

(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
2019 年 10 月 31 日 (31.10.2019)



(10) 国际公布号
WO 2019/205384 A1

(51) 国际专利分类号:
G06Q 40/04 (2012.01) *G06N 3/08* (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2018/102224

(22) 国际申请日: 2018 年 8 月 24 日 (24.08.2018)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201810387139.4 2018 年 4 月 26 日 (26.04.2018) 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: 李正洋(LI, ZhengYang); 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)。
周璟(ZHOU, Jing); 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: 深圳市沃德知识产权代理事务所(普通合伙)(SHENZHEN WORLD INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY (GENERAL PARTNERSHIP)); 中国广东省深圳市福田区园岭街道八卦四路 10 号中浩大厦 1528-1530 室于志光, Guangdong 518000 (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,

(54) Title: ELECTRONIC DEVICE, MACHINE LEARNING-BASED STOCK TRADE TIMING METHOD AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 电子装置、基于机器学习的股票择时方法及存储介质

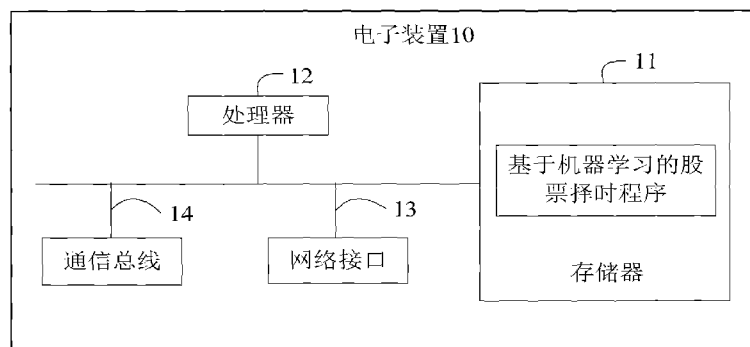


图 1

10 Electronic device
12 Processor
13 Network Interface
14 Communication bus
AA Machine learning-based stock trade timing program
BB Memory

(57) Abstract: Disclosed by the present application are an electronic device, a machine learning-based stock trade timing method and a storage medium, the method comprising: first, acquiring a preset type of index factor corresponding to a predetermined stock market index on each trading day within a preset time period; next, analyzing the acquired preset type of index factor of each trading day respectively according to a completely pre-trained timing strategy analysis model so as to output a trend factor value corresponding to each trading day; then, performing clustering analysis on the trend factor value corresponding to each trading day according to a predetermined clustering algorithm so as to obtain a trend type corresponding to the trend factor value for each trading day; and finally, according to the obtained trend type corresponding to the trend factor value of each trading day, determining a trade timing strategy. Thus, the efficiency and accuracy of stock trade timing are improved.



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, 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)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

(57) 摘要: 本申请公开了一种电子装置、基于机器学习的股票择时方法及存储介质, 首先通过获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预设类型指标因子; 然后根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的预设类型指标因子进行分析, 以输出各交易日对应的走势因子值; 再根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析, 以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别; 最后根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别, 确定择时交易策略。提高了股票择时交易的效率及准确性。

电子装置、基于机器学习的股票择时方法及存储介质

本申请要求于2018年4月26日提交中国专利局、申请号为2018103871394，发明名称为“电子装置、基于机器学习的股票择时方法及存储介质”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

5

技术领域

本申请涉及金融市场分析领域，尤其涉及一种电子装置、基于机器学习的股票择时方法及存储介质。

10 背景技术

随着金融市场以及金融理论的不断完善及发展，股票量化投资成为很多金融机构用来吸引股票投资者的有利因素。目前，对股票量化投资的研究主要以择时交易为主，择时交易是指利用某种方法来判断投资标的，如股票、期货、外汇等在预先确定的时间段内的走势，并根据走势确定买卖时间点的
15 一种交易手段。而通常对股票择时交易的分析需要专业人员研究对应的趋势性择时指标，如股票的趋势性择时指标包括MA(双均线)、DMA(平均线差)、TRIX(三重指数平滑移动)等的变化，并根据择时指标的变化确定买卖交易的时间点，存在效率低下，且准确率不高的问题。

20 发明内容

有鉴于此，本申请提出一种电子装置、基于机器学习的股票择时方法及存储介质，能够提高股票择时交易分析的效率及准确性。

首先，本申请提出一种电子装置，所述电子装置包括存储器、及与所述存储器连接的处理器，所述处理器用于执行所述存储器上存储的基于机器学习
25 的股票择时程序，所述基于机器学习的股票择时程序被所述处理器执行时实现如下步骤：

A10、获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预

设类型指标因子;

A20、根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的预设类型指标因子进行分析,以输出各交易日对应的走势因子值;

5 A30、根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析,以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别;

A40、根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别,确定择时交易策略。

此外,本申请还提出一种基于机器学习的股票择时方法,所述方法包括如下步骤:

10 S100、获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预设类型指标因子;

S200、根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的预设类型指标因子进行分析,以输出各交易日对应的走势因子值;

15 S300、根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析,以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别;

S400、根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别,确定择时交易策略。

20 此外,本申请还提出一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有基于机器学习的股票择时程序,所述基于机器学习的股票择时程序可被至少一个处理器执行,以使所述至少一个处理器执行如下步骤:

获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预设类型指标因子;

根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的预设类型指标因子进行分析,以输出各交易日对应的走势因子值;

25 根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析,以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别;

根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别,确定择时交易策略。

相较于现有技术，本申请所提出的电子装置、基于机器学习的股票择时方法及存储介质，首先通过获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预设类型指标因子；然后根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的预设类型指标因子进行分析，以输出各交易日对应的走势因子值；再根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析，以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别；最后根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别，确定择时交易策略。提高了股票择时交易分析的效率及准确性。

附图说明

图1是本申请提出的电子装置一可选的硬件架构的示意图；

图2是本申请电子装置一实施例中基于机器学习的股票择时程序模块示意图；

图3是本申请基于机器学习的股票择时方法较佳实施例的实施流程图。

本申请目的的实现、功能特点及优点将结合实施例，参照附图做进一步说明。

具体实施方式

为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白，以下结合附图及实施例，对本申请进行进一步详细说明。应当理解，此处所描述的具体实施例仅用以解释本申请，并不用于限定本申请。基于本申请中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本申请保护的范围。

