图像,所述数据库图像包含所述目标;处理所述多个神经生理信号,以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述数据库图像中所述目标的一检测结果;及基于所述识别决定所述观察者的一神经生理状态。

[0027] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:处理所述多个神经生理信号以识别一肌肉紧张,并在所述图像的先前呈现期间响应于所述肌肉紧张的一阳性识别,对所述

观察者再呈现所述图像。

[0028] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述多个神经生理信号包含多个脑电图信号,及其中所述的方法包含:计算一慢波脑电图与一快波脑电图的一比值,及基于所述比值决定所述观察者的一神经生理状态。

[0029] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼,以评估所述多个眨眼的一时间模式;及基于所述时间模式决定所述观察者的一神经生理状态。

[0030] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述计算机视觉程序使用一集群分析。

[0031] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述计算机视觉程序使用多个神经网络。

[0032] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述收集所述多个神经生理信号是以至少150赫兹的一采样速率进行采样。

[0033] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:对被收集的所述多个神经生理信号使用一低通滤波器。

[0034] 根据本发明的一些实施例,本发明所述处理所述多个神经生理信号的步骤包含:对所述多个神经生理信号使用一空间加权费雪线性判别(SWFLD)分类器。

[0035] 根据本发明的一些实施例,本发明所述处理所述多个神经生理信号的步骤包含:对所述多个神经生理信号使用一卷积神经网络(CNN)分类器。

[0036] 根据本发明的一些实施例,本发明所述处理所述多个神经生理信号的步骤包含:使用一空间加权费雪线性判别(SWFLD)分类器;基于所述空间加权费雪线性判别分类器计算一空间加权费雪线性判别分类得分;对所述多个神经生理信号使用一卷积神经网络(CNN)分类器;基于所述卷积神经网络分类器计算一卷积神经网络分类得分;及结合所述空间加权费雪线性判别得分及所述卷积神经网络得分。

[0037] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述卷积神经网络包含:一第一卷积层,使用空间滤波于多个时间点中的每一个以特征化所述多个神经生理信号;一第二卷积层,对由所述第一卷积层提供的多个输出进一步使用时域滤波;及一第三卷积层,对由所述第二卷积层提供的多个输出进一步使用时域滤波。

[0038] 根据本发明的一些实施例的一个方面,提供了一种用于分类一图像的系统,所述系统包含:一数据处理器,被配置为对所述图像使用一计算机视觉程序以检测所述图像中是否有怀疑被通过一目标占据的多个图像区域,因而提供一组多个候选图像区域;一显示器,与所述数据处理器相通信,其中所述数据处理器被配置为通过所述显示器呈现给一观察者所述多个候选图像区中的每一个,以作为一视觉刺激;及一神经生理信号收集系统,与所述数据处理器相通信,及被配置为在所述呈现及传送所述多个信号到所述数据处理器期间从所述观察者的一脑部收集多个神经生理信号;其中所述数据处理器被配置为:用于处理所述多个神经生理信号,以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述目标的一检测结果;及用于至少部分基于所述神经生理事件的所述识别以决定在所述图像中所述目标的一存在与否。

[0039] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为划分所

述图像成为多个图像图块,其中所述多个图块中的至少一个包含一候选图像区域,及其中所述呈现所述多个候选图像区域中的每一个包含:呈现所述多个图块中的至少一个。

[0040] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为分配一神经生理检测结果得分到所述图像,其中所述决定在所述图像中所述目标的所述存在与否是至少部分基于所述神经生理检测结果得分而进行的。

[0041] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为分配一计算机检测结果得分到所述图像使用所述计算机视觉程序,其中所述决定在所述图像中所述目标的所述存在是基于所述计算机检测结果得分及所述神经生理检测结果得分两者而进行的。

[0042] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为比较所述计算机检测结果得分与所述神经生理检测结果得分,及基于所述比较的结果向所述观察者再呈现至少一图像区域或一图像区域群组。

[0043] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼,及在所述图像区域或所述图像区域群组的先前呈现期间响应于所述眨眼为一阳性识别,对所述观察者再呈现一图像区域或一图像区域群组。

[0044] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为:对所述图像区域群组的至少一图像区域,用于重复所述神经生理事件的所述呈现及所述识别;用于比较所述识别与所述至少一图像区域的一先前识别;及用于基于所述比较的结果,决定所述观察者的一神经生理状态。

[0045] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为:用于对所述观察者呈现一数据库图像区域,所述数据库图像区域包含所述目标;用于处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述数据库图像区域中的所述目标的一检测结果;及用于基于所述识别决定所述观察者的一神经生理状态。

[0046] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为用于处理所述多个神经生理信号以识别一肌肉紧张,并用于在所述图像区域或所述图像区域群组的先前呈现期间响应于所述肌肉紧张的一阳性识别,对所述观察者再呈现一图像区域或一图像区域群组。

[0047] 根据本发明的一些实施例的一个方面,提供了一种分类一图像的系统,所述系统包含:一数据处理器,被配置为使用一计算机视觉程序到所述图像以检测在所述图像中的一目标,及分配一计算机检测结果得分到所述图像使用所述计算机视觉程序;一显示器,与所述数据处理器相通信,其中所述数据处理器被配置为向一观察者呈现所述图像以作为一视觉刺激;一神经生理信号收集系统,与所述数据处理器相通信,及被配置为在所述呈现及传送所述多个信号到所述数据处理器期间,从所述观察者的一脑部收集多个神经生理信号;其中所述数据处理器被配置为用于:处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述目标的一检测结果;基于所述识别分配一神经生理检测结果得分到所述图像;及基于所述计算机检测结果得分及所述神经生理检测结果得分两者,决定在所述图像中所述目标的一存在与否。

[0048] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为比较所

述神经生理检测结果得分与所述计算机检测结果得分,及基于所述比较的结果,对所述观察者再呈现所述图像。

[0049] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼,及在所述图像的先前呈现期间响应于所述眨眼为一阳性识别,对所述观察者再呈现所述图像。

[0050] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为:重复所述神经生理事件的所述呈现及所述识别;比较所述识别与所述图像的一先前识别;及基于所述比较的结果,决定所述观察者的一神经生理状态。

[0051] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为:对所述观察者呈现一数据库图像,所述数据库图像包含所述目标;处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述数据库图像中所述目标的一检测结果;及基于所述识别决定所述观察者的一神经生理状态。

[0052] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为:处理所述多个神经生理信号以识别一肌肉紧张;并在所述图像的先前呈现期间响应于所述肌肉紧张的一阳性识别,对所述观察者再呈现所述图像。

[0053] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述多个神经生理信号包含多个脑电图信号,及其中所述数据处理器被配置为:计算一慢波脑电图与一快波脑电图的一比值;及基于所述比值决定所述观察者的一神经生理状态。

[0054] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为:处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼;评估所述多个眨眼的一时间模式;及基于所述时间模式决定所述观察者的一神经生理状态。

[0055] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述数据处理器被配置为对所述观察者呈现关于所述神经生理事件的所述识别的一反馈。

[0056] 根据本发明的一些实施例,本发明的系统是一虚拟现实系统。

[0057] 根据本发明的一些实施例,本发明的系统是一增强现实系统。

[0058] 根据本发明的一些实施例的一个方面,提供了一种分类一图像的方法,所述方法包含步骤:向一观察者呈现所述图像以作为一视觉刺激,同时从所述观察者的一脑部收集多个神经生理信号;数字化所述多个神经生理信号以提供一神经生理数据;使用一卷积神经网络(CNN)同时处理所述图像及所述神经生理数据,以识别在所述图像中的一目标的一计算机视觉检测结果及代表所述观察者对所述目标的一检测结果的一神经生理事件之间的一相关性;及基于被识别的所述相关性,以决定在所述图像中所述目标的一存在与否;其中所述卷积神经网络包含:一第一卷积神经子网络(CNS),被配置为接收及处理所述神经生理数据;一第二卷积神经子网络,被配置为接收及处理所述图像;及一共享子网络,具有一神经网络层以接收及结合来自所述第一卷积神经子网络及所述第二卷积神经子网络两者的多个输出。

[0059] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述方法更包含:使用至少所述第一卷积神经子网络,以分配一神经生理检测结果得分到所述图像;使用至少所述第二卷积神经子网络,以分配一计算机检测结果得分到所述图像;比较所述计算机检测结果得分与所述神经生理检测结果得分;及基于所述比较的结果,对所述观察者再呈现所述图像。

[0060] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼,及在所述图像的先前呈现期间响应于所述眨眼为一阳性识别,对所述观察者再呈现所述图像。

[0061] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:重复所述呈现及所述同时处理;比较所述识别与所述图像的一先前识别;及基于所述比较的结果,决定所述观察者的一神经生理状态。

[0062] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述多个神经生理信号包含多个脑电图信号,及其中所述的方法包含:计算一慢波脑电图与一快波脑电图的一比值;及基于所述比值决定所述观察者的一神经生理状态。

[0063] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:对所述观察者呈现一数据库图像,所述数据库图像包含所述目标;处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述数据库图像中所述目标的一检测结果;及基于所述识别决定所述观察者的一神经生理状态。

[0064] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:处理所述多个神经生理信号以识别一肌肉紧张;并在所述图像的先前呈现期间响应于所述肌肉紧张的一阳性识别,对所述观察者再呈现所述图像。

[0065] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述多个神经生理信号包含多个脑电图信号,及其中所述的方法包含:计算一慢波脑电图与一快波脑电图的一比值;及基于所述比值决定所述观察者的一神经生理状态。

[0066] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼;评估所述多个眨眼的一时间模式;及基于所述时间模式决定所述观察者的一神经生理状态。

[0067] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述收集所述多个神经生理信号是以至少150赫兹的一采样速率进行采样。

[0068] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:对被收集的所述多个神经生理信号使用一低通滤波器。

[0069] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:对所述观察者呈现关于所述神经生理事件的所述识别的一反馈。

[0070] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述反馈是二进制的。

[0071] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:所述反馈是非二进制的。

[0072] 根据本发明的一些实施例,所述方法被使用在一虚拟现实系统。

[0073] 根据本发明的一些实施例,所述方法被使用在一增强现实系统。

[0074] 根据本发明的一些实施例,本发明的方法包含:响应于所述存在的所述决定,改变由所述虚拟现实系统或所述增强现实系统提供的一视野。

[0075] 根据本发明的一些实施例的一个方面,提供了一种分类一图像的系统,所述系统包含:一数据处理器,被配置为接收所述图像;一显示器,与所述数据处理器相通信,其中所述数据处理器被配置为向一观察者呈现所述图像以作为一视觉刺激;一神经生理信号收集系统,与所述数据处理器相通信,及被配置为在所述呈现及传送所述多个信号到所述数据处理器期间,从所述观察者的一脑部收集多个神经生理信号;其中所述数据处理器被配置

为:数字化所述多个神经生理信号以提供一神经生理数据;使用一卷积神经网络(CNN)同时处理所述图像及所述神经生理数据,以识别在所述图像中的一目标的一计算机视觉检测结果与代表所述观察者对所述目标的一检测结果的一神经生理事件之间的一相关性,其中所述卷积神经网络包含:一第一卷积神经子网络,被配置为接收及处理所述神经生理数据;一第二卷积神经子网络,被配置为接收及处理所述图像数据;及一共享子网络,具有一神经网络层以接收及结合来自所述第一卷积神经子网络及所述第二卷积神经子网络两者的多个输出;及基于被识别的所述相关性,决定在所述图像中所述目标的一存在。

[0076] 根据本发明的一些实施例,所述数据处理器被配置为:使用至少所述第一卷积神经子网络,以分配一神经生理检测结果得分到所述图像;使用至少所述第二卷积神经子网络,以分配一计算机检测结果得分到所述图像;比较所述计算机检测结果得分与所述神经生理检测结果得分;及基于所述比较的结果,对所述观察者再呈现所述图像。

[0077] 根据本发明的一些实施例,所述数据处理器被配置为处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼,及在所述图像的先前呈现期间响应于所述眨眼为一阳性识别,对所述观察者再呈现所述图像。

[0078] 根据本发明的一些实施例,所述数据处理器被配置为:重复所述呈现及所述同时处理;比较所述识别与所述图像的一先前识别;及基于所述比较的结果,决定所述观察者的一神经生理状态。

[0079] 根据本发明的一些实施例,所述数据处理器被配置为:对所述观察者呈现一数据库图像,所述数据库图像包含所述目标;处理所述多个神经生理信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述数据库图像中所述目标的一检测结果;及基于所述识别决定所述观察者的一神经生理状态。

[0080] 根据本发明的一些实施例,所述数据处理器被配置为:处理所述多个神经生理信号以识别一肌肉紧张;并在所述图像的先前呈现期间响应于所述肌肉紧张的一阳性识别,对所述观察者再呈现所述图像。

[0081] 根据本发明的一些实施例,所述多个神经生理信号包含多个脑电图信号,及其中所述数据处理器被配置为:计算一慢波脑电图与一快波脑电图的一比值;及基于所述比值决定所述观察者的一神经生理状态。

[0082] 根据本发明的一些实施例,所述数据处理器被配置为:处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼;评估所述多个眨眼的一时间模式;及基于所述时间模式决定所述观察者的一神经生理状态。

[0083] 根据本发明的一些实施例,所述数据处理器被配置为:对所述观察者呈现关于所述神经生理事件的所述识别的一反馈。

[0084] 根据本发明的一些实施例,所述反馈是二进制的。

[0085] 根据本发明的一些实施例,所述反馈是非二进制的。

[0086] 根据本发明的一些实施例,所述系统是一虚拟现实系统。

[0087] 根据本发明的一些实施例,所述系统是一增强现实系统。

[0088] 根据本发明的一些实施例,所述数据处理器被配置为:响应于所述存在与否的所述决定,改变由所述虚拟现实系统或所述增强现实系统提供的一视野。

[0089] 除非另外定义,否则本文使用的所有技术及/或科学术语具有与本发明所属领域

的普通技术人员通常理解的相同的含义。虽然在本发明的实施例的实施或测试中可以使用与本文所述的方法及材料类似或等同的方法及材料,但是下文描述示例性的方法及/或材料。如果发生冲突,包含定义在内的专利说明书将受到核实。另外,这些材料、方法及实施例仅是说明性的,并非意在限制。

[0090] 本发明的实施例的方法及/或系统的实施可以涉及手动、自动地或者其组合地执行或者完成选择的工作。而且,根据本发明的方法及/或系统的实施例的实际仪器及设备,可以通过硬件、通过软件或者通过固件或者通过使用操作系统的组合来实施几个选择的工作。

[0091] 例如,根据本发明的实施例执行选定工作的硬件可以被实施为芯片或电路。如同软件,根据本发明实施例的选定工作可以被实施为使用任何合适的操作系统的计算机执行软件指令。在本发明的示例性实施例中,根据本文描述的方法及/或系统的示例性实施例的一个或多个工作通过一数据处理器执行,例如用于执行多个指令的计算平台。任选地,所述数据处理器包含用于存储多个指令及/或数据的易失性存储器及/或非易失性存储器,例如磁性硬盘及/或可移动介质。任选地,也提供网络连接。还任选地提供显示器及/或用户输入装置,例如键盘或鼠标。

附图说明

[0092] 这里仅通过举例的方式参照附图来描述本发明的一些实施例。现在具体参照附图详细说明,应该强调的是,所示细节是作为示例并且出于对本发明的实施例说明讨论的目的。在这方面,对于本领域技术人员来说,利用附图进行的描述对于可以如何实施本发明的实施例是明白易懂的。

[0093] 附图中:

[0094] 图1A至图1C示出了根据本发明的一些实施例,描述一原型图像分类系统的方框图;

[0095] 图2A及图2B示出了根据本发明的一些实施例,从具有多个物体的河流的航拍图像提取的示例主字码;

[0096] 图3A及图3B示出了根据本发明的一些实施例,如在实验中获得在具有多个物体的河流的空间图像中的感兴趣区域;

[0097] 图4示出了根据本发明的一些实施例,一卷积神经网络的示意图;

[0098] 图5示出了根据本发明的一些实施例,使用多个分类器的一组合获得的真实阳性率 (TPR) 作为假阴性率 (FPR) 的一函数的一图表;

[0099] 图6示出了根据本发明的一些实施例,描述一分析模块操作原理的流程图;

[0100] 图7示出了根据本发明的一些实施例,所述原型图像分类系统的一显示器的屏幕截图;

[0101] 图8示出了根据本发明的一些实施例,所述原型图像分类系统的一显示器的另一屏幕截图;

[0102] 图9A示出了根据本发明的一些实施例,对X射线图像进行的实验中在多个脑电图 (EEG) 电极处中的一个对多个目标及多个非目标获得的一平均脑部响应 (ERP) ;

[0103] 图9B示出了根据本发明的一些实施例,对X射线图像进行的实验中在一观察者头

部上获得的电位分布；

[0104] 图10A及图10B示出了根据本发明的一些实施例,对X射线图像进行的实验中对多个目标及多个非目标的单个图像量测的脑部响应之间的差异；

[0105] 图11示出了根据本发明的一些实施例,对X射线图像进行的实验中使用的一测试阶段数据集的多个得分分布；

[0106] 图12示出了说明根据本发明的一些实施例的一接收操作特性 (ROC) 曲线,对X射线图像进行的实验在不同阈值下所使用的一分类器的性能；

[0107] 图13示出了根据本发明的一些实施例,对X射线图像进行的实验中获得的命中率及虚警 (FA) 率；

[0108] 图14A及图14B示出了根据本发明的一些实施例,对航拍图像进行的实验中对多个目标及多个非目标的单个图像获得脑部响应之间的差异；

[0109] 图15示出了根据本发明的一些实施例,对航拍图像进行的实验在多个脑电图 (EEG) 电极处中的一个对多个目标及多个非目标获得的一平均脑部响应 (ERP) ；

[0110] 图16示出了根据本发明的一些实施例,对航拍图像进行的实验在一观察者头部上获得的电位分布；

[0111] 图17示出了根据本发明的各种示例性实施例,适用于分类一图像的方法流程图；

[0112] 图18示出了根据本发明的一些实施例,用于对一图像进行分类的系统示意图；及

[0113] 图19示出了根据本发明的一些实施例,一种多峰卷积神经网络的示意图。

具体实施方式

[0114] 本发明在一些实施例中关于一种脑部计算机界面,更具体但非专一地关于一种图像分类的方法及系统。

[0115] 在详细解释本发明的至少一个实施例之前,应当理解的是,本发明在其应用中不一定限于在以下描述中阐述的及/或在附图及/或实施例中示出的部件及/或方法的构造及配置的细节。本发明能够具有其他实施例或以各种方式实施或执行。

[0116] 本发明的实施例关于一种适用于通过脑部计算机界面 (BCI) 对一图像进行分类的方法,更优选地,在一个图像流内,甚至更优选地对图像流中的每个图像进行分类。应该理解的是,除非另有定义,否则下面描述的操作可以以许多组合或执行顺序同时或依顺序执行。具体而言,流程图的顺序不被认为是限制性的。例如,出现在下面的描述中或以特定次序出现在流程图中的两个或更多个操作可以按照不同的顺序(例如,一个相反的顺序)或基本上同时执行。另外,下面描述的几个操作是可选的,可能不会被执行。

