



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116029832 A

(43) 申请公布日 2023. 04. 28

(21) 申请号 202211693912.2

G06Q 10/0637 (2023.01)

(22) 申请日 2022.12.28

G06N 3/092 (2023.01)

(71) 申请人 广州市香港科大霍英东研究院

地址 511458 广东省广州市南沙区南沙资
讯科技园科技楼

(72) 发明人 丁焯 陈海天 廖清

(74) 专利代理机构 广州三环专利商标代理有限
公司 44202

专利代理师 姚心怡

(51) Int. Cl.

G06Q 40/06 (2012.01)

G06N 3/08 (2023.01)

G06Q 40/04 (2012.01)

G06Q 30/0202 (2023.01)

G06Q 10/0639 (2023.01)

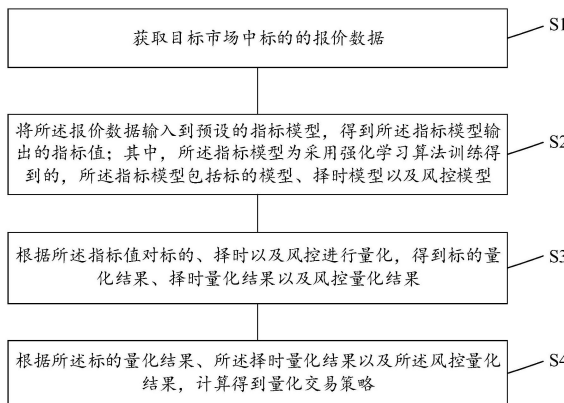
权利要求书2页 说明书9页 附图2页

(54) 发明名称

基于深度学习的量化交易策略预测方法、装置及存储介质

(57) 摘要

本发明公开了一种基于深度学习的量化交易策略预测方法、装置及存储介质,所述方法包括:获取目标市场中标的的报价数据;将所述报价数据输入到预设的指标模型,得到所述指标模型输出的指标值;其中,所述指标模型为采用强化学习算法训练得到的,所述指标模型包括标的模型、择时模型以及风控模型;根据所述指标值对标的、择时以及风控进行量化,得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果;根据所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果,计算得到量化交易策略。本发明通过对量化交易流程进行拆解,使得量化交易的指标生成和决策过程更容易以并行模式训练和运行,有效缩短指标生成时间以及策略决策时间。



1. 一种基于深度学习的量化交易策略预测方法,其特征在于,包括:
获取目标市场中标的的报价数据;
将所述报价数据输入到预设的指标模型,得到所述指标模型输出的指标值;其中,所述指标模型为采用强化学习算法训练得到的,所述指标模型包括标的模型、择时模型以及风控模型;
根据所述指标值对标的、择时以及风控进行量化,得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果;
根据所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果,计算得到量化交易策略。
2. 如权利要求1所述的基于深度学习的量化交易策略预测方法,其特征在于,所述报价数据包括开盘价、最高价、最低价、收盘价、订单簿以及成交信息;其中,所述成交信息包括成交价格、成交量、成交时间以及订单类型。
3. 如权利要求2所述的基于深度学习的量化交易策略预测方法,其特征在于,所述指标模型的训练方法包括:
获取目标市场中标的的历史报价数据;
基于时空机器强化学习算法构建标的模型、择时模型以及风控模型;
将所述历史报价数据输入到所述标的模型、所述择时模型以及所述风控模型进行训练;
通过每一模型的反馈函数对当前状态进行反馈,直至达到每一反馈函数的最优解,输出训练好的指标模型。
4. 如权利要求3所述的基于深度学习的量化交易策略预测方法,其特征在于,所述标的模型的反馈函数为阶段性收益率或阶段性夏普比率;
所述择时模型的反馈函数为最终阶段性收益率或胜率;
所述风控模型的反馈函数为阶段性夏普比率或持仓风险收益比。
5. 如权利要求4所述的基于深度学习的量化交易策略预测方法,其特征在于,所述根据所述指标值对标的、择时以及风控进行量化,得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果,具体包括:
针对不同的交易标的,采用无监督学习算法根据所述指标值遴选出目标交易标的,得到标的量化结果;
针对多个目标交易标的,采用无监督学习算法根据所述指标值确定当前时间下的交易状态、交易方向以及交易量,得到择时量化结果;
针对当前的账户信息,根据所述择时量化结果通过成交风险函数确定交易信息,得到风控量化结果。
6. 如权利要求5所述的基于深度学习的量化交易策略预测方法,其特征在于,所述成交风险函数通过基于规则的算法根据所述账户信息和所述择时量化结果生成。
7. 如权利要求6所述的基于深度学习的量化交易策略预测方法,其特征在于,所述根据所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果,计算得到量化交易策略,具体包括:
计算所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果的交集,根据所述

