



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114973245 A

(43) 申请公布日 2022. 08. 30

(21) 申请号 202210699761.5

(22) 申请日 2022.06.20

(71) 申请人 重庆医科大学

地址 400016 重庆市渝中区医学院路1号

(72) 发明人 龙菲 韩顶立 冉瑞 钟晓翠

王炼炼 陈竺 杨洋

(74) 专利代理机构 重庆渝之知识产权代理有限公司 50249

专利代理师 郑小龙

(51) Int. Cl.

G06V 20/69 (2022.01)

G06V 10/764 (2022.01)

G06V 10/774 (2022.01)

G06N 20/00 (2019.01)

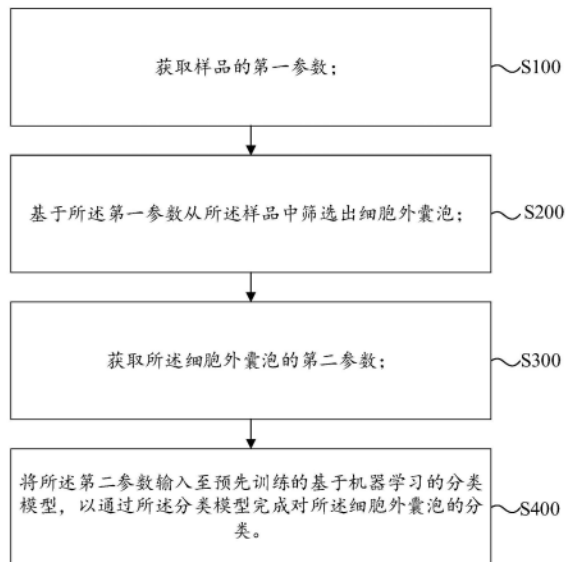
权利要求书2页 说明书8页 附图4页

(54) 发明名称

基于机器学习的细胞外囊泡分类方法、装置、设备及介质

(57) 摘要

本发明公开了一种基于机器学习的细胞外囊泡分类方法,包括:获取样品的第一参数;设定筛选条件,判断所述第一参数是否满足所述筛选条件,并根据所述筛选条件从所述样品中筛选出细胞外囊泡;获取所述细胞外囊泡的第二参数;将所述第二参数输入至预先训练的基于机器学习的分类模型,以通过所述分类模型完成对所述细胞外囊泡的分类。本发明基于机器学习的分类方法,能够从复杂的生物标志物信息发现难以识别的规律。本发明基于机器学习,利用代谢物丰度对细胞外囊泡进行决策并分类,评估基于特征筛选后的模型对卵巢癌EVs代谢物的预测潜力,以期协助临床诊断及卵巢癌早期筛查。



1. 一种基于机器学习的细胞外囊泡分类方法,其特征在于,包括:
获取样品的第一参数;
基于所述第一参数从所述样品中筛选出细胞外囊泡;
获取所述细胞外囊泡的第二参数;
将所述第二参数输入至预先训练的基于机器学习的分类模型,以通过所述分类模型完成对所述细胞外囊泡的分类。
2. 根据权利要求1所述的基于机器学习的细胞外囊泡分类方法,其特征在于,
通过透射电子显微镜拍摄所述样品的超微形态结构;
通过纳米颗粒跟踪分析仪检测所述样品的粒径范围;
通过化学发光成像分析所述样品的TSG101蛋白条带;
所述第一参数包括超微形态结构、粒径范围和TSG101蛋白条带。
3. 根据权利要求1所述的基于机器学习的细胞外囊泡分类方法,其特征在于,所述筛选条件包括:
是否呈现椭圆形的膜结构;
粒径大小是否为50-500nm;
是否具有TSG101蛋白条带。
4. 根据权利要求1所述的基于机器学习的细胞外囊泡分类方法,其特征在于,所述获取所述细胞外囊泡的第二参数,包括:
获取所述细胞外囊泡的总离子流图,所述总离子流图包含各细胞外囊泡样本的物质信息;
对所述总离子流图进行解析,得到所述细胞外囊泡的代谢物数据;
从多种代谢物中筛选出目标代谢物,并获取目标代谢物的代谢物丰度以作为所述第二参数。
5. 根据权利要求1所述的基于机器学习的细胞外囊泡分类方法,其特征在于,在利用预先训练的基于机器学习的分类模型对细胞外囊泡分类前,还包括:
获取细胞外囊泡的代谢物丰度;
对所述代谢物丰度进行校正,得到校正数据;
对所述校正数据进行降维;
利用降维后的数据构建训练分类模型的训练集;
对所述训练集进行特征筛选,获取目标特征;
利用所述目标特征对初始分类模型进行训练,并基于评价指标对训练后的分类模型进行评价,并以满足评价指标的分类模型作为用于对细胞外囊泡进行分类的基于机器学习的分类模型。
6. 根据权利要求5所述的基于机器学习的细胞外囊泡分类方法,其特征在于,在对所述代谢物丰度进行校正步骤中,以年龄或/和身体质量指数作为校正因素对所述代谢物丰度进行校正。
7. 根据权利要求5所述的基于机器学习的细胞外囊泡分类方法,其特征在于,所述基于机器学习的分类模型为:逻辑回归模型LR、随机森林模型RF、决策树模型DT、支持向量机SVM、朴素贝叶斯模型NB、K最邻近法KNN、人工神经网络ANN中一个。

