

# 基于并行概率规划的股票指数模拟

饶东宁<sup>1)</sup> 郭海峰<sup>1)</sup> 蒋志华<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(广东工业大学计算机学院 广州 510006)

<sup>2)</sup>(暨南大学信息科学技术学院计算机科学系 广州 510632)

**摘要** 在金融领域,股票指数(简称股指)模拟与分析是一个重要课题,用于股票市场的长期分析.然而,大多数的这类工作目前由专业的分析师来完成,非职业投资者难以涉及.另一方面,现有的基于数学或机器学习的股指模拟方法具有参数多、人工干预多、可解释性差等缺点.针对以上问题,本文基于并行概率规划(Parallel Probabilistic Planning, PPP),提出了一个股指模拟的规划领域模型,并能够进行自动求解.股票市场具有大量的不确定性和并发性,因此适合用并行概率模型来表示.方法的核心思想是将股指模拟问题转化为智能规划问题.首先,本文构建股指模拟问题的规划领域模型.由于股票市场的复杂性,需尽可能地考虑各种影响因素、约束条件、可能事件以及它们之间的关联.构建的规划领域模型由针对 PPP 的规划语言 RDDDL(Relational Dynamic Influence Diagram Language)来进行描述.接着,使用 PPP 的模拟求解工具——rddlsim 来进行基于抽样的规划求解.rddlsim 是国际概率规划大赛 IPPC 提供的求解工具,能够全面地解析 RDDDL 描述.实验数据使用上证 50 指数和上证 100 指数的股票数据.即,从某个时间点开始,通过求解对应的规划问题来模拟未来一年股票指数的变化趋势.求解结果,一方面,与真实股票指数变化作对比;另一方面,与基于线性回归、基于 SVM 和基于 LSTM 的三种模拟方法的结果作对比.我们分别使用交叉熵、最小二乘和皮尔森相关系数作为损失函数.实验表明,本文的模拟效果比较贴近于真实的股指变化趋势;在大多数情况下,本文方法优于基于回归或 SVM 的模拟方法,且与基于 LSTM 的方法性能相当.并且,相对于对比的模拟方法,本文方法提供了较强的可解释性,且在求解过程中不需人工干预或调参.这是因为,形式化的规划领域描述展示了在股指模拟问题中各种因素如何相互影响,而且自动求解得到的规划解给出了导致模拟结果的状态变化轨迹.

**关键词** 股票指数模拟;并行概率规划;并发性;不确定性;智能规划

**中图法分类号** TP391 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2019.01334

## Stock Index Simulation Based on Parallel Probabilistic Planning

RAO Dong-Ning<sup>1)</sup> GUO Hai-Feng<sup>1)</sup> JIANG Zhi-Hua<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Computer, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006)

<sup>2)</sup>(Department of Computer Science, College of Information Science and Technology, Jinan University, Guangzhou 510632)

**Abstract** In finance, the stock index simulation is an important topic, used for a long-term analysis of the stock market. However, most of this work has been done by professional analysts and it is difficult for non-professional investors to be involved in. On the other hand, existing simulation methods, either based on mathematical formulas or based on machine learning technologies, have some common shortcomings, such as too many parameters or continuous manual interventions, and poor interpretability. To solve the above problems, this paper proposed a planning domain model of stock index simulation and solved problem instances automatically with the built model, based on the PPP (Parallel Probabilistic Planning). Since the stock market has a plenty of the concurrency and the uncertainty, it is suitable to model it with some concurrent and probabilistic

model. The core idea of our method was to transform a stock index simulation problem into an artificial planning problem. First, we built a planning domain model for the stock index simulation problem. It was necessary to express various influential factors, constraints, events and their correlations as many as possible due to the complexity of the stock market. The built model was described by the formal PPP language called the RDDDL (