[0117] 至少部分操作可以通过一个数据处理系统来实施,例如一专用电路或一通用计算机,被配置用于接收数据并执行下面描述的操作。至少部分操作可以由一远程位置的云计算设施来实施。数据处理系统或云计算设施可以提供至少部分所述操作为一图像处理系统,其中由数据处理系统或云计算设施接收的数据包含图像数据。

[0118] 实施本实施例方法的计算机程序通常可以分发给用户在一分发介质上,例如但不限于,一软盘、一只读光碟 (CD-ROM), 一闪存设备及一移动硬盘。计算机程序可以从分发介质复制到一硬盘或类似的一中间存储介质中。计算机程序可以通过将计算机指令从所述分发介质或所述中间存储介质加载到计算机的执行存储器中来运行,配置计算机以按照本发

明的方法行动。所有这些操作对于计算机系统领域的技术人员来说是熟知的。

[0119] 本实施例的方法可以以多种形式实施。例如,可以实施在一有形介质上,例如一计算机来执行所述方法的操作。其可以在一计算机可读介质上实施,包含多个计算机可读指令用于执行所述方法的操作。也可以实施在具有数字型计算机能力的电子设备中,安排在所述有形介质上运行所述计算机程序或者在一计算机可读介质上执行所述指令。

[0120] 现在参考图17,示出了根据本发明的各种示例性实施例,适用于分类一图像的方法流程图。

[0121] 所述方法从步骤10开始并继续到步骤11,接收一图像,所述图像可以是任何类型,包含但不限于一彩色图像、一红外线图像、一紫外线图像、一热图像、一灰阶图像、一高动态范围(HDR)图像、一航拍图像、一医学图像、一卫星图像、一天文图像、一显微镜图像、一核磁共振(MRI)图像、一X射线图像、一热图像、一幅计算机断层扫描(CT)图像、一乳腺摄影图像、一正电子发射断层扫描(PET)图像、一超声图像、一阻抗图像及一单光子发射计算机断层摄影(SPECT)图像。

[0122] 所述方法继续到步骤12,使用一计算机视觉程序到所述图像,以检测怀疑被一目标占据的多个图像区域。所述操作产生一候选图像区域群组。所述目标可以作为输入到所述方法,或更优选地提供给执行所述计算机视觉程序的一图像处理器。所述输入可以是一参考图像的形式,也可以是一个或多个计算机可读主字码的集合,允许所述图像处理器决定所述目标是否占据图像中的一区域。所述目标可以是任何形状的任何可见物体,包含生物(人或动物)、生物的器官(如脸、四肢)、无生命的物体及无生命物体的部分。

[0123] 在步骤12处提供的集合可以包含任何数量的图像区域,包含一单一图像区域。可以理解的是,在一图像中一计算机视觉程序无法检测一目标的情况。在这些情况下,在步骤12提供的集合是空集合。

[0124] 所描述的实施例考虑了适用于在任何类型的计算机视觉程序在一图像中检测输入的多个目标。一个优选的计算机视觉程序被称为“视觉词汇袋(bag of visual words)”或“关键点袋(bag of keypoints)”,例如在参考文献[1]中所述。所述程序利用一“视觉词典”,也称为“视觉词汇”,来提供图像的中级表征,以弥补低级特征与高级概念之间的语义鸿沟。通过集群分析的一组训练样本,可以以无监督的方式评估所述视觉词典,其可以从多个训练图像中提取的低级特征。将所述图像的所述特征向量的至少一部分分配到的最近的集群,并建立一使用直方图。所述图像可以通过向一组分类器(每个分类中一个)提供所述使用直方图来进行分类。适用于根据本发明的一些实施例使用在一计算机视觉程序中的代表性示例分类器,包含但不限于支持向量机(SVM)、自适应增强,朴素贝叶斯分类器等。

[0125] 在所述关键点袋程序中,可以检测所述图像中的多个关键点,例如使用一加速稳健特征(SURF)检测器来形成一特征向量。一监督或更优选地,无监督聚类分析然后可以应用于多个所述特征向量,以构建视词汇的所述词典。适用于本实施例的集群分析的代表性示例分析程序包含但不限于(例如,k-均值,模糊K-均值,分层集群分析及贝叶斯集群分析。

[0126] 还设想使用了使用无监督的神经网络的多个计算机视觉程序。这样的优选计算机视觉程序中的一个关于稀疏自动编码器。在这种情况下,从图像中任选地且优选地随机提取所述图像的多个碎片,并且将每个碎片连接以形成一行向量。每个向量任选地且优选地通过一神经网络,典型地但不一定是一双层神经网络,以提供一组滤波器。所述图像可以用这些

滤波器卷积滤波得到一组滤波图像,可以用来形成一特征向量。

[0127] 本实施例还考虑使用多于一种类型的计算机视觉程序来检测所述图像区域。例如,在步骤12中,可以获得通过使用两种或更多种不同类型的计算机视觉程序获得多个图像区域的一集合。在下面的示例部分中提供了适合于本实施例的计算机视觉程序的更详细描述。

[0128] 在本发明的一些实施例中,所述计算机视觉程序也用于在步骤12处将所述图像分配一计算机检测结果得分。例如,所述得分可以在[0,1]的范围内,其中0对应于一图像计算机视觉程序未能检测到所述目标,1对应于一图像计算机视觉程序检测到所述目标。

[0129] 所述方法继续至步骤13,向一观察者(优选人类观察者)呈现所述多个图像区域中的每一个以作为一视觉刺激。所述方法可以使用一显示设备来完成。在一些实施例中,所述图像被划分成多个图像,使得所述多个图块的至少一个包含一候选图像区域。在这些实施例中,在步骤13处呈现包含多个候选图像区域的多个图块。这些实施例的优点在于可以选择所述多个图块的大小(例如,区域)缓解所述观察者的视觉感知。

[0130] 替代地,所述的全部图像可以呈现给所述观察者,而不仅仅是多个候选图像区域。所述图像可以以一个整体呈现,也可以划分成多个图像图块,可以包含或不包含多个候选图像区域。在这些实施例中,所述图像或所述图像的一图块在步骤13处被呈现,而不管是否包含一候选区域。

[0131] 所述多个区域或多个图块优选地以足够高的速率连续地呈现。这种呈现被称为快速连续视觉呈现(RSVP)。所述速率优选地选择为使其能够处理在一系列快速的视觉呈现中的重叠响应。适用于所述实施例的代表性呈现速率是从约2赫兹到约20赫兹,或从约2赫兹到约15赫兹,或从约2赫兹到约10赫兹,或从约5赫兹到约20赫兹,或从约5赫兹至约15赫兹,或从约5赫兹至约10赫兹。

[0132] 所述方法继续到步骤14,从所述观察者的一脑部收集多个神经生理信号。步骤14的操作优选地与所述视觉刺激步骤13同时执行,以使收集的多个信号也包含用以代表所述观察者对所述视觉刺激响应的多个信号。所述多个神经生理信号优选地为多个脑电图(EG)信号,例如多个脑电图(EEG)信号或多个脑磁图(MEG)信号。所述方法还设想了其他类型的信号,但是本发明人发现脑电图信号是优选的。

[0133] 多个脑电图信号优选地被收集,任选地且优选地同时从多个电极(例如,至少4个,或至少16个,或至少32个,或至少64个电极),并且任选地且优选地以一显着高的时间分辨率进行。在本发明的一些实施例中,以至少150赫兹,或至少200赫兹,或至少250赫兹,例如约256赫兹的一采样速率采样多个信号。任选地,采用一低通滤波器来防止高频混叠。低通滤波器的通常截止频率为约51赫兹,但不限于此。

[0134] 当所述多个神经生理信号是多个脑电图信号时,可以定义以下频带中的一个或多个: δ 频带(通常从约1赫兹到约4赫兹), θ 频带(通常从约3赫兹到约8赫兹), α 频带(通常从约7赫兹至约13赫兹),低 β 频带(通常从约12赫兹至约18赫兹), β 频带(通常从约17赫兹至约23赫兹)及高 β 频带(通常从约22赫兹到约30赫兹)。所述方法还设想了更高频带,例如但不限于 γ 频带(通常从约30赫兹至约80赫兹)。

[0135] 电极可以放置在以下位置中的一个或多个,任选地及优选地所有,位置:两个在乳突,两个水平眼电图(EOG)通道位于左眼及右眼的外眼角处,两个垂直EOG通道,一个在右眼

下方及一个在右眼上方,及一个通道在鼻尖上。

[0136] 所述方法继续到步骤15,处理所述多个信号以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者对所述目标的一检测结果。根据一些实施例,向所述观察者提供在所述图像中将被标识的所述目标的一先验知识。例如,包含所述目标的一感兴趣区域可以显示给所述观察者,并且所述观察者可以被要求在所述显示的感兴趣区域中记住所述目标。

[0137] 所述处理步骤15可以以多种方式达成。以下是在多个神经生理信号中可用于识别一神经生理事件的几种技术的描述。

[0138] 所述处理通常包含从所述多个信号生成数字数据的一数字化过程。这些数据通常排列成一时空矩阵,其中空间维度对应于所述观察者的头皮上的电极位置,并且时间维度是将时间轴离散化为多个时间点或时期,可能会或可能不会重叠。所述数据然后可以经历一降维程序,以将所述数据映射到一较低维度的空间上。所述处理可以任选地,但不一定,基于与目标检测结果相关的多个频带。具体地说,所述处理可主要基于P300脑电图波。

[0139] 所述处理优选地是自动并且可以基于来自训练数据集有监督或无监督的学习。用于识别一目标检测结果事件的学习技术包含但不限于共同空间模式(CSP),自回归模型(AR)及主成分分析。CSP通过最大化一个类别的方差同时最小化第二类别的方差来提取空间权重以区分两个类别。AR反而着重于可能包含判别性信息的一信号的时间相关性而不是空间相关性。可以使用一线性分类器来选择判别AR系数。

[0140] 主成分分析对无监督学习特别有用。主成分分析将所述数据映射到一个新的,通常不相关的空间上,其中多个轴上被投影的数据样本沿着所述多个轴的变化幅度排序,并且只有反映大部分变化幅度的轴被保持。结果是保留关于原始数据的最大信息的数据的新表示,但是提供有效的降维。

[0141] 另一种有用的识别一目标检测结果事件的方法是利用空间独立成分分析(ICA)来提取一组空间权重,并获得最大独立的时空源。一平行空间独立成分分析(ICA)阶段在频域中执行以学习对独立时频成分的多个频谱权重。主成分分析可以在空间及频谱源上分开使用,以降低数据的维数。可以使用费雪线性判别(FLD)分别对每个特征集进行分类,并且可以任选地及优选地进行组合使用朴素贝叶斯融合,通过后验概率的乘法。

[0142] 另一种技术使用在时间及空间轴上的事件相关数据的双线性空间-时间投影。这些预测可以以多种方式实施。所述空间投影例如可以被实施,例如,作为多个信号线性转换为底层源空间或作为空间独立成分分析(ICA)。所述时间投影可以作为一滤波器。所述双重投影可以在单个试验数据矩阵的非重叠时间窗口上实施,导致表示每个窗口的得分的标量。所述窗口的多个得分可以总结或分类以提供整个单一试验的一分类得分。除了技术的选择可以支持投影矩阵结构的附加约束之外。一种选择是,例如,分别对每个通道学习最佳时间窗,然后训练空间术语。

[0143] 在本发明的各种示例性实施例中,所述方法对多个神经生理信号使用一空间加权费雪线性判别(SWFLD)分类器。所述分类器可以通过执行至少一些以下操作来获得。多个时间点可以独立分类计算时空矩阵的一判别权重。所述矩阵然后可以用于通过每个时空点处的所述判别权重来放大原始时空矩阵,由此提供一空间加权矩阵。

[0144] 优选地所述空间加权费雪线性判别由所述主成分分析补充。在这些实施例中,对

于每个空间信道,主成分分析任选地及优选地被应用分别地及独立地在所述时域上。这表示所述时间序列数据作为构成要素的一线性组合。主成分分析任选地及优选地也独立地应用于所述空间加权矩阵的每一行的向量上。主成分分析的两个独立的应用提供了一投影矩阵,所述投影矩阵可以用来减少每个通道的所述维度,从而提供一降维数据矩阵。

[0145] 所述降维矩阵的多个行可以被连接起来以提供一特征表示向量,表示时间近似,所述信号的空间加权活动。然后可以在所述特征向量上训练一费雪线性判别分类器,以将所述时空矩阵分类成两个分类中的一个。在本实施例中,一个分类对应于一目标识别事件,而另一个类对应于其他事件。在下面的实施例部分中提供了关于根据本发明的一些实施方式的所述空间加权费雪线性判别分类器的更多细节。

[0146] 在本发明的各种示例性实施例中,所述方法对多个神经生理信号使用一卷积神经网络(CNN)分类器。在这些实施例中,所述卷积神经网络接收所述多个信号作为一时空矩阵并且产生一得分,通常在所述范围[0,1]中评估呈现的视觉刺激是一目标的概率。网络可以任选地及优选地使用随机梯度下降法(SGD)来训练,以最小化一逻辑回归成本函数。在一个优选的实施方式中,卷积神经网络包含一第一卷积层,使用空间滤波于多个时间点中的每一个以特征化所述多个神经生理信号及一第二卷积层,对由所述第一卷积层提供的多个输出进一步使用时域滤波,并且任选地及优选地也是一第三卷积层,对由所述第二卷积层提供的多个输出进一步使用时域滤波。所述第二卷积层及所述第三卷积层通常在所述信号中学习多个时间模式,表示通过所述第一卷积层学习的空间映射的幅度变化,因此有利于提高所述分类精度。

[0147] 所述卷积神经网络还可以包含两个或更多个完全连接层,每个层提供通过相应完全连接层之前的层提供的多个输出的一非线性组合。一第一完全连接层优选地接收来自所述第三卷积层(当采用第三卷积的层时)或所述第二卷积的层(优选地,但不是必须的,当不使用第三个卷积层时)的输出。一第二完全连接层优选地首先从所述第一完全连接层接收输出。任选地,所述卷积神经网络包含两个或更多个池化层,例如多个最大池化层,以降低维度。关于优选卷积神经网络的更多细节在以下实施例部分中提供。

[0148] 所述处理步骤15任选地及优选地包含计算描述一目标存在于所述图像中概率的一得分。所述得分是使用相应的所述分类器来计算的。例如,当所述分类器是一空间加权费雪线性判别分类器时,一费得得分可以被计算,当所述分类器是一卷积神经网络分类器时,所述得分可以为所述卷积神经网络的逻辑回归层的输出。

[0149] 在一个优选实施例中,所述方法使用一观察者-特定化的得分标准化函数来标准化计算的得分。这种一观察者-特定化的得分标准化函数通常是在一个训练阶段准备的,对同一观察者使用一个图像训练数据集重复执行所述方法,其中所述数据集的每个图像被分类为包含或不包含所述目标。所述观察者-特定化的得分标准化函数也可以是目标特定的,在这种情况下,为每个要检测的目标重复所述训练阶段。然而,不一定是这种情况,因为对于某些应用,可能不需要为每个目标重复所述训练,由于所述观察者检测多个不同目标的能力可能是相似的,特别是当不同目标属于同一类别时,(例如,不同的车辆,不同的面孔等)。

[0150] 在所述训练阶段,对于被分类为包含目标的目标计算一第一得分分布函数,并且针对被分类为不包含所述目标的目标计算一第二得分分布函数。所述多个得分分布函数在

所述训练阶段计算,然后用于标准化在运行阶段提供的得分。例如,用 g_1 表示所述第一得分分布函数,以及用 g_0 表示所述第二得分分配函数,所述分类器在所述运行阶段提供的一得分可以标准化以提供一个标准化得分 \tilde{s} ,定义为 $\tilde{s} = g_1(s)/(g_0(s) + g_1(s))$

[0151] 所述第一及第二得分分布函数在所述得分空间中可以具有一预定形状。通常所述形状是局部的。适合用作所述第一及第二得分分布函数的分布函数类型的代表性实施例包含,但不限于,一高斯、一劳伦斯及一修正贝塞尔函数。

[0152] 所述标准化得分可以与一预定信赖阈值进行比较,以决定所述识别检测结果事件的信赖水平。当所述标准化低于所述预定信赖阈值时,所述方法任选地及优选地返回到步骤13以将相对应的图像区域或一图像区域群组再呈现给所述观察者并且重新计算所述标准化得分。

[0153] 在一些实施例中,使用两种不同类型的分类器并且计算由各自分类器提供的多个得分加权后的一得分。例如,所述方法可以使用一空间加权费雪线性判别分类器,基于所述空间加权费雪线性判别分类器计算一空间加权费雪线性判别分类得分,使用一卷积神经网络分类器,并基于所述卷积神经网络分类器计算一卷积神经网络分类得分,并将所述空间加权费雪线性判别得分与所述卷积神经网络得分相结合。所述两个得分的组合可以任选地及优选地通过一得分尺度调节操作进行处理,使得所述两个得分具有类似的尺度。上述使用所述第一及第二得分分布函数的标准化也可以用于所述多个得分的尺度调节。

[0154] 在本发明的一些实施例中,所述方法进行到步骤16,处理所述多个神经生理信号以识别多个眨眼。在这些实施例中,当向所述观察者呈现一图像区域或一图像区域群组的期间具有一眨眼的一阳性识别时,所述方法任选地及优选地循环回到步骤13,并且再呈现相对应的图像区域或一图像区域群组给所述观察者。多个眨眼可以使用本领域已知的任何技术来识别,例如在美国专利第5,513,649号及美国专利申请案公开第20150018704号中公开的技术,其内容通过引用结合于此。

[0155] 所述方法进行到步骤17,其中所述图像中目标的存在,至少部分地,基于所述神经生理事件的识别。例如,当在步骤13中提出的一个或多个区域中已经识别出一检测结果事件时,所述方法决定所述目标存在于所述图像中。任选地,一神经生理检测结果得分被分配给所述图像(或一图像区域,仅一次呈现一个区域,或者一图像图块,如果仅一次呈现一图像图块)。例如,在步骤15中使用分类器生成的得分,或者如果使用多于一个分类器,则使用一组合得分。当神经生理检测结果得分被分配给所述图像时,所述决定步骤17是优选地,至少部分地,基于所述神经生理检测结果得分。这可以被达到通过,例如阈值,其中当所述神经生理检测结果得分在预定阈值之上时,所述方法决定所述目标在所述图像中,以及当所述神经生理检测结果得分不在所述预定阈值之上时,所述方法决定所述目标不在所述图像中。所述方法还可以在所述图像中给所述目标的存在分配一概率值。这可以被达成基于所述神经生理检测结果得分。例如,所述得分可以映射为一概率尺度(例如,在所述范围[0,1]中),并将所述映射得分值作为一目标存在概率。

[0156] 当使用计算机视觉程序将一计算机检测结果得分分配到所述图像时,所述决定步骤17优选地基于所述计算机检测结果得分及所述神经生理检测结果得分两者。例如,当两个得分都较高时,所述方法可以决定所述目标存在于所述图像中。当所述得分不匹配(例