8. 一种基于机器学习的细胞外囊泡分类装置,其特征在于,包括:
第一参数获取模块,用于获取样品的第一参数;
筛选模块,用于基于所述第一参数从所述样品中筛选出细胞外囊泡;
第二参数获取模块,用于获取所述细胞外囊泡的第二参数;
分类模块,用于将所述第二参数输入至预先训练的基于机器学习的分类模型,以通过所述分类模型完成对所述细胞外囊泡的分类。
9. 一种分类设备,其特征在于,包括:
存储器,用于存储计算机程序;
处理器,用于执行所述存储器存储的计算机程序,以使所述设备执行如权利要求1至7中任一项所述的分类方法。
10. 一种存储介质,存储计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器运行时执行如权利要求1至7中任一项所述的分类方法。

基于机器学习的细胞外囊泡分类方法、装置、设备及介质

技术领域

[0001] 本发明属于深度学习技术领域,具体涉及一种基于机器学习的细胞外囊泡分类方法、装置、设备及介质。

背景技术

[0002] 根据WHO2020统计,卵巢癌(Ovarian cancer,OV)是全世界女性死亡人数仅次于宫颈癌的第二大妇科恶性肿瘤,导致约20.72万妇女死亡。由于缺乏早期症状和有效的早期筛查方法,使5年生存率从93%降低到20%,因此被称为“沉默的杀手”。细胞外囊泡(Extracellular vesicles,EVs)是近年来癌症诊断的潜力标志物,具有双层膜结构,通常按大小和来源分为粒径约50nm-150nm的外泌体和100nm-1mm的微泡,研究发现其携带的源细胞遗传和分子信息与肿瘤分期及预后相关,甚至可以用于早期诊断。近些年来,代谢组学通过色谱质谱联用技术鉴定样品中的所有代谢小分子,已经被广泛应用于诊断卵巢癌的研究中,但早期鉴别的相关研究没有提及。

发明内容

[0003] 鉴于以上所述现有技术的缺点,本发明提供一种基于机器学习的细胞外囊泡分类方法、装置、设备及介质,以解决现有技术中的至少一个缺陷。

[0004] 为实现上述目的及其他相关目的,本发明提供一种基于机器学习的细胞外囊泡分类方法,包括:

[0005] 获取样品的第一参数;

[0006] 基于所述第一参数从所述样品中筛选出细胞外囊泡;

[0007] 获取所述细胞外囊泡的第二参数;

[0008] 将所述第二参数输入至预先训练的基于机器学习的分类模型,以通过所述分类模型完成对所述细胞外囊泡的分类。

[0009] 于本发明一实施例中,通过透射电子显微镜拍摄所述样品的超微形态结构;

[0010] 通过纳米颗粒跟踪分析仪检测所述样品的粒径范围;

[0011] 通过化学发光成像分析所述样品的TSG101蛋白条带;

[0012] 所述第一参数包括超微形态结构、粒径范围和TSG101蛋白条带。

[0013] 于本发明一实施例中,所述筛选条件包括:

[0014] 是否呈现椭圆形的膜结构;

[0015] 粒径大小是否为50-500nm;

[0016] 是否具有TSG101蛋白条带。

[0017] 于本发明一实施例中,所述获取所述细胞外囊泡的第二参数,包括:

[0018] 获取所述细胞外囊泡的总离子流图,所述总离子流图包含各细胞外囊泡样本的物质信息;

[0019] 对所述总离子流图进行解析,得到所述细胞外囊泡的代谢物数据;

[0020] 从多种代谢物中筛选出目标代谢物,并获取目标代谢物的代谢物丰度以作为所述第二参数。

[0021] 于本发明一实施例中,在利用预先训练的基于机器学习的分类模型对细胞外囊泡分类前,还包括:

[0022] 获取细胞外囊泡的代谢物丰度;

[0023] 对所述代谢物丰度进行校正,得到校正数据;

[0024] 对所述校正数据进行降维;

[0025] 利用降维后的数据构建训练分类模型的训练集;

[0026] 对所述训练集进行特征筛选,获取目标特征;

[0027] 利用所述目标特征对初始分类模型进行训练,并基于评价指标对训练后的分类模型进行评价,并以满足评价指标的分类模型作为用于对细胞外囊泡进行分类的基于机器学习的分类模型。

[0028] 于本发明一实施例中,在对所述代谢物丰度进行校正步骤中,以年龄或/和身体质量指数作为校正因素对所述代谢物丰度进行校正。

[0029] 于本发明一实施例中,所述基于机器学习的分类模型为:逻辑回归模型LR、随机森林模型RF、决策树模型DT、支持向量机SVM、朴素贝叶斯模型NB、K最邻近法KNN、人工神经网络ANN中一个。

[0030] 为实现上述目的及其他相关目的,本发明提供一种基于机器学习的细胞外囊泡分类装置,包括:

[0031] 第一参数获取模块,用于获取样品的第一参数;

[0032] 筛选模块,用于基于所述第一参数从所述样品中筛选出细胞外囊泡;

[0033] 第二参数获取模块,用于获取所述细胞外囊泡的第二参数;

[0034] 分类模块,用于将所述第二参数输入至预先训练的基于机器学习的分类模型,以通过所述分类模型完成对所述细胞外囊泡的分类。

[0035] 为实现上述目的及其他相关目的,本发明提供一种分类设备,包括:为实现上述目的及其他相关目的,本发明提供一种分类设备,包括:

[0036] 存储器,用于存储计算机程序;

[0037] 处理器,用于执行所述存储器存储的计算机程序,以使所述设备执行所述的分类方法。

[0038] 为实现上述目的及其他相关目的,本发明提供一种存储介质,存储计算机程序,所述计算机程序被处理器运行时执行所述的分类方法。

[0039] 如上所述,本发明的一种基于机器学习的细胞外囊泡分类方法、装置及存储介质,具有以下有益效果:

[0040] 本发明的一种基于机器学习的细胞外囊泡分类方法,包括:获取样品的第一参数;基于所述第一参数从所述样品中筛选出细胞外囊泡;获取所述细胞外囊泡的第二参数;将所述第二参数输入至预先训练的基于机器学习的分类模型,以通过所述分类模型完成对所述细胞外囊泡的分类。本发明基于机器学习的分类方法,能够从复杂的生物标志物信息发现难以识别的规律。本发明基于机器学习,利用代谢物丰度对细胞外囊泡进行决策并分类,评估基于特征筛选后的模型对卵巢癌EVs(细胞外囊泡)代谢物的预测潜力,以期协助临床

诊断及卵巢癌早期筛查。

附图说明

- [0041] 图1为本发明一实施例中一种模型训练方法的流程图；
- [0042] 图2为本发明一实施例中第一训练集、第二训练集、难样本集对应关系图；
- [0043] 图3为本发明一实施例中构建所述第四训练集的流程图；
- [0044] 图4为本发明一实施例中构建所述第四训练集的流程图；
- [0045] 图5为本发明一实施例中一种模型训练装置的原理框图。

具体实施方式

[0046] 以下通过特定的具体实例说明本发明的实施方式,本领域技术人员可由本说明书所揭露的内容轻易地了解本发明的其他优点与功效。本发明还可以通过另外不同的具体实施方式加以实施或应用,本说明书中的各项细节也可以基于不同观点与应用,在没有背离本发明的精神下进行各种修饰或改变。需说明的是,在不冲突的情况下,以下实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0047] 需要说明的是,以下实施例中所提供的图示仅以示意方式说明本发明的基本构想,遂图式中仅显示与本发明中有关的组件而非按照实际实施时的组件数目、形状及尺寸绘制,其实际实施时各组件的型态、数量及比例可为一种随意的改变,且其组件布局型态也可能更为复杂。

[0048] 在下文描述中,探讨了大量细节,以提供对本发明实施例的更透彻的解释,然而,对本领域技术人员来说,可以在没有这些具体细节的情况下实施本发明的实施例是显而易见的,在其他实施例中,以方框图的形式而不是以细节的形式来示出公知的结构和设备,以避免使本发明的实施例难以理解。

[0049] 如图1所示,本申请实例提供一种基于机器学习的细胞外囊泡分类方法,包括:

[0050] S100获取样品的第一参数;

[0051] S200基于所述第一参数从所述样品中筛选出细胞外囊泡;

[0052] S300获取所述细胞外囊泡的第二参数;

[0053] S400将所述第二参数输入至预先训练的基于机器学习的分类模型,以通过所述分类模型完成对所述细胞外囊泡的分类。

[0054] 本发明基于机器学习的分类方法,能够从复杂的生物标志物信息发现难以识别的规律。本发明基于机器学习,利用代谢物丰度对细胞外囊泡进行决策并分类,评估基于特征筛选后的模型对卵巢癌EVs代谢物的预测潜力,以期协助临床诊断及卵巢癌早期筛查。

[0055] 以下对各个步骤进行详细说明

[0056] 步骤S100,获取样品的第一参数;

[0057] 首先需要说明的是,样品可以通过差速离心分离细胞外囊泡的部分来获取。

[0058] 具体地,第一参数包括超微形态结构、粒径范围和蛋白条带;其中,超微形态结构可以通过透射电子显微镜拍摄得到;粒径范围可以通过纳米里粒跟踪分析仪检测得到;TSG101蛋白条带可以通过化学发光成像分析仪器得到。通过不同的仪器以及分析方法来获得第一参数,记录并存储第一参数,在后续处理过程中,通过读取记录的第一参数即可。

[0059] 当然,上述第一参数还可以通过获取待分类细胞的图像,通过图像分析得到细胞的超微形态结构、细胞的粒径以及细胞图像中是否包含明显的蛋白条带。本实施例并不对获取第一参数的方式进行限定,只要能够获取到第一参数即可。

[0060] 更加具体地,第一参数中的超微形态结构、粒径范围和蛋白条带可以通过以下方式来获取:

[0061] 使用透射电子显微镜(TEM)观察和拍摄样品的超微形态结构。另取50uL新鲜囊泡样品,用PBS稀释后涡旋1min,使用纳米颗粒跟踪分析仪(NTA)检测囊泡样品的粒径。通过XRQ化学发光成像分析系统采集并分析TSG101蛋白条带(Western Blot, WB)。

[0062] 在步骤S200中,基于所述第一参数从所述样品中筛选出细胞外囊泡;

[0063] 由于获取到的囊泡样品中不仅仅包括了囊泡,还包括其他不相关的物质,因此设定筛选条件(即第一参数作为筛选因子),然后根据筛选条件从囊泡样品中筛选出真正的囊泡。具体地,所述筛选条件包括以下3个方面,1、是否呈现椭圆形的膜结构;2、粒径大小是否为50-500nm;3、是否具有明显的TSG101蛋白条带。若该物质的超微形态为椭圆形的膜结构,以及粒径大小在154.4nm至159.3nm之间。而满足上述三个条件的即为细胞外囊泡。