交集得到量化交易策略。

8. 一种基于深度学习的量化交易策略预测装置,其特征在于,包括:

获取模块,用于获取目标市场中标的的报价数据;

训练模块,用于将所述报价数据输入到预设的指标模型,得到所述指标模型输出的指标值;其中,所述指标模型为采用强化学习算法训练得到的,所述指标模型包括标的模型、择时模型以及风控模型;

量化模块,用于根据所述指标值对标的、择时以及风控进行量化,得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果;

计算模块,用于根据所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果,计算得到量化交易策略。

9. 一种基于深度学习的量化交易策略预测装置,其特征在于,包括处理器和存储器,所述存储器中存储有计算机程序,且所述计算机程序被配置为由所述处理器执行,所述处理器执行所述计算机程序时实现如权利要求1至7中任意一项所述的基于深度学习的量化交易策略预测方法。

10. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质存储有计算机程序,其中,所述计算机可读存储介质所在设备执行所述计算机程序时,实现如权利要求1至7中任意一项所述的基于深度学习的量化交易策略预测方法。

基于深度学习的量化交易策略预测方法、装置及存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及量化交易技术领域,尤其涉及一种基于深度学习的量化交易策略预测方法、装置及存储介质。

背景技术

[0002] 量化研究(Quantitative Research)又称定量研究,指的是采用统计学、数学、计算机科学等方法对可观测的现象进行系统性的经验考察。区别于定性研究(Qualitative Research),定量研究更加依赖调查得到的数据,更多地运用统计、建模等方法进行研究。而定性研究更侧重于对意义的理解,更加依赖于历史事实和经验材料,更多地运用逻辑推理、历史比较的方法。将量化研究应用在金融领域,就产生了量化交易。量化交易是指使用数学模型代替人的主观判断,利用统计学、数学以及计算机科学等方法对海量的历史数据进行分析然后进行金融交易。近年来,时空机器学习方法在计算能力、数据生成和管理以及统计方法方面又许多新的突破,基于时空机器学习的量化交易方法逐步兴起。其中具有代表性的量化交易框架包括微软亚洲研究院发布的开源量化交易框架Qlib和哥伦比亚大学发布的开源量化交易框架FinRL。

[0003] 但是现有的量化交易框架中时空模型的训练难度大,训练过程漫长。并且,训练好的模型由于过于复杂,在实际使用中的决策过程较慢。如果一个策略使用了多个模型指标,决策过程会十分缓慢,甚至可能超过决策周期最大允许的范围,导致策略无法真正施行。

发明内容

[0004] 本发明所要解决的技术问题在于,提供一种基于深度学习的量化交易策略预测方法、装置及存储介质,通过对量化交易流程进行拆解,使得量化交易的指标生成和决策过程更容易以并行模式训练和运行,有效缩短指标生成时间以及策略决策时间。

[0005] 为了实现上述目的,本发明实施例提供了一种基于深度学习的量化交易策略预测方法,包括:

[0006] 获取目标市场中标的的报价数据;

[0007] 将所述报价数据输入到预设的指标模型,得到所述指标模型输出的指标值;其中,所述指标模型为采用强化学习算法训练得到的,所述指标模型包括标的模型、择时模型以及风控模型;

[0008] 根据所述指标值对标的、择时以及风控进行量化,得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果;

[0009] 根据所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果,计算得到量化交易策略。

[0010] 作为上述方案的改进,所述报价数据包括开盘价、最高价、最低价、收盘价、订单簿以及成交信息;其中,所述成交信息包括成交价格、成交量、成交时间以及订单类型。

[0011] 作为上述方案的改进,所述指标模型的训练方法包括:

- [0012] 获取目标市场中标的的历史报价数据；
- [0013] 基于时空机器强化学习算法构建标的模型、择时模型以及风控模型；
- [0014] 将所述历史报价数据输入到所述标的模型、所述择时模型以及所述风控模型进行训练；
- [0015] 通过每一模型的反馈函数对当前状态进行反馈，直至达到每一反馈函数的最优解，输出训练好的指标模型。
- [0016] 作为上述方案的改进，所述标的模型的反馈函数为阶段性收益率或阶段性夏普比率；
- [0017] 所述择时模型的反馈函数为最终阶段性收益率或胜率；
- [0018] 所述风控模型的反馈函数为阶段性夏普比率或持仓风险收益比。
- [0019] 作为上述方案的改进，所述根据所述指标值对标的、择时以及风控进行量化，得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果，具体包括：
- [0020] 针对不同的交易标的，采用无监督学习算法根据所述指标值遴选出目标交易标的，得到标的量化结果；
- [0021] 针对多个目标交易标的，采用无监督学习算法根据所述指标值确定当前时间下的交易状态、交易方向以及交易量，得到择时量化结果；
- [0022] 针对当前的账户信息，根据所述择时量化结果通过成交风险函数确定交易信息，得到风控量化结果。
- [0023] 作为上述方案的改进，所述成交风险函数通过基于规则的算法根据所述账户信息和所述择时量化结果生成。
- [0024] 作为上述方案的改进，所述根据所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果，计算得到量化交易策略，具体包括：
- [0025] 计算所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果的交集，根据所述交集得到量化交易策略。
- [0026] 本发明实施例还提供了一种基于深度学习的量化交易策略预测装置，包括：
- [0027] 获取模块，用于获取目标市场中标的的报价数据；
- [0028] 训练模块，用于将所述报价数据输入到预设的指标模型，得到所述指标模型输出的指标值；其中，所述指标模型为采用强化学习算法训练得到的，所述指标模型包括标的模型、择时模型以及风控模型；
- [0029] 量化模块，用于根据所述指标值对标的、择时以及风控进行量化，得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果；
- [0030] 计算模块，用于根据所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果，计算得到量化交易策略。
- [0031] 本发明实施例还提供了一种基于深度学习的量化交易策略预测装置，包括处理器、存储器以及存储在所述存储器中且被配置为由所述处理器执行的计算机程序，所述处理器执行所述计算机程序时实现上述任一项所述的基于深度学习的量化交易策略预测方法。
- [0032] 本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质包括存储的计算机程序，其中，在所述计算机程序运行时控制所述计算机可读存储介质所在设

备执行上述任一项所述的基于深度学习的量化交易策略预测方法。

[0033] 相对于现有技术,本发明实施例提供的一种基于深度学习的量化交易策略预测方法、装置及存储介质的有益效果在于:通过获取目标市场中标的的报价数据;将所述报价数据输入到预设的指标模型,得到所述指标模型输出的指标值;其中,所述指标模型为采用强化学习算法训练得到的,所述指标模型包括标的模型、择时模型以及风控模型;根据所述指标值对标的、择时以及风控进行量化,得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果;根据所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果,计算得到量化交易策略。本发明实施例通过对量化交易流程进行拆解,使得量化交易的指标生成和决策过程更容易以并行模式训练和运行,有效缩短指标生成时间以及策略决策时间。

附图说明

[0034] 图1是本发明提供的一种基于深度学习的量化交易策略预测方法的一个优选实施例的流程示意图;

[0035] 图2是本发明提供的一种基于深度学习的量化交易策略预测装置的一个优选实施例的结构示意图;

[0036] 图3是本发明提供的一种基于深度学习的量化交易策略预测装置的另一个优选实施例的结构示意图。

具体实施方式

[0037] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0038] 请参阅图1,图1是本发明提供的一种基于深度学习的量化交易策略预测方法的一个优选实施例的流程示意图。所述基于深度学习的量化交易策略预测方法,包括:

[0039] S1,获取目标市场中标的的报价数据;

[0040] S2,将所述报价数据输入到预设的指标模型,得到所述指标模型输出的指标值;其中,所述指标模型为采用强化学习算法训练得到的,所述指标模型包括标的模型、择时模型以及风控模型;

[0041] S3,根据所述指标值对标的、择时以及风控进行量化,得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果;

[0042] S4,根据所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果,计算得到量化交易策略。

[0043] 需要说明的是,微软亚洲研究院发布的开源量化交易框架Qlib主要包含3个层级:基础架构层,量化投资工作流层和交互层。基础架构层包含数据服务模块,提供了数据存储设计,方便AI模型处理金融数据;训练模块为AI模型提供了各种借口来定义训练流程;管理模块负责管理多种AI模型方便迭代。量化投资工作流层包含信息抽取模块,负责从数据中抽取有效信息;预测模块通过输入抽取的信息,输出未来收益风险等可供参考;投资组合生成模块根据预测得到的信号辅助生成投资组合;订单执行模块负责投资中的最后一部的交

