

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2020 年 10 月 29 日 (29.10.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/215566 A1

- (51) 国际专利分类号:
A61B 5/11 (2006.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2019/103148
- (22) 国际申请日: 2019 年 8 月 28 日 (28.08.2019)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
201910346364.8 2019 年 4 月 26 日 (26.04.2019) CN
- (71) 申请人: 平安科技(深圳)有限公司(PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) [CN/CN]; 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。
- (72) 发明人: 彭俊清(PENG, Junqing); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。
黄舒婷(HUANG, Shuting); 中国广东省深圳市

福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。王健宗(WANG, Jianzong); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

(74) 代理人: 北京中强智尚知识产权代理有限公司(BEIJING STRONG WISDOM INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY LTD.); 中国北京市朝阳区北苑东路 19 号院 2 号楼 2608 室, Beijing 100012 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL,

(54) Title: MACHINE LEARNING-BASED INFANT DEVELOPMENTAL CONDITION PREDICTING METHOD AND APPARATUS, STORAGE MEDIUM, AND ELECTRONIC DEVICE

(54) 发明名称: 基于机器学习的婴儿发育情况预测方法、装置、存储介质及电子设备

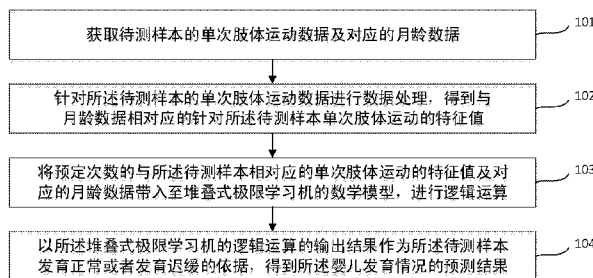


图 2

- 101 Obtain single-time limb movement data of a sample to be detected and corresponding month age data
- 102 Perform data processing on the single-time limb movement data of said sample to obtain a characteristic value, corresponding to the month age data, for single-time limb movement for said sample
- 103 Substitute characteristic values of the predetermined number of times of the single-time limb movement corresponding to said sample and the corresponding month age data into a mathematical model of a stacked extreme learning machine for performing logic operation
- 104 Obtain a prediction result of an infant developmental condition by using an output result of the logic operation of the stacked extreme learning machine as a basis of normal development or retarded development of said sample

(57) Abstract: A machine learning-based infant developmental condition predicting method and apparatus, a storage medium, and an electronic device, relating to the technical field of computer programs. The method comprises: obtaining single-time limb movement data of a sample to be detected and corresponding month age data (101); performing data processing on the single-time limb movement data of said sample to obtain a characteristic value, corresponding to the month age data, for single-time limb movement for said sample (102); substituting characteristic values of the predetermined number of times of the single-time limb movement corresponding to said sample and the corresponding month age data into a mathematical model of a stacked extreme learning machine for performing logic operation (103); and obtaining a prediction result of an infant developmental condition by using an output result of the logic operation of the stacked extreme learning machine as a basis of normal development or retarded development of said sample (104). The apparatus, the storage medium, and the electronic device can be used for achieving the infant developmental condition predicting method. By means of the method, the developmental condition prediction can be performed on infants, the possibility of infant development retardation is further obtained, and accordingly, a reliable basis can be provided for early intervention of the infant development retardation.

SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG,
US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

- (84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区
保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ,
NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM,
AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG,
CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU,
IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT,
RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI,
CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

根据细则4.17的声明:

- 关于申请人有权申请并被授予专利 (细则
4.17(ii))
- 发明人资格 (细则4.17(iv))

本国际公布:

- 包括国际检索报告 (条约第21条(3))。

(57) 摘要: 一种基于机器学习的婴儿发育情况预测方法、装置、存储介质及电子设备, 属于计算机程序技术领域。方法包括: 获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据 (101); 针对待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理, 得到与月龄数据相对应的针对待测样本单次肢体运动的特征值 (102); 将预定次数的与待测样本相对应的单次肢体运动的特征值及对应的月龄数据带入至堆叠式极限学习机的数学模型, 进行逻辑运算 (103); 以堆叠式极限学习机的逻辑运算的输出结果作为待测样本发育正常或者发育迟缓的依据, 得到婴儿发育情况的预测结果 (104)。装置、存储介质及电子设备能够用于实现婴儿发育情况预测方法, 通过其能够对婴儿进行发育情况预测, 进一步得到婴儿发育迟缓的可能性, 据此, 能够为婴儿发育迟缓的早期干预提供可靠的依据。

基于机器学习的婴儿发育情况预测方法、装置、存储介质及电子设备

本申请要求与 2019 年 4 月 26 日提交中国专利局、申请号为 201910346364.8、申请名称为“基于机器学习的婴儿发育情况预测方法、装置、存储介质及电子设备”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在申请中。

技术领域

本申请涉及计算机程序技术领域，特别是涉及一种基于机器学习的婴儿发育情况预测方法、装置、存储介质及电子设备。

背景技术

现有技术通常是要等到婴幼儿 2 岁以后才能确诊婴幼儿是否发育迟缓。然而，发明人发现时至此时才确诊婴幼儿发育迟缓，对婴幼儿的干预已经相对较晚，不利于发育迟缓的婴幼儿恢复。因此，就需要一种能够针对婴儿发育情况进行预测的方法，从而能够为发育迟缓的婴幼儿的恢复进行干预提供依据。

发明内容

有鉴于此，本申请提供了一种基于机器学习的婴儿发育情况预测方法、装置、存储介质及电子设备，通过其能够对婴儿进行发育情况预测，进一步得到婴儿发育迟缓的可能性，据此，能够为婴儿发育迟缓的早期干预提供可靠的依据，从而更加适于实用。

为了达到上述第一个目的，本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法的技术方案如下：

本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法包括以下步骤：

获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据；

针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值；

将预定次数的与所述待测样本相对应的单次肢体运动的特征值及对应的月龄数据带入至堆叠式极限学习机的数学模型，进行逻辑运算；

以所述堆叠式极限学习机的逻辑运算的输出结果作为所述待测样本发育正常或者发育迟缓的依据，得到所述婴儿发育情况的预测结果。

本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法还可采用以下技术措施进一步实现。

作为优选，所述堆叠式极限学习机的数学模型的构建方法包括以下步骤：

获取训练样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据，其中，所述训练样本为已知发育状况的样本；

针对所述训练样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述训练样本单次肢体运动的特征值；

将所述与月龄数据相对应的针对所述训练样本单次肢体运动的特征值带入至逻辑运算公式：

$\sum_{i=1}^L \beta_i g(W_i \times X_j + b_i) = o_j$ ，当所述训练样本为多个时，得到多个基于所述逻辑运算公式的表达式；

其中，

L-为单隐层神经网络的节点数，

$g(x)$ -为激活函数，

$w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ -为第 i 个隐层单元的输入权重，

b_i -为第 i 个隐层单元的偏置，

$\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ -为第 i 个隐层单元的输出权重，

o_j -为针对训练样本，应用堆叠式极限学习机进行分类后的逻辑运算输出结果，其中，所述逻辑运算输出结果包括发育正常和发育迟缓 2 个大类；

根据所述多个基于所述逻辑运算公式的表达式，确定所述激活函数 $g(x)$ 的表达式、所述第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、所述第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及所述第 i 个隐层单元的输出权重 β_i ；

再将确定后的激活函数 $g(x)$ 的表达式、所述第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、所述第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及所述第 i 个隐层单元的输出权重 β_i 带回至所述逻辑运算公式，得到所述堆叠式极限学习机的数学模型。

作为优选，所述单次肢体运动数据包括：

单次肢体运动的始时刻 T_{i0} 、末时刻 T_{i1} 、平均加速度 a_v 、峰值加速度 a_m 、左腿运动类型 S_L 、右腿运动类型 S_R ；

其中，单次运动持续时间 t_i 是单次运动末时刻与单次运动始时刻 T_{i0} 的差值 $T_{i1}-T_{i0}$ 。

作为优选，针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值的方法选自单变量特征选择、递归特征选择、逐步特征选择中的一种，所述针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值具体包括：

所述单变量特征选择通过对所述单次肢体运动数据中的单一变量的统计度量方法，选取得到作为所述单次肢体运动的特征值；或

所述递归特征选择通过对所述单次肢体运动数据中的各变量进行归一化数据处理，以得到的数据作为所述单次肢体运动的特征值；或

所述逐步特征选择通过逐一选取所述单次肢体运动数据中的单一变量、对所述单次肢体运动数据中的各变量进行归一化数据处理得到的数据依次作为单次肢体运动的特征值。

作为优选，在所述逻辑运算输出结果中，

根据所述堆叠式极限学习机的数学模型，对发育正常进行不同的分级；

根据所述堆叠式极限学习机的数学模型，对发育迟缓进行不同的分级。

为了达到上述第二个目的，本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测装置的技术方案如下：

本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测装置包括：

数据获取单元，用于获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据；

数据处理单元，用于针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值；

运算单元，用于将预定次数的与所述待测样本相对应的处理后的肢体运动数据及对应的月龄数据带入至堆叠式极限学习机的数学模型，进行逻辑运算；

预测结果输出单元，用于以所述堆叠式极限学习机的逻辑运算的输出结果作为所述待测样本发育正常或者发育迟缓的依据，得到所述婴儿发育情况的预测结果。

为了达到上述第三个目的，本申请提供的存储介质的技术方案如下：

本申请提供的存储介质上存储有基于机器学习的婴儿发育情况预测程序，所述基于机器学习的婴儿发育情况预测程序被处理器执行时实现本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法的步骤。