[0064] 步骤S300,获取所述细胞外囊泡的第二参数;其中,第二参数为细胞外囊泡的代谢物丰度。

[0065] 具体地,如图2所示,所述获取所述细胞外囊泡的第二参数,包括:

[0066] S201获取所述细胞外囊泡的总离子流图,所述总离子流图包含各细胞外囊泡样本的物质信息;

[0067] 具体地,可以通过安捷伦7890B气相色谱与5977A质谱联用仪来获取到总离子流图。在该总离子流图中,横坐标为样品的保留时间,纵坐标为总离子信号相对强度,每个总离子流都可以表示一个临床样本。

[0068] S202对所述总离子流图进行解析,得到所述细胞外囊泡的代谢物数据;

[0069] 由于总离子流图并不能直接表示各代谢物的丰度或相对含量,因此,需要经过对色谱峰进行峰比对及积分,进行定量分析。具体地,可以对所述总离子流图使用带有AMDIS自动质谱图解卷积和鉴定功能的NIST谱库检索进行色谱峰比对解析,得到每个临床样细胞外囊泡的代谢物数据,代谢物数据包括代谢物种类和该代谢物的丰度。为了尽可能减少鉴定出的代谢物信息丢失,选择峰匹配度>50%的代谢物用于机器学习建模分析(常规代谢物鉴定中会要求匹配度80%以上)。

[0070] S203从多种代谢物中筛选出目标代谢物,并获取目标代谢物的代谢物丰度以作为所述第二参数。

[0071] 由于细胞外囊泡的代谢物有多种,并不是所有的代谢物都会基于分类模型进行分类,在此,需要从多种代谢物中筛选出目标代谢物。

[0072] 在一实施例中,如图3所示,在利用预先训练的基于机器学习的分类模型对细胞外囊泡分类前,还包括:

[0073] S301获取代谢物丰度;

[0074] S302对所述代谢物丰度进行校正,得到校正数据;

[0075] 具体地,在对所述代谢物丰度进行校正步骤中,以年龄或/和身体质量指数作为校正因素对所述代谢物丰度进行校正。具体地,可以利用Limma包的removeBatchEffect()函

数自动校正,将包含代谢物与年龄的数据作为输入,参数covariates项填写年龄列,输出即为被校正后的代谢物丰度。同理,身体质量指数BMI也可以采用同样的方法进行校正。

[0076] 当然,除了采用年龄或/和身体质量指数对代谢物的丰度进行校正外,还可以通过以下方式对细胞外囊泡中的各代谢物进行校正。具体地,提取的代谢物质依次通过内参、QC及BCA蛋白浓度校正。内参是代谢检测的内标物质、在所有样本中均加入等量该内参物质。QC是混合所有样本、用于每天正式样本检测前、主要作用是校正仪器不同时间或有检测残留带来的对代谢物的影响。BCA蛋白浓度是为了校正个人操作原因引起的代谢物含量变化。具体的校正方法是:内参与BCA—将此作为变量,取该变量的中位数,乘以各代谢物与该变量的比例,得到被校正的各代谢物含量。QC校正同混杂因素校正,参数covariates项填写所有QC样本即可。

[0077] S303对所述校正数据进行降维;

[0078] 由于在本实施例中,在进行样品收集时,采用差速离心提取EVs。采用Agilent热分离进样杆(TSP)与5977AGC/MSD串联质谱配合使用,省略代谢物常用的衍生步骤,EVs样本烘干后直接进样检测,这样会产生高维、相关性高的冗杂代谢信息。这里需要对校正后的数据进行降维处理。其中,具体的降维处理方法包括:

[0079] S304利用降维后的数据构建训练分类模型的训练集;

[0080] 具体地,降维的方法包括:

[0081] 步骤1,确定样本矩阵 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,设定方差参数 λ ;

[0082] 步骤2,根据样本矩阵 X 计算输入样本间两两欧氏距离;计算高维数据条件联合概率 p_{ij} ;

$$[0083] \quad p_{ij} = \frac{\exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\lambda^2}\right)}{\sum \exp\left(-\frac{\|x_k - x_l\|^2}{2\lambda^2}\right)}$$

[0084] 其中, p_{ij} 表示样本 x_i, x_j 之间的相似度, x_i, x_j 样本矩阵 X 中的元素, λ 为高斯函数的方差。

[0085] 步骤3,计算高维数据条件联合概率 q_{ij} ;

$$[0086] \quad q_{ij} = \frac{(1 + \|y_i - y_j\|^2)^{-1}}{\sum (1 + \|y_k - y_l\|^2)^{-1}}$$

[0087] 其中, q_{ij} 表示 y_i 与 y_j 之间的相似度; y_i, y_j 矩阵 Y 中的元素,矩阵 Y 中的元素是从样本矩阵 X 中选取的 n 个向量组成,其中,矩阵 Y 的维度远远小于样本矩阵 X 的维度。