如,当所述计算机检测结果得分高但所述神经生理检测结果得分低时),则任选地及优选地循环回到所述步骤13并再呈现相对应的图像区域或一图像区域群组给所述观察者。

[0157] 本发明的实施例还考虑一种多峰卷积神经网络的使用,用于同时处理所述图像数据,形成所述图像及所述神经生理数据,其描述了所述观察者对所述图像(或图像区域或图像图块)的呈现。所述多峰卷积神经网络可用于识别所述计算机视觉检测结果与所述神经生理检测结果之间的相关性,现在将参考图19来解释所述方式。

[0158] 图19示出了一种多峰卷积神经网络50,一第一卷积神经子网络52,接收并处理通过对在步骤14处收集的所述多个信号进行数字化而获得的神经生理数据,及一第二卷积神经子网络54,接收并处理在步骤11处接收到的所述图像数据。在本发明的各种示例性实施例中,所述第一卷积神经子网络52及所述第二卷积神经子网络54中的每一个各自独立运作,一方面每个子网络52及54接收并处理一种不同类型的数据(用于所述卷积神经子网络52的神经生理数据,以及用于卷积神经子网络54的图像数据),在子网络52及54之间没有数据流。因此,在这些实施例中,所述卷积神经子网络52的输入层接收神经生理数据而不是图像数据,所述卷积神经子网络54的输入层接收图像数据而不是神经生理数据,卷积神经子网络52(除输入层以外)的每一层都从卷积神经子网络52的相对应层进行接收数据,而不是从卷积神经子网络54的任何层,而卷积神经子网络54(除输入层以外)的每一层都从卷积神经子网络54的相对应层进行接收数据,而不是从卷积神经子网络52的任何层。

[0159] 卷积神经子网络52的至少一部分可以如上所述相对于所述多个神经生理信号的所述分类来配置。卷积神经子网络54的至少一部分可以如上所述相对于所述计算机视觉程序进行配置。

[0160] 卷积神经网络50还包含一共享子网络56具有一神经网络层58,接收并组合来自卷积神经子网络52及卷积神经子网络54两者的多个输出。通常地,卷积神经子网络52及卷积神经子网络54每个是一维向量。在这些实施例中,层58可以是一连接层将卷积神经子网络52提供的输出向量与卷积神经子网络54提供的输出向量连接。共享子网络56还可以包含一个输出层60,其使用由层58提供的连接向量来计算一得分。本发明的发明人发现,这样的得分以一种方式描述了计算机视觉检测结果与神经生理检测结果之间的相关性。层60可以使用本领域已知的任何技术来计算得分,包括但不限于softmax激活函数或逻辑回归函数。

[0161] 同时卷积神经网络50结合了卷积神经子网络52及卷积神经子网络54的输出,但是本发明的发明人发现,分割这些卷积子网中最后一个的所述输出也是有益的,使得相对应的输出由共享的子网络56进行组合,但也被分开处理。这可以通过一附加神经网络层或一附加子网络的手段来达成,所述附加神经网络层或所述附加子网络接收相对应的卷积神经网络的输出,但是不接收其他卷积神经网络。如图19示出了一第一附加神经网络层62接收卷积神经子网络52的输出及一第二附加神经网络层64接收卷积神经子网络54的输出。所述附加层62及64中的每一个可以使用相对应的卷积神经子网络的输出向量分别计算一得分。

[0162] 这些实施例的优点在于它们允许区分神经生理及计算机视觉检测的准确度。例如,所述方法可以通过层62计算分配一神经生成的检测结果得分给所述图像,通过层64计算分配一计算机检测结果得分给所述图像,进行比较所述神经生理检测结果得分与所述计算机检测结果得分,并基于所述比较的结果向所述观察者再呈现所述图像给观察者,如上文进一步详细描述。

[0163] 输出分割的另一个优点是它可以允许只呈现给观察者一图像或一区域或一图块,其中所述图像或所述区域或所述图块中一计算机视觉检测结果发生。例如,上述操作步骤12可以由卷积神经网络54及层64执行。

[0164] 可以理解的是,没有必要分割卷积神经网络52及卷积神经网络54的多个输出。对于所述神经生理检测结果及所述计算机检测的一单独得分可以通过使用上述任何处理多个神经生理信号的程序及/或除了应用卷积神经网络50之外的计算机视觉程序来获得。

[0165] 所述方法任选地及优选地继续至步骤18,决定所述观察者的一神经生理状态。这可以以多种方式完成。

[0166] 在本发明的一些实施例中,对于一个或多个图像区域重复呈现步骤13,收集步骤14及识别步骤15。将重复的识别与先前的识别进行比较,并根据比较结果决定观察者的神经生理状态。例如,当两个识别不匹配时,所述方法可以决定观察者已经失去了注意力或疲劳。识别的比较可以是二进制的比较,在这种情况下,所述方法在两个呈现实例两者中决定观察者是否识别目标,或者是非二进制的,在这种情况下,所述方法在两个呈现实例两者中比较通过所述分类器在步骤15处提供的多个得分,并且根据这些得分的变异性(例如差、比率)决定所述神经生理状态,其中较高的变异性表示注意力丧失或疲劳。

[0167] 在本发明的一些实施例中,计算一慢波脑电图与一快波脑电图的一比值,及基于所述比值决定所述观察者的一神经生理状态。这样的一比值的一个代表性的实施例是 $(\theta + \alpha) / \beta$, 其中 θ 、 α 及 β 是脑电图(EEG)波在相对应的频带的幅度。这个比例的增加表示疲劳水平的增加。

[0168] 在本发明的一些实施例中,包含所述目标的一数据库图像区域被呈现给所述观察者。对所述数据库图像重复收集步骤14及处理步骤15。这对通过观察者决定一假阴性事件是有用的。在步骤15识别的结果可以用来决定观察者的神经生理状态。例如,当在步骤13当数据库图像区域呈现导致在步骤15的一假阴性事件时,所述方法可以决定观察者已经失去了注意力或疲劳。

[0169] 在所述的本发明的一些实施例中,在步骤16眨眼的识别可以用于所述观察者的决定所述神经生理状态。在这些实施例中,可以评估所述多个眨眼的一时间模式并用于所述决定所述神经生理状态。例如,可以从一计算机可读存储介质中获得一观察者-特定化眨眼阈值,并与所述多个眨眼的速率进行比较。当所述多个眨眼的所述速率高于所述观察者-特定化眨眼阈值时,所述方法可以决定所述观察者疲劳。一观察者-特定化眨眼阈值可以在所述方法的执行之前被记录。

[0170] 在本发明的一些实施例中,肌肉紧张被识别并且观察者的神经生理状态是根据肌肉紧张的识别或缺乏而决定的。肌肉紧张可以使用一种特定的传感器来识别,例如但不限于美国专利第5,579,783号或美国申请案公开第20110087128号中描述的传感器,其内容通过引用结合于此,或者通过分析多个神经生理信号。

[0171] 当注意力丧失,疲劳或其他情况降低观察者正确检测所述目标的能力时,所述方法任选地及优选地循环回到步骤13,以再呈现所述相对应的图像区域或一图像区域群组给所述观察者。

[0172] 在步骤19处,所述方法任选地及优选地呈现一反馈给所述观察者关于神经生理事

件的识别。所述反馈用作一种神经反馈,允许所述观察者学习如何改变他或她的脑部对所述视觉刺激的响应,并改善所述神经生理识别。所述观察者的所述学习过程可以是隐含的,使得所述观察者不能明确地表达所述神经生理识别是如何改进的。替代地,所述反馈可以明显的通过要求所述观察者提供用于改进所述识别的认知或情感策略。提供一反馈的所述程序可以重复以一迭代的方式进行,其中所述处理步骤15的分类参数按照每个准确的识别及不准确的识别进行更新,并且所述反馈被再呈现以进一步改进所述神经生理识别。本发明人发现,通过改变所述脑部响应来改善所述神经生理识别,所述观察者的所述图像理解技巧得到了改进,因为所述观察者隐含地学习了所述信号处理步骤15识别检测结果事件。

[0173] 反馈可以是一个二进制的反馈,例如,阳性反馈中的一个对于一个正确的识别(真阳性或真阴性)及阴性反馈对于不正确的识别(假阳性或假阴性)。替代地,所述反馈可以是非二进制的,例如,表示在步骤15处计算的所述得分的一反馈。所述反馈可以根据需要在视觉上、听觉上或触觉上提供。

[0174] 在步骤20处,生成描述检测结果的输出。这可以以多种方式完成。在本发明的一些实施例中,所述输出是所述图像的一个集合(一个相册)的形式,其中所述相册中的每个图像与一检测结果得分(例如,一神经生理检测结果得分,或如上所述组合的得分)。在本发明的一些实施例中,所述相册中只包含得分超过一分阈值的图像。所述得分阈值可以预先决定或动态地更新。

[0175] 在本发明的一些实施例中,所述输出是以一映射的形式包含通过所述观察者分类的多个图像。在这些实施例中,在这些实施例中,所述图像被分割成多个图块,任选地及优选地在垂直及水平两者方向上相邻的多个图块之间具有一重叠。所述重叠任选地及优选地使得所述图块的一得分 p 与所述相邻图块共享,其中所述得分 p 大于某些得分阈值,(例如, $p > 0.5$,但是也考虑了所述得分阈值的其他值)。所述映射可以被实施为一矩阵,使得所述矩阵的每个矩阵元素对应于第 n 个图块。一得分是任选地及优选地对每一个第 n 个图块计算。例如,所述得分可以是多个所述神经生理检测结果得分或组合所有图块的多个得分的平均,其包含相对应的第 n 个图块。一旦计算出所述矩阵,就可以显示为一图像,具有多个点具有较高的多个得分被标记为潜在目标。这样的一地图被称为一热图。多个附加潜在目标可以通过搜索所述热图的局部最大值来定位。

[0176] 所述方法在步骤21结束。

[0177] 本实施例的所述方法可以被使用于识别一目标通过所述观察者从任何来源观察到传输到一显示器的一目标串流。所述来源可以是存储所述图像的一计算机可读存储介质,也可以是一成像系统。本实施例的所述方法也可以被实施在一虚拟现实或一增强现实系统。在这些实施例中,在步骤18处的所述决定结果可以被使用以用于识别呈现给所述虚拟现实或增强现实系统用户的视野中的多个目标。例如,在一阳性目标识别上,所述虚拟现实或增强现实系统可以改变所述用户呈现的视野(例如,移动、放大、缩小或旋转所显示的图像,创造运动的错觉)。这可以自动完成而不需要一外围设备,例如一操纵杆等。所述识别目标可以是所述虚拟或增强现实系统所显示的虚拟对象。当所述方法用于一增强现实系统时,所述目标可以是所述增强现实系统所示场景中的一个实际对象。

[0178] 现在参考图18,其是根据本发明的一些实施例,用于分类一图像的系统30示意图。系统30包含一数据处理器32,与所述数据处理器32通信的一显示器40及一神经生理信号收

集系统44。系统30可以用于执行任何操作,例如上述方法的所有操作。系统30可以是一固定的目标识别系统,或者与一移动系统相结合,例如但不限于增强现实系统的一虚拟现实系统。

[0179] 数据处理器32,通常包含输入/输出(I/O)电路34,一数据处理电路(例如,一中央处理单元(CPU)36(例如,一微处理器))及一存储器38,所述存储器38通常包含易失性存储器及非易失性存储器两者。I/O电路34用于以适当结构化的形式向或从其他CPU 36及系统30外部的其他设备或网络相通信信息。CPU 36与I/O电路34及存储器38进行通信。这些元件可以是通常在大多数通用计算机中找到的元件,而且本身是已知的。

[0180] 一显示设备40被示出与数据处理器32相通信,通常经由I/O电路34。数据处理器32向显示设备40发送由CPU 36生成的图形及/或文本输出图像。一键盘42还被示出与数据处理器32相通信,通常通过I/O电路34。

[0181] 本领域的普通技术人员将会理解,系统30可以是一更大系统中的一部分。例如,系统30也可以与一网络相通信,例如连接到一局域网(LAN)、因特网、或一云计算设备的或一云计算资源。

[0182] 神经生理信号收集系统44任选地且优选地与数据处理器32相通信,并被配置用于从一观察者的一脑部收集多个神经生理信号,如上文进一步详述。

[0183] 在本发明的一些实施例中,系统30的数据处理器32被配置用于对所述图像使用一计算机视觉程序,以检测所述图像中是否有怀疑被通过一目标占据的多个图像区域,因而提供一组多个候选图像区域,通过显示器40对于向观察者50呈现所述多个候选图像区域中的每一个48以作为一视觉刺激,用于处理从系统36接收的所述多个神经生理信号,以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者50对一目标52的一检测结果,以及至少部分地基于所述神经生理事件的所述识别来决定在图像中目标52的一存在,如上文进一步详细描述。

[0184] 在本发明的一些实施例中,系统30与一云计算设备的一云计算资源(未示出)相通信,其中所述云计算资源被配置为对所述图像使用一计算机视觉程序,以检测所述图像中是否有怀疑被通过一目标占据的多个图像区域,因而提供一组多个候选图像区域,用于通过显示器40对于向观察者50呈现所述多个候选图像区域中的每一个48以作为一视觉刺激,用于处理从系统36接收的多个神经生理信号,以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者50对一目标52的一检测结果,以及至少部分地基于所述神经生理事件的所述识别来决定在图像中目标52的一存在,如上文进一步详细描述。

[0185] 如上所述的方法可以在通过系统30执行的计算机软件中实施。例如,所述软件可以被存储在或被加载到存储器38中并且在CPU 36上执行。因此,本发明的一些实施例包含一计算机软件产品,其包含一计算机可读介质,更优选地是一非暂时性计算机可读介质,所述非暂时性计算机可读介质存储多个程序指令。当由数据处理器32读取所述多个指令时,使数据处理器32执行如上所述的方法。

[0186] 替代地,系统30的计算能力可以由专用电路来提供。例如,CPU 30及/或存储器38可以被集成到专用电路中,配置为对所述图像使用一计算机视觉程序,以检测所述图像中是否有怀疑被通过一目标占据的多个图像区域,因而提供一组多个候选图像区域,用于通过显示器40对于向观察者50呈现所述多个候选图像区域中的每一个48以作为一视觉刺

激,用于处理从系统36接收的多个神经生理信号,以识别一神经生理事件,所述神经生理事件用以代表所述观察者50对一目标52的一检测结果,以及至少部分地基于所述神经生理事件的所述识别来决定在图像中目标52的一存在,如上文进一步详细描述。

[0187] 如本文所使用的术语“约”是指 $\pm 10\%$ 。

[0188] 如本文所使用的术语“示例性”是指“作为一个实施例、事例或说明”。任何实施例被描述为“示例性”不一定被解释为比其他实施例优选的或有利的,及/或排除来自其他实施例特征的结合。

[0189] 如本文所使用的术语“任选地”是指“在一些实施例中提供而在其他实施例中不提供”。本发明的任何特定实施例可以包含多个“任选的”特征,除非这些特征相冲突。

[0190] 术语“包含(comprise, comprising, includes, including)”,“具有(having)”及其结合词意味着“包含但不限于”。

[0191] 术语“由.....组成(consisting of)”是指“包含并限于”。

[0192] 术语“基本上由...组成(consisting essentially of)”是指成分、方法或结构可以包含多个附加成分、步骤及/或部件,但是只有当所述多个附加成分、步骤及/或部件不会实质上改变要求保护的成分、方法或结构的基本及新颖的特征。

[0193] 如本文所使用的,除非上下文另有明确说明,否则单数形式“一(a, an)”及“所述(said, the)”包含复数形式。例如,术语“一种化合物”或“至少一种化合物”可以包含多种化合物,包含所述化合物的多种混合物。

[0194] 贯穿本申请案,本发明的各种实施例可以以一种范围的形式呈现。应当理解的是,范围形式的描述仅仅是为了方便及简洁,不应该被解释为对本发明的范围的一个缺乏弹性的限制。因此,一个范围的描述应该被认为已经具体公开了所有可能的子范围以及所述范围内的单一数值。例如,从1到6的范围的描述应该被认为具有特定公开的子范围,例如从1到3、1到4、1到5、2到4、2到6、3到6等,以及在所述范围内的个别数字,例如1、2、3、4、5及6。无论所述范围的广度如何,这都适用。

[0195] 无论何时在本文中指出的数字范围,其意图包含在所指示的范围内的任何引用的数字(分数或整数)。短语“范围/范围之间”表示第一个数字及第二个表示数字,并且“范围/范围从”第一个表示数字“到”第二个表示数字“在本文中可互换使用,并且意在包含第一及第二指示的数字以及它们之间的所有分数及整数数字。

[0196] 可以理解的是,为了清楚起见,在分开的实施例的上下文中描述的本发明的某些特征也可以在一个单一实施例中组合提供。相反地,为了简洁起见而在一个单一实施例的上下文中描述的本发明的各种特征也可以单独或以任何合适的子组合提供,或者适合于在本发明的任何其他描述的实施例中提供。在各种实施例的上下文中描述的某些特征不被认为是那些实施例的必要特征,除非所述实施例在没有这些元件的情况下不起作用。

[0197] 如上所述以及如下面的权利要求部分所要求保护的本发明的各种实施方式及实施方面在以下实施例中找到实验支持。

[0198] 实施例

[0199] 现在参考下述的实施例,其与上文的描述一起以非限制的方式说明本发明的一些实施方式。

[0200] 实施例1

[0201] 原型系统：

[0202] 尽管计算机视觉有了很大的进步，但是人类视觉感知系统的能力仍然超越了最好的人工智能系统，尤其是在灵活性、学习能力及可变观看条件下的稳健性方面。然而，当涉及到大量的图像分类时（例如行李检查或医疗图像的X射线图像、来自监视摄像机、或空中卫星的嫌疑人图像），人类通常是准确的但速度太慢。瓶颈并不主要来自知觉过程，而这个过程相当快速，但是从时间开始，所有的决定都是通过口头、书面或者一键式的方式进行。为了克服所述障碍，观察者可以从可以摆脱需要公开报告他们的决定，而一计算机化算法对其单个试验中的脑部响应模式进行分类，当图像以很高的速率呈现时。

[0203] 本实施例描述了一原型系统实施了上述工作。所有种类的视觉数据包含静止图像及视频在内可以输入到所述系统中。首先，所述多个图像通过计算机视觉基础分析处理，以检测潜在的感兴趣区域，并将图像分成多个小图块，其大小被优化以用于人类视觉感知。然后将感兴趣的所述多个图块以高速可调的速度呈现给人类观察者。观察者的脑部响应使用脑电图（EEG）记录，并转移到处理单元，在所述处理单元中脑部响应被以实时的方式分类。通过将计算机视觉分析中与人脑部分响应的多个分类得分相结合，所述系统检测多个图像包含多个目标，并将所述多个图像实时呈现给最终用户。

[0204] 图1A至图1C是根据本发明的一些实施例，描述一图像分类系统的方块图，图1A至图1C中多个模块中的至少一个是任选的。

[0205] 计算机视觉模块：

[0206] 所述计算机视觉模块是任选地及优选地，用于最初筛选输入图像及识别区域潜在包含多个目标或感兴趣对象区域，及/或明确地不包含多个目标或感兴趣对象的区域。具有目标的多个图像或多个图像的多个部分的概率低于一预选可调阈值将不会呈现给所述人类观察者，以减少总检测时间。具有目标的多个图像的概率高于所述阈值是任选地及优选地，所述多个图像被分成多个小图块，其大小被调适（例如，优化）以用于人类视觉感知。所述分割是任选地及优选地以一种方式达成，包含所述检测到的感兴趣区域，以便协助所述人类观察者检测并更快地检查。