为了达到上述第四个目的，本申请提供的电子设备的技术方案如下：

本申请提供的电子设备包括运动传感器、处理器、存储器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的基于机器学习的婴儿发育情况预测程序，其中，

所述运动传感器，用于获取待测样本的单次肢体运动数据；

所述基于机器学习的婴儿发育情况预测程序被所述处理器执行时实现本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法的步骤。

本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法、装置、存储介质及电子设备在堆叠式极限学习及的数学模型已知的情况下，获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据，即可通过数据处理得到待测样本单次肢体运动的特征值，将该特征值代入至已知的堆叠式极限学习及的数学模型，进行逻辑运算，即可得到输出结果，其中，输出结果包括发育迟缓和发育正常 2 个大类，其中，由于待测样本的月龄数据可以根据出生证明显示的出生日期获得，也就是说，在本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法中，待获取的数据仅为单次肢体运动数据，在这种情况下，可以通过运动传感器直接获得，因此，应用本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法能够较为便捷地对婴儿发育状况进行预测，此外，在本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法中，堆叠式极限学习及的数学模型在构建的过程中，可以涵盖所有月龄的婴儿，因此，即使待测样本的月龄较小，也可以通过该堆叠式极限学习及的数学模型

得到相对准确的输出结果，因此，其能够为婴儿发育迟缓的早期干预提供可靠的依据。

附图说明

通过阅读下文优选实施方式的详细描述，各种其他的优点和益处对于本领域普通技术人员将变得清楚明了。附图仅用于示出优选实施方式的目的，而并不认为是对本申请的限制。而且在整个附图中，用相同的参考符号表示相同的部件。在附图中：

图 1 为本申请实施例方案涉及的硬件运行环境的基于机器学习的婴儿发育情况预测设备结构示意图；

图 2 为本申请实施例方案涉及的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法的步骤流程图；

图 3 为本申请实施例方案涉及的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法中应用的堆叠式极限学习机的数学模型的构建方法的步骤流程图；

图 4 为本申请实施例方案涉及的基于机器学习的婴儿发育情况预测装置中各功能模块之间的信号流向关系示意图；

图 5 为本申请实施例方案涉及的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法中应用的堆叠式极限学习机的原理示意图。

具体实施方式

本申请为解决现有技术存在的问题，提供一种基于机器学习的婴儿发育情况预测方法、装置、存储介质及电子设备，通过其能够对婴儿进行发育情况预测，进一步得到婴儿发育迟缓的可能性，据此，能够为婴儿发育迟缓的早期干预提供可靠的依据，从而更加适于实用。

为更进一步阐述本申请为达成预定发明目的所采取的技术手段及功效，以下结合附图及较佳实施例，对依据本申请提出的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法、装置、存储介质及电子设备，其具体实施方式、结构、特征及其功效，详细说明如后。在下述说明中，不同的“一实施例”或“实施例”指的不一定是同一实施例。此外，一或多个实施例中的特征、结构、或特点可由任何合适形式组合。

本文中术语“和/或”，仅仅是一种描述关联对象的关联关系，表示可以存在三种关系，例如，A 和/

或 B，具体的理解为：可以同时包含有 A 与 B，可以单独存在 A，也可以单独存在 B，能够具备上述三种任一种情况。

参照图 1，图 1 为本申请实施例方案涉及的硬件运行环境的基于机器学习的婴儿发育情况预测设备结构示意图。

如图 1 所示，该基于机器学习的婴儿发育情况预测设备可以包括：处理器 1001，例如中央处理器（Central Processing Unit，CPU），通信总线 1002、用户接口 1003，网络接口 1004，存储器 1005。其中，通信总线 1002 用于实现这些组件之间的连接通信。用户接口 1003 可以包括显示屏（Display）、输入单元比如键盘（Keyboard），可选用户接口 1003 还可以包括标准的有线接口、无线接口。网络接口 1004 可选的可以包括标准的有线接口、无线接口（如无线保真（Wireless-Fidelity，WI-FI）接口）。存储器 1005 可以是高速的随机存取存储器（Random Access Memory，RAM）存储器，也可以是稳定的非易失性存储器（Non-Volatile Memory，NVM），例如磁盘存储器。存储器 1005 可选的还可以是独立于前述处理器 1001 的存储装置。

本领域技术人员可以理解，图 1 中示出的结构并不构成对基于机器学习的婴儿发育情况预测设备的限定，可以包括比图示更多或更少的部件，或者组合某些部件，或者不同的部件布置。

如图 1 所示，作为一种存储介质的存储器 1005 中可以包括操作系统、数据存储模块、网络通信模块、用户接口模块以及基于机器学习的婴儿发育情况预测程序。

在图 1 所示的基于机器学习的婴儿发育情况预测设备中，网络接口 1004 主要用于与网络服务器进行数据通信；用户接口 1003 主要用于与用户进行数据交互；本申请基于机器学习的婴儿发育情况预测设备中的处理器 1001、存储器 1005 可以设置在基于机器学习的婴儿发育情况预测设备中，基于机器学习的婴儿发育情况预测设备通过处理器 1001 调用存储器 1005 中存储的基于机器学习的婴儿发育情况预测程序，并执行本申请实施例提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法。

实施例一

参见附图 1，本申请实施例一提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法包括以下步骤：

步骤 101：获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据。

具体而言，此处是通过传感器获取待测样本的肢体运动数据。其中，肢体运动数据包括单次运动持续时间、单次运动平均加速度 a_v 、单次运动峰值加速度 a_m 、左腿运动类型 S_L 、右腿运动类型 S_R 。其中，单次运动持续时间 t_i 是单次运动末时刻 T_{i1} 与单次运动始时刻 T_{i0} 的差值即 $T_{i1}-T_{i0}$ 。其中，左腿运动类型 S_L 、右腿运动类型 S_R 可以应用文字描述的方式展示，例如，可以定性地描述踢腿、下蹲、行走、爬行、弯曲等，还可以给各运动类型定义一符号，例如踢腿= Q_1 ，下蹲= Q_2 ，行走= Q_3 ，爬行= Q_4 ，弯曲= Q_5 ，然后，以符号的方式进行描述。另外，由于婴幼儿在 24 个月内特别是 12 个月内时，肢体动作能力发展较为迅速，有时，即使仅相差数天，婴幼儿的肢体动作即可发生较大的变化，因此，月龄数据 Y 需要精确到天，例如，月龄数据可以为 $2m+1$ 、 $8m+10$ 等。

步骤 102：针对待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对待测样本单次肢体运动的特征值。

具体而言，针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理的方式可以包括单变量特征选择、递归特征选择、逐步特征选择等方式，其中，

单变量特征选择指的是通过基于一些单变量的统计度量方法选取到作为待测样本单次肢体运动的特征值 X_j 。此时，第一实施例可以为 $X_j = \{T_{i1}-T_{i0}, m\}$ ；第二实施例可以为 $X_j = \{a_v, Y\}$ ；第三实施例可以为 $X_j = \{a_m, Y\}$ ；第四实施例可以为 $X_j = \{X_L, X_R, Y\}$ 。

递归特征选择指的是通过对上述各变量进行归一化数据处理，以得到的数据作为待测样本单次肢体运动的特征值 X_j 。例如，此时 $X_j = \{y_1 (T_{i1}-T_{i0}) + y_2 a_v + y_3 a_m, X_L, X_R, Y\}$ ，其中， y_1 为 $(T_{i1}-T_{i0})$ 的特征系数， y_2 为 a_v 的特征系数， y_3 为 a_m 的特征系数。本实施例中，采取的归一化数据处理方式是线性归一化数据处理，根据实际需要还可以针对上述 $(T_{i1}-T_{i0})$ 、 a_v 、 a_m 这三个特征中的某些进行乘方运算，从而增加其影响等级，还可以针对上述 $(T_{i1}-T_{i0})$ 、 a_v 、 a_m 这三个特征中的某些进行开方运算，从而降低影响等级。

逐步特征选择指的是，第一次选取 $X_j = \{T_{i1} - T_{i0}, Y\}$ ，第二次选取 $X_j = \{a_v, Y\}$ ，第三次选取 $X_j = \{a_m, Y\}$ ，第四次选取 $X_j = \{X_L, X_R, Y\}$ ；然后，还可以第五次选取 $X_j = \{y_1 (T_{i1} - T_{i0}) + y_2 a_v + y_3 a_m, X_L, X_R, Y\}$ 。

步骤 103：将预定次数的与待测样本相对应的单次肢体运动的特征值及对应的月龄数据带入至堆叠式极限学习机的数学模型，进行逻辑运算。

具体而言，将上述待测样本单次肢体运动的特征值 X_j 代入至堆叠式极限学习机的数学模型即

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(W_i \times X_j + b_i)$$

其中，

L -为单隐层神经网络的节点数，

$g(x)$ -为激活函数，

$w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ -为第 i 个隐层单元的输入权重，

b_i -为第 i 个隐层单元的偏置，

$\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ -为第 i 个隐层单元的输出权重。

在经过训练的堆叠式极限学习机的数学模型中，激活函数 $g(x)$ 的表达式、所述第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、所述第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及所述第 i 个隐层单元的输出权重 β_i 均为已知的，因此，通过上述逻辑运算，即可得到输出结果 o_j ，其包括发育正常和发育迟缓 2 个大类。