[0088] 计算损失函数 L 和梯度化 $C(Y)$,

$$[0089] \quad L = \sum_i KL(P_i \| Q_i) = \sum_i \sum_j p_{ij} \log \frac{p_{ij}}{q_{ij}}$$

$$[0090] \quad C(Y) = \sum_{i \neq j} p_{ij} \lg \frac{p_{ij}}{q_{ij}}$$

[0091] 其中,KL(Kullback-Leibler divergence)表示散度,用于衡量两个分布间的相似性。 P_i 为高维空间中的一个点, Q_i 为低维空间中的一个点。

[0092] 最后通过梯度下降法求解梯度化C(Y)的最优值；

[0093] 在通过梯度下降法求解梯度化C(Y)的最优值的过程中，在C(Y)的基础上增加一个动量项，得到带动量的梯度：

$$[0094] \quad Y^{(m+1)} = Y^{(m)} + \eta \left. \frac{dC(Y)}{d(y_i)} \right|_{Y=Y^{(m)}} + \beta(m)(Y^{(m)} - Y^{(m-1)})$$

[0095] 其中， $Y^{(m)} = [y_1^{(m)}, y_2^{(m)}, \dots, y_n^{(m)}] \in R^{r \times n}$ 为第m次迭代向量Y的值， η 为学习速率， $\beta(m)$ 为第m次迭代的动量值。

[0096] 步骤4，输出。

[0097] S305对所述训练集进行特征筛选，获取目标特征；

[0098] 具体地，可以使用弹性网络(Elastic Net)算法和嵌入RF的递归特征消除法(Recursive feature elimination,RFE)进行变量筛选。

[0099] S306利用所述目标特征对初始分类模型进行训练，并基于评价指标对训练后的分类模型进行评价，并以满足评价指标的分类模型作为用于对细胞外囊泡进行分类的基于机器学习的分类模型。

[0100] 需要说明的是，分类模型最终得到的结果可以包括正常或患癌。

[0101] 在本实施例中，基于机器学习的分类模型可以是逻辑回归模型LR(Logistic Regression,简称LR)、随机森林模型RF(Random Forest,简称RF)、决策树模型DT(Decision Tree,简称DT)、支持向量机SVM(Support Vector Machine,简称SVM)、朴素贝叶斯模型NB(NaiveBayesModel,简称NB)、K最邻近法(k-Nearest Neighbor,简称KNN)、人工神经网络模型ANN(Artificial Neural Network,简称ANN)中的一个。

[0102] 图4是基于Elastic Net法构建的5种模型ROC曲线(receiver operating characteristic curve,简称ROC)及其AUROC(area under the receiver operating characteristic,简称AUROC)显著性差异可视化表1。

[0103] 表3 Elastic Net法筛选特征建立的模型在验证集数据上的表现

模型	Kappa	特异性	准确率	召回率 (敏感性)	阳性预测率	阴性预测率	AUROC (95%CI)
ANN	0.5	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.84(0.64-1.00)
[0104] SVM	0.75	0.88	0.88	0.88	0.88	0.88	0.98(0.94-1.00)
RF	0.75	0.75	0.88	1.00	0.80	1.00	1.00(1.00-1.00)
KNN	0.88	1.00	0.94	0.88	1.00	0.89	0.94(0.85-1.00)
DT	0.25	0.50	0.63	0.75	0.60	0.67	0.88(0.69-1.00)

[0105] 根据图4,5种分类器都有较好的ROC表现。结合表3进一步分析各项指标,发现ANN与DT的AUROC<0.9,其他性能 ≤ 0.75 ;两模型的真实标签与预测结果一致性差(Kappa<0.7)。RF和SVM都与ANN和DT两方法的AUROC显示不显著差异(图4B中值为0.28、0.19、0.19、0.15的4个统计点,P<0.3),但AUROC>0.95,其他性能 ≥ 0.75 ,显示出方法稳健性的优先级。KNN模型虽未与ANN和DT的AUROC表现出较大差异(P ≥ 0.3),但其他指标上也表现出优秀的性能,如

Kappa为0.88。结果表明,基于Elastic Net特征筛选的SVM、RF和KNN分类方法有诊断疾病的潜力。

[0106] 如图5所示,本申请实施例一种基于机器学习的细胞外囊泡分类装置,包括:

[0107] 第一参数获取模块500,用于获取第一待分类细胞外囊泡的第一参数;

[0108] 筛选模块501,用于设定筛选条件,判断所述第一参数是否满足所述筛选条件,并根据所述筛选条件从所述第一待分类细胞外囊泡中筛选出第二待分类细胞外囊泡;

[0109] 第二参数获取模块502,用于获取所述第二待分类细胞外囊泡的第二参数;

[0110] 分类模型503,将所述第二参数输入至预先训练的基于机器学习的分类模型,以通过所述分类模型完成对所述第二待分类细胞外囊泡的分类。

[0111] 需要说明的是,由于装置部分的实施例与方法部分的实施例相互对应,因此装置部分的实施例的内容请参见方法部分的实施例的描述,这里暂不赘述。

[0112] 本发明还提供一种存储介质,存储计算机程序,所述计算机程序被处理器运行时执行如图1所示的分类方法。

[0113] 本发明还提供一种分类设备,包括:

[0114] 存储器,用于存储计算机程序;

[0115] 处理器,用于执行所述存储器存储的计算机程序,以使所述设备执行如图1所示的分类方法。

[0116] 所述处理器可以是中央处理单元(Central Processing Unit,CPU),还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