[0207] 所述计算机视觉模块是基于—计算机视觉分类器使用下文描述的多个算法中的一个或其组合来实施。

[0208] 通过计算机视觉分类器得到的得分可以与通过脑部响应分类器（如下文所示）得到的得分相结合，以得到更高的总分类结果。

[0209] 视觉词汇袋：

[0210] 所述算法可以基于参考文献[1]。所述图像任选地且优选地被呈现为多个视觉词汇的“袋”，例如通过一些主字码描述符描述的多个碎片。

[0211] 在所述图像中的多个关键点可以使用加速稳健特征（SURF）检测器来检测，并描述为特征向量。图2A及2B是从具有多个物体的河流的航拍图像中提取所述多个主字码的多个实施例。

[0212] 所述图像然后可以通过尾数的特征（簇）来描述，以构建多个视觉词汇的“词典”。此任选地且优选地使用聚类分析的无监督学习方法来执行，例如但不限于k-平均算法，模糊K-平均算法等。

[0213] 所述图像中的每个关键点可以与所述构建的词典中最接近的视觉词汇相匹配。所

述图像中的视觉词汇计数构成训练阶段中使用的特征向量。所述图像中的词汇根据其出现频率被加权。

[0214] 可以使用上文所述的特征向量来训练若干分类器。多个分类器可以由以下组成的群组中选择：线性支持向量机 (SVM)、自适应增强算法 (Adaboost)、朴素贝叶斯。为了改善所述分类结果，多个分类器得分可以任意地及优选地结合在一起以产生多专家决策。

[0215] 图3A及3B指出了使用所述算法在具有多个物体的河流的航拍图像中的侦测的兴趣区域。

[0216] 以一稀疏自动编码器及卷积进行特征提取：

[0217] 为了训练特征提取模块，所述多个图像被用于通过一自动编码器进行无监督的特征学习。从图像中任选地及优选地随机地提取小的 $n \times n$ 的多个碎片，并且将每个碎片成串连接以形成一栏向量 $\bar{\mathbf{v}}_i$ ，具有 n^2 个元素。每个向量任选地且优选地通过一双层神经网络。

第一层的输出为： $\bar{\mathbf{u}}_i = \mathbf{g}(\mathbf{W}^{(1)} \bar{\mathbf{v}}_i + \bar{\mathbf{b}}_1)$ 其中 $\mathbf{g}(\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 。矩阵 $\mathbf{W}^{(1)}$ 及向量 $\bar{\mathbf{b}}_1$ 分别具有

有相对应的维度为 $m \times n$ 及 $m \times 1$ 。任选地及优选地 $m < n$ 。向量 $\bar{\mathbf{u}}_i$ 可以通过第二层，使得输出 $\bar{\mathbf{x}}_i = \mathbf{g}(\mathbf{W}^{(2)} \bar{\mathbf{u}}_i + \bar{\mathbf{b}}_2)$ ，其中 $\mathbf{W}^{(2)}$ 及 $\bar{\mathbf{b}}_2$ 相对应的维度分别是 $n \times m$ 及 $n \times 1$ 。例如，可以通过寻找使成本函数最小化的一参数集 $(\mathbf{W}^{(1)}, \bar{\mathbf{b}}_1, \mathbf{W}^{(2)}, \bar{\mathbf{b}}_2)$ 来训练网络。

[0218] 适合于本发明的任何一个实施例的成本函数是：

$$[0219] \quad J(\mathbf{W}^{(1)}, \bar{\mathbf{b}}_1, \mathbf{W}^{(2)}, \bar{\mathbf{b}}_2) = J_{\text{MSE}} + \lambda J_{\text{reg}} + \beta J_{\text{sparse}}.$$

[0220] 所述成本函数的第一项对应于均方差， $J_{\text{MSE}} = \sum_{i=1}^{N_p} \|\bar{\mathbf{x}}_i - \bar{\mathbf{v}}_i\|_2$ 其中 N_p 是碎片的数量。第二项是正则化成本， $J_{\text{reg}} = \sum_{ij} (\mathbf{W}_{ij}^{(1)})^2 + \sum_{ij} (\mathbf{W}_{ij}^{(2)})^2$ 。第三项是稀疏成本，

$$J_{\text{sparse}} = \sum_{j=1}^m \rho \log\left(\frac{\rho}{\hat{\rho}_j}\right) + (1 - \rho) \log\left(\frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j}\right), \text{ 其中 } \rho \text{ 是一固定的预定义参数, 且 } \hat{\rho}_j = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} u_i(j),$$

其中 $\bar{\mathbf{u}}_i(j)$ 是 $\bar{\mathbf{u}}_i$ 的第 j 个元素。

[0221] 在所述网络已经被训练后，所述 $\mathbf{W}^{(1)}$ 及 $\bar{\mathbf{b}}_1$ 可用于特征提取。所述多行 $\mathbf{W}^{(1)}$ 是任意地及优选地重新组合形成一组 $m \times n$ 的滤波器集合 $\{\mathbf{w}^{(i)}\}_{i=1}^m$ 。然后用这些滤波器通过卷积对一图像 \mathbf{P} 进行滤波，从而得到一组 m 个滤波后的图像，即 $\mathbf{Q}^{(i)} = \mathbf{g}(\mathbf{w}^{(i)} * \mathbf{P} + \mathbf{b}(i))$ 。每个滤波后的图像的维度然后任选地及优选通过池化层化减少。所述池层化图像的集合可以成串连接成单一特征向量 $\bar{\mathbf{x}}$ 。从所述训练图像的多个特征向量的集合，任选地及优选地以它们的标签一起被用来训练一分类器。

[0222] 图像呈现模块：

[0223] 用于向人类观察者呈现的所述多个图像基于以下中的至少一种来布置：

[0224] (a) 由所述计算机视觉模块预选的多个图像。

[0225] (b) 多个图像分类得分是中间的,并且不是决定性的决定它们是否包含目标与否,所述多个图像任选地及优选地再次呈现给所述观察者,并且一新得分与先前可用得分结合。

[0226] (c) 图像通过所述预处理模块返回用于再呈现的图像(例如,在眨眼或脑电图伪影发生时呈现的多个图像)。

[0227] (d) 预先分类的图像被显示给所述观察者以便允许量测准确度水平、疲劳及敏捷性(见下文)。

[0228] 图像任选地且优选地以一高速率的情况下以快速连续视觉呈现(RSVP)呈现给用户基于以下一种或多种应用需求,紧迫感,用户疲劳。所述速率可以改变(但不限于)从1赫兹到20赫兹。在所述快速连续视觉呈现的呈现期间,使用以下方法任选地及优选地监视用户的注意力水平或精神疲劳:

[0229] 精神疲劳任选地及优选地被定义为皮质活性减低的一状态,其降低了心理表现并降低了敏捷性。精神疲劳的主要症状是由于低水平的注意力及集中力而引起的疲倦感、抑制感及有缺陷的活动。所述系统任选地且优选地使用一种独特组合的电生理标记物的及对预分类试验的性能评估来量测疲劳。对脑电图信号进行实时频谱分析以监测随时间的慢波与快波脑电图活动的比率。这个比例的代表性实施例是 $(\theta + \alpha) / \beta$ 。这个比例的增加表明疲劳水平的提高。此外,肌肉紧张及眨眼的数量及波形也可以指示疲劳,并且这些可以使用脑电图帽上的电极来量测。预先分类的试验,其中所述图像的所述识别是已知的,被输入快速连续视觉呈现流,以使脑电图分类的准确性可以在实时工作执行期间自动评估。这些措施的组合可以被使用,使得当比例,例如 $(\theta + \alpha) / \beta$,超过某个阈值时,可以将更多预先分类的试验输入到所述流中。

[0230] 一旦侦测到疲劳,通过所述工作可以自动地启动较长的休息时间,同时还可以通过口头或视觉提醒起身、四处走动,去浴室或休息。疲劳量测的报告任选地及优选地被生成以提供信息,所述信息关于一分析者应该花费在执行工作的最佳时间量,或者对于每个分析者一天中的哪些时间是最佳的。

[0231] 所述执行量测也可以用来游戏化所述工作。每隔几分钟,可以向分析人员询问关于所述工作的一(预定的)量化问题(例如,他计算了多少个目标)。在预先分类的图像被插入的图像块中,答案是已知的,并且准确的答案颁发多个积分。这些积分可以在多个阶段被累积作为一个人得分以用于个人奖励,也可以作为与执行类似工作的其他分析人员的一竞争积分。

[0232] 数据收集模块:

[0233] 神经生理数据,例如但不限于脑电图数据,是从多个通道收集的,任选地且优选地同时地收集,以及任选地且优选地以高时间分辨率收集。所述脑电图数据可以使用市售的脑电图收集系统获得。这样的系统中的一个可以是Active 2系统(BioSemi公司,荷兰)使用64个烧结的银/氯化银电极。附加的电极可以放置在以下位置中的一个或多个(任选地及优选地所有)地方:两个在乳突,两个水平眼电图(EOG)通道位于左眼及右眼的外眼角处(相对地HEOGL及HEOGR),两个垂直EOG通道,一个在右眼下方(眼眶下,VEOGI)及一个在右眼上方(眼眶上,VEOGS),及一个通道在鼻尖上。附加的系统可以是Electrical Geodesics公司

的GES400系统具有64个电极组。

[0234] 所述数据可以以例如256赫兹的采样速率采样,采用例如51赫兹的低通滤波器,以防止高频混叠。优选地采用在线过滤。还设想了用于滤波的其他采样速率及截止频率。所述数据可以被串流到所述预处理模块使用,例如传输控制协议(TCP)链接。

[0235] 预处理模块:

[0236] 预处理的优势在于允许灵活的实时反馈或相互作用,通过在单个试验中识别工作相关的脑部响应,并将它们分类为相关连的脑部状态。

[0237] 脑电图数据从所述收集模块接收,任选地且优选地以实时的方式,以可调节尺寸的多个块的方式。所述预处理模块包含以下阶段,其任选地且优选地在整个块上按顺序地执行以允许实时操作:

[0238] (a) 滤波。所述数据是经过带通滤波,例如在0.1至30赫兹的范围内,但也可以考虑其他频带,以去除慢漂移及高频干扰。

[0239] (b) 去噪。为了提高分类成功的可能性,脑部响应数据任选地及优选地另外使用小波分析或其他方法去噪。

[0240] (c) 眨眼检测及消除。

[0241] (d) 伪影消除。

[0242] (e) 数据分割。所述数据被分割为一秒事件相关片段,例如在每个图像呈现发生开始之前例如100毫秒,结束之后,例如900毫秒。本发明还设想了所述分割的其他多个时间的选择。

[0243] (f) 基线校正。平均活度被平均,例如,以100毫秒在刺激发生之前,对每个试验及通道独立地。本发明还设想了用于平均的其他时间段。

[0244] 预处理的单次试验性脑部响应任选地及优选地配置在时空数据矩阵中,用于表示单次试验脑部活动为随后的分类做好准备。

[0245] 训练程序:

[0246] 所述系统任选地及优选地对每个用户单独训练,并且学习脑部响应以便能够实时脑波分类。可以通过向用户呈现预先分类的图像来执行训练,使用脑电图电极来记录对这些图像的脑部响应,并使用所记录的脑部活动来训练脑电图分类器。图像训练集合任选地且优选地包含目标及非目标图像两者。

[0247] 当分类新图像时,可以使用在不同日期训练的一分类器。一旦所述新图像的所述分类被验证,就可以通过将它们添加到训练集来改进分类器。

[0248] 分类模块:

[0249] 分类模块接收时空脑电图数据并且分类所述脑部响应基于以下方法中的一种或多种,SWFP(空间加权FLD-PCA)分类器,深度卷积网络分类器及多分类器。

[0250] SWFP分类器:

[0251] (1) 阶段I:

[0252] (a) 独立多个分类时间点以计算一时空矩阵的识别权重(U)。为了实施本发明,取输入矩阵 X_n 的每个栏向量 $x_{n,t}$;每栏代表在时间 t 的脑电图信号空间分布,在这个分析步骤中,所有时间点都被独立处理。训练一分离的线性判别(FLD)分类器,每个时间点 $t=1 \dots T$,基于在训练集内的所有 $n=1 \dots N$ 个试验,得到每个时间点 t 的空间权重向量 w_t 。将这些权重

向量设置为时空加权矩阵U的栏。所述U的维数与X的维数相同。

[0253] (b) 使用加权矩阵U, 通过在每个时空点的识别权重来放大原始时空数据矩阵(X_n), 从而创建空间加权矩阵 X_{wn} 。为了实施这种放大, 通过两个矩阵的元素乘法来计算试验输入矩阵 X_n 及加权矩阵U的哈达马得 (Hadamard) 乘积。

[0254] $X_{wn} = U * X_n$ (X_{wn})_{t,d} = (U)_{t,d} • (X_n)_{t,d}, $t = 1 \dots T, d = 1 \dots D$. (1)

[0255] (c) 为了降低 X_{wn} 的维数, 在时域上对于每个空间通道d独立地使用主成分分析, 将时间序列数据表示为仅有K分量的线性组合。主成分分析独立使用在所述空间加权矩阵 X_{wn} 的每个行向量 $x_d, d = 1 \dots D$, 接着进行平均减法。对于每一行d, 提供了大小为 $T \times K$ 的投影矩阵 A_d , 用于投影在第一k主分量上通道d的时间序列数据; 从而将每个通道的维度从T减小到K。K=6是凭经验选择来说明实验1中>70%的方差。得到大小为 $D \times K$ 的矩阵 \hat{X}_n , 其中每行d保存K主要时间投影的主成分分析系数。

[0256] $\hat{x}_{dn} = x_d A_d$. (2)

[0257] (2) 第二阶段:

[0258] (a) 成串连接矩阵 \hat{X}_n 的多行以创建一个特征表示向量 z_n , 表示单个试验n的时间近似的空间加权活动。

[0259] $z_n = [\hat{x}_{1n} \dots \hat{x}_{Dn}]$. (3)

[0260] (b) 在所述特征向量 $\{z_n\}_{N_n=1}$ 上训练并运行一线性判别 (FLD) 分类器, 以分类单次试验矩阵 X_n 到两个分类中的一个 (使用零作为决策边界)。

[0261] $y_n = f(z_n)$. (4)

[0262] 最有辨别力的响应执行时间任选地且优选地被定义为执行时间t在步骤1.a中达到最高百分比的正确分类。相关连的判别空间激活模式由 $U(t)$ 给出。

[0263] 深度卷积神经网络分类器 (深度学习):

[0264] 在这些实施例中, 分类器被设计为深度卷积神经网络。其接收脑电图信号作为一矩阵具有维度为 $N_{chan} \times N_t$ (N_{chan} 及 N_t 相对应的是脑电图通道及时间点的数量), 并产生一得分, $0 \leq p \leq 1$, 所述得分是呈现一目标刺激的概率估计。可以使用随机梯度下降法 (SGD) 来训练网络以最小化逻辑回归成本函数。

[0265] 网络结构可选地且优选地如下 (参见图4):

[0266] 1. 一丢失 (dropout) 层, 有选地具有0.2的丢失率。

[0267] 2. 一卷积层 (Conv1), 优选地具有尺寸 $N_{chan} \times 1$ 的96个卷积核 (这些核对每个时间点执行空间滤波)。

[0268] 3. 一ReLU非线性层 (输入通过一函数 $f(x) = \max(x, 0)$)。

[0269] 4. 一最大池化层 (Pool1), 优选地具有池化核尺寸 1×3 及步幅2。

[0270] 5. 一第二卷积层 (Conv2), 优选地具有尺寸为 1×6 (时域滤波) 的128个核。

[0271] 6. 一第二ReLU非线性层。

[0272] 7. 一第二池化层 (Pool2), 优选地具有池化核尺寸 1×3 及步幅2。

[0273] 8. 一第三卷积层 (Conv3), 优选地具有尺寸为 1×6 的128个核。

[0274] 9. 一第三ReLU非线性层。

[0275] 10. 一完全连接层 (FC1), 优选地具有2048个输出 (所述输入到所述层被重新整形

成一栏向量 \vec{v} ,且所述输出是 $\mathbf{w} \vec{v}$,其中所述矩阵 \mathbf{w} 具有2048行)。

[0276] 11.一第四ReLU非线性层

[0277] 12.一第二丢失层,优选地具有0.5的丢失率。

[0278] 13.一第二完全连接层 (FC2) ,优选地具有4096个输出。

[0279] 14.一第五ReLU非线性层

[0280] 15.一第三丢失层,优选地具有0.5的丢失率

[0281] 16.一逻辑回归层,根据一逻辑回归函数计算 p ,例如但不限于:

$$[0282] \quad p = \frac{e^{-\vec{\theta}_1^T \vec{x}}}{e^{-\vec{\theta}_1^T \vec{x}} + e^{-\vec{\theta}_0^T \vec{x}}}$$

[0283] 其中 \vec{x} 是所述层的输入向量,以及 $\vec{\theta}_1$ 及 $\vec{\theta}_0$ 是层参数向量。

[0284] 所述随机梯度下降法训练程序任选地且优选地以0.001及0.9动量的学习速率进行。其他速率及动量也是可以考虑的。训练集可以修改以包含相同数目的“目标”及“非目标”样本,通过引导具有较少样本数量的分类来匹配较大尺寸的分类。

[0285] 多分类器:

[0286] 为了受益于SWFP及深度卷积网络分类器两者,一图像的总分可以任选地及优选地是从两个分类器接收到的得分的一组合。SWFP算法使用线性判别 (FLD) 进行分类,因此所述算法产生的得分的大小取决于具体的训练数据,然而深度网络分类器使用逻辑回归,因此总是在区域 $[0, 1]$ 产生得分。为了使得分可以比较,将SWFP得分 (此后表示为 x_{FLD}) 任选地且优选地重新调整尺寸。例如,来自所述训练数据中的高斯函数可以用于拟合条件概率 $\Pr(x_{FLD} | y = n)$,其中 y 是图像标签,对于非目标图像及目标图像相对应的 $n = 0, 1$:

$$[0287] \quad p_n(x_{FLD}) \triangleq \Pr(x_{FLD} | y = n; \mu_n, \sigma_n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} e^{-\frac{(x_{FLD} - \mu_n)^2}{2\sigma_n^2}}$$

[0288] 标准化的线性判别 (FLD) 得分 \tilde{x}_{FLD} 可以定义为 $\Pr(y = 1 | x_{FLD})$ 。从贝叶斯公式一具有:

$$[0289] \quad \Pr(y = 1 | x_{FLD}) = \frac{\Pr(x_{FLD} | y = 1) \cdot \Pr(y = 1)}{\Pr(x_{FLD} | y = 0) \cdot \Pr(y = 0) + \Pr(x_{FLD} | y = 1) \cdot \Pr(y = 1)}$$