易执行。交互层的分析模块会根据下层的预测信号做出详细分析并呈现给用户。哥伦比亚大学发布的开源量化交易框架FinRL,内含大量基于强化学习制定的交易策略。强化学习通过试错方式进行持续性的交互学习,通过最大累计回报优化学习效果。但是现有的量化交易框架中时空模型的训练难度大,训练过程漫长。交易数据从本质上来说属于时空数据(“每隔一段时间的报价”,其中报价及其衍生指标的值域在本质上属于一种特征“空间”)。而时空数据的特征一般比较庞大,尤其是对于交易数据来说,假设每秒报价一次,一个A股上市公司股票在收盘价这一个特征上3年大约可以产生 $3*250*4*3600=10,800,000$ 个特征维度,这个数量级的特征维度通过机器学习算法训练起来十分费时费力。并且,训练好的模型由于过于复杂,在实际使用中的决策过程较慢。如果一个策略使用了多个模型指标,决策过程会十分缓慢,甚至可能超过决策周期最大允许的范围(例如在分钟线上做决策,则每一分钟需要决策一次,而一次决策的时间可能超过一分钟),导致策略无法真正施行。

[0044] 具体的,本发明实施例提供一种基于深度学习的量化交易策略预测方法,首先获取目标市场中标的的报价数据。其中,目标市场包括股票、期货、外汇、基金、数字货币等。获取到报价数据后将报价数据输入到预设的指标模型,得到该指标模型输出的指标值。本发明实施例中的指标模型为采用强化学习算法训练得到的,指标模型包括标的模型、择时模型以及风控模型。本发明实施例的算法是指针对交易信息的时空数据而设计的时空机器学习算法。算法通过在训练数据上学习来生产模型。在本发明实施例中,算法通常是强化学习算法,即可通过输入更多的数据来不断强化已经训练好的模型,从而让模型表现更优。算法在训练模型的过程中,需要针对“标的”、“择时”和“风控”三个方向设定不同的反馈函数(Reward Function),从而训练出不同的模型。不同方向的模型互不干扰,可以同时训练。然后,根据指标值对标的、择时以及风控进行量化,得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果。最后根据标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果,计算得到量化交易策略,施行该量化交易策略。

[0045] 本发明实施例将强化学习的训练过程按照标的、择时、风控三个部分拆开,分别训练不同的模型,降低模型的训练难度,且模型可以在同一份数据上同时训练,降低总体训练时间,最终训练的结果会形成三种不同类型的指标。将量化策略分解成四个部分:指标、标的、择时、风控,四个部分可以同时运行,互不干扰,从而显著提升策略的并行性能。其中:指标是指从训练好的指标库中选择和加载指标模型;标的是指通过标的类指标做决策;择时是指通过择时类指标做决策;风控是指通过风控类指标做决策。可并行的量化策略可以通过超算并行运行,显著提升决策效率。

[0046] 在另一个优选实施例中,所述报价数据包括开盘价、最高价、最低价、收盘价、订单簿以及成交信息;其中,所述成交信息包括成交价格、成交量、成交时间以及订单类型。

[0047] 具体的,本发明实施例从目标市场中获取标的的报价数据,报价数据包括开盘价Open、最高价High、最低价Low、收盘价Close、订单簿Order Book以及成交信息Match。其中,订单簿(Order Book)是指当前交易所某标的的详细订单情况,通常多单(Long Order)按照价格从高到低排序,空单(Short Order)按照价格从低到高排序。价格通常会按直方图(Histogram)分组统计。成交信息Match是指最近的成交订单详情,包括成交价格、成交量、成交时间以及订单类型。

[0048] 在又一个优选实施例中,所述指标模型的训练方法包括:

- [0049] 获取目标市场中标的的历史报价数据；
- [0050] 基于时空机器强化学习算法构建标的模型、择时模型以及风控模型；
- [0051] 将所述历史报价数据输入到所述标的模型、所述择时模型以及所述风控模型进行训练；
- [0052] 通过每一模型的反馈函数对当前状态进行反馈，直至达到每一反馈函数的最优解，输出训练好的指标模型。
- [0053] 具体的，本发明实施例的算法是指针对交易信息的时空数据而设计的时空机器学习算法。算法通过在训练数据上学习来生产模型。在本发明实施例中，算法通常是强化学习算法，即可通过输入更多的数据来不断强化已经训练好的模型，从而让模型表现更优。算法在训练模型的过程中，需要针对“标的”、“择时”和“风控”三个方向设定不同的反馈函数(Reward Function)，从而训练出不同的模型。由于不同方向的模型的反馈函数不一致且相互无关，因此可以同时训练。一个典型的强化学习算法通常用马尔可夫决策过程(MDP)来描述，通过反馈函数不断对当前状态的反馈，强化训练算法就会通过局部最优的路径不断找到使得反馈函数相对最优的状态，这个状态即为最终的模型。
- [0054] 需要注意的是，由于量化算法处理的均为时序数据，“阶段性”在反馈函数的设计中尤为重要。例如，如果模型服务的目标是短线交易策略，则反馈函数可以设置为“一个月内”的“收益率”；如果模型服务的目标是长线交易策略，则反馈函数可以设置为“一年内”的“收益率”。由于不同的算法是针对三个不同方向来训练模型的，通常来说不同方向的反馈函数也不一致，训练出来的模型在不同方向上的表现也不一致。因此，可能会出现针对“择时”的模型无法对针对“标的”的模型选出来的标的做出任何有效的判断，导致算法卡死无法执行。因此，也可以在训练过程中训练混合模型，将反馈函数设定为不同方向的反馈函数的线性组合。但这样会导致模型训练效率降低，并一定程度上影响不同过程的预测效果。
- [0055] 在又一个优选实施例中，所述标的模型的反馈函数为阶段性收益率或阶段性夏普比率；
- [0056] 所述择时模型的反馈函数为最终阶段性收益率或胜率；
- [0057] 所述风控模型的反馈函数为阶段性夏普比率或持仓风险收益比。
- [0058] 具体的，针对“标的”的算法可以采用“买入并持有(Buy-and-hold)”的阶段性收益率或阶段性夏普比率(Sharpe Ratio)作为反馈函数来训练；针对“择时”的算法可以采用胜率(Win Ratio)或最终阶段性收益率作为反馈函数来训练；针对“风控”的算法可以采用阶段性夏普比率或持仓风险收益比作为反馈函数来训练。
- [0059] 在又一个优选实施例中，所述根据所述指标值对标的、择时以及风控进行量化，得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果，具体包括：
- [0060] 针对不同的交易标的，采用无监督学习算法根据所述指标值遴选出目标交易标的，得到标的量化结果；
- [0061] 针对多个目标交易标的，采用无监督学习算法根据所述指标值确定当前时间下的交易状态、交易方向以及交易量，得到择时量化结果；
- [0062] 针对当前的账户信息，根据所述择时量化结果通过成交风险函数确定交易信息，得到风控量化结果。
- [0063] 具体的，训练好的模型会被存放于指标库中。给定验证(Validation)数据，训练好

的模型会通过计算得出预测值,即指标值。针对不同的交易标的,采用无监督学习算法根据指标值遴选出目标交易标的,得到标的量化结果。算法可以是任何无监督学习算法(如分类(Clustering)或基于规则的(Rule-based)算法等)。算法需要输出若干个遴选后的目标交易标的。针对多个目标交易标的,采用无监督学习算法根据指标值确定当前时间下的交易状态(是否交易)、交易方向(做多或做空)以及交易量,得到择时量化结果。在这个量化过程中,需要基于指标值和目标交易标的的算法来择时交易。算法可以是任何无监督学习算法(如分类(Clustering)或基于规则的(Rule-based)算法等)。算法需要输出拟提交的订单列表,即择时量化结果。针对当前的账户信息(包括持仓标的及其仓位信息、余额信息等),根据择时量化结果即拟提交的订单列表,通过成交风险函数确定交易信息,得到风控量化结果。交易信息包括1)拟提交的订单是否应当取消、以及2)是否需要调整持仓标的(主要是减仓)。在这个量化过程中,需要基于账户信息和拟提交的订单信息的成交风险函数生成算法。算法通常是任何基于规则的(Rule-based)算法。算法需要输出一个成交风险函数。

[0064] 在又一个优选实施例中,所述成交风险函数通过基于规则的算法根据所述账户信息和所述择时量化结果生成。

[0065] 具体的,本发明实施例中成交风险函数通过基于规则的算法根据账户信息和择时量化结果即拟提交的订单信息生成。

[0066] 在又一个优选实施例中,所述根据所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果,计算得到量化交易策略,具体包括:

[0067] 计算所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果的交集,根据所述交集得到量化交易策略。

[0068] 具体的,本发明实施例在得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果之后,计算标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果的交集,根据交集得到量化交易策略,统一向交易系统提交订单。例如,一个典型的决策过程为:1)“标的”过程认为有两支股票后市有上涨趋势;2)“择时”过程要求第一支股票下单做多100单位、第二支股票下单做多200单位;3)“风控”过程生成的成交风险函数认为第一支股票成交后风险较低,不干预;第二支股票成交后,总持仓已超过80%,取消第二支股票的做多订单。在上述决策过程完毕后,第一支股票做多100单位的订单将会被提交给交易系统。

[0069] 在上述的决策过程中,算法生成模型的过程和策略决策的过程互不影响,可以并行计算;算法生成的模型可以同时针对“标的”、“择时”、“风控”的反馈函数来训练,互不影响,可以并行训练;策略决策分为“标的”、“择时”、“风控”三个量化过程,互不影响,可以并行计算。因此,本方法具有较高的并行度,可以通过超算等高并行环境训练模型和运行策略,从而显著提升决策效率。

[0070] 相应地,本发明还提供一种基于深度学习的量化交易策略预测装置,能够实现上述实施例中的基于深度学习的量化交易策略预测方法的所有流程。

[0071] 请参阅图2,图2是本发明提供的一种基于深度学习的量化交易策略预测装置的一个优选实施例的结构示意图。所述基于深度学习的量化交易策略预测装置,包括:

[0072] 获取模块201,用于获取目标市场中标的的报价数据;

[0073] 训练模块202,用于将所述报价数据输入到预设的指标模型,得到所述指标模型输出的指标值;其中,所述指标模型为采用强化学习算法训练得到的,所述指标模型包括标的

模型、择时模型以及风控模型；

[0074] 量化模块203,用于根据所述指标值对标的、择时以及风控进行量化,得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果；

[0075] 计算模块204,用于根据所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果,计算得到量化交易策略。

[0076] 本发明实施例将强化学习的训练过程按照标的、择时、风控三个部分拆开,分别训练不同的模型,降低模型的训练难度,且模型可以在同一份数据上同时训练,降低总体训练时间,最终训练的结果会形成三种不同类型的指标。将量化策略分解成四个部分:指标、标的、择时、风控,四个部分可以同时运行,互不干扰,从而显著提升策略的并行性能。其中:指标是指从训练好的指标库中选择和加载指标模型;标的是指通过标的类指标做决策;择时是指通过择时类指标做决策;风控是指通过风控类指标做决策。可并行的量化策略可以通过超算并行运行,显著提升决策效率。

[0077] 优选地,所述报价数据包括开盘价、最高价、最低价、收盘价、订单簿以及成交信息;其中,所述成交信息包括成交价格、成交量、成交时间以及订单类型。

[0078] 优选地,所述指标模型的训练方法包括:

[0079] 获取目标市场中标的历史报价数据;

[0080] 基于时空机器强化学习算法构建标的模型、择时模型以及风控模型;

[0081] 将所述历史报价数据输入到所述标的模型、所述择时模型以及所述风控模型进行训练;

[0082] 通过每一模型的反馈函数对当前状态进行反馈,直至达到每一反馈函数的最优解,输出训练好的指标模型。

[0083] 优选地,所述标的模型的反馈函数为阶段性收益率或阶段性夏普比率;

[0084] 所述择时模型的反馈函数为最终阶段性收益率或胜率;

[0085] 所述风控模型的反馈函数为阶段性夏普比率或持仓风险收益比。

[0086] 优选地,所述量化模块203具体用于:

[0087] 针对不同的交易标的,采用无监督学习算法根据所述指标值遴选出目标交易标的,得到标的量化结果;

[0088] 针对多个目标交易标的,采用无监督学习算法根据所述指标值确定当前时间下的交易状态、交易方向以及交易量,得到择时量化结果;

[0089] 针对当前的账户信息,根据所述择时量化结果通过成交风险函数确定交易信息,得到风控量化结果。

[0090] 优选地,所述成交风险函数通过基于规则的算法根据所述账户信息和所述择时量化结果生成。

[0091] 优选地,所述计算模块204具体用于:

[0092] 计算所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果的交集,根据所述交集得到量化交易策略。