[0117] 所述存储器可以是内部存储单元或外部存储设备,例如插接式硬盘,智能存储卡(Smart Media Card,SMC),安全数字卡(Secure Digital,SD),闪存卡(Flash Card)等。进一步地,所述存储器还可以既包括内部存储单元,也包括外部存储设备。所述存储器用于存储所述计算机程序以及其他程序和数据。所述存储器还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

[0118] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为了描述的方便和简洁,仅以上述各功能单元、模块的划分进行举例说明,实际应用中,可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能单元、模块完成,即将所述装置的内部结构划分成不同的功能单元或模块,以完成以上描述的全部或者部分功能。实施例中的各功能单元、模块可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中,上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。另外,各功能单元、模块的具体名称也只是为了便于相互区分,并不用于限制本申请的保护范围。上述系统中单元、模块的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0119] 在上述实施例中,对各个实施例的描述都各有侧重,某个实施例中未详述或记载的部分,可以参见其它实施例的相关描述。

[0120] 本领域普通技术人员可以意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单

元及算法步骤,能够以电子硬件、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本发明的范围。

[0121] 在本发明所提供的实施例中,应该理解到,所揭露的装置/终端设备和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置/终端设备实施例仅仅是示意性的,例如,所述模块或单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通讯连接可以通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通讯连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0122] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0123] 另外,在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0124] 所述集成的模块/单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本发明实现上述实施例方法中的全部或部分流程,也可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一计算机可读存储介质中,该计算机程序在被处理器执行时,可实现上述各个方法实施例的步骤。其中,所述计算机程序包括计算机程序代码,所述计算机程序代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。所述计算机可读介质可以包括:能够携带所述计算机程序代码的任何实体或装置、记录介质、U盘、移动硬盘、磁碟、光盘、计算机存储器、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、电载波信号、电信信号以及软件分发介质等。

[0125] 上述实施例仅例示性说明本发明的原理及其功效,而非用于限制本发明。任何熟悉此技术的人士皆可在不违背本发明的精神及范畴下,对上述实施例进行修饰或改变。因此,举凡所属技术领域中具有通常知识者在未脱离本发明所揭示的精神与技术思想下所完成的一切等效修饰或改变,仍应由本发明的权利要求所涵盖。