步骤 104：以堆叠式极限学习机的逻辑运算的输出结果作为待测样本发育正常或者发育迟缓的依据，得到婴儿发育情况的预测结果。

此处需要说明的是，在同一时间段内，获取针对同一待测样本的运动数据的过程中，至少需要获取 5-10 组肢体运动数据才进行判断，其原因在于，若在获取待测样本的肢体运动数据时，获取的肢体运动数据的组数过少，则有可能由于待测样本由于偶然因素导致运动过于激烈或者运动过于缓慢而导致判断错误，但是，若在同一时间段内，至少获取 5-10 组肢体运动数据才进行判断时，则能够尽量减少由于偶然因素导致的判断错误。如若获取的肢体运动组数过多，则需要耗费较多的时间，对判断婴幼儿究竟是发育正常还

是发育迟缓的意义也不大。若待测样本经过 5-10 组肢体运动数据判断的结果是发育迟缓，则可以再增加获取 1-3 倍的肢体运动组数获取数量，更多的肢体运动组数对确诊婴幼儿是否发育迟缓具有确诊的作用。

本申请实施例一提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法在堆叠式极限学习及的数学模型已知的情况下，获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据，即可通过数据处理得到待测样本单次肢体运动的特征值，将该特征值代入至已知的堆叠式极限学习及的数学模型，进行逻辑运算，即可得到输出结果，其中，输出结果包括发育迟缓和发育正常 2 个大类，其中，由于待测样本的月龄数据可以根据出生证明显示的出生日期获得，也就是说，在本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法中，待获取的数据仅为单次肢体运动数据，在这种情况下，可以通过运动传感器直接获得，因此，应用本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法能够较为便捷地对婴儿发育状况进行预测，此外，在本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法中，堆叠式极限学习及的数学模型在构建的过程中，可以涵盖所有月龄的婴儿，因此，即使待测样本的月龄较小，也可以通过该堆叠式极限学习及的数学模型得到相对准确的输出结果，因此，其能够为婴儿发育迟缓的早期干预提供可靠的依据。

参见附图 3 和附图 5，堆叠式极限学习机的数学模型的构建方法包括以下步骤：

步骤 201：获取训练样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据，其中，训练样本为已知发育状况的样本。

具体而言，此处是通过传感器获取训练样本的肢体运动数据。其中，肢体运动数据包括单次运动持续时间、单次运动平均加速度 a_v 、单次运动峰值加速度 a_m 、左腿运动类型 S_L 、右腿运动类型 S_R 。其中，单次运动持续时间 t_i 是单次运动末时刻 T_{i1} 与单次运动始时刻 T_{i0} 的差值即 $T_{i1}-T_{i0}$ 。其中，左腿运动类型 S_L 、右腿运动类型 S_R 可以应用文字描述的方式展示，例如，可以定性地描述踢腿、下蹲、行走、爬行、弯曲等，还可以给各运动类型定义一符号，例如踢腿= Q_1 ，下蹲= Q_2 ，行走= Q_3 ，爬行= Q_4 ，弯曲= Q_5 ，然后，以符号的方式进行描述。另外，由于婴幼儿在 24 个月内特别是 12 个月内时，肢体动作能力发展较为迅速，有时，即使仅相差数天，婴幼儿的肢体动作即可发生较大的变化，因此，月龄数据 Y 需要精确到天，例如，月龄数

据可以为 $2m+1$ 、 $8m+10$ 等。

步骤 202: 针对训练样本的单次肢体运动数据进行数据处理, 得到与月龄数据相对应的针对训练样本单次肢体运动的特征值。

具体而言, 针对所述训练样本的单次肢体运动数据进行数据处理的方式可以包括单变量特征选择、递归特征选择、逐步特征选择等方式, 所述针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理, 得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值具体包括:

单变量特征选择指的是通过基于一些单变量的统计度量方法选取到作为训练样本单次肢体运动的特征值 X_j 。此时, 第一实施例可以为 $X_j = \{T_{i1}-T_{i0}, m\}$; 第二实施例可以为 $X_j = \{a_v, Y\}$; 第三实施例可以为 $X_j = \{a_m, Y\}$; 第四实施例可以为 $X_j = \{X_L, X_R, Y\}$ 。或

递归特征选择指的是通过对上述各变量进行归一化数据处理, 以得到的数据作为训练样本单次肢体运动的特征值 X_j 。例如, 此时 $X_j = \{y_1(T_{i1}-T_{i0}) + y_2a_v + y_3a_m, X_L, X_R, Y\}$, 其中, y_1 为 $(T_{i1}-T_{i0})$ 的特征系数, y_2 为 a_v 的特征系数, y_3 为 a_m 的特征系数。本实施例中, 采取的归一化数据处理方式是线性归一化数据处理, 根据实际需要还可以针对上述 $(T_{i1}-T_{i0})$ 、 a_v 、 a_m 这三个特征中的某些进行乘方运算, 从而增加其影响等级, 还可以针对上述 $(T_{i1}-T_{i0})$ 、 a_v 、 a_m 这三个特征中的某些进行开方运算, 从而降低影响等级。或

逐步特征选择指的是, 第一次选取 $X_j = \{T_{i1}-T_{i0}, Y\}$, 第二次选取 $X_j = \{a_v, Y\}$, 第三次选取 $X_j = \{a_m, Y\}$, 第四次选取 $X_j = \{X_L, X_R, Y\}$; 然后, 还可以第五次选取 $X_j = \{y_1(T_{i1}-T_{i0}) + y_2a_v + y_3a_m, X_L, X_R, Y\}$ 。

步骤 203: 将与月龄数据相对应的针对训练样本单次肢体运动的特征值带入至逻辑运算公式:

$\sum_{i=1}^L \beta_i g(W_i \times X_j + b_i) = o_j$, 当训练样本为多个时, 得到多个基于逻辑运算公式的表达式;

其中,

L -为单隐层神经网络的节点数,

$g(x)$ -为激活函数,

$w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ -为第 i 个隐层单元的输入权重,

b_i -为第 i 个隐层单元的偏置,

$\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ -为第 i 个隐层单元的输出权重,

o_j -为针对训练样本,应用堆叠式极限学习机进行分类后的逻辑运算输出结果,其中,逻辑运算输出结果包括发育正常和发育迟缓 2 个大类。

此处需要说明的是,在训练样本的情形下,训练样本的发育情况是已知的,也就是说,在训练样本的情形下, o_j 是已知的。通常情况下, o_j 包括发育迟缓或者发育正常 2 个分类,

步骤 204: 根据多个基于逻辑运算公式的表达式,确定激活函数 $g(x)$ 的表达式、第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及第 i 个隐层单元的输出权重 β_i 。

在这种情况下,在堆叠式极限学习完成后,得到一个只需要向堆叠式迹线学习机输入待测样本单次肢体运动的特征值 X_j 并确定单隐层神经网络的节点数 L 后,即可以输出 o_j 的逻辑运算。也就是说,在这种情况下,只需要获取待测样本单次肢体运动的特征值 X_j ,即可判断出待测样本的发育状况。

步骤 205: 再将确定后的激活函数 $g(x)$ 的表达式、第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及第 i 个隐层单元的输出权重 β_i 带回至逻辑运算公式,得到堆叠式极限学习机的数学模型。

具体而言,在这种情况下,可以得到堆叠式极限学习机的数学模型即 $\sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i \times X_j + b_i)$

其中,

L -单隐层神经网络的节点数,

$g(x)$ -激活函数,

$w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ -第 i 个隐层单元的输入权重,

b_i -第 i 个隐层单元的偏置,

$\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ -第 i 个隐层单元的输出权重。

其中,针对待测样本而言,输出结果是未知的,可以根据已知的激活函数 $g(x)$ 的表达式、第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及第 i 个隐层单元的输出权重 β_i 以及单隐层神经网络

络的节点数 L ，通过逻辑运算输出 oj 。

其中，单次肢体运动数据包括：单次肢体运动的始时刻 T_{i0} 、末时刻 T_{i1} 、平均加速度 a_v 、峰值加速度 a_m 、左腿运动类型 S_L 、右腿运动类型 S_R 。其中，单次运动持续时间 t_i 是单次运动末时刻与单次运动始时刻 T_{i0} 的差值 $T_{i1} - T_{i0}$ 。

此处需要解释的是，之所以选取这些指标作为单次肢体运动的数据，首先考虑到的是运动传感器数据的可获得性。然后，还要考虑数据与婴儿发育状况的关联性，其中平均加速度 a_v 、峰值加速度 a_m 、左腿运动类型 S_L 、右腿运动类型 S_R 这几个指标能够表示婴儿的大运动能力，因此，将它们作为获取单次肢体运动特征值 X_j 的基础数据。其中，待测样本的单次肢体运动数据、训练样本的单次肢体运动数据是由同一运动传感器测得，或者，至少是有同一厂商生产的相同型号的传感器得的。之所以选用同一传感器至少是同一厂商生产的相同型号的传感器，是因为这样的选择能够降低由于传感器检测误差导致的判断误差的情况。

其中，针对待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对待测样本单次肢体运动的特征值的方法选自单变量特征选择、递归特征选择、逐步特征选择中的一种。其中：