[0290] 在本发明的一些实施例中,先验概率 $\Pr(y = n)$ 被替换为 $\Pr(y = n) = \frac{1}{2}$ 。一拟合的高斯函数可以用来产生标准化线性判别 (FLD) 得分:

$$[0291] \quad \tilde{x}_{FLD} = \frac{p_1(x_{FLD})}{p_0(x_{FLD}) + p_1(x_{FLD})}$$

[0292] 替代地,所述先验概率可以被估计。

[0293] 所述图像的所述总分可以是 \tilde{x}_{FLD} 及深度网络分类器得分的平均值。接收操作特性 (ROC) (图5) 展示了使用两个分类器组合的优点。

[0294] 分析模块:

[0295] 所述分析模块执行分析的一方法。在图6中示出了根据本发明的一些实施例,通过所述分析模块执行的所述方法的方框图。所述分析模块从所述脑电图分类模块及从所述计算机视觉模块接收多个图像分类得分,并执行以下一项或多项活动。

[0296] 基于预先选择的得分阈值,在作出决定之前决定是否另外呈现所述图像以改善确定性水平。所述系统任选地及优选地允许图像被模糊地分类重新插入到图像队列中以向用户显示另一个观看。为了量化两个或多个分类高斯函数的模糊性, $g_0(x; \mu_0, \sigma_0)$ 及 $g_1(x; \mu_1, \sigma_1)$ 使用来拟合通过分类器相对应地对“目标”及“非目标”训练实施例给出的得分分布。

当一新图像到达时,其得分, s , 任选地且优选地通过 $\tilde{s} = \frac{g_1(s)}{g_1(s) + g_0(s)}$ 标准化为 $\tilde{s} \in [0, 1]$ 。

[0297] 当 $|\tilde{s} - \frac{1}{2}|$ 时小于一模糊 (ambiguity) 阈值 T_{amb} 时,所述图像任选地且优选地返回

到队列以用于附加呈现。所述阈值 T_{amb} 可以由所述用户根据工作的要求进行调整。

[0298] 在已经获得来自附加图像呈现的得分之后,决定被达成,任选地及优选地基于投票表决所述脑电图 (EEG) 分类得分从这些图像的所有图像呈现及计算机视觉分类得分。

[0299] 神经反馈模块:

[0300] 在本发明的各种示例性实施例中,所述神经反馈模块被结合在训练程序中。在分类器的初始训练之后,随后的分类结果在每次刺激之后被反馈给用户,作为对正确分类 (命中) 的阳性反馈及用于不正确分类 (误警) 的阴性反馈 (二进制的反馈),或者作为所述分类器得分的反馈 (非二进制的反馈)。用户因此学习如何改变他/她对刺激的脑部响应,以通过增加阳性反馈的量及减少阴性反馈的量来提高所述分类器的性能。学习过程可以是隐含的,使得用户不能明确地描述他/她正在做什么来通过让用户使用认知或情感策略来改善他正在接受的反馈或明确的反馈。一旦所述用户成功地改善了分类器的结果,所述处理就重作这个程序:新的分类参数被学习,并且向用户再次给予反馈等。这个闭环循环程序旨在通过迭代地改进分类器的准确性及用户的脑部响应与分类器的学习假设的兼容性来改善分类器的准确性。而且,通过调适他/她的脑部响应来改善系统的分类,所述用户的图像解读技能也得到了改善,因为他/她隐含地学习了系统认为的一目标及不是一目标。

[0301] 结果呈现模块:

[0302] 本实施例的系统可以以多于一种方式呈现结果。下文介绍两个实施例。

[0303] 实施例I:相册

[0304] 为了分类堆叠的单独图像 (例如,行李或医疗图像的X射线图像),本实施例的系统可以将多个图像配置在一相册中 (参见图7中的代表性屏幕截图)。每个图像都由脑电图分类器给出一得分。本实施例的图像是按其得分分类。在本发明的一些实施例中,只有得分超过特定阈值 T 的图像被呈现在屏幕上并被分类为目标。所述阈值 T 可以由用户以实时的方式调整。

[0305] 实施例II:空间“热图”

[0306] 对于大的图像,例如地图、卫星片段或航拍片段,使用本实施例的系统来生成热图是有益的(参见图8中的代表性屏幕截图)。在这些实施例中,图像在x方向及y方向上被分割成多个图块,相邻两图块之间具有一重叠。所述重叠任选地及优选地使得所述图块的一分数p与所述相邻图块共享,其中分数p大于某些分数阈值(例如, $p > 0.5$,但是也考虑了分数阈值的其他值)。每个图块可以被分成 $n = (1-p)^{-2}$ 个部分,使得每个部分也出现在n-1个其他不同的图块中。例如,对于50%的重叠, $p = 0.5$,并且每个图块可以被分成四分之一也出现在另外3个图块中。所述热图然后被实施为一矩阵Q,使得每个矩阵元素 q_{ij} 对应于第n个图块。

[0307] 为了生成所述空间热图,一得分 s_{ij} 对于每个第n个图块计算,其中所述得分是包含所述第n个的所有图块的平均得分。此后,一阈值T被选择作为 q_{ij} 被设置为:

$$[0308] \quad q_{ij} = \max \left(\frac{s_{ij} - T}{\max_{i,j} s_{ij} - T}, 0 \right)$$

[0309] 一旦所述热图Q被计算,具有高于一第二阈值 T_{glob} 的值的点任选地且优选地被标记为潜在目标。另外的潜在目标可以被定位通过搜索对于热图的局部最大值具有高于一阈值 $T_{loc} < T_{glob}$ 的值。对于标记为一潜在目标的每个位置,所述多个图块包含它的任选地及优选地被识别并标记为目标。阈值 T_{glob} 及 T_{loc} 可以由所述用户在线修改。

[0310] 实施例2

[0311] X射线/计算机断层扫描图像:

[0312] 行李或货物的X射线/计算机断层扫描图像,以及医学X射线/计算机断层扫描图像可以使用本实施例的系统检查。实施例1中描述的原型系统已成功用于分类机场检查站行李的X射线图像,以检测包含威胁(枪械及尖锐物体)的图像。以下是实验的结果。

[0313] 脑部响应:平均脑部响应(ERP)-事件相关电位及空间分布

[0314] 图9A示出了对脑电图电极(Pz)中的一个处对于目标及非目标的平均脑响应(ERP)。图9B示出了图像呈现后400-800毫秒的头部电势分布。偏红的颜色表示高能量,这对于分类是有用的。

[0315] 图10A及图10B示出了在电极PZ处量测对目标及非目标的单个图像的脑部响应之间的差异:

[0316] 得分分布:

[0317] 每个图像都被分配有一分类得分。图11示出了测试阶段数据集的得分分布。含有威胁的袋子比无害的袋子产生了更高的总分。

[0318] 系统执行:

[0319] 通过选择分类得分上的阈值,图像分类为威胁的图像及无害的图像被决定。基于给定的操作方案,所述阈值可以被设置成允许在命中及虚假警报之间进行最佳的权衡,或者被设置为例如确保0%未命中率或0%虚警率。

[0320] 接收操作特性(ROC)曲线示出在图12,其示出了分类器在不同阈值下的执行。

[0321] 相同数据的不同版本(图13)示出了阈值的增加或减少如何影响命中率及虚警率。

[0322] 本实施例的系统也可以是一个有用的工具以决定应该选择哪些行李用于选择性开放以达到特定准确性。例如,基于上述结果,如果设置阈值以确保100%威胁检测,则系统

标记大约37%的袋子需要开放。为了检测接近90%的威胁,大约20%的袋子被标记为开放。或者,在需要没有假警报的设置下(以仅检测2/3的目标为代价),系统标记约7.5%的袋子(全部包含目标)。

[0323] 下表总结了一些操作要点。

[0324]	方案	阈值	命中率	虚警率	已标记的袋子%
	~90%命中率	-0.3936	88.9%	10.9%	20%
	0%未命中率	-0.72	100%	28.9%	37%
	0%虚警率	0.11	66.7%	0%	7.5%
	25%袋子开放	-0.5	92.6%	16.6%	25%

[0325] 实施例3

[0326] 多个航拍图像:

[0327] 本实施例的系统可以用于诠释多个航拍图像并检测多个目标或多个感兴趣的物体。实施例1中描述的原型系统已成功通过100平方公里的航拍图像检测多个建筑物。下表总结了这项工作中命中率/虚警率/d'的百分比,其中多个图像以5赫兹(2个工作阶段)及10赫兹(4个工作阶段)的速率呈现给一个对象。

[0328]	对象	工作阶段	赫兹	天	每个刺激的重复	目标数量	非目标数量	命中率	虚警率	d'
	101	1	5	1	2	606	9284	88.4%	18.5%	2.09
		2	5	1	2	663	8195	87.0%	25.9%	1.78
		3	10	1	2	664	8225	84.9%	35.0%	1.42
		4	10	1	2	606	9253	84.7%	21.4%	1.81
		5	10	2	4	1212	18557	87.5%	9.6%	2.45
		6	10	2	4	1330	16428	83.2%	17.7%	1.89
	102	1	5	1	2	603	9246	87.9%	14.9%	2.21
		2	5	1	2	652	8134	86.4%	23.3%	1.82
		3	10	1	2	605	9212	85.3%	20.5%	1.87
		4	10	1	2	644	8005	83.5%	32.2%	1.44
		5	10	2	4	1315	16140	80.9%	14.6%	1.93
		6	10	2	4	1141	17374	81.8%	6.5%	2.42

[0329] 图14A及图14B示出了在电极Pz处量测的单个目标及非目标图像的脑部响应之间的差异。

[0330] 图15及16示出了在图像呈现之后400至800毫秒,对多个电极(Pz)中的一个的目标及非目标的平均脑部响应(ERP)以及在头部的电位分布。淡红色表示高能量,对于分类是有用的。

[0331] 实施例3

[0332] 人脸检测:

[0333] 实施例1中描述的原型系统对检测其他多个脸部图像中的某些人的脸部图像测试成功。

[0334] 虽然已经结合具体实施例描述了本发明,但是应当了解的是,对于本领域技术人员而言,各种替代方式、修改及变化将是显而易见的。因此,旨在涵盖落入所附权利要求精神及广泛范围内的所有这些替代方式、修改及变化。

[0335] 本说明书中提及的所有出版物、专利及专利申请案均通过引用其整体并入本说明书中,如同每个单独的出版物、专利或专利申请被具体地及单独地说明通过引用并入本文一样。另外,在本申请中任何参考文献的引用或识别不应被解释为认可这样的参考文献可作为本发明的现有技术。使用的章节标题的范围内,不应将其解释为限制。

[0336] 参考文献:

[0337] [1]Csurka,Gabriella等人,“视觉分类与关键点袋”计算机视觉统计学习研讨会,欧洲计算机视觉会议,卷1,第1-22页,2004年。

[0338] [2]脑电图的单次试验检测,美国专利第8,731,650号。

[0339] [3]通过脑部状态解码及视觉模式挖掘的快速图像标注,美国专利第8,671,069号。

[0340] [4]用于来自用户特定神经的脑部信号的优化快速连续视觉呈现(RSVP)系统,美国专利第8,699,767号。

[0341] [5]用于图像分析的感知-神经的方法,美国专利第8,214,309号。

[0342] [6]使用一感知-神经子系统在大量图像及视频中进行智能目标搜索的系统,美国专利第8,335,751号。

[0343] [7]神经生理驱动的高速图像分类系统及方法,美国专利第7,835,581号。

[0344] [8]对于稳健的目标识别阶层式的快速系列视觉呈现,美国专利第8,059,136号。

[0345] [9]智能图像分割系统及精确目标检测方法,美国专利第8,254,634号。

[0346] [10]生理驱动的图像分类系统的动态校准,美国专利第8,271,074号。

[0347] [11]针对特定的图像缩放为有效的快速连续视觉呈现,美国专利第7,991,195号。

[0348] [12]基于用户状态评估的快速连续视觉呈现的分流优先,美国专利第8,374,687号。

[0349] [13]在快速连续视觉呈现期间用于用户起搏敏感度的方法及系统,美国专利申请公开案第2,007,0173699号。