需要说明的是，在本申请中涉及“第一”、“第二”等的描述仅用于描述目的，而不能理解为指示或暗示其相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此，限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括至少一个该特征。另外，各个实施例之间的技术方案可以相互结合，但是必须是以本领域

域普通技术人员能够实现为基础，当技术方案的结合出现相互矛盾或无法实现时应当认为这种技术方案的结合不存在，也不在本申请要求的保护范围之内。

参阅图 1 所示，是本申请提出的电子装置一可选的硬件架构示意图。本实施例中，电子装置 10 可包括，但不仅限于，可通过通信总线 14 相互通信连接的存储器 11、处理器 12、网络接口 13。需要指出的是，图 1 仅示出了具有组件 11-14 的电子装置 10，但是应理解的是，并不要求实施所有示出的组件，可以替代的实施更多或者更少的组件。

其中，存储器 11 至少包括一种类型的计算机可读存储介质，计算机可读存储介质包括闪存、硬盘、多媒体卡、卡型存储器（例如，SD 或 DX 存储器等）、随机访问存储器（RAM）、静态随机访问存储器（SRAM）、只读存储器（ROM）、电可擦除可编程只读存储器（EEPROM）、可编程只读存储器（PROM）、磁性存储器、磁盘、光盘等。在一些实施例中，存储器 11 可以是电子装置 10 的内部存储单元，例如电子装置 10 的硬盘或内存。在另一些实施例中，存储器 11 也可以是电子装置 10 的外包存储设备，例如电子装置 10 上配备的插接式硬盘，智能存储卡（Smart Media Card, SMC），安全数字（Secure Digital, SD）卡，闪存卡（Flash Card）等。当然，存储器 11 还可以既包括电子装置 10 的内部存储单元也包括其外部存储设备。本实施例中，存储器 11 通常用于存储安装于电子装置 10 的操作系统和各类应用软件，例如基于机器学习的股票择时程序等。此外，存储器 11 还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的各类数据。

处理器 12 在一些实施例中可以是中央处理器（Central Processing Unit, CPU）、控制器、微控制器、微处理器、或其他数据处理芯片。处理器 12 通常用于控制电子装置 10 的总体操作。本实施例中，处理器 12 用于运行存储器 11 中存储的程序代码或者处理数据，例如运行的基于机器学习的股票择时程序等。

网络接口 13 可包括无线网络接口或有线网络接口，网络接口 13 通常用

于在电子装置 10 与其他电子设备之间建立通信连接。

通信总线 14 用于实现组件 11-13 之间的通信连接。

图 1 仅示出了具有组件 11-14 以及基于机器学习的股票择时程序的电子装置 10，但是应理解的是，并不要求实施所有示出的组件，可以替代的实施更多或者更少的组件。

可选地，电子装置 10 还可以包括用户接口（图 1 中未示出），用户接口可以包括显示器、输入单元比如键盘，其中，用户接口还可以包括标准的有线接口、无线接口等。

可选地，在一些实施例中，显示器可以是 LED 显示器、液晶显示器、触控式液晶显示器以及 OLED 触摸器等。进一步地，显示器也可称为显示屏或显示单元，用于显示在电子装置 10 中处理信息以及用于显示可视化的用户界面。

在一实施例中，存储器 11 中存储的基于机器学习的股票择时程序被处理器 12 执行时，实现如下操作：

15 A10、获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预设类型指标因子；

具体地，预先确定的股票市场指数指的是具有流动性强、规模大、能够代表股票的股价综合变动，且能够为投资者提供权威的投资方向的股票市场参考数据，例如上证 50、沪深 300、或者中证 500 等的常用参考数据。其中，
20 上证 50 对应的是沪市的 50 只大盘股，沪深 300 对应的是两市市值 30 名以外的 300 只蓝筹股，其中只有极少部分与上证 50 重合，如浦发、联通等，中证 500 对应的是两市市值适中的 500 只个股，有许多与沪深 300 重合。具体地，预设类型指标因子为影响预先确定的股票市场指数的宏观指标，例如，在本实施例中，以沪深 300 为例，对应的预设类型指标因子包括，但不仅限于，
25 中债国债到期收益率-中债企业债到期收益率、风险溢价、股息率、SlowD、MACD Histogram、Bollinger Bands、MA of RSI(14) [M=22]、4-period MA of 4-week MA of modified OBV- (MA4*4)、CR 指标、大小盘换手率比值、RSRS

指标、沪深 300 溢价率、沪深 300 主动买入额等 13 维指标。

其中，中债企业债到期收益率（AAA）10 年-中债国债 10 年期，可以从大致趋势上来看当利差上升阶段，大盘也开始上行，小盘下行。反之当利差下降时指标大盘下行，小盘上行。从图上来看利差近期出现下降拐点，预示
5 大盘开始下行，小盘风格占优。

风险溢价与股息率呈现反相关性，当股市的收益率高于债市时，资金将从债市流向股市；反之，当股指收益率低于债市时，资金将从股市流向债市。
（平稳通道为 average 加减 1std）

股息率，沪深 300 股息率与沪深 300 收盘价呈负相关性。（平稳通道为
10 average 加减 1std）

SlowD，当 $\text{slowD} < 10$ 超卖信号出现，做多指数；当 $\text{slowD} > 10$ 超卖信号消失，做空指数。

MACD Histogram 当 MACD Histogram 由负转正，做多信号出现，MACD 由正转负，做空信号出现；

15 Bollinger Bands，当股价 < 下轨线 BN，买入信号出现。

MA of RSI(14) [M=22]，当 22-day MA of RSI(14) < 40 时，买入信号出现，投资期限为 22 个交易日。

4-period MA of 4-week MA of modified OBV- ($\text{MA4} * 4$)，当股价走势和 $\text{MA4} * 4$ 一致时，买入信号出现，背离时，卖出信号出现。

20 CR 指标， $\text{CR} < 260$ ，能量较低，加仓信号出现。

大小盘换手率比值

当换手率 ≤ 0.1 ，且振幅 $\leq -10\%$ ，市场从小盘转为大盘风格；当换手率 ≥ 0.3 ，且振幅 $\geq 10\%$ ，市场从大盘转为小盘。