[0093] 在具体实施当中,本发明实施例提供的基于深度学习的量化交易策略预测装置的工作原理、控制流程及实现的技术效果,与上述实施例中的基于深度学习的量化交易策略预测方法对应相同,在此不再赘述。

[0094] 请参阅图3,图3是本发明提供的一种基于深度学习的量化交易策略预测装置的另一个优选实施例的结构示意图。所述基于深度学习的量化交易策略预测装置包括处理器301、存储器302以及存储在所述存储器302中且被配置为由所述处理器301执行的计算机程序,所述处理器301执行所述计算机程序时实现上述任一实施例所述的基于深度学习的量化交易策略预测方法。

[0095] 优选地,所述计算机程序可以被分割成一个或多个模块/单元(如计算机程序1、计算机程序2、……),所述一个或者多个模块/单元被存储在所述存储器302中,并由所述处理器301执行,以完成本发明。所述一个或多个模块/单元可以是能够完成特定功能的一系列计算机程序指令段,该指令段用于描述所述计算机程序在所述基于深度学习的量化交易策略预测装置中的执行过程。

[0096] 所述处理器301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,或者所述处理器301也可以是任何常规的处理器,所述处理器301是所述基于深度学习的量化交易策略预测装置的控制中心,利用各种接口和线路连接所述基于深度学习的量化交易策略预测装置的各个部分。

[0097] 所述存储器302主要包括程序存储区和数据存储区,其中,程序存储区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序等,数据存储区可存储相关数据等。此外,所述存储器302可以是高速随机存取存储器,还可以是非易失性存储器,例如插接式硬盘,智能存储卡(Smart Media Card,SMC)、安全数字(Secure Digital,SD)卡和闪存卡(Flash Card)等,或所述存储器302也可以是其他易失性固态存储器件。

[0098] 需要说明的是,上述基于深度学习的量化交易策略预测装置可包括,但不仅限于,处理器、存储器,本领域技术人员可以理解,图3的结构示意图仅仅是上述基于深度学习的量化交易策略预测装置的示例,并不构成对上述基于深度学习的量化交易策略预测装置的限定,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。

[0099] 本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质包括存储的计算机程序,其中,在所述计算机程序运行时控制所述计算机可读存储介质所在设备执行上述任一实施例所述的基于深度学习的量化交易策略预测方法。

[0100] 本发明实施例提供了一种基于深度学习的量化交易策略预测方法、装置及存储介质,通过获取目标市场中标的的报价数据;将所述报价数据输入到预设的指标模型,得到所述指标模型输出的指标值;其中,所述指标模型为采用强化学习算法训练得到的,所述指标模型包括标的模型、择时模型以及风控模型;根据所述指标值对标的、择时以及风控进行量化,得到标的量化结果、择时量化结果以及风控量化结果;根据所述标的量化结果、所述择时量化结果以及所述风控量化结果,计算得到量化交易策略。本发明实施例通过对量化交易流程进行拆解,使得量化交易的指标生成和决策过程更容易以并行模式训练和运行,有效缩短指标生成时间以及策略决策时间。

[0101] 需说明的是,以上所描述的系统实施例仅仅是示意性的,其中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模块来实现本实施例方案的目的。另外,本发明提供的系统实施例附图中,模块之间的连接关系表示它们之间具有通信连接,具体可以实现为一条或多条通信总线或信号线。本领域普通技术人员在不付出创造性劳动的情况下,即可以理解并实施。

[0102] 以上所述是本发明的优选实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也视为本发明的保护范围。