单变量特征选择通过对单次肢体运动数据中的单一变量的统计度量方法，选取得到作为单次肢体运动的特征值。

具体而言，在这种情况下，由于选取的特征为单一变量，因此，计算效率高，但是，由于单一变量考虑的影响因子通常较少，因此，判断结果出现误差的可能性也相对较大。

递归特征选择通过对单次肢体运动数据中的各变量进行归一化数据处理，以得到的数据作为单次肢体运动的特征值。

具体而言，在这种情况下，由于递归特征选择综合考虑了单一变量，并且还通过引用特征系数的方式，考虑了各单一变量之间的关联，因此，能够减少判断结果出现误差的可能性。

逐步特征选择通过逐一选取单次肢体运动数据中的单一变量、对单次肢体运动数据中的各变量进行归一化数据处理得到的数据依次作为单次肢体运动的特征值。

具体而言,在这种情况下,结合了单一变量以及归一化变量进行综合判断,能够更进一步减少判断结果出现误差的可能性。

其中,在逻辑运算输出结果中,

根据堆叠式极限学习机的数学模型,对发育正常进行不同的分级;

根据堆叠式极限学习机的数学模型,对发育迟缓进行不同的分级。

具体而言,在一些需要具体细分的情况下,还可以分别针对发育迟缓和发育正常分类进行更加具体的分类,例如迟缓-1级,迟缓-2级,迟缓-3级,其中迟缓-1级的迟缓程度最轻,迟缓-3级的迟缓程度最重;正常-优,正常-良,正常-中等。具体而言,在上述点变量特征选择、递归特征选择、逐步特征选择的判断结果输出 oj 的基础上,还可以结合 $(T_{i1}-T_{i0})$ 、 a_v 、 a_m 这三个检测数据的取值以及 X_L 、 X_R 这两个数据的类别,对正常或者迟缓进一步进行分级,其中,当 oj 为正常时, $(T_{i1}-T_{i0})$ 、 a_v 、 a_m 这三个数据数值越大,说明在发育正常的情况下越优秀,此时,还可以进一步针对 $(T_{i1}-T_{i0})$ 、 a_v 、 a_m 这三个数据设定优、良、中各自对应的阈值; X_L 、 X_R 的类别越多,说明在发育正常的情况下越优秀,此时,还可以进一步针对 X_L 、 X_R 的类别设置优、良、中各自对应的阈值。当 oj 为迟缓时, $(T_{i1}-T_{i0})$ 、 a_v 、 a_m 这三个数据数值越小,说明在发育迟缓的情况下越严重,此时,还可以进一步针对 $(T_{i1}-T_{i0})$ 、 a_v 、 a_m 这三个数据设定1级、2级、3级各自对应的阈值; X_L 、 X_R 的类别越少,说明在发育迟缓的情况下越严重,此时,还可以进一步针对 X_L 、 X_R 的类别设置1级、2级、3级各自对应的阈值。

实施例二

参见附图4,本申请实施例二提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测装置包括:

数据获取单元301,用于获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据。

具体而言,此处是通过传感器获取待测样本的肢体运动数据。其中,肢体运动数据包括单次运动持续时间、单次运动平均加速度 a_v 、单次运动峰值加速度 a_m 、左腿运动类型 S_L 、右腿运动类型 S_R 。其中,单次运动持续时间 t_i 是单次运动末时刻 T_{i1} 与单次运动始时刻 T_{i0} 的差值即 $T_{i1}-T_{i0}$ 。其中,左腿运动类型 S_L 、右

腿运动类型 S_R 可以应用文字描述的方式展示, 例如, 可以定性地描述踢腿、下蹲、行走、爬行、弯曲等, 还可以给各运动类型定义一符号, 例如踢腿= Q_1 , 下蹲= Q_2 , 行走= Q_3 , 爬行= Q_4 , 弯曲= Q_5 , 然后, 以符号的方式进行描述。另外, 由于婴幼儿在 24 个月内特别是 12 个月内时, 肢体动作能力发展较为迅速, 有时, 即使仅相差数天, 婴幼儿的肢体动作即可发生较大的变化, 因此, 月龄数据 Y 需要精确到天, 例如, 月龄数据可以为 $2m+1$ 、 $8m+10$ 等。

数据处理单元 302, 用于针对待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理, 得到与月龄数据相对应的针对待测样本单次肢体运动的特征值。

具体而言, 针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理的方式可以包括单变量特征选择、递归特征选择、逐步特征选择等方式, 其中,

单变量特征选择指的是通过基于一些单变量的统计度量方法选取到作为待测样本单次肢体运动的特征值 X_j 。此时, 第一实施例可以为 $X_j = \{T_{i1}-T_{i0}, m\}$; 第二实施例可以为 $X_j = \{a_v, Y\}$; 第三实施例可以为 $X_j = \{a_m, Y\}$; 第四实施例可以为 $X_j = \{X_L, X_R, Y\}$;

递归特征选择指的是通过对上述各变量进行归一化数据处理, 以得到的数据作为待测样本单次肢体运动的特征值 X_j 。例如, 此时 $X_j = \{y_1 (T_{i1}-T_{i0}) + y_2 a_v + y_3 a_m, X_L, X_R, Y\}$, 其中, y_1 为 $(T_{i1}-T_{i0})$ 的特征系数, y_2 为 a_v 的特征系数, y_3 为 a_m 的特征系数。本实施例中, 采取的归一化数据处理方式是线性归一化数据处理, 根据实际需要还可以针对上述 $(T_{i1}-T_{i0})$ 、 a_v 、 a_m 这三个特征中的某些进行乘方运算, 从而增加其影响等级, 还可以针对上述 $(T_{i1}-T_{i0})$ 、 a_v 、 a_m 这三个特征中的某些进行开方运算, 从而降低影响等级。

逐步特征选择指的是, 第一次选取 $X_j = \{T_{i1}-T_{i0}, Y\}$, 第二次选取 $X_j = \{a_v, Y\}$, 第三次选取 $X_j = \{a_m, Y\}$, 第四次选取 $X_j = \{X_L, X_R, Y\}$; 然后, 还可以第五次选取 $X_j = \{y_1 (T_{i1}-T_{i0}) + y_2 a_v + y_3 a_m, X_L, X_R, Y\}$ 。

运算单元 303, 用于将预定次数的与待测样本相对应的处理后的肢体运动数据及对应的月龄数据带入至堆叠式极限学习机的数学模型, 进行逻辑运算。

具体而言, 将上述待测样本单次肢体运动的特征值 X_j 代入至堆叠式极限学习机的数学模型即

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(W_i \times X_j + b_i)$$

其中，

L-为单隐层神经网络的节点数，

g (x) -为激活函数，

$w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ -为第 i 个隐层单元的输入权重，

b_i -为第 i 个隐层单元的偏置，

$\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ -为第 i 个隐层单元的输出权重。

在经过训练的堆叠式极限学习机的数学模型中，激活函数 g (x) 的表达式、所述第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、所述第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及所述第 i 个隐层单元的输出权重 β_i 均为已知的，因此，通过上述逻辑运算，即可得到输出结果 o_j ，其包括发育正常和发育迟缓 2 个大类。

预测结果输出单元 304，用于以堆叠式极限学习机的逻辑运算的输出结果作为待测样本发育正常或者发育迟缓的依据，得到婴儿发育情况的预测结果。

此处需要说明的是，在同一时间段内，获取针对同一待测样本的运动数据的过程中，至少需要获取 5-10 组肢体运动数据才进行判断，其原因在于，若在获取待测样本的肢体运动数据时，获取的肢体运动数据的组数过少，则有可能由于待测样本由于偶然因素导致运动过于激烈或者运动过于缓慢而导致判断错误，但是，若在同一时间段内，至少获取 5-10 组肢体运动数据才进行判断时，则能够尽量减少由于偶然因素导致的判断错误。如若获取的肢体运动组数过多，则需要耗费较多的时间，对判断婴幼儿究竟是发育正常还是发育迟缓的意义也不大。若待测样本经过 5-10 组肢体运动数据判断的结果是发育迟缓，则可以再增加获取 1-3 倍的肢体运动组数获取数量，更多的肢体运动组数对确诊婴幼儿是否发育迟缓具有确诊的作用。

本申请实施例二提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测装置在堆叠式极限学习及的数学模型已知的前提下，获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据，即可通过数据处理得到待测样本单次肢体运动的特征值，将该特征值代入至已知的堆叠式极限学习及的数学模型，进行逻辑运算，即可得到输出

结果，其中，输出结果包括发育迟缓和发育正常 2 个大类，其中，由于待测样本的月龄数据可以根据出生证明显示的出生日期获得，也就是说，在本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法中，待获取的数据仅为单次肢体运动数据，在这种情况下，可以通过运动传感器直接获得，因此，应用本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法能够较为便捷地对婴儿发育状况进行预测，此外，在本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法中，堆叠式极限学习及的数学模型在构建的过程中，可以涵盖所有月龄的婴儿，因此，即使待测样本的月龄较小，也可以通过该堆叠式极限学习及的数学模型得到相对准确的输出结果，因此，其能够为婴儿发育迟缓的早期干预提供可靠的依据。

实施例三

本申请实施例三提供的存储介质上存储有基于机器学习的婴儿发育情况预测程序，基于机器学习的婴儿发育情况预测程序被处理器执行时实现本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法的步骤。