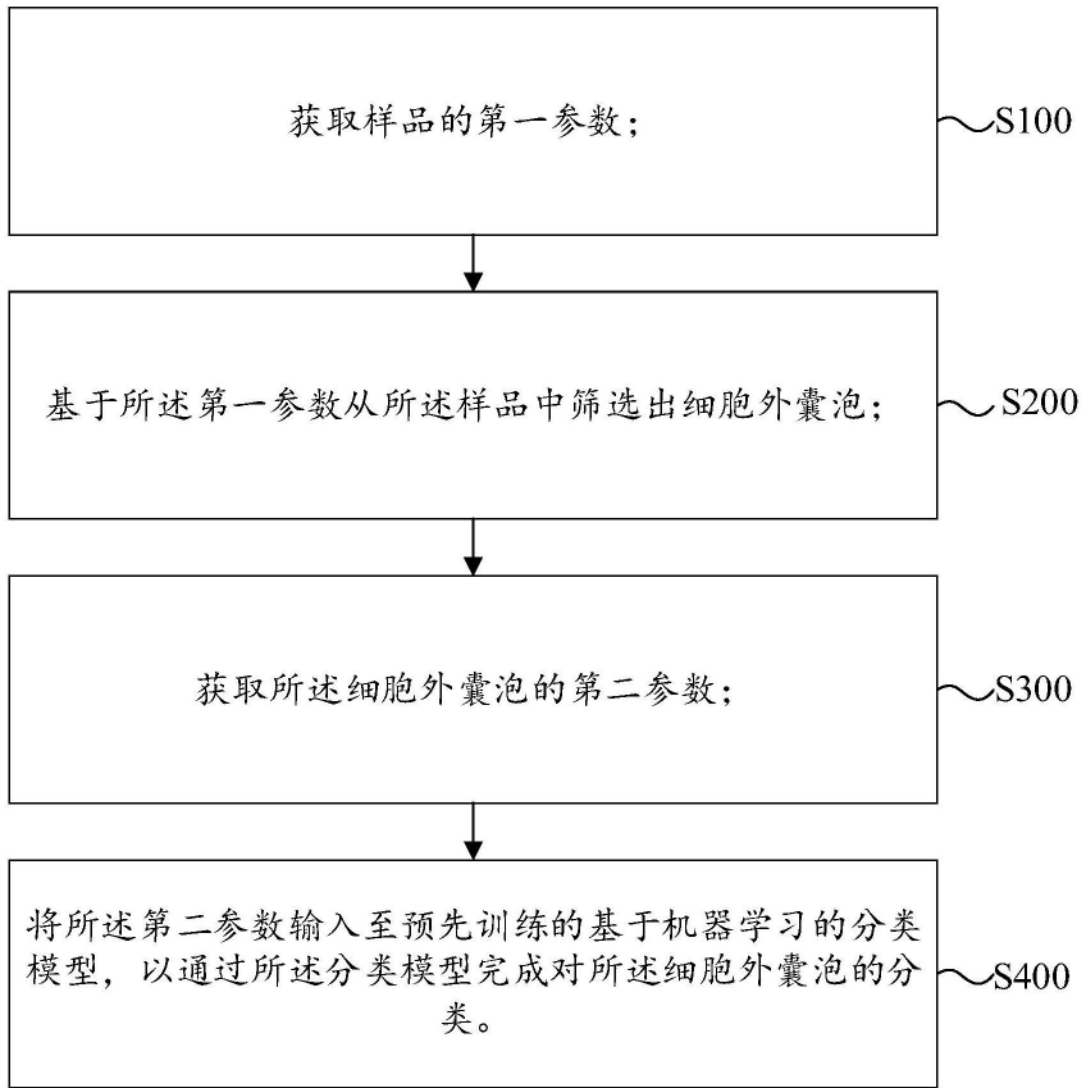


图1

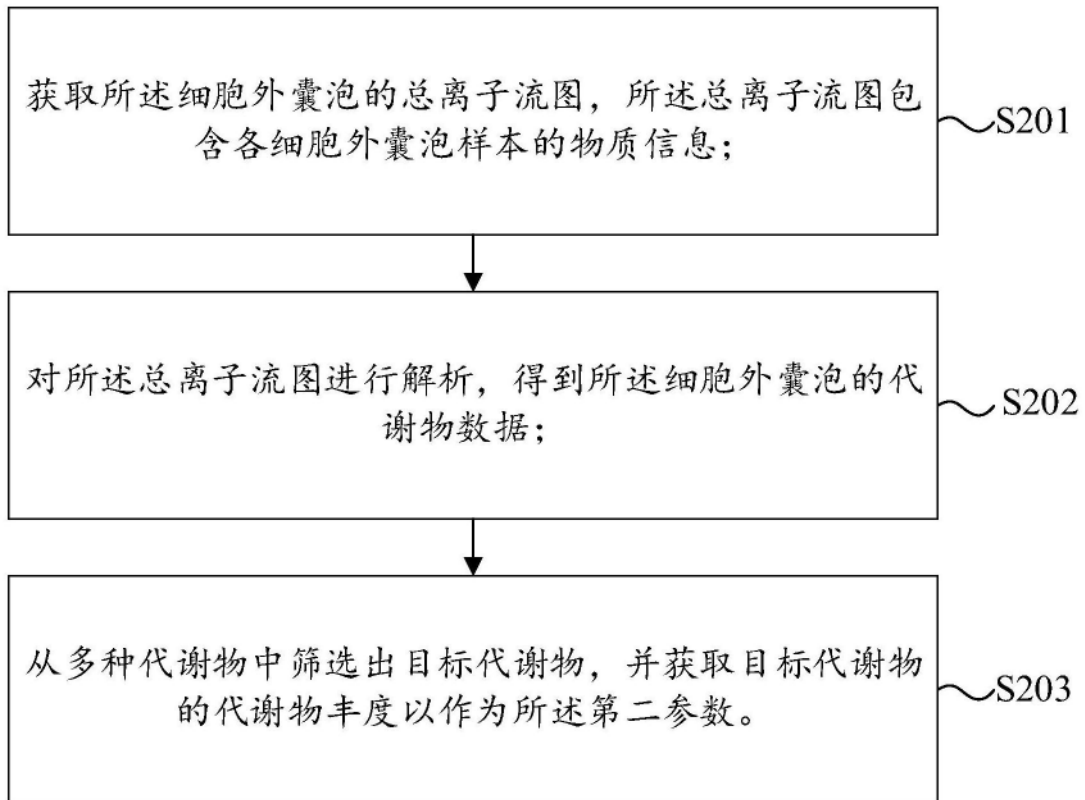


图2

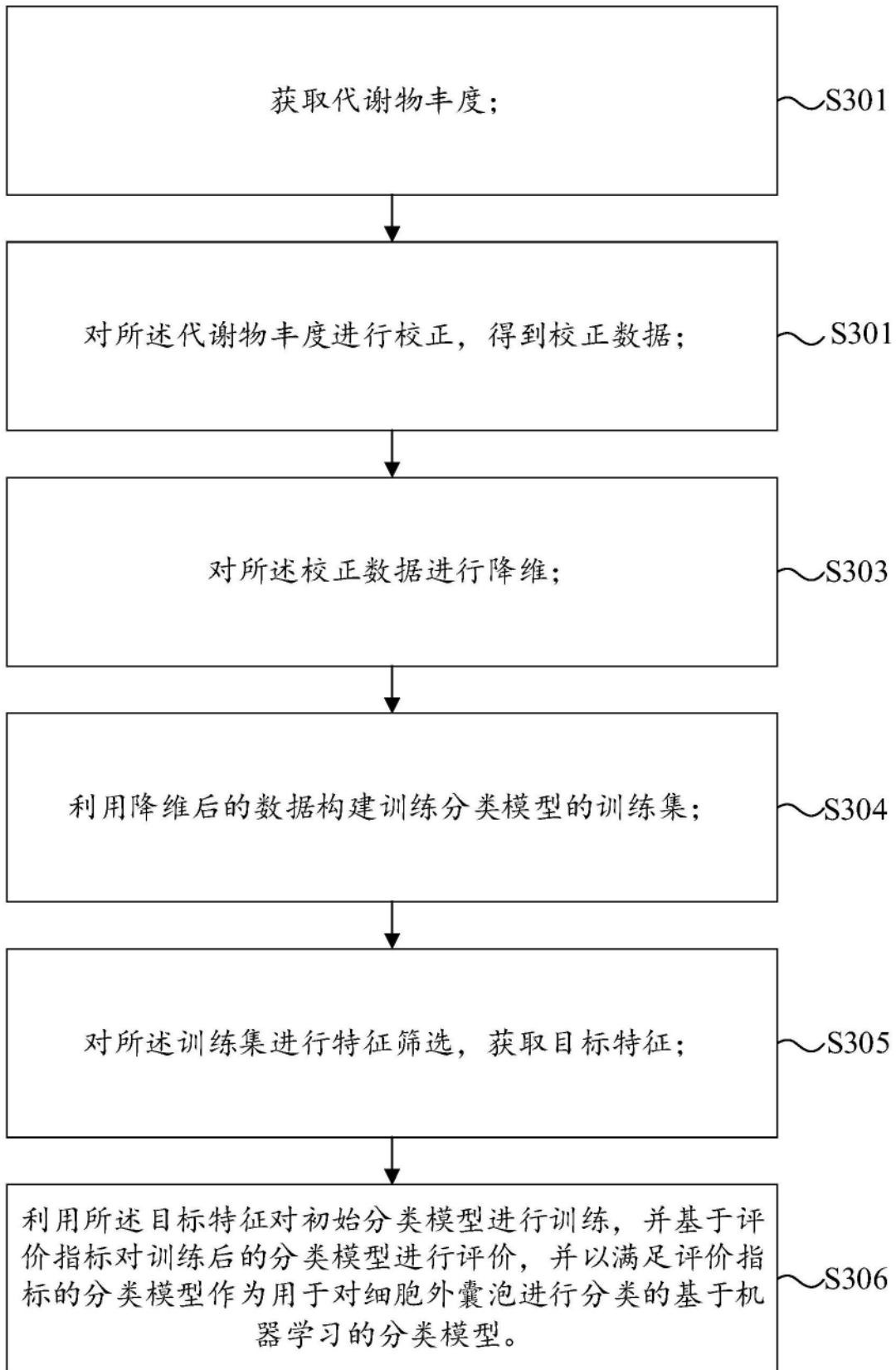