RSRS 指标，当 $\text{zscore} > 0.7$ 且当日 MA(20)收盘价 > 过去三日 MA(20)收盘
25 价的时候，买入信号；当 $\text{zscore} < -0.7$ 且当日 MA(20)收盘价 < 过去三日 MA(20)收盘价的时候，卖出信号

沪深 300 溢价率，溢价率 > 0 ，市场乐观；溢价率 < 0 ，市场悲观；历史上，

溢价率触及 5 时，为卖出信号；溢价率触及-1 时，为买入信号。

沪深 300 主动买入额，溢价率 >0 ，市场乐观；溢价率 <0 ，市场悲观；历史上，溢价率触及 5 时，为卖出信号；溢价率触及-1 时，为买入信号。

通常，根据预设时间段内包含的交易日数目不同，预设时间段可分为超短期，短期，中期，长期，以及超长期等，例如在本实施例中，预定义超短期包含的交易日数目小于等于 5，短期包含的交易日数目大于 5，且小于等于 10，中期包含的交易日数目大于 10，且小于等于 15，长期包含的交易日数目大于 15 日，且小于一年，超长期包含的交易日数目大于一年等。一般而言，在实际应用中，超短期和短期时间段内的时间序列数据具有较好的拟合效果，但是包含的信息较少，可用于超短线择时参考；中长期时间序列的数据包含的信息较多，但是时序间数据的依赖关系没有短期明显，导致拟合效果没有超短期和短期好，所以通常通过超长期数据刻画宏观经济形势与经济走势，并结合中长期数据，用于中长线择时参考。

A20、根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的预设类型指标因子进行分析，以输出各交易日对应的走势因子值；

具体地，预先训练完成的择时策略模型为采用机器学习的思路，将预设时间段内各交易日的预设类型指标因子作为机器学习模型的输入，通过机器学习预测输出各交易日对应的走势因子值。

优选地，在本实施例中，预先训练完成的择时策略模型为循环神经网络（RNN），通过循环神经网络作为机器学习算法。具体地，循环神经网络包括输入层、隐藏层（状态学习层）、以及输出层；在本实施例中，输出层用于输出预设时间段内的相对收益率，具体地，相对收益率为与预设时间段内股票市场的总收益相关的收益率；在本实施例中，相对收益率用来训练机器学习模型的反向更新梯度，而将隐藏层输出的各交易日对应的不同因子值作为择时策略模型输出的各交易日对应的走势因子值。

需要说明的是，循环神经网络（RNN）的隐藏层包括多个节点，各节点之间存在互连的作用，为整个机器学习模型的关键层。通常输入层输入的特

征通过隐藏层训练学习变换之后，到达输出层。而在隐藏层包含多层神经元，可以看成是一个在时间上传递的神经网络，它的深度是时间的长度，通常随着深度的加深，“梯度消失”的现象就会出现，这是由于在时间 t 时刻，它产生的梯度在时间轴上向历史传播几层之后就消失了，因此，在训练的过程中，需要借助输出层输出的数据训练机器学习模型的反向更新梯度，而隐藏层的神经网络对应将输入层输入的各个交易日的预设类型指标进行训练学习之后，得到各个交易日对应的因子数值，并将各个因子数值在对应的节点输出。

通过上述分析可知，本方案所使用的择时策略模型并不用于收益率的预测，在思想上更加接近于一个生成模型。本方案所涉及的择时策略模型的输出，是对应于每个交易日的隐藏层数值的分类，相当于对每一个交易日而言，生成一个标签。

A30、根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析，以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别；

具体地，预先确定的聚类算法为 k-means 聚类算法，k-means 聚类算法是划分方法中较经典的聚类算法之一。由于该算法的效率高，所以在对大规模数据进行聚类时被广泛应用。目前，许多算法均围绕着该算法进行扩展和改进。

k-means 算法以 k 为参数，把 n 个对象分成 k 个簇，使簇内具有较高的相似度，而簇间的相似度较低。在本实施例中，k-means 算法的处理过程如下：首先，假设有 n 个交易日，随机地选择 k 个交易日对应的走势因子值为对象，其中， $n > k$ ，且 n, k 均为正整数；每个对象初始地代表了一个簇的平均值或中心；对剩余的每个对象，根据其与各簇中心的距离，将它赋给最近的簇；然后重新计算每个簇的平均值。这个过程不断重复，直到准则函数收敛。通常，准则函数采用平方误差准则，其定义如下：

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in G_i} |p - m_i|^2$$

其中， E 是 n 个交易日对应的走势因子值构成的所有对象的平方误差的总

和, p 是空间中需要聚类的点, 在本实施例中, p 是 n 个交易日的走势因子, m_i 是簇 C_i 的平均值。该目标函数使生成的簇尽可能紧凑独立, 使用的距离度量是欧几里得距离, 当然也可以用其他距离度量。 k -means 聚类算法的算法流程如下: 输入包含 n 个对象的数据库和簇的数目 k , 在本实施例中, 将 n 个交易日对应的走势因子值作为上述 n 个对象, 预设的 k 类走势类别作为簇的数目; 输出 k 个簇, 使平方误差准则最小。在本实施例中, 具体包括: 任意选择 k 个交易日的走势因子值作为初始的簇中心; 根据簇中对象的平均值, 将每个对象(重新)赋予最类似的簇; 更新簇的平均值, 即计算每个簇中对象的平均值; 直到计算结果不再发生变化, 则聚类结束。

进一步地, 常见的走势类别可在不同 K 线形态中形象地表示, 例如常见的 K 线形态有“V”字型、反转十字型、“W”型、低位档五阳线、圆弧底型、上升中途跳高弓形线、上升中途跳高剑形线、跳空攀援线等等, 而走势因子值对应为各种 K 线形态中的一个点。