[0350] [14]耦合人类神经响应与计算机模式分析对于工作相关刺激的显着脑部响应的单事件检测结果,美国专利第8,244,475号。

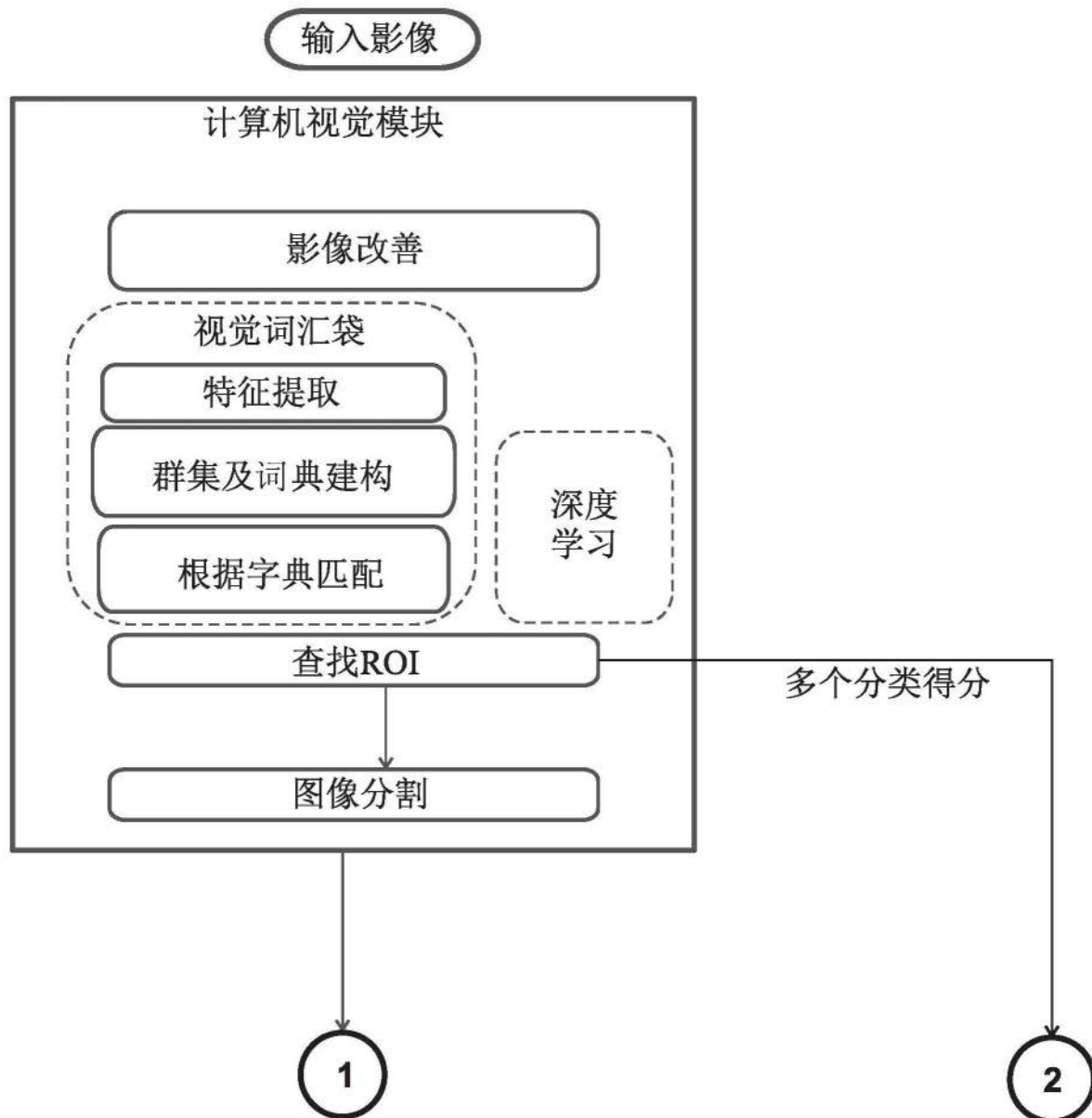


图1A

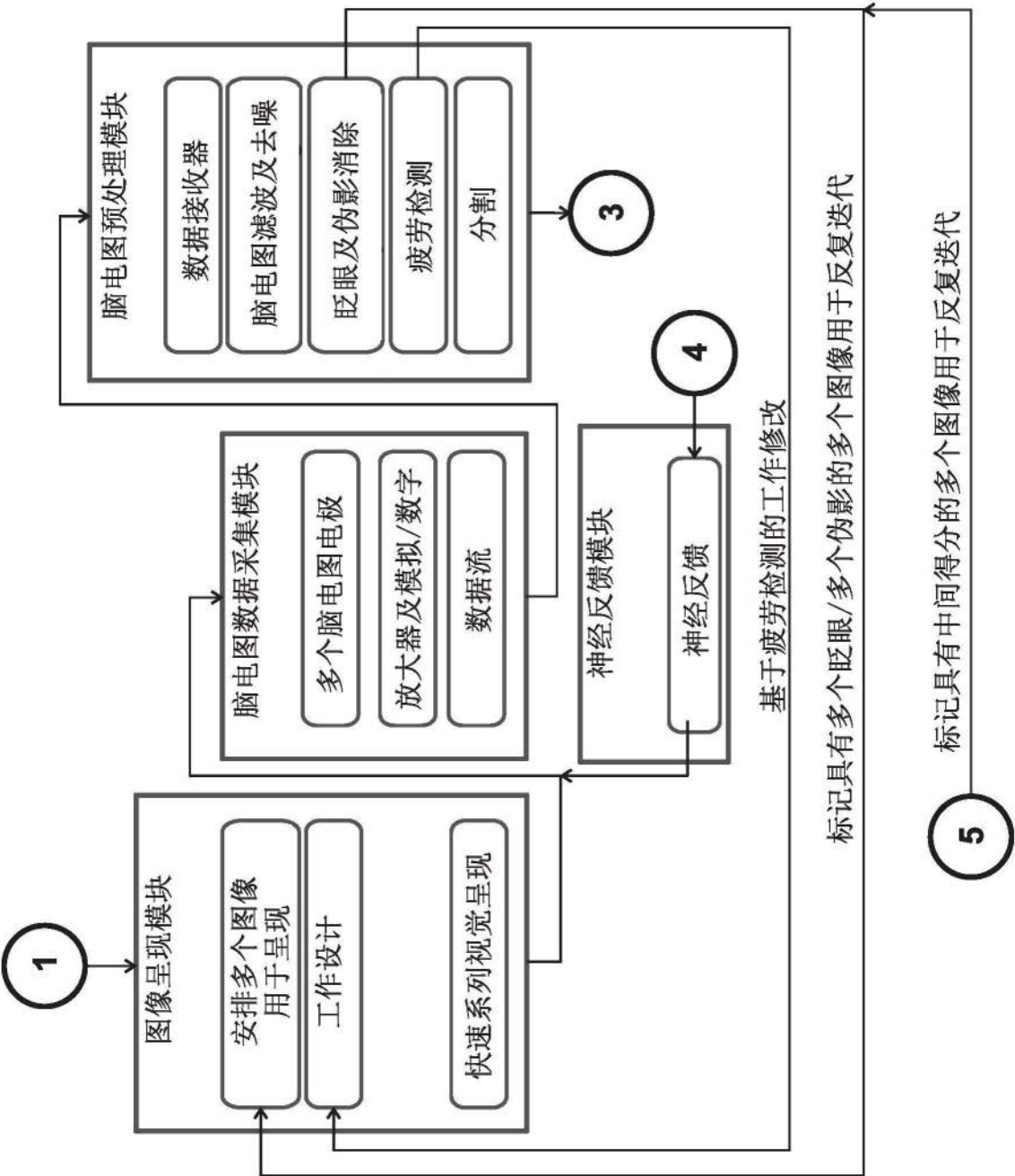


图1B

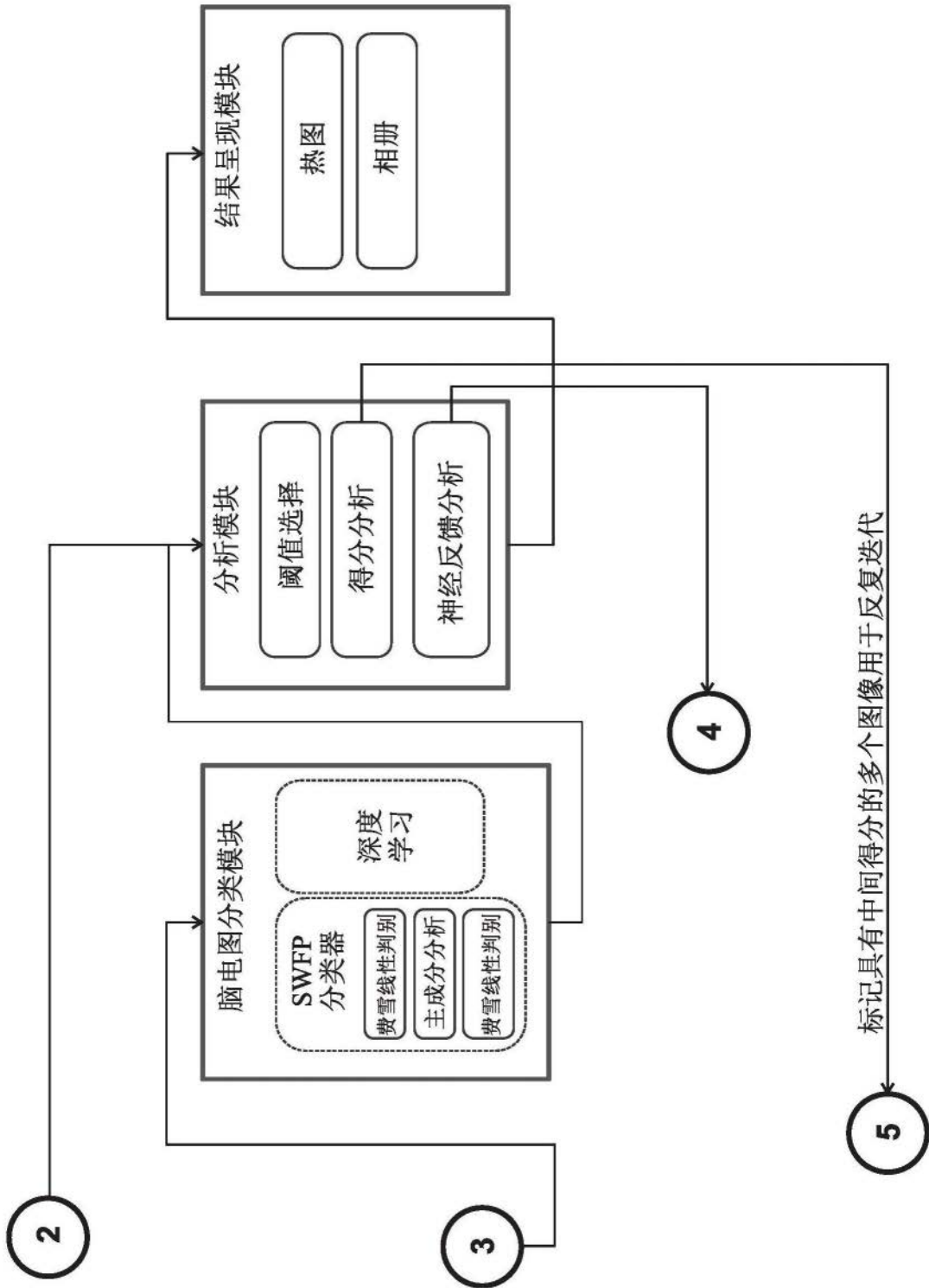


图1C

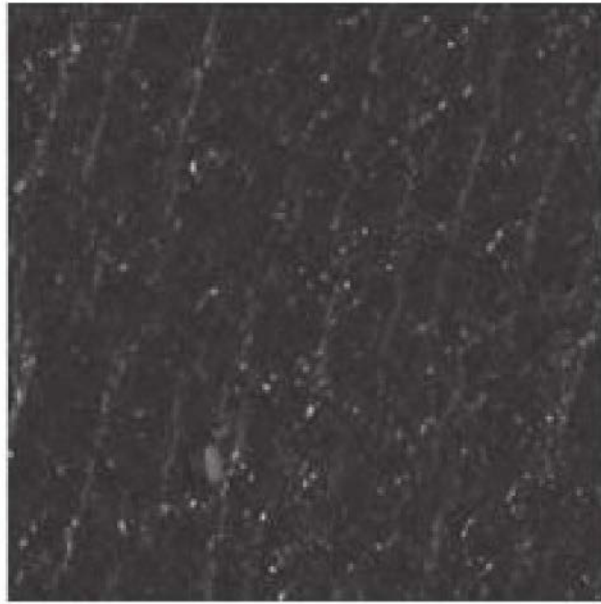


图2A

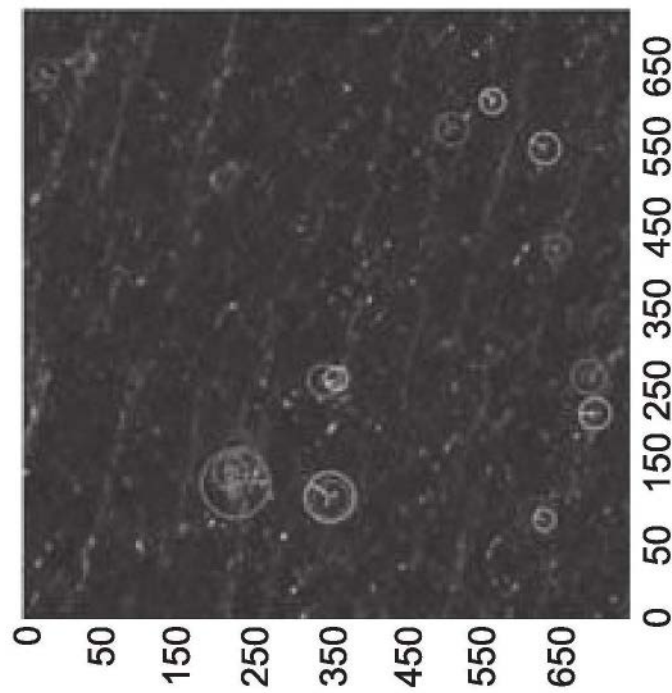


图2B



图3A

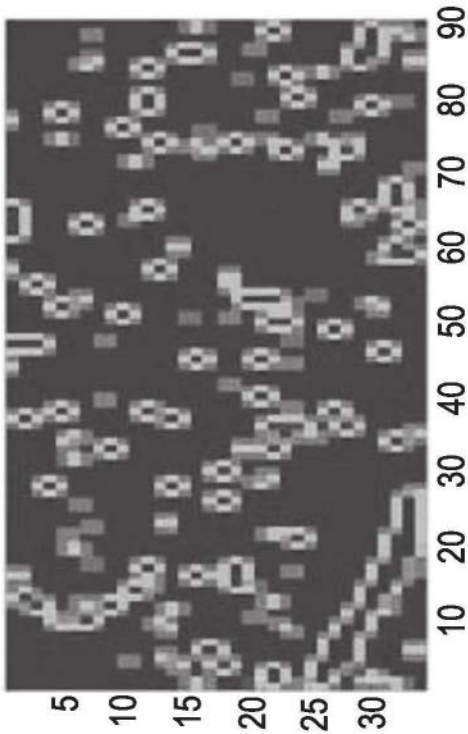


图3B

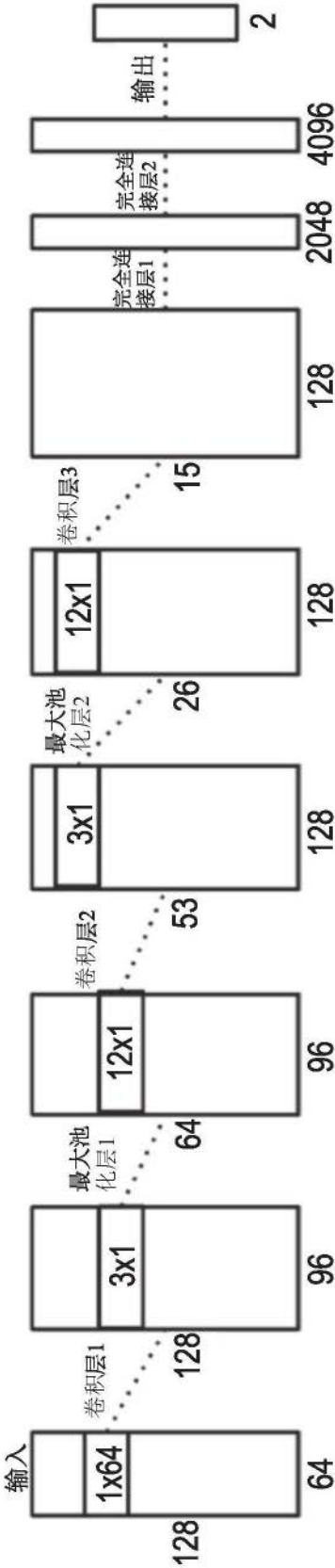


图4

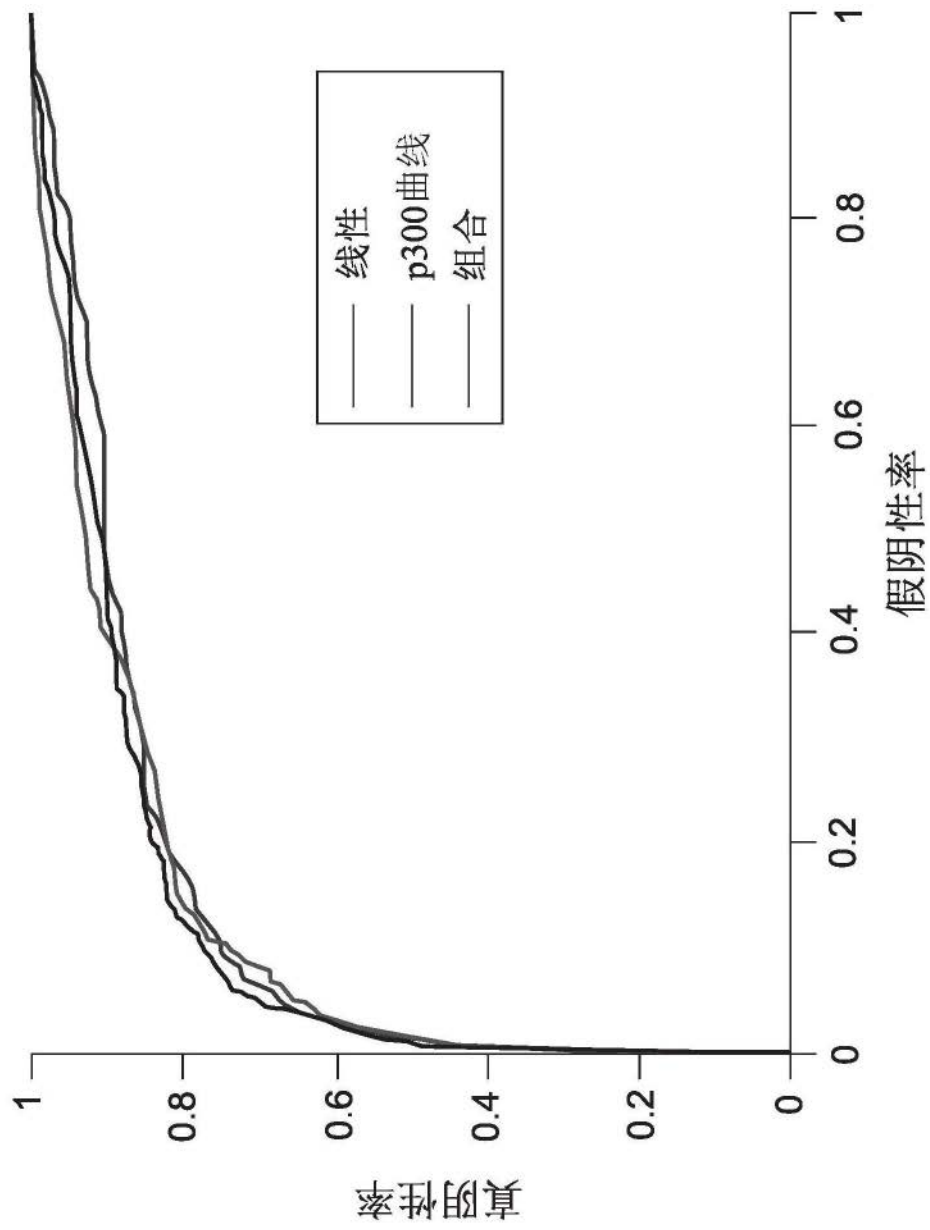


图5

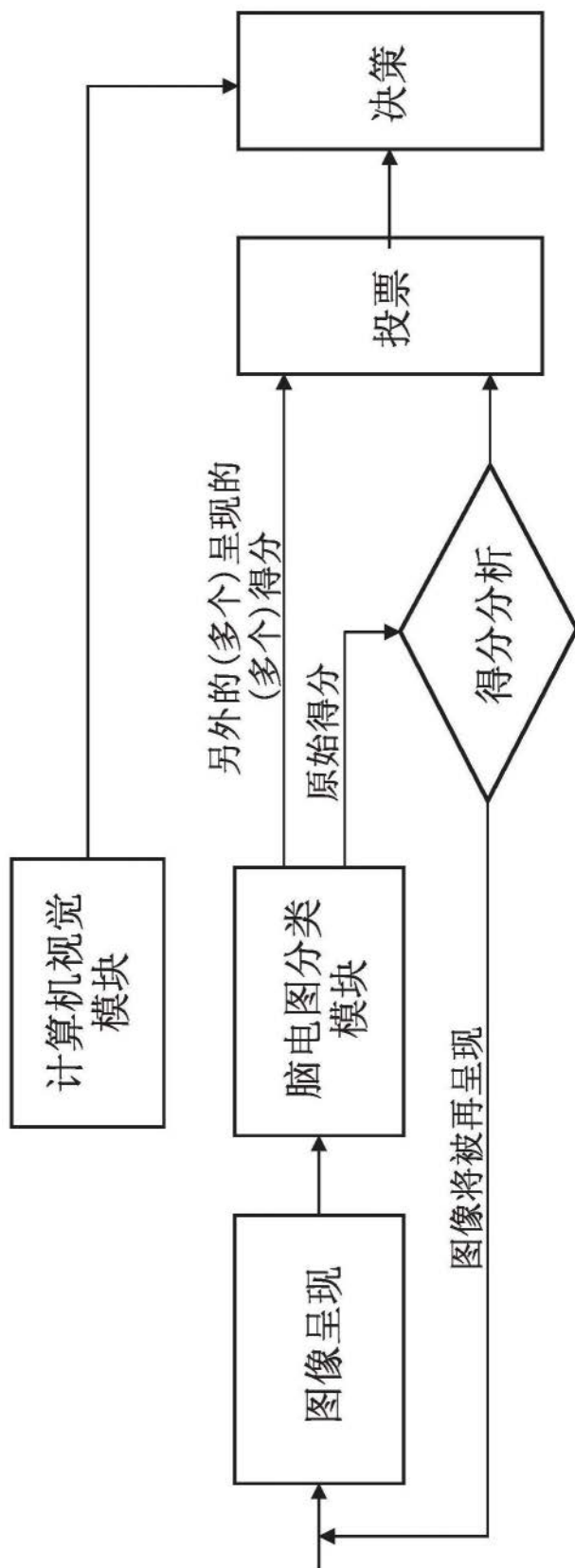


图6

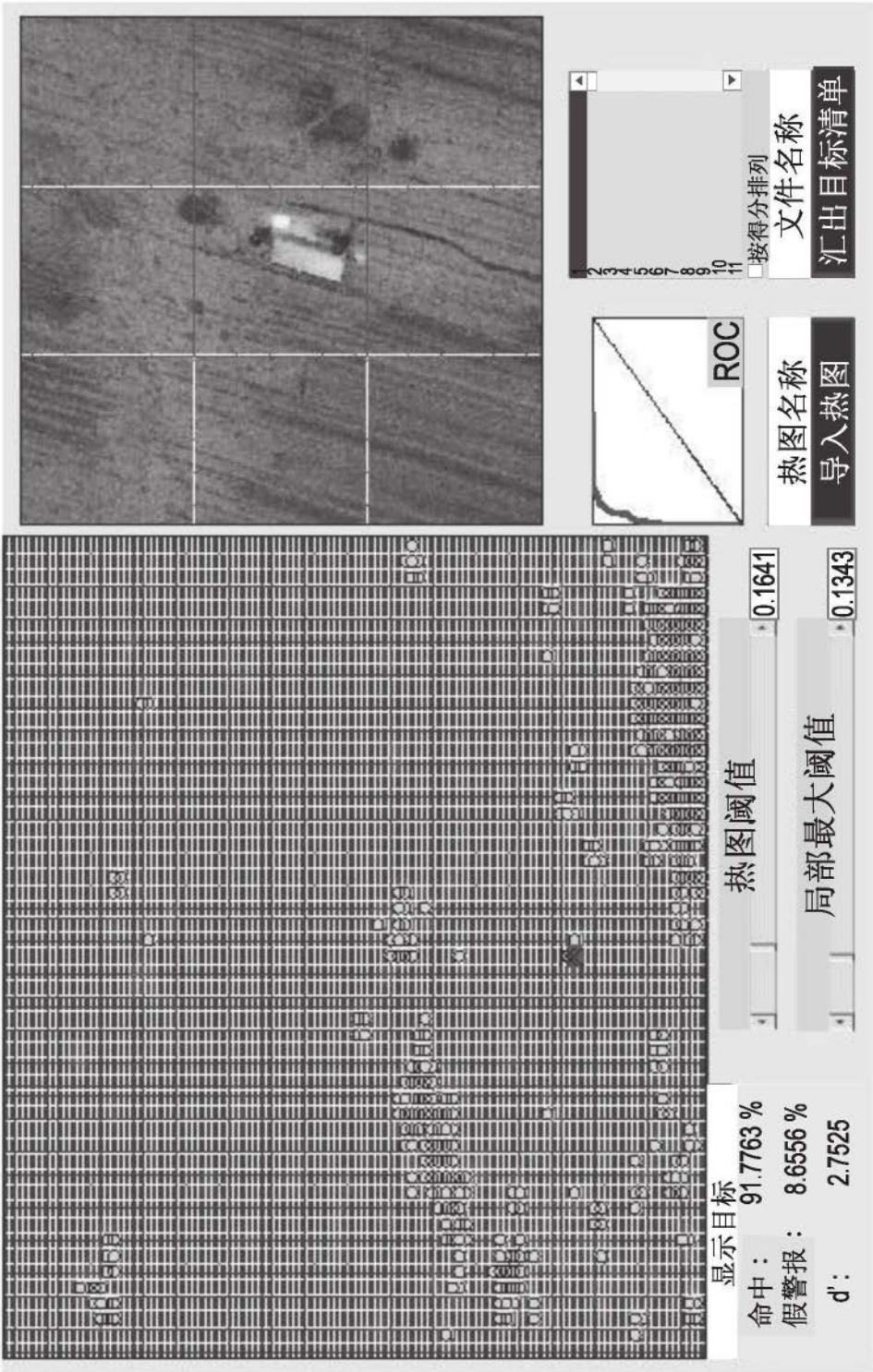


图8

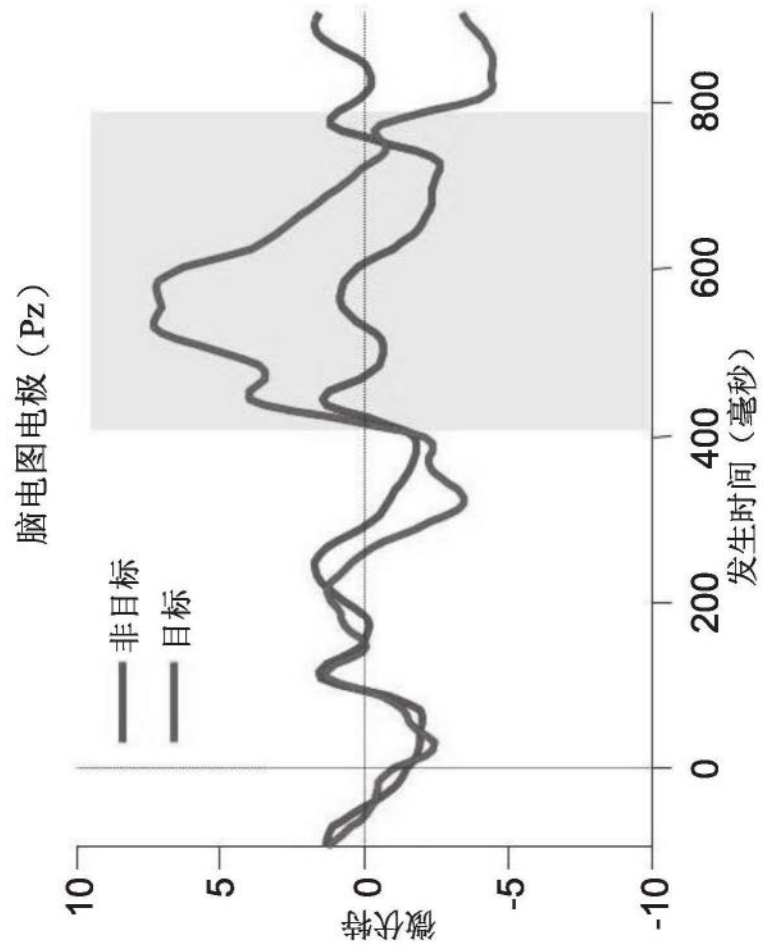


图9A

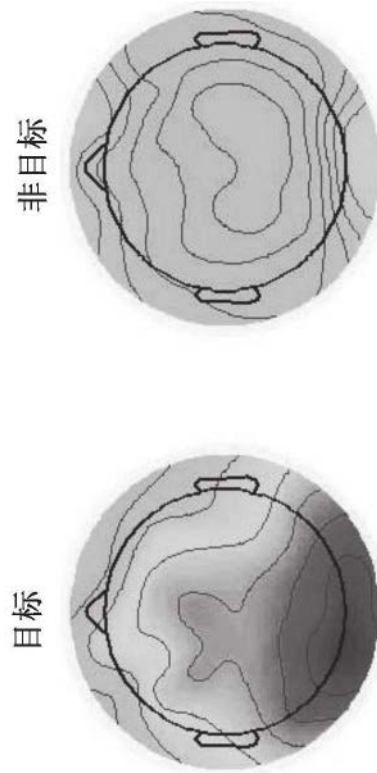
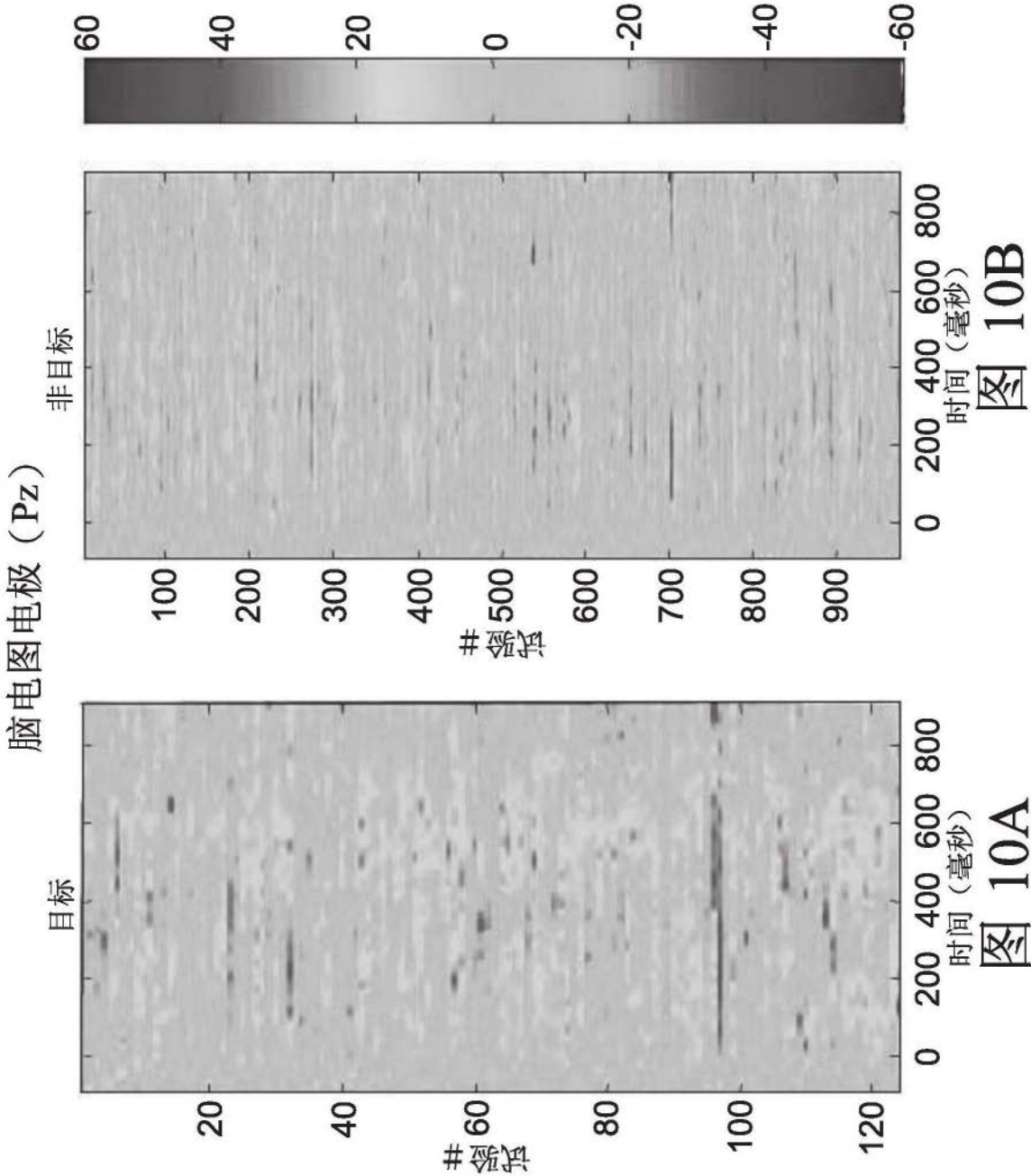