本申请实施例三提供的存储介质在堆叠式极限学习及的数学模型已知的情况下，获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据，即可通过数据处理得到待测样本单次肢体运动的特征值，将该特征值代入至已知的堆叠式极限学习及的数学模型，进行逻辑运算，即可得到输出结果，其中，输出结果包括发育迟缓和发育正常 2 个大类，其中，由于待测样本的月龄数据可以根据出生证明显示的出生日期获得，也就是说，在本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法中，待获取的数据仅为单次肢体运动数据，在这种情况下，可以通过运动传感器直接获得，因此，应用本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法能够较为便捷地对婴儿发育状况进行预测，此外，在本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法中，堆叠式极限学习及的数学模型在构建的过程中，可以涵盖所有月龄的婴儿，因此，即使待测样本的月龄较小，也可以通过该堆叠式极限学习及的数学模型得到相对准确的输出结果，因此，其能够为婴儿发育迟缓的早期干预提供可靠的依据。

实施例四

本申请实施例四提供的电子设备包括运动传感器、处理器、存储器及存储在存储器上并可在处理器上

运行的基于机器学习的婴儿发育情况预测程序，其中，

运动传感器，用于获取待测样本的单次肢体运动数据；

基于机器学习的婴儿发育情况预测程序被处理器执行时实现本申请实施例一提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法的步骤。

本申请实施例四提供的电子设备在堆叠式极限学习及的数学模型已知的情况下，获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据，即可通过数据处理得到待测样本单次肢体运动的特征值，将该特征值代入至已知的堆叠式极限学习及的数学模型，进行逻辑运算，即可得到输出结果，其中，输出结果包括发育迟缓和发育正常 2 个大类，其中，由于待测样本的月龄数据可以根据出生证明显示的出生日期获得，也就是说，在本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法中，待获取的数据仅为单次肢体运动数据，在这种情况下，可以通过运动传感器直接获得，因此，应用本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法能够较为便捷地对婴儿发育状况进行预测，此外，在本申请提供的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法中，堆叠式极限学习及的数学模型在构建的过程中，可以涵盖所有月龄的婴儿，因此，即使待测样本的月龄较小，也可以通过该堆叠式极限学习及的数学模型得到相对准确的输出结果，因此，其能够为婴儿发育迟缓的早期干预提供可靠的依据。

尽管已描述了本申请的优选实施例，但本领域内的技术人员一旦得知了基本创造性概念，则可对这些实施例作出另外的变更和修改。所以，所附权利要求意欲解释为包括优选实施例以及落入本申请范围的所有变更和修改。

显然，本领域的技术人员可以对本申请进行各种改动和变型而不脱离本申请的精神和范围。这样，倘若本申请的这些修改和变型属于本申请权利要求及其等同技术的范围之内，则本申请也意图包含这些改动和变型在内。

权利要求

1. 一种基于机器学习的婴儿发育情况预测方法，包括以下步骤：

获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据；

针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值；

将预定次数的与所述待测样本相对应的单次肢体运动的特征值及对应的月龄数据带入至堆叠式极限学习机的数学模型，进行逻辑运算；

以所述堆叠式极限学习机的逻辑运算的输出结果作为所述待测样本发育正常或者发育迟缓的依据，得到所述婴儿发育情况的预测结果。

2. 根据权利要求1所述的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法，所述堆叠式极限学习机的数学模型的构建方法包括以下步骤：

获取训练样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据，其中，所述训练样本为已知发育状况的样本；

针对所述训练样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述训练样本单次肢体运动的特征值；

将所述与月龄数据相对应的针对所述训练样本单次肢体运动的特征值带入至逻辑运算公式：

$\sum_{i=1}^L \beta_i g(W_i \times X_j + b_i) = o_j$ ，当所述训练样本为多个时，得到多个基于所述逻辑运算公式的表达式；

其中，

L 为单隐层神经网络的节点数，

g(x) 为激活函数，

$W_i = [W_{i1}, W_{i2}, \dots, W_{in}]^T$ 为第 i 个隐层单元的输入权重，

B_i 为第 i 个隐层单元的偏置，

$\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ 为第 i 个隐层单元的输出权重，

0_j 为针对训练样本,应用堆叠式极限学习机进行分类后的逻辑运算输出结果,其中,所述逻辑运算输出结果包括发育正常和发育迟缓 2 个大类;

根据所述多个基于所述逻辑运算公式的表达式,确定所述激活函数 $g(x)$ 的表达式、所述第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、所述第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及所述第 i 个隐层单元的输出权重 β_i ;

再将确定后的激活函数 $g(x)$ 的表达式、所述第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、所述第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及所述第 i 个隐层单元的输出权重 β_i 带回至所述逻辑运算公式,得到所述堆叠式极限学习机的数学模型。

3. 根据权利要求 1 或 2 所述的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法,所述单次肢体运动数据包括:

单次肢体运动的始时刻 T_{i0} 、末时刻 T_{i1} 、平均加速度 a_v 、峰值加速度 a_m 、左腿运动类型 S_l 、右腿运动类型 S_r ;

其中,单次运动持续时间 t_i 是单次运动末时刻与单次运动始时刻 T_{i0} 的差值 $T_{i1}-T_{i0}$ 。

4. 根据权利要求 1 或 2 所述的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法,针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理,得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值的方法选自单变量特征选择、递归特征选择、逐步特征选择中的一种,所述针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理,得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值具体包括:

所述单变量特征选择通过对所述单次肢体运动数据中的单一变量的统计度量方法,选取得到作为所述单次肢体运动的特征值;或

所述递归特征选择通过对所述单次肢体运动数据中的各变量进行归一化数据处理,以得到的数据作为所述单次肢体运动的特征值;或

所述逐步特征选择通过逐一选取所述单次肢体运动数据中的单一变量、对所述单次肢体运动数据中的各变量进行归一化数据处理得到的数据依次作为单次肢体运动的特征值。

5. 根据权利要求 2 所述的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法,在所述逻辑运算输出结果中,

根据所述堆叠式极限学习机的数学模型，对发育正常进行不同的分级；

根据所述堆叠式极限学习机的数学模型，对发育迟缓进行不同的分级。

6. 一种基于机器学习的婴儿发育情况预测装置，包括：

数据获取单元，用于获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据；

数据处理单元，用于针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值；

运算单元，用于将预定次数的与所述待测样本相对应的处理后的肢体运动数据及对应的月龄数据带入至堆叠式极限学习机的数学模型，进行逻辑运算；

预测结果输出单元，用于以所述堆叠式极限学习机的逻辑运算的输出结果作为所述待测样本发育正常或者发育迟缓的依据，得到所述婴儿发育情况的预测结果。

7. 根据权利要求6所述的基于机器学习的婴儿发育情况预测装置，所述预测结果输出单元包括：

单次肢体运动数据获取模块，用于获取训练样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据，其中，所述训练样本为已知发育状况的样本；

第一数据处理模块，用于针对所述训练样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述训练样本单次肢体运动的特征值；

第二数据处理模块，将所述与月龄数据相对应的针对所述训练样本单次肢体运动的特征值带入至逻辑运算公式： $\sum_{i=1}^L \beta_i g(W_i \times X_j + b_i) = o_j$ ，当所述训练样本为多个时，得到多个基于所述逻辑运算公式的表达式；

其中，

L为单隐层神经网络的节点数，

g(x)为激活函数，

$w_i = [W_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ 为第i个隐层单元的输入权重，

B_i 为第 i 个隐层单元的偏置,

$\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ 为第 i 个隐层单元的输出权重,

O_j 为针对训练样本,应用堆叠式极限学习机进行分类后的逻辑运算输出结果,其中,所述逻辑运算输出结果包括发育正常和发育迟缓 2 个大类;

激活函数确定模块,用于根据所述多个基于所述逻辑运算公式的表达式,确定所述激活函数 $g(x)$ 的表达式、所述第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、所述第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及所述第 i 个隐层单元的输出权重 β_i ;

第三数据处理模块,用于再将确定后的激活函数 $g(x)$ 的表达式、所述第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、所述第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及所述第 i 个隐层单元的输出权重 β_i 带回至所述逻辑运算公式,得到所述堆叠式极限学习机的数学模型。

8. 根据权利要求 6 或 7 所述的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法,所述单次肢体运动数据包括:

单次肢体运动的始时刻 T_{i0} 、末时刻 T_{i1} 、平均加速度 a_v 、峰值加速度 a_m 、左腿运动类型 S_L 、右腿运动类型 S_R ;

其中,单次运动持续时间 t_i 是单次运动末时刻与单次运动始时刻 T_{i0} 的差值 $T_{i1} - T_{i0}$ 。

9. 根据权利要求 6 或 7 所述的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法,针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理,得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值的方法选自单变量特征选择、递归特征选择、逐步特征选择中的一种,所述针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理,得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值具体包括:

所述单变量特征选择通过对所述单次肢体运动数据中的单一变量的统计度量方法,选取得到作为所述单次肢体运动的特征值;或

所述递归特征选择通过对所述单次肢体运动数据中的各变量进行归一化数据处理,以得到的数据作为所述单次肢体运动的特征值;或

所述逐步特征选择通过逐一选取所述单次肢体运动数据中的单一变量、对所述单次肢体运动数据中的各变量进行归一化数据处理得到的数据依次作为单次肢体运动的特征值。

10. 根据权利要求 7 所述的基于机器学习的婴儿发育情况预测方法，在所述逻辑运算输出结果中，根据所述堆叠式极限学习机的数学模型，对发育正常进行不同的分级；
根据所述堆叠式极限学习机的数学模型，对发育迟缓进行不同的分级。