A40、根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别, 确定择时交易策略。

具体地, 在本实施例的一种实施方式中, 以沪深 300 为例, 假设将一年内各交易日对应的走势因子值进行聚类分析, 得到各交易日的走势因子值对应的 k 类市场走势类别。分别分析各交易日在各自对应的 K 线形态中对应的位置点, 进一步确定对应的位置点后续的 K 线变化形态, 具体地, 获取历史时间段内(本实施例中, 假设分析周期为 1 年)分别出现类似 K 线形态的市场走势类别, 例如, 统计分析一周内沪深 300 的走势形态, 假设该一周内的各交易日对应的走势因子值对应的走势类别中有“w”底的 K 线变化形态, 且历史上在一周内出现“w”底的 K 线变化形态后, 在后续预设时间内, 假设一周内, 对应的 K 线变化形态更可能接近于另一确定的走势类别, 假设为上升中途跳高弓形线, 则确定根据上升中途跳高弓形线来确定未来一周的择时交易策略。

由上述事实实施例可知, 本申请提出的电子装置, 首先通过获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预设类型指标因子; 然后

根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的预设类型指标因子进行分析，以输出各交易日对应的走势因子值；再根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析，以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别；最后根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别，确定择时交易策略。提高了股票择时交易的效率及准确性。

进一步需要说明的是，本申请的基于机器学习的股票择时程序依据其各部分所实现的功能不同，可用具有相同功能的程序模块进行描述。请参阅图 2 所示，是本申请电子装置一实施例中基于机器学习的股票择时程序的程序模块示意图。本实施例中，基于机器学习的股票择时程序依据其各部分所实现的功能的不同，可以被分割成获取模块 201、分析模块 202、聚类模块 203、以及确定模块 204。由上面的描述可知，本申请所称的程序模块是指能够完成特定功能的一系列计算机程序指令段，比程序更适合于描述基于机器学习的股票择时程序在电子装置 10 中的执行过程。所述模块 201-204 所实现的功能或操作步骤均与上文类似，此处不再详述，示例性地，例如其中：

获取模块 201 用于获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预设类型指标因子；

分析模块 202 用于根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的预设类型指标因子进行分析，以输出各交易日对应的走势因子值；

聚类模块 203 用于根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析，以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别；

确定模块 204 用于根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别，确定择时交易策略。

此外，本申请还提出一种基于机器学习的股票择时方法，请参阅图 3 所示，所述基于机器学习的股票择时方法包括如下步骤：

S100、获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预设类型指标因子；

具体地，预先确定的股票市场指数指的是具有流动性强、规模大、能够

代表股票的股价综合变动，且能够为投资者提供权威的投资方向的股票市场参考数据，例如上证 50、沪深 300、或者中证 500 等的常用参考数据。其中，上证 50 对应的是沪市的 50 只大盘股，沪深 300 对应的是两市市值 30 名以外的 300 只蓝筹股，其中只有极少部分与上证 50 重合，如浦发、联通等，中证 5 500 对应的是两市市值适中的 500 只个股，有许多与沪深 300 重合。具体地，预设类型指标因子为影响预先确定的股票市场指数的宏观指标，例如，在本实施例 10 中，以沪深 300 为例，对应的预设类型指标因子包括，但不仅限于，中债国债到期收益率-中债企业债到期收益率、风险溢价、股息率、SlowD、MACD Histogram、Bollinger Bands、MA of RSI(14) [M=22]、4-period MA of 4-week MA of modified OBV- (MA4*4)、CR 指标、大小盘换手率比值、RSRS 指标、沪深 300 溢价率、沪深 300 主动买入额等 13 维指标。

其中，中债企业债到期收益率 (AAA) 10 年-中债国债 10 年期，可以从大致趋势上来看当利差上升阶段，大盘也开始上行，小盘下行。反之当利差下降时指标大盘下行，小盘上行。从图上来看利差近期出现下降拐点，预示 15 大盘开始下行，小盘风格占优。

风险溢价与股息率呈现反相关性，当股市的收益率高于债市时，资金将从债市流向股市；反之，当股指收益率低于债市时，资金将从股市流向债市。
(平稳通道为 average 加减 1std)

股息率，沪深 300 股息率与沪深 300 收盘价呈负相关性。(平稳通道为 20 average 加减 1std)

SlowD，当 slowD<10 超卖信号出现，做多指数；当 slowD>10 超卖信号消失，做空指数。

MACD Histogram 当 MACD Histogram 由负转正，做多信号出现，MACD 由正转负，做空信号出现；

25 Bollinger Bands，当股价<下轨线 BN，买入信号出现。

MA of RSI(14) [M=22]，当 22-day MA of RSI(14) < 40 时，买入信号出现，投资期限为 22 个交易日。

4-period MA of 4-week MA of modified OBV- ($MA4*4$), 当股价走势和 $MA4*4$ 一致时, 买入信号出现, 背离时, 卖出信号出现。

CR 指标, $CR < 260$, 能量较低, 加仓信号出现。

大小盘换手率比值

- 5 当换手率 ≤ 0.1 , 且振幅 $\leq -10\%$, 市场从小盘转为大盘风格; 当换手率 ≥ 0.3 , 且振幅 $\geq 10\%$, 市场从大盘转为小盘。

RSRS 指标, 当 $zscore > 0.7$ 且当日 $MA(20)$ 收盘价 $>$ 过去三日 $MA(20)$ 收盘价的时候, 买入信号; 当 $zscore < -0.7$ 且当日 $MA(20)$ 收盘价 $<$ 过去三日 $MA(20)$ 收盘价的时候, 卖出信号

- 10 沪深 300 溢价率, 溢价率 > 0 , 市场乐观; 溢价率 < 0 , 市场悲观; 历史上, 溢价率触及 5 时, 为卖出信号; 溢价率触及 -1 时, 为买入信号。

沪深 300 主动买入额, 溢价率 > 0 , 市场乐观; 溢价率 < 0 , 市场悲观; 历史上, 溢价率触及 5 时, 为卖出信号; 溢价率触及 -1 时, 为买入信号。