图9B



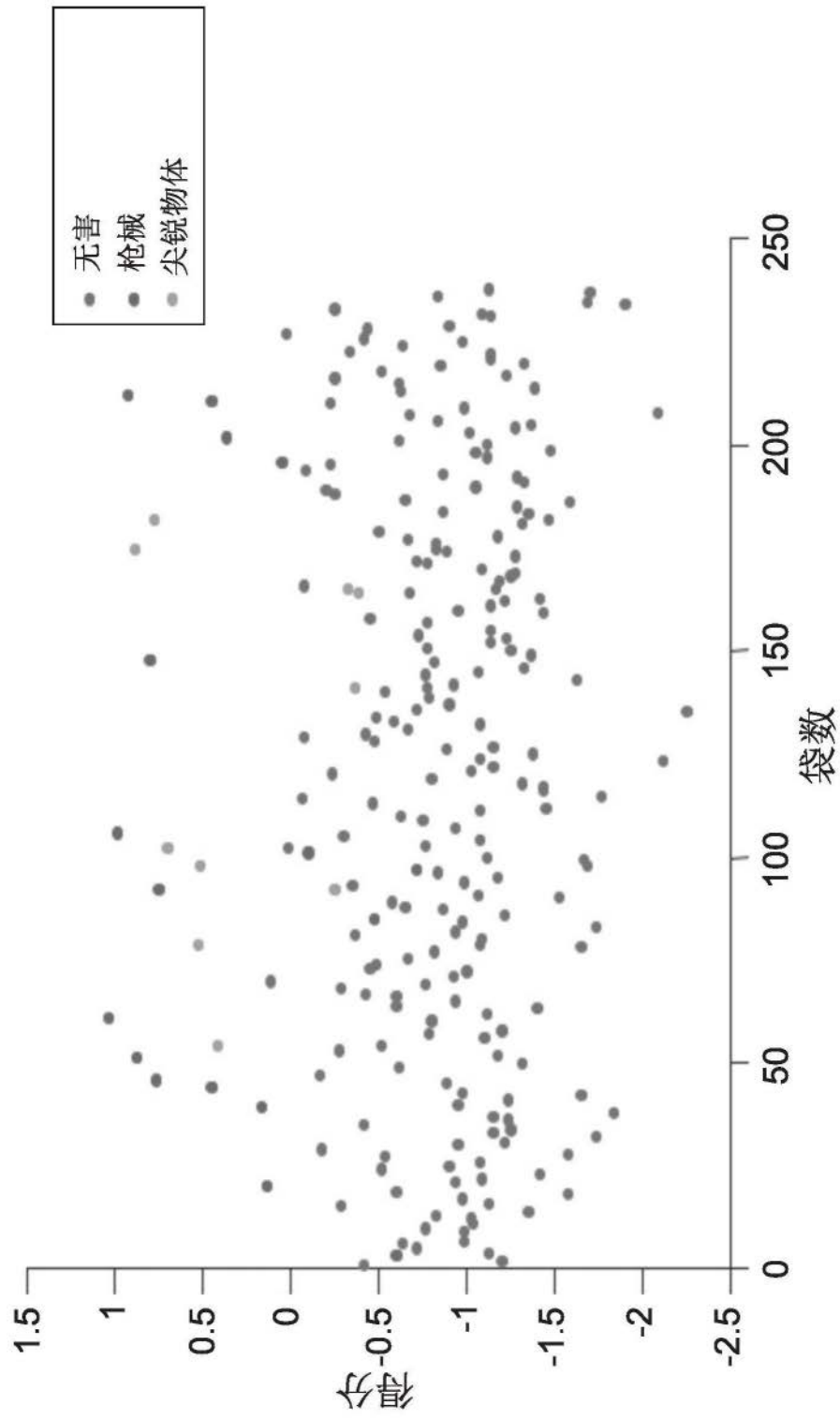


图11

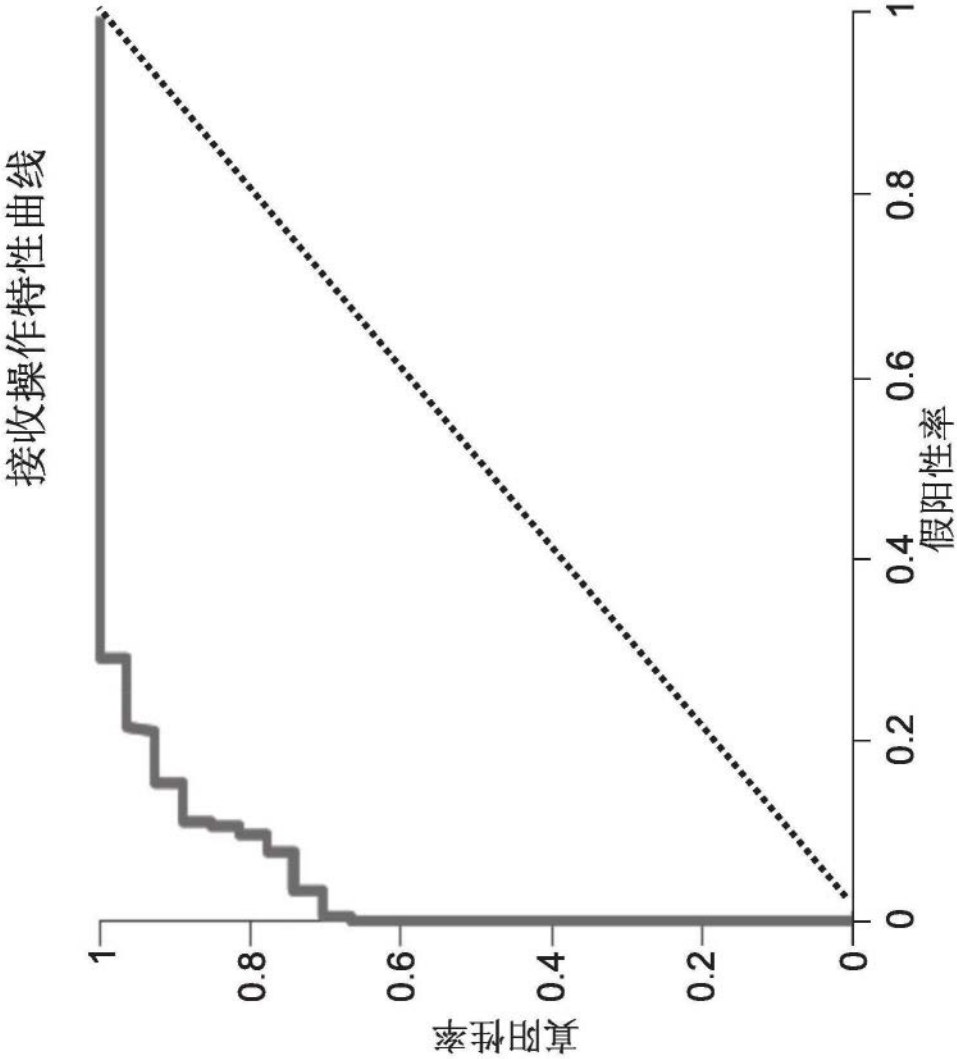


图12

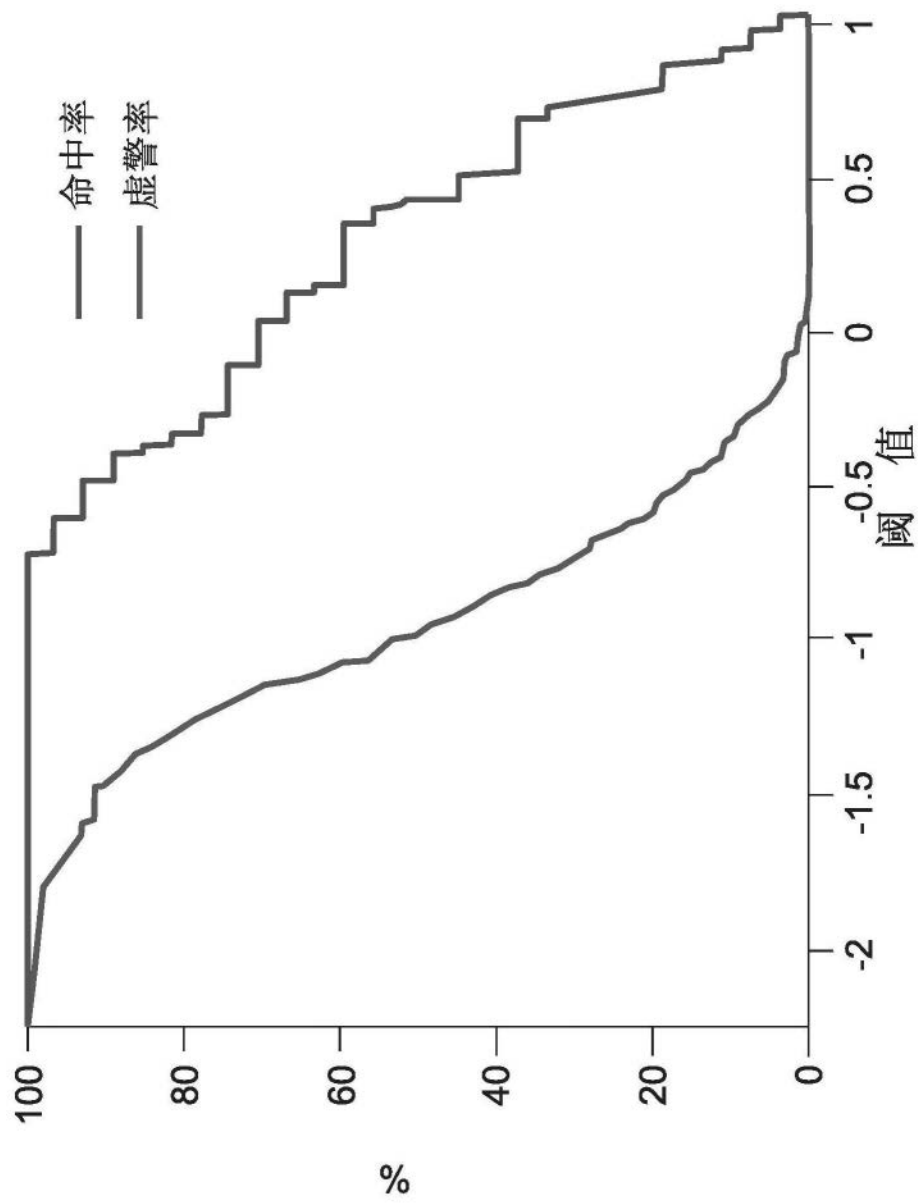


图13

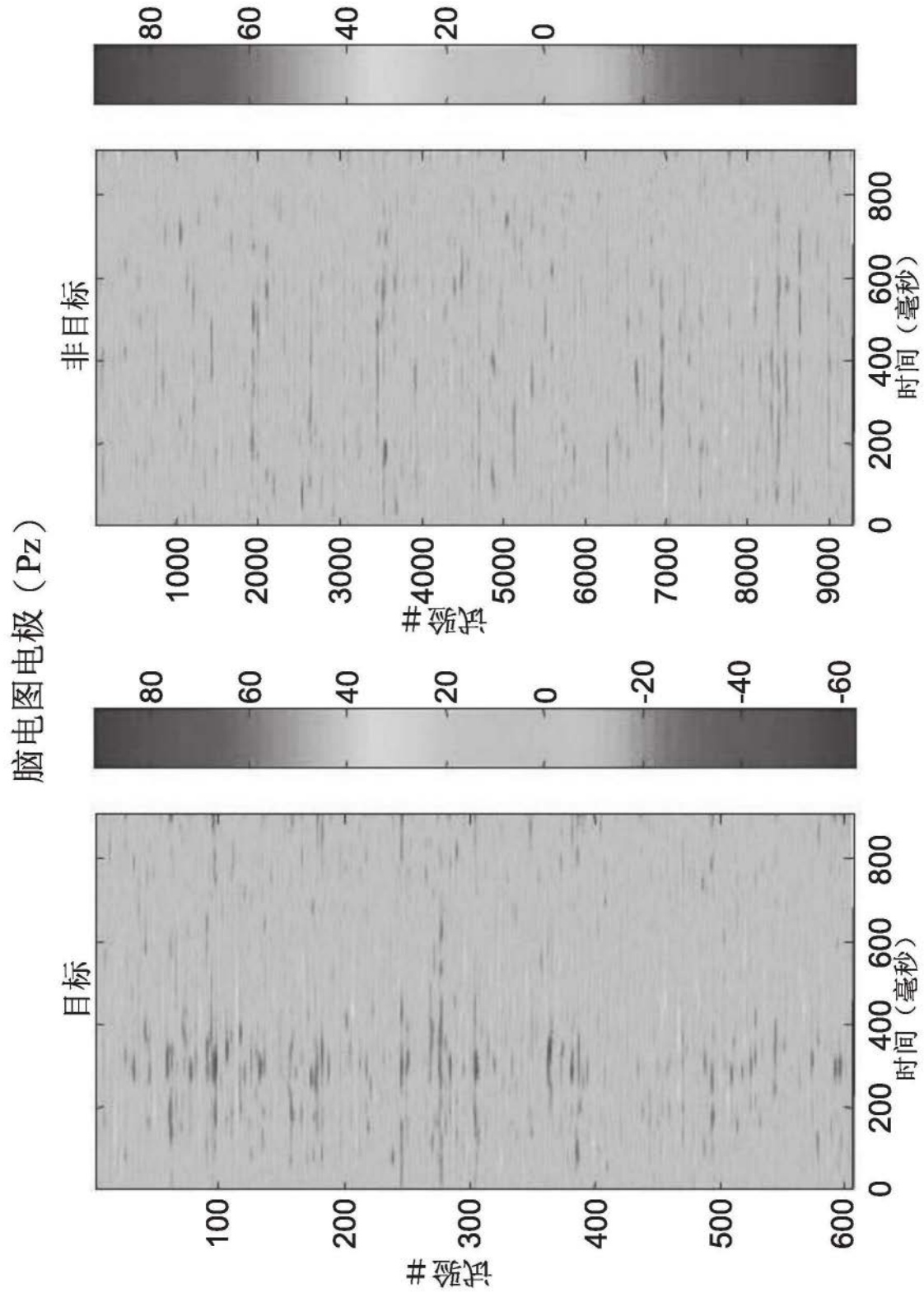


图 14B

图 14A

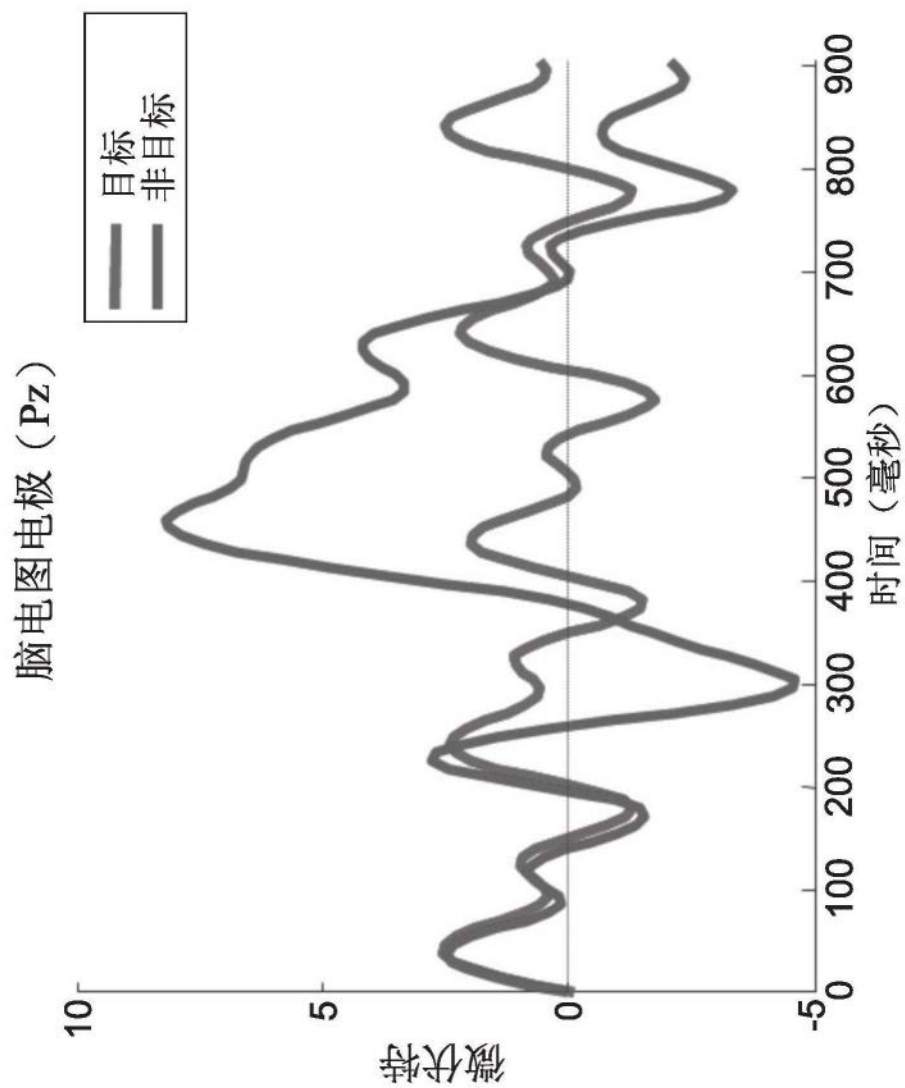


图15

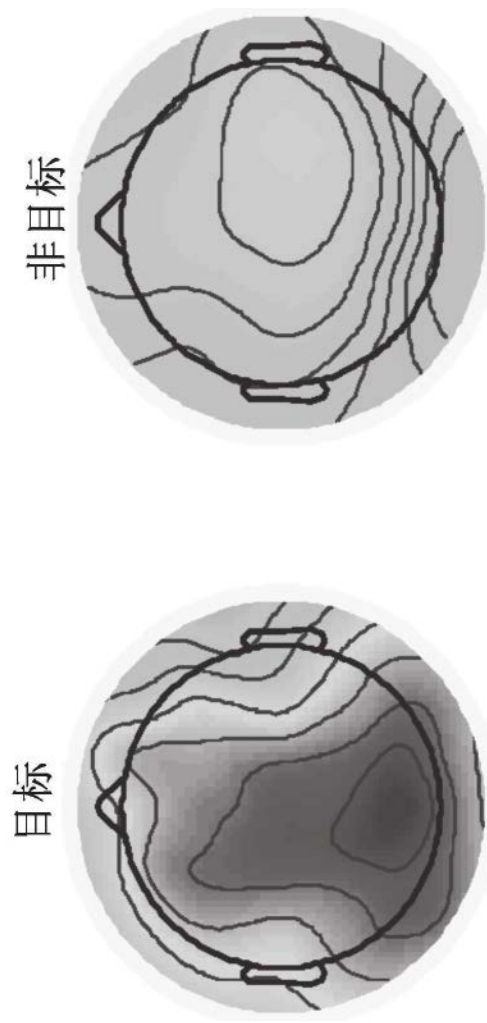


图16

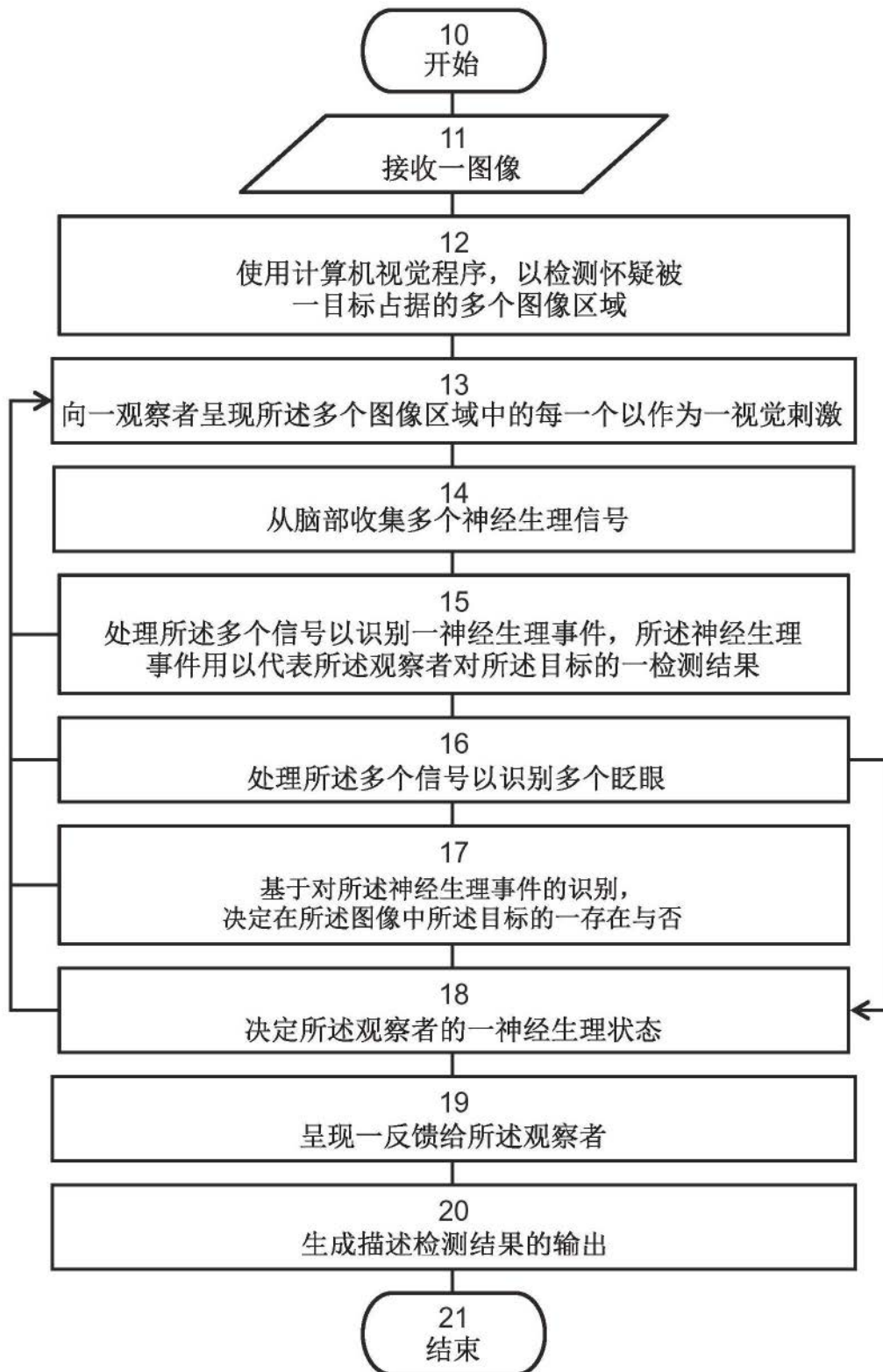


图17

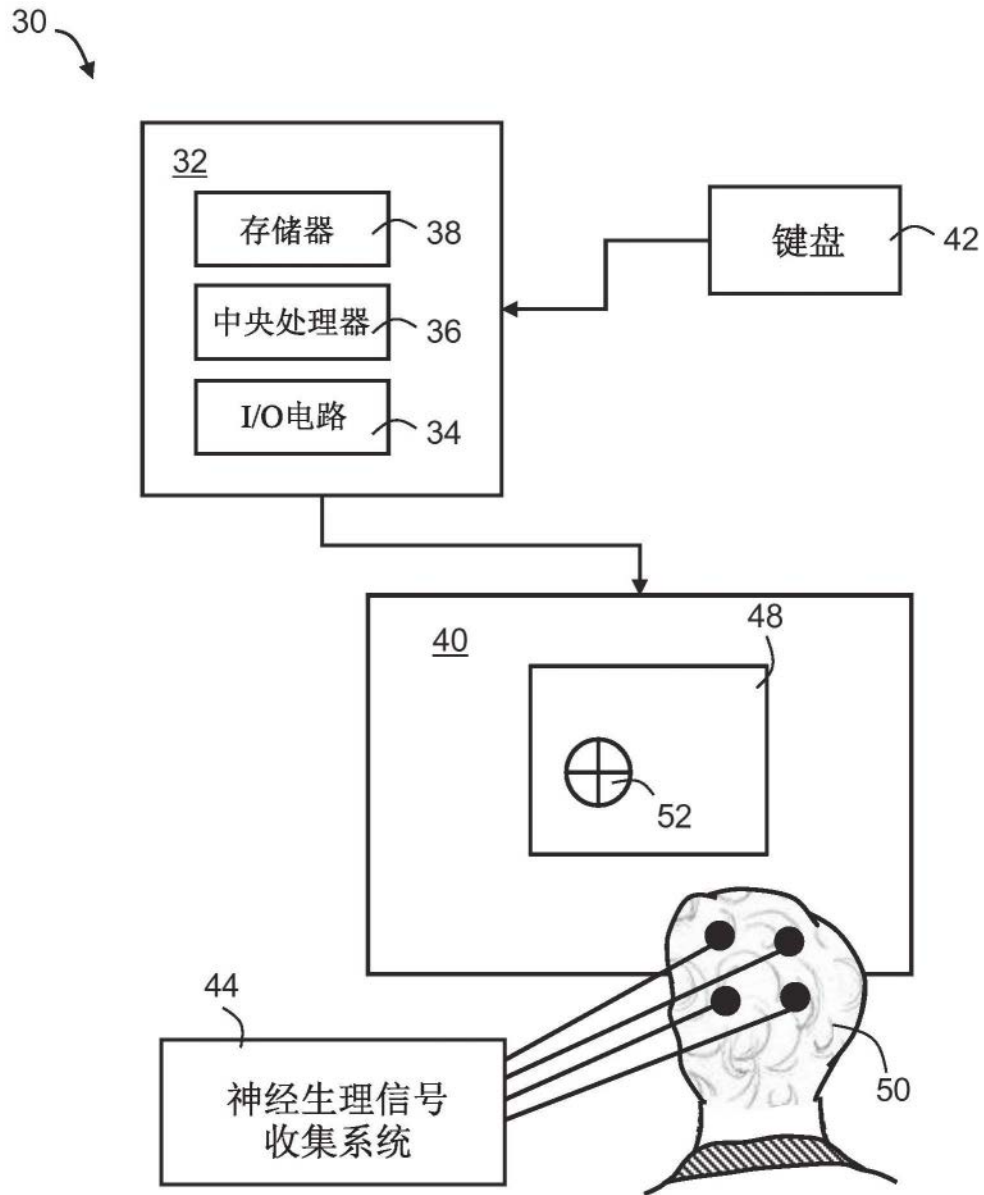


图18

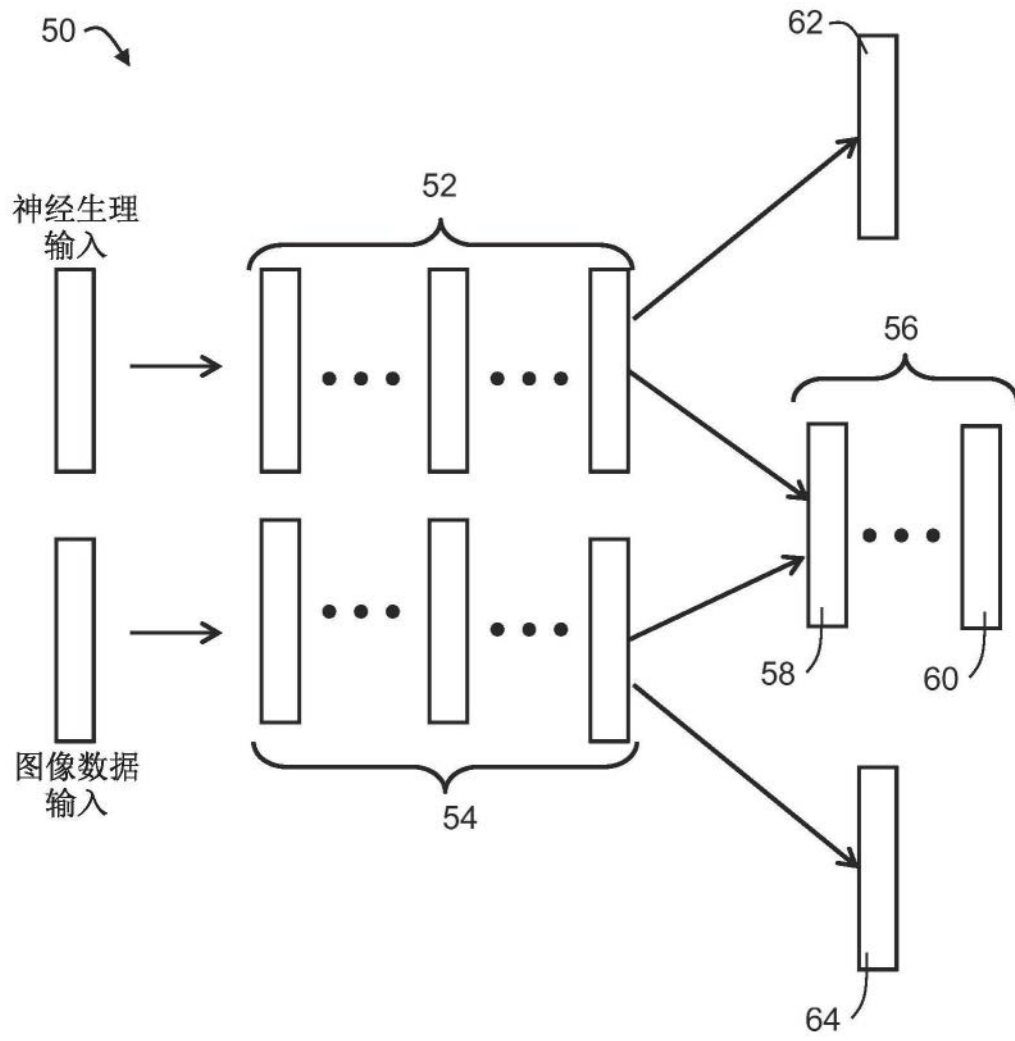


图19