11. 一种存储介质，所述存储介质上存储有基于机器学习的婴儿发育情况预测程序，所述基于机器学习的婴儿发育情况预测程序被处理器执行时实现基于机器学习的婴儿发育情况预测方法，包括：

获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据；

针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值；

将预定次数的与所述待测样本相对应的单次肢体运动的特征值及对应的月龄数据带入至堆叠式极限学习机的数学模型，进行逻辑运算；

以所述堆叠式极限学习机的逻辑运算的输出结果作为所述待测样本发育正常或者发育迟缓的依据，得到所述婴儿发育情况的预测结果。

12. 根据权利要求 11 所述的存储介质，所述堆叠式极限学习机的数学模型的构建方法包括以下步骤：

获取训练样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据，其中，所述训练样本为已知发育状况的样本；

针对所述训练样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述训练样本单次肢体运动的特征值；

将所述与月龄数据相对应的针对所述训练样本单次肢体运动的特征值带入至逻辑运算公式：

$\sum_{i=1}^L \beta_i g(W_i \times X_j + b_i) = o_j$ ，当所述训练样本为多个时，得到多个基于所述逻辑运算公式的表达式；

其中，

L 为单隐层神经网络的节点数，

$g(x)$ 为激活函数,

$w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ 为第 i 个隐层单元的输入权重,

b_i 为第 i 个隐层单元的偏置,

$\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ 为第 i 个隐层单元的输出权重,

O_j 为针对训练样本, 应用堆叠式极限学习机进行分类后的逻辑运算输出结果, 其中, 所述逻辑运算输出结果包括发育正常和发育迟缓 2 个大类;

根据所述多个基于所述逻辑运算公式的表达式, 确定所述激活函数 $g(x)$ 的表达式、所述第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、所述第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及所述第 i 个隐层单元的输出权重 β_i ;

再将确定后的激活函数 $g(x)$ 的表达式、所述第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、所述第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及所述第 i 个隐层单元的输出权重 β_i 带回至所述逻辑运算公式, 得到所述堆叠式极限学习机的数学模型。

13. 根据权利要求 11 或 12 所述的存储介质, 所述单次肢体运动数据包括:

单次肢体运动的始时刻 T_{i0} 、末时刻 T_{i1} 、平均加速度 a_v 、峰值加速度 a_m 、左腿运动类型 S_L 、右腿运动类型 S_R ;

其中, 单次运动持续时间 t_i 是单次运动末时刻与单次运动始时刻 T_{i0} 的差值 $T_{i1} - T_{i0}$ 。

14. 根据权利要求 11 或 12 所述的存储介质, 针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理, 得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值的方法选自单变量特征选择、递归特征选择、逐步特征选择中的一种, 所述针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理, 得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值具体包括:

所述单变量特征选择通过对所述单次肢体运动数据中的单一变量的统计度量方法, 选取得到作为所述单次肢体运动的特征值; 或

所述递归特征选择通过对所述单次肢体运动数据中的各变量进行归一化数据处理, 以得到的数据作为

所述单次肢体运动的特征值；或

所述逐步特征选择通过逐一选取所述单次肢体运动数据中的单一变量、对所述单次肢体运动数据中的各变量进行归一化数据处理得到的数据依次作为单次肢体运动的特征值。

15. 根据权利要求 12 所述的存储介质，在所述逻辑运算输出结果中，

根据所述堆叠式极限学习机的数学模型，对发育正常进行不同的分级；

根据所述堆叠式极限学习机的数学模型，对发育迟缓进行不同的分级。

16. 一种电子设备，包括运动传感器、处理器、存储器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的基于机器学习的婴儿发育情况预测程序，其中，

所述运动传感器，用于获取待测样本的单次肢体运动数据；

所述基于机器学习的婴儿发育情况预测程序被所述处理器执行时实现基于机器学习的婴儿发育情况预测方法，包括：

获取待测样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据；

针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值；

将预定次数的与所述待测样本相对应的单次肢体运动的特征值及对应的月龄数据带入至堆叠式极限学习机的数学模型，进行逻辑运算；

以所述堆叠式极限学习机的逻辑运算的输出结果作为所述待测样本发育正常或者发育迟缓的依据，得到所述婴儿发育情况的预测结果。

17. 根据权利要求 16 所述的电子设备，所述堆叠式极限学习机的数学模型的构建方法包括以下步骤：

获取训练样本的单次肢体运动数据及对应的月龄数据，其中，所述训练样本为已知发育状况的样本；

针对所述训练样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述训练样本单次肢体运动的特征值；

将所述与月龄数据相对应的针对所述训练样本单次肢体运动的特征值带入至逻辑运算公式：

$\sum_{i=1}^L \beta_i g(W_i \times X_j + b_i) = o_j$ ，当所述训练样本为多个时，得到多个基于所述逻辑运算公式的表达式；

其中，

L 为单隐层神经网络的节点数，

$g(x)$ 为激活函数，

$w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ 为第 i 个隐层单元的输入权重，

b_i 为第 i 个隐层单元的偏置，

$\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ 为第 i 个隐层单元的输出权重，

o_j 为针对训练样本，应用堆叠式极限学习机进行分类后的逻辑运算输出结果，其中，所述逻辑运算输出结果包括发育正常和发育迟缓 2 个大类；

根据所述多个基于所述逻辑运算公式的表达式，确定所述激活函数 $g(x)$ 的表达式、所述第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、所述第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及所述第 i 个隐层单元的输出权重 β_i ；

再将确定后的激活函数 $g(x)$ 的表达式、所述第 i 个隐层单元的输入权重 w_i 、所述第 i 个隐层单元的偏置 b_i 以及所述第 i 个隐层单元的输出权重 β_i 带回至所述逻辑运算公式，得到所述堆叠式极限学习机的数学模型。

18. 根据权利要求 16 或 17 所述的电子设备，所述单次肢体运动数据包括：

单次肢体运动的始时刻 T_{i0} 、末时刻 T_{i1} 、平均加速度 a_v 、峰值加速度 a_m 、左腿运动类型 S_L 、右腿运动类型 S_R ；

其中，单次运动持续时间 t_i 是单次运动末时刻与单次运动始时刻 T_{i0} 的差值 $T_{i1} - T_{i0}$ 。

19. 根据权利要求 16 或 17 所述的电子设备，针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值的方法选自单变量特征选择、递归特征选择、逐步特征选择中的一种，所述针对所述待测样本的单次肢体运动数据进行数据处理，得到与月龄数

据相对应的针对所述待测样本单次肢体运动的特征值具体包括:

所述单变量特征选择通过对所述单次肢体运动数据中的单一变量的统计度量方法,选取得到作为所述单次肢体运动的特征值;或

所述递归特征选择通过对所述单次肢体运动数据中的各变量进行归一化数据处理,以得到的数据作为所述单次肢体运动的特征值;或

所述逐步特征选择通过逐一选取所述单次肢体运动数据中的单一变量、对所述单次肢体运动数据中的各变量进行归一化数据处理得到的数据依次作为单次肢体运动的特征值。

20. 根据权利要求 17 所述的电子设备,在所述逻辑运算输出结果中,

根据所述堆叠式极限学习机的数学模型,对发育正常进行不同的分级;