- 通常, 根据预设时间段内包含的交易日数目不同, 预设时间段可分为超
15 短期, 短期, 中期, 长期, 以及超长期等, 例如在本实施例, 预定义超短期包含的交易日数目小于等于 5, 短期包含的交易日数目大于 5, 且小于等于 10, 中期包含的交易日数目大于 10, 且小于等于 15, 长期包含的交易日数目大于 15 日, 且小于一年, 超长期包含的交易日数目大于一年等。一般而言, 在实际应用中, 超短期和短期时间段内的时间序列数据具有较好的拟合效果,
20 但是包含的信息较少, 可用于超短线择时参考; 中长期时间序列的数据包含的信息较多, 但是时序间数据的依赖关系没有短期明显, 导致拟合效果没有超短期和短期好, 所以通常通过超长期数据刻画宏观经济形势与经济走势, 并结合中长期数据, 用于中长线择时参考。

- S200、根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的
25 预设类型指标因子进行分析, 以输出各交易日对应的走势因子值;

具体地, 预先训练完成的择时策略模型为采用机器学习的思路, 将预设时间段内各交易日的预设类型指标因子作为机器学习模型的输入, 通过机器

学习预测输出各交易日对应的走势因子值。

优选地，在本实施例中，预先训练完成的择时策略模型为循环神经网络（RNN），通过循环神经网络作为机器学习算法。具体地，循环神经网络包括输入层、隐藏层（状态学习层）、以及输出层；在本实施例中，输出层用于输出预设时间段内的相对收益率，具体地，相对收益率为与预设时间段内股票市场的总收益相关的收益率；在本实施例中，相对收益率用来训练机器学习模型的反向更新梯度，而将隐藏层输出的各交易日对应的不同因子值作为择时策略模型输出的各交易日对应的走势因子值。

需要说明的是，循环神经网络（RNN）的隐藏层节点之间存在互连的作用，为整个机器学习模型的关键层。通常输入层输入的特征通过隐藏层训练学习变换之后，到达输出层。而在隐藏层包含多层神经元，可以看成是一个在时间上传递的神经网络，它的深度是时间的长度，通常随着深度的加深，“梯度消失”的现象就会出现，这是由于在时间 t 时刻，它产生的梯度在时间轴上向历史传播几层之后就消失了，因此，在训练的过程中，需要借助输出层输出的数据训练机器学习模型的反向更新梯度，而隐藏层的神经网络对应将输入层输入的各个交易日的预设类型指标进行训练学习之后，得到各个交易日对应的因子数值，并将各个因子数值在对应的节点输出。

通过上述分析可知，本方案所使用的择时策略模型并不用于收益率的预测，在思想上更加接近于一个生成模型。本方案所涉及的择时策略模型的输出，是对应于每个交易日的隐藏层数值的分类，相当于对每一个交易日而言，生成一个标签。

S300、根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析，以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别；

具体地，预先确定的聚类算法为 k-means 聚类算法，k-means 聚类算法是划分方法中较经典的聚类算法之一。由于该算法的效率 high，所以在对大规模数据进行聚类时被广泛应用。目前，许多算法均围绕着该算法进行扩展和改进。

k-means 算法以 k 为参数, 把 n 个对象分成 k 个簇, 使簇内具有较高的相似度, 而簇间的相似度较低。在本实施例中, k-means 算法的处理过程如下: 首先, 假设有 n 个交易日, 随机地选择 k 个交易日对应的走势因子值为对象, 其中, $n > k$, 且 n, k 均为正整数; 每个对象初始地代表了一个簇的平均值或中心; 对剩余的每个对象, 根据其与各簇中心的距离, 将它赋给最近的簇; 然后重新计算每个簇的平均值。这个过程不断重复, 直到准则函数收敛。通常, 准则函数采用平方误差准则, 其定义如下:

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} |p - m_i|^2$$

其中, E 是 n 个交易日对应的走势因子值构成的所有对象的平方误差的总和, p 是空间中的点, m_i 是簇 C_i 的平均值。该目标函数使生成的簇尽可能紧凑独立, 使用的距离度量是欧几里得距离, 当然也可以用其他距离度量。k-means 聚类算法的算法流程如下: 输入包含 n 个对象的数据库和簇的数目 k, 在本实施例中, 将 n 个交易日对应的走势因子值作为上述 n 个对象, 预设的 k 类走势类别作为簇的数目; 输出 k 个簇, 使平方误差准则最小。在本实施例中, 具体包括: 任意选择 k 个交易日的走势因子值作为初始的簇中心; 根据簇中对象的平均值, 将每个对象(重新)赋予最类似的簇; 更新簇的平均值, 即计算每个簇中对象的平均值; 直到计算结果不再发生变化, 则聚类结束。

进一步地, 常见的走势类别可在不同 K 线形态中形象地表示, 例如常见的 K 线形态有“V”字型、反转十字型、“W”型、低位档五阳线、圆弧底型、上升中途跳高弓形线、上升中途跳高剑形线、跳空攀援线等等, 而走势因子值对应为各种 K 线形态中的一个点。

S400、根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别, 确定择时交易策略。

具体地, 在本实施例的一种实施方式中, 以沪深 300 为例, 假设将一年内各交易日对应的走势因子值进行聚类分析, 得到各交易日的走势因子值对应的 k 类市场走势类别。分别分析各交易日在各自对应的 K 线形态中对应的

位置点，进一步确定对应的位置点后续的 K 线变化形态，具体地，获取历史时间段内（本实施例中，假设分析周期为 1 年）分别出现类似 K 线形态的市场走势类别，例如，统计分析一周内沪深 300 的走势形态，假设该一周内的各交易日对应的走势因子值对应的走势类别中有“w”底的 K 线变化形态，且历史上在一周内出现“w”底的 K 线变化形态后，在后续预设时间内，假设一周内，对应的 K 线变化形态更可能接近于另一确定的走势类别，假设为上升中途跳高弓形线，则确定根据上升中途跳高弓形线来确定未来一周的择时交易策略。

由上述事实实施例可知，本申请提出的基于机器学习的股票择时方法，首先通过获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预设类型指标因子；然后根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的预设类型指标因子进行分析，以输出各交易日对应的走势因子值；再根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析，以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别；最后根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别，确定择时交易策略。提高了股票择时交易的效率及准确性。

此外，本申请还提出一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质上存储有基于机器学习的股票择时程序，所述基于机器学习的股票择时程序被处理器执行时实现如下操作：

获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预设类型指标因子；

根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的预设类型指标因子进行分析，以输出各交易日对应的走势因子值；