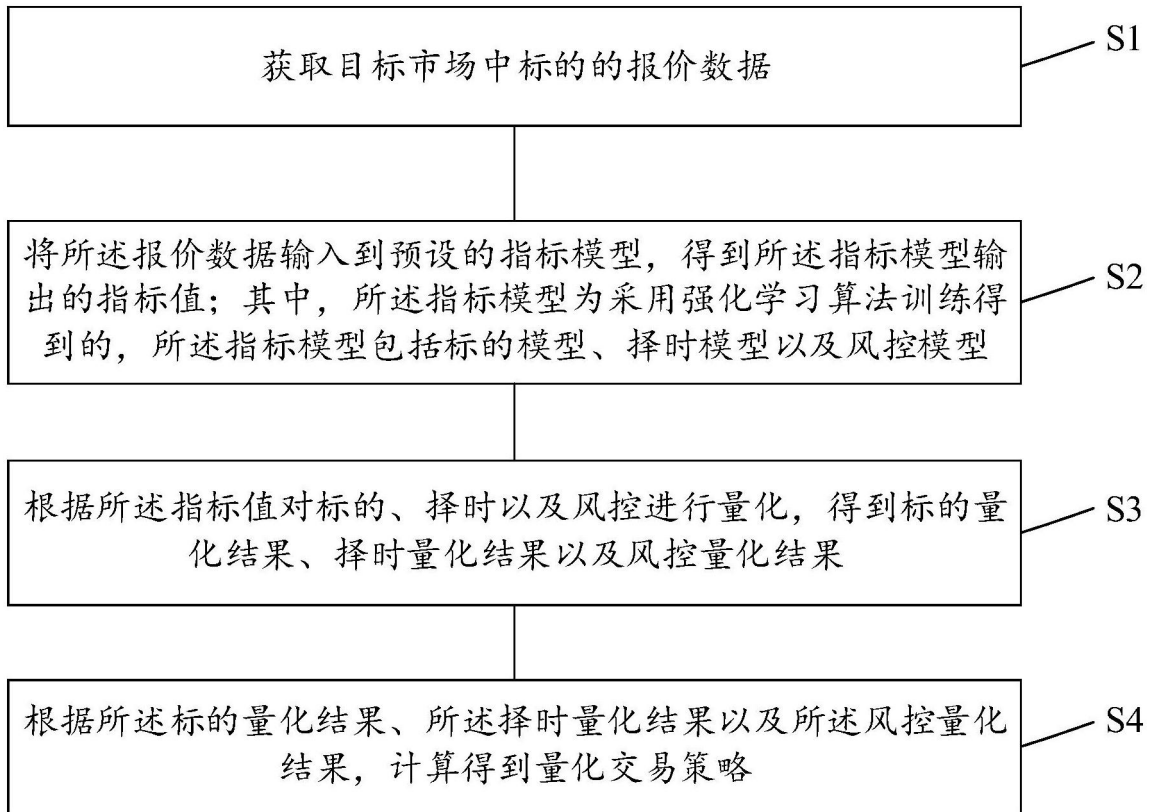


图1

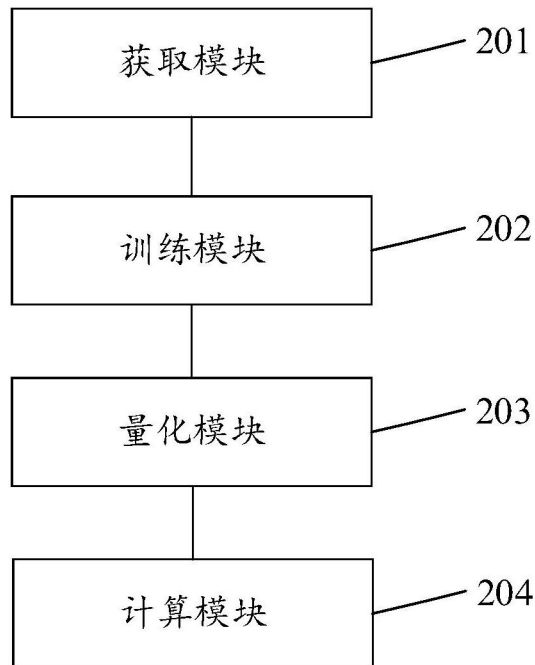


图2

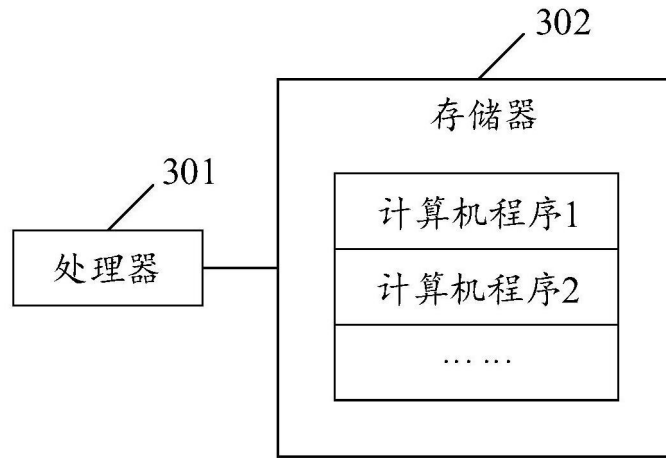


图3