根据所述堆叠式极限学习机的数学模型,对发育迟缓进行不同的分级。

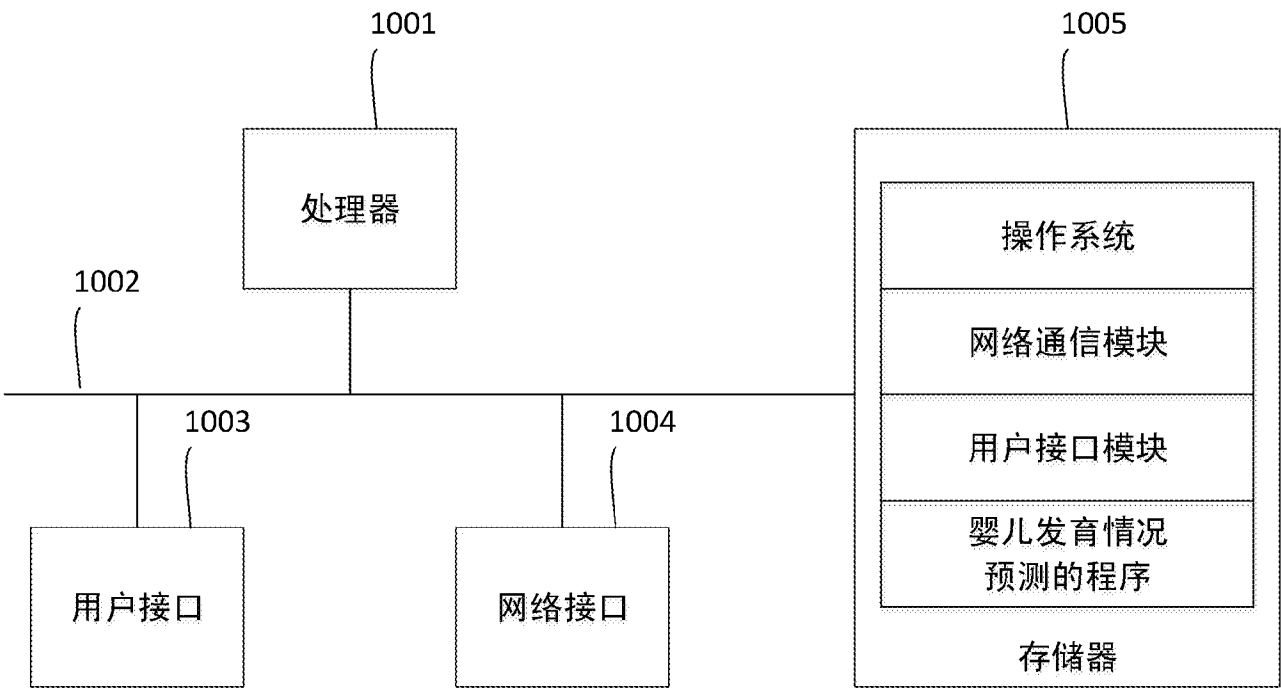


图 1

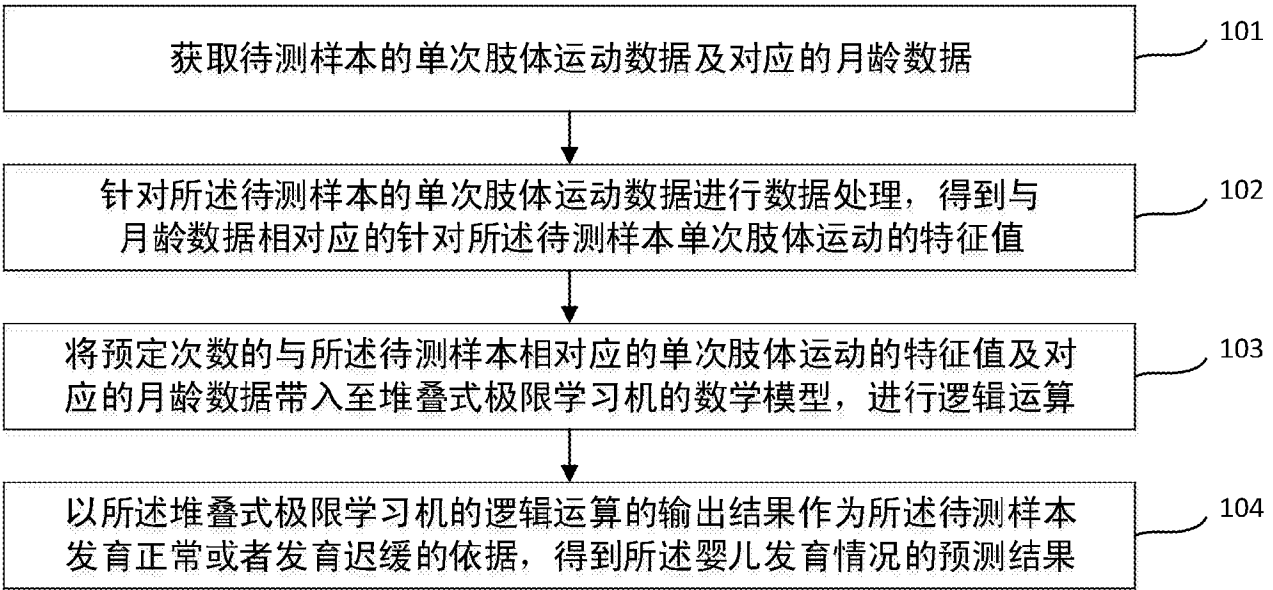


图 2

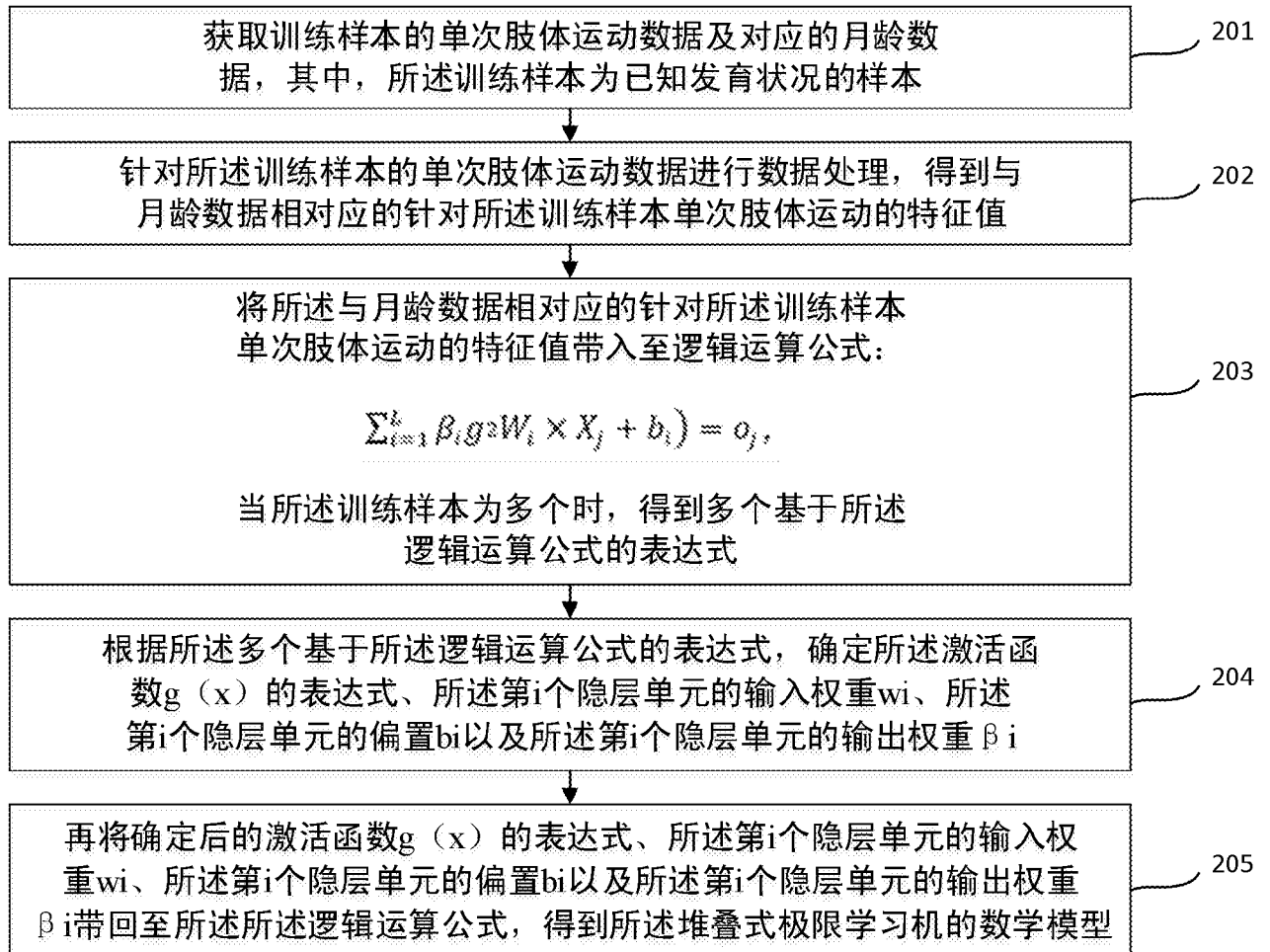


图 3

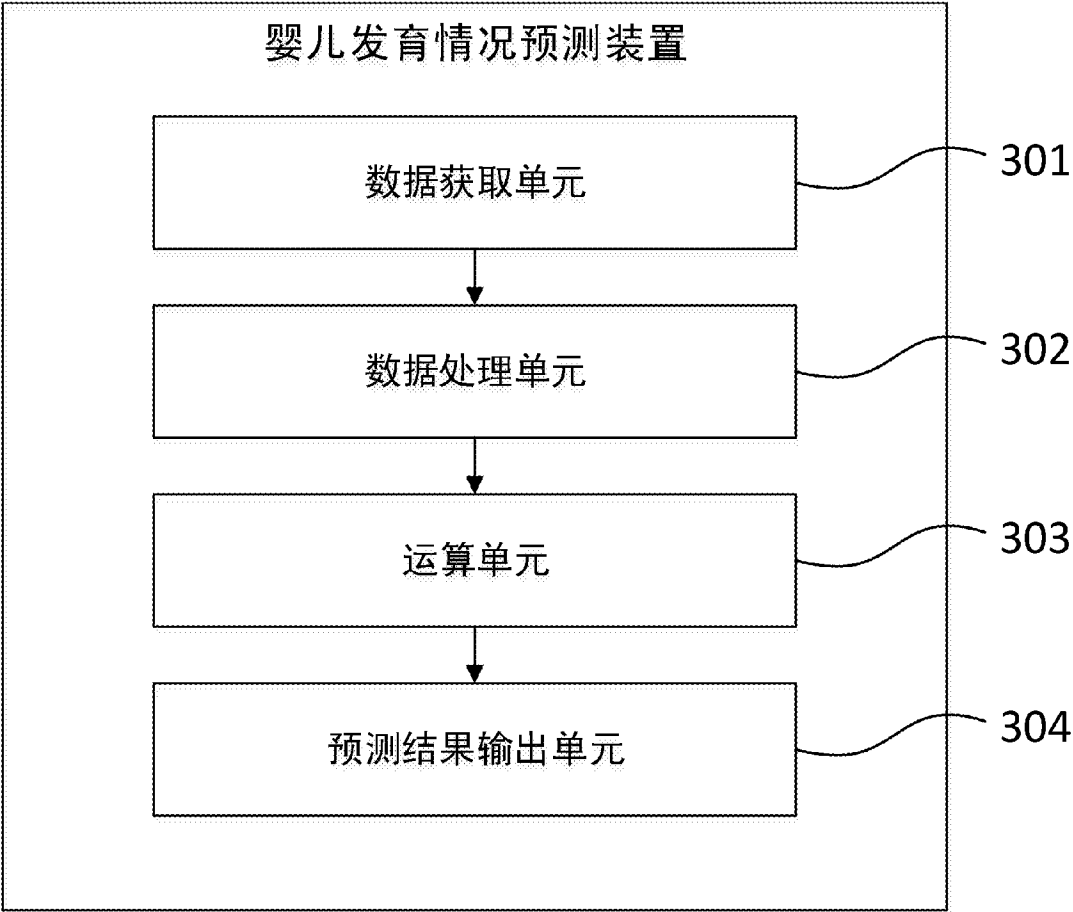


图 4

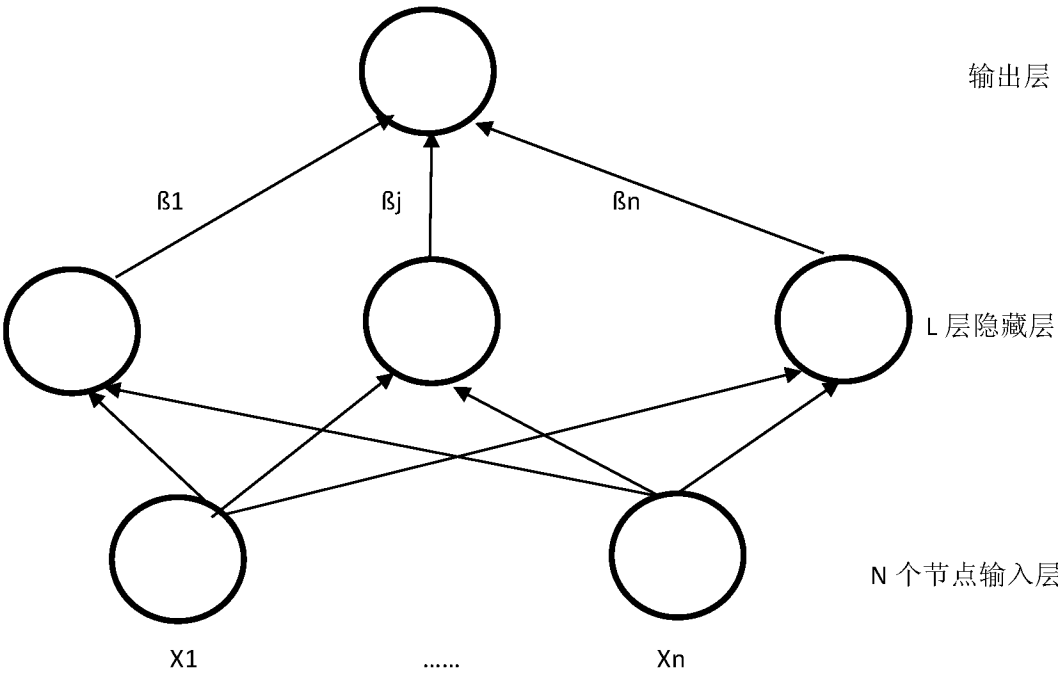


图 5

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2019/103148

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

A61B 5/11(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

A61B

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT, CNKI, WPI, EPODOC: 平安科技, 彭俊清, 黄舒婷, 王健宗, 婴儿, 儿童, 发育, 情况, 预测, 评估, 肢体, 运动, 月龄, 年龄, 特征值, 机器学习, 神经网络, 堆叠式, 极限学习机, 数学模型, 正常, 迟缓, 单变量, 递归, 逐步, 特征选择, infant, child, baby, develop+, age, month, predict+, condition, evaluat+, sport, move+, motion, stack+, extreme, learning, machine, ELM, normal, growth, retardation

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 107924643 A (SMILABLES INC) 17 April 2018 (2018-04-17) description, paragraphs [0256]-[0261], [0290]-[0307], figures 3, 7B, 8	1-20
A	CN 104765959 A (YANSHAN UNIVERSITY) 08 July 2015 (2015-07-08) entire document	1-20
A	CN 107851356 A (SMILABLES INC) 27 March 2018 (2018-03-27) entire document	1-20
A	CN 108351862 A (COGNOA INC) 31 July 2018 (2018-07-31) entire document	1-20
A	CN 109171682 A (OWLET BABY CARE INC) 11 January 2019 (2019-01-11) entire document	1-20
A	US 2015094544 A1 (SPROUTLING, INC.) 02 April 2015 (2015-04-02) entire document	1-20



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
 “E” earlier application or patent but published on or after the international filing date
 “L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
 “O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
 “P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
 “X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
 “Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
 “&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

11 January 2020

Date of mailing of the international search report

23 January 2020

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2019/103148

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	107924643	A	17 April 2018	WO	2016178772	A1	10 November 2016
				JP	2018525079	A	06 September 2018
				WO	2016178772	A9	26 May 2017
				US	2016293029	A1	06 October 2016
CN	104765959	A	08 July 2015	None			
CN	107851356	A	27 March 2018	JP	2018519612	A	19 July 2018
				WO	2016164373	A1	13 October 2016
				US	2016287098	A1	06 October 2016
CN	108351862	A	31 July 2018	US	2017069216	A1	09 March 2017
				EP	3335126	A1	20 June 2018
				JP	2018533448	A	15 November 2018
				WO	2017027709	A1	16 February 2017
CN	109171682	A	11 January 2019	CN	104756166	B	07 September 2018