根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析，以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别；

根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别，确定择时交易策略。

本申请计算机可读存储介质具体实施方式与上述电子装置以及基于机器学习的股票方法各实施例基本相同，在此不作累述。

上述本申请实施例序号仅仅为了描述，不代表实施例的优劣。

通过以上的实施方式的描述，本领域的技术人员可以清楚地了解到上述实施例方法可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现，当然也可以通过硬件，但很多情况下前者是更佳的实施方式。基于这样的理解，本申请的
5 技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个存储介质（如ROM/RAM、磁碟、光盘）中，包括若干指令用以使得一台终端设备（可以是手机，计算机，服务器，空调器，或者网络设备等）执行本申请各个实施例所述的方法。

以上仅为本申请的优选实施例，并非因此限制本申请的专利范围，凡是
10 利用本申请说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换，或直接或间接运用在其他相关的技术领域，均同理包括在本申请的专利保护范围内。

权利要求书

1. 一种电子装置，其特征在于，所述电子装置包括存储器、及与所述存储器连接的处理器，所述处理器用于执行所述存储器上存储的基于机器学习的股票择时程序，所述基于机器学习的股票择时程序被所述处理器执行时实现如下步骤：

A10、获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预设类型指标因子；

A20、根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的预设类型指标因子进行分析，以输出各交易日对应的走势因子值；

10 A30、根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析，以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别；

A40、根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别，确定择时交易策略。

2. 如权利要求 1 所述的电子装置，其特征在于，所述预先训练完成的择时策略分析模型为循环神经网络模型；

所述循环神经网络包括输入层、隐藏层、以及输出层；所述输入层用于输入预设时间段内各交易日对应的预设类型指标因子；所述输出层用于输出预设时间段内的相对收益率；所述隐藏层包含多层神经元，且各神经元的各个节点之间存在互连的作用，用于将所述输入层输入的预设类型指标因子通过神经元训练学习变换之后，生成各交易日对应的走势因子值。

3. 如权利要求 2 所述的电子装置，其特征在于，所述预先确定的聚类算法为 k-means 聚类算法；所述步骤 A30 包括如下步骤：

E1、分别假设 n 个对象以及簇的数目，所述 n 个对象为获取的各个交易日对应的走势因子值，所述簇的数目为预定义的 k 类走势类别，其中 $n \geq k$ ，且均为正整数；

F1、从所述 n 个对象中任意选取 k 个对象分别作为预定义的初始簇， k 个对象分别为预定义的初始簇的平均值；

G1、分别计算所述 n 个对象与各个初始簇的平均值之间的欧几里得距离，并根据计算结果，将所述 n 个对象分别赋予对应欧几里得距离最小的簇；

H1、重新计算各个簇的平均值，并重复执行上述步骤 G1，直至预定义的准则函数收敛，则聚类结束。

- 5 4. 如权利要求 3 所述的电子装置，其特征在于，所述预定义的准则函数为平方误差准则函数，所述平方误差准则函数为：

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} |p - m_i|^2$$

其中，E 是 n 个交易日对应的走势因子值构成的所有对象的平方误差的总和，p 是 n 个交易日的走势因子，mi 是簇 Ci 的平均值。

- 10 5. 如权利要求 1 所述的电子装置，其特征在于，所述走势因子值对应为不同 K 线形态中的点，所述走势因子值对应的走势类别包括不同的 K 线形态。

6. 如权利要求 2 所述的电子装置，其特征在于，所述走势因子值对应为不同 K 线形态中的点，所述走势因子值对应的走势类别包括不同的 K 线形态。

- 15 7. 如权利要求 3 所述的电子装置，其特征在于，所述走势因子值对应为不同 K 线形态中的点，所述走势因子值对应的走势类别包括不同的 K 线形态。

8. 如权利要求 4 所述的电子装置，其特征在于，所述走势因子值对应为不同 K 线形态中的点，所述走势因子值对应的走势类别包括不同的 K 线形态。

9. 一种基于机器学习的股票择时方法，其特征在于，所述方法包括如下步骤：

- 20 S100、获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预设类型指标因子；

S200、根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的预设类型指标因子进行分析，以输出各交易日对应的走势因子值；

- 25 S300、根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析，以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别；

S400、根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别，确定择时交

易策略。

10. 如权利要求 9 所述的基于机器学习的股票择时方法，其特征在于，所述预先训练完成的择时策略分析模型为循环神经网络模型；

所述循环神经网络包括输入层、隐藏层、以及输出层；所述输入层用于
5 输入预设时间段内各交易日对应的预设类型指标因子；所述输出层用于输出预设时间段内的相对收益率；所述隐藏层包含多层神经元，且各神经元的各个节点之间存在互连的作用，用于将所述输入层输入的预设类型指标因子通过神经元训练学习变换之后，生成各交易日对应的走势因子值。

11. 如权利要求 10 所述的基于机器学习的股票择时方法，其特征在于，
10 所述预先确定的聚类算法为 k-means 聚类算法；所述步骤 S300 包括如下步骤：

E2、分别假设 n 个对象以及簇的数目，所述 n 个对象为获取的各个交易日对应的走势因子值，所述簇的数目为预定义的 k 类走势类别，其中 $n \geq k$ ，且均为正整数；

F2、从所述 n 个对象中任意选取 k 个对象分别作为预定义的初始簇，k
15 个对象分别为预定义的初始簇的平均值；

G2、分别计算所述 n 个对象与各个初始簇的平均值之间的欧几里得距离，并根据计算结果，将所述 n 个对象分别赋予对应欧几里得距离最小的簇；

H2、重新计算各个簇的平均值，并重复执行上述步骤 G2，直至预定义的准则函数收敛，则聚类结束。

20 12. 如权利要求 11 所述的基于机器学习的股票择时方法，其特征在于，所述预定义的准则函数为平方误差准则函数，所述平方误差准则函数为：

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} |p - m_i|^2$$

其中，E 是 n 个交易日对应的走势因子值构成的所有对象的平方误差的总和，p 是 n 个交易日的走势因子， m_i 是簇 C_i 的平均值。

25 13. 如权利要求 9 所述的基于机器学习的股票择时方法，其特征在于，所述走势因子值对应为不同 K 线形态中的点，所述走势因子值对应的走势类别

包括不同的 K 线形态。

14. 如权利要求 10 所述的基于机器学习的股票择时方法，其特征在于，所述走势因子值对应为不同 K 线形态中的点，所述走势因子值对应的走势类别包括不同的 K 线形态。