图3

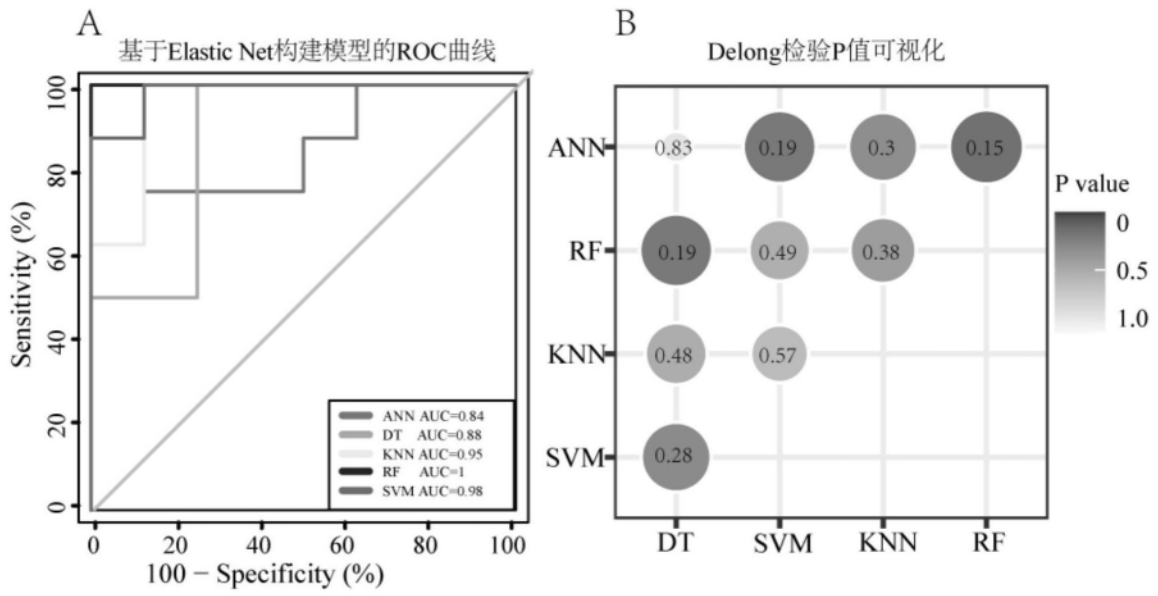


图4

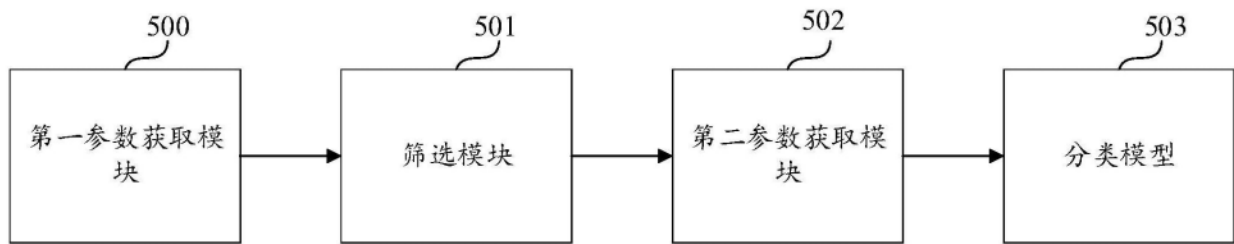


图5