				CN	104756166	A	01 July 2015
				WO	2014035836	A1	06 March 2014
				BR	112015003844	A2	04 July 2017
				US	2015157263	A1	11 June 2015
				EP	2888726	A1	01 July 2015
				US	10499837	B2	10 December 2019
				US	9693730	B2	04 July 2017
				US	2017245791	A1	31 August 2017
US	2015094544	A1	02 April 2015	US	2015133747	A1	14 May 2015
				US	9848786	B2	26 December 2017
				US	9277870	B2	08 March 2016

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2019/103148

A. 主题的分类

A61B 5/11 (2006.01) i

按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号)

A61B

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用))

CNPAT, CNKI, WPI, EP0D0C: 平安科技, 彭俊清, 黄舒婷, 王健宗, 婴儿, 儿童, 发育, 情况, 预测, 评估, 肢体, 运动, 月龄, 年龄, 特征值, 机器学习, 神经网络, 堆叠式, 极限学习机, 数学模型, 正常, 迟缓, 单变量, 递归, 逐步, 特征选择, infant, child, baby, develop+, age, month, predict+, condition, evaluat+, sport, move +, motion, stack+, extreme, learning, machine, ELM, normal, growth, retardation

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
A	CN 107924643 A (斯米拉布莱斯有限公司) 2018年 4月 17日 (2018 - 04 - 17) 说明书第[0256]-[0261], [0290]-[0307]段、附图3, 7B, 8	1-20
A	CN 104765959 A (燕山大学) 2015年 7月 8日 (2015 - 07 - 08) 全文	1-20
A	CN 107851356 A (斯米拉布莱斯有限公司) 2018年 3月 27日 (2018 - 03 - 27) 全文	1-20
A	CN 108351862 A (科格诺亚公司) 2018年 7月 31日 (2018 - 07 - 31) 全文	1-20
A	CN 109171682 A (奥丽特婴儿保健公司) 2019年 1月 11日 (2019 - 01 - 11) 全文	1-20
A	US 2015094544 A1 (SPROUTLING, INC.) 2015年 4月 2日 (2015 - 04 - 02) 全文	1-20

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2020年 1月 11日

国际检索报告邮寄日期

2020年 1月 23日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局 (ISA/CN)

中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10)62019451

受权官员

周晓晴

电话号码 86-(10)-53962566

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2019/103148

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	107924643	A	2018年 4月 17日	WO	2016178772	A1	2016年 11月 10日
				JP	2018525079	A	2018年 9月 6日
				WO	2016178772	A9	2017年 5月 26日
				US	2016293029	A1	2016年 10月 6日
CN	104765959	A	2015年 7月 8日	无			
CN	107851356	A	2018年 3月 27日	JP	2018519612	A	2018年 7月 19日
				WO	2016164373	A1	2016年 10月 13日
				US	2016287098	A1	2016年 10月 6日
CN	108351862	A	2018年 7月 31日	US	2017069216	A1	2017年 3月 9日
				EP	3335126	A1	2018年 6月 20日
				JP	2018533448	A	2018年 11月 15日
				WO	2017027709	A1	2017年 2月 16日
CN	109171682	A	2019年 1月 11日	CN	104756166	B	2018年 9月 7日
				CN	104756166	A	2015年 7月 1日
				WO	2014035836	A1	2014年 3月 6日
				BR	112015003844	A2	2017年 7月 4日
				US	2015157263	A1	2015年 6月 11日
				EP	2888726	A1	2015年 7月 1日
				US	10499837	B2	2019年 12月 10日
				US	9693730	B2	2017年 7月 4日
				US	2017245791	A1	2017年 8月 31日
US	2015094544	A1	2015年 4月 2日	US	2015133747	A1	2015年 5月 14日
				US	9848786	B2	2017年 12月 26日
				US	9277870	B2	2016年 3月 8日