5 15. 如权利要求 11 所述的基于机器学习的股票择时方法，其特征在于，所述走势因子值对应为不同 K 线形态中的点，所述走势因子值对应的走势类别包括不同的 K 线形态。

16. 如权利要求 12 所述的基于机器学习的股票择时方法，其特征在于，所述走势因子值对应为不同 K 线形态中的点，所述走势因子值对应的走势类别包括不同的 K 线形态。

17. 一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有基于机器学习的股票择时程序，所述基于机器学习的股票择时程序可被至少一个处理器执行，以使所述至少一个处理器执行如下步骤：

15 获取预先确定的股票市场指数在预设时间段内的各交易日对应的预设类型指标因子；

根据预先训练完成的择时策略分析模型分别对获取的各交易日的预设类型指标因子进行分析，以输出各交易日对应的走势因子值；

根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析，以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别；

20 根据得到的各交易日的走势因子值对应的走势类别，确定择时交易策略。

18. 如权利要求 17 所述的存储介质，其特征在于，所述预先训练完成的择时策略分析模型为循环神经网络模型；所述循环神经网络包括输入层、隐藏层、以及输出层；所述输入层用于输入预设时间段内各交易日对应的预设类型指标因子；所述输出层用于输出预设时间段内的相对收益率；所述隐藏层包含多层神经元，且各神经元的各个节点之间存在互连的作用，用于将所述输入层输入的预设类型指标因子通过神经元训练学习变换之后，生成各交易日对应的走势因子值。

19. 如权利要求 2 所述的电子装置, 其特征在于, 所述预先确定的聚类算法为 k-means 聚类算法; 所述根据预先确定的聚类算法对各交易日对应的走势因子值进行聚类分析, 以得到各交易日的走势因子值对应的走势类别的步骤包括:

5 E1、分别假设 n 个对象以及簇的数目, 所述 n 个对象为获取的各个交易日对应的走势因子值, 所述簇的数目为预定义的 k 类走势类别, 其中 $n \geq k$, 且均为正整数;

F1、从所述 n 个对象中任意选取 k 个对象分别作为预定义的初始簇, k 个对象分别为预定义的初始簇的平均值;

10 G1、分别计算所述 n 个对象与各个初始簇的平均值之间的欧几里得距离, 并根据计算结果, 将所述 n 个对象分别赋予对应欧几里得距离最小的簇;

H1、重新计算各个簇的平均值, 并重复执行上述步骤 G1, 直至预定义的准则函数收敛, 则聚类结束。

20. 如权利要求 19 所述的存储介质, 其特征在于, 所述预定义的准则函数为平方误差准则函数, 所述平方误差准则函数为:

$$E = \sum_{i=1}^n \sum_{p \in C_i} |p - m_i|^2$$

其中, E 是 n 个交易日对应的走势因子值构成的所有对象的平方误差的总和, p 是 n 个交易日的走势因子, m_i 是簇 C_i 的平均值。

20

25

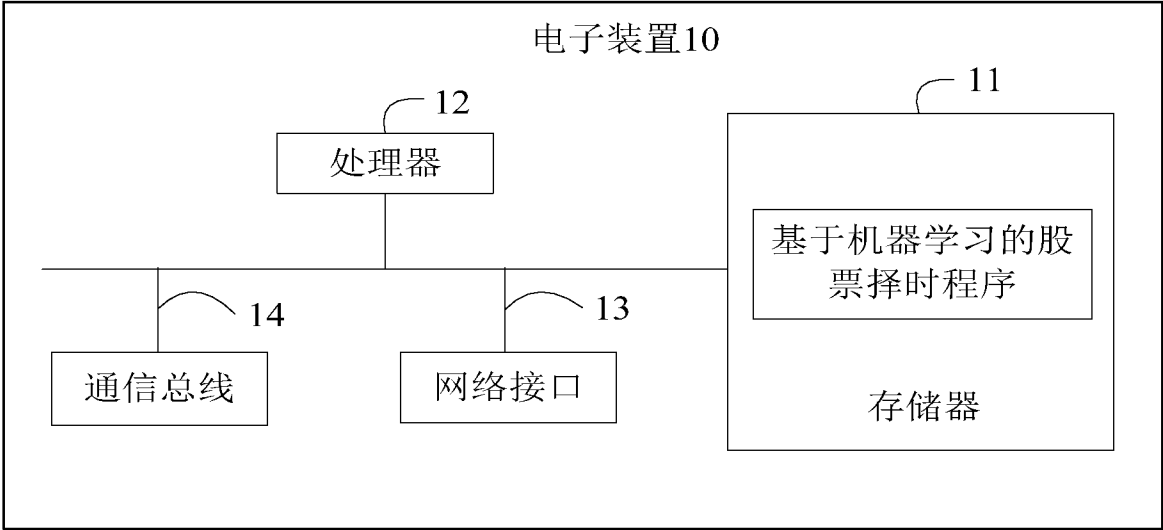


图 1



图 2

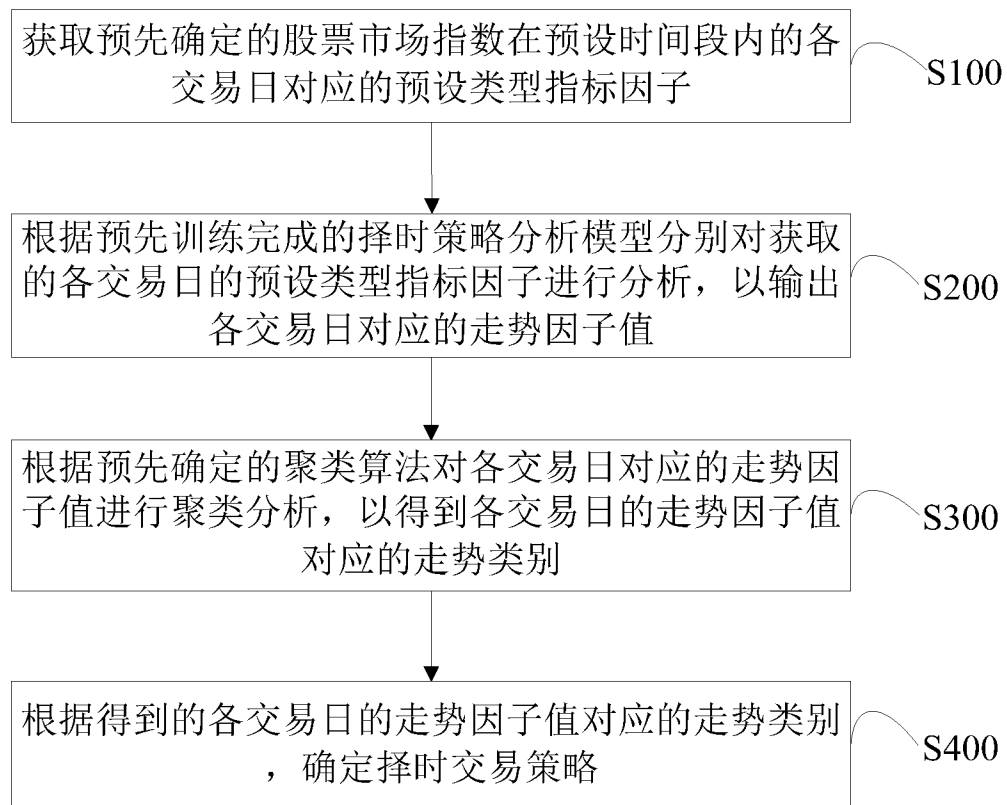


图 3

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2018/102224

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06Q 40/04(2012.01)i; G06N 3/08(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)

G06Q; G06N

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)

CNTXT; CNABS; DWPI; VEN, CNKI: 人工智能, 机器学习, 循环神经网络, 递归神经网络, 股票, 债券, 证券, 聚类, AI, RNN, k-means, cluster, stock, fund, machine learning

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	王国瑞 (WANG, Guorui). "基于循环神经网络的时序数据聚类算法及其并行化 (Time Series Data Clustering Algorithm Based on Recurrent Neural Network and Its Parallelization)" 中国优秀硕士学位论文全文数据库信息科技辑 (<i>Electronic Technology & Information Science, China Master'S Theses Full-Text Database</i>), No. no. 2, 15 February 2018 (2018-02-15), ISSN: 1674-0246, sections 1.3 and 1.4, and chapter 3	1-20
Y	CN 107832897 A (ZHEJIANG UNIVERSITY OF TECHNOLOGY) 23 March 2018 (2018-03-23) description, paragraphs 47-77	1-20
A	CN 107844865 A (TIANJIN UNIVERSITY OF SCIENCE & TECHNOLOGY) 27 March 2018 (2018-03-27) entire document	1-20
A	CN 106952161 A (HONG, ZHILING) 14 July 2017 (2017-07-14) 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 December 2018

Date of mailing of the international search report

25 January 2019

Name and mailing address of the ISA/CN

State Intellectual Property Office of the P. R. China
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/CN2018/102224

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	107832897	A	23 March 2018	None	
CN	107844865	A	27 March 2018	None	
CN	106952161	A	14 July 2017	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2018/102224

A. 主题的分类 G06Q 40/04(2012.01)i; G06N 3/08(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) G06Q; G06N 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)) CNTXT;CNABS;DWPI;VEN, CNKI:人工智能, 机器学习, 循环神经网络, 递归神经网络, 股票, 债券, 证券, 聚类, AI, RNN, k-means, cluster, stock, fund, machine learning																	
C. 相关文件 <table border="1"> <thead> <tr> <th>类 型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Y</td> <td>王国瑞. "基于循环神经网络的时序数据聚类算法及其并行化" 中国优秀硕士学位论文全文数据库信息科技辑, 第2期, 2018年 2月 15日 (2018 - 02 - 15), ISSN: 1674-0246, 第1.3节, 第1.4节, 第3章</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>CN 107832897 A (浙江工业大学) 2018年 3月 23日 (2018 - 03 - 23) 说明书第47-77段</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 107844865 A (天津科技大学) 2018年 3月 27日 (2018 - 03 - 27) 全文</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 106952161 A (洪志令) 2017年 7月 14日 (2017 - 07 - 14) 全文</td> <td>1-20</td> </tr> </tbody> </table>			类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	Y	王国瑞. "基于循环神经网络的时序数据聚类算法及其并行化" 中国优秀硕士学位论文全文数据库信息科技辑, 第2期, 2018年 2月 15日 (2018 - 02 - 15), ISSN: 1674-0246, 第1.3节, 第1.4节, 第3章	1-20	Y	CN 107832897 A (浙江工业大学) 2018年 3月 23日 (2018 - 03 - 23) 说明书第47-77段	1-20	A	CN 107844865 A (天津科技大学) 2018年 3月 27日 (2018 - 03 - 27) 全文	1-20	A	CN 106952161 A (洪志令) 2017年 7月 14日 (2017 - 07 - 14) 全文	1-20
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求															
Y	王国瑞. "基于循环神经网络的时序数据聚类算法及其并行化" 中国优秀硕士学位论文全文数据库信息科技辑, 第2期, 2018年 2月 15日 (2018 - 02 - 15), ISSN: 1674-0246, 第1.3节, 第1.4节, 第3章	1-20															
Y	CN 107832897 A (浙江工业大学) 2018年 3月 23日 (2018 - 03 - 23) 说明书第47-77段	1-20															
A	CN 107844865 A (天津科技大学) 2018年 3月 27日 (2018 - 03 - 27) 全文	1-20															
A	CN 106952161 A (洪志令) 2017年 7月 14日 (2017 - 07 - 14) 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 2018年 12月 11日		国际检索报告邮寄日期 2019年 1月 25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 王楠 电话号码 86-(010)-62411771															

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2018/102224

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	107832897	A	2018年 3月 23日	无	
CN	107844865	A	2018年 3月 27日	无	
CN	106952161	A	2017年 7月 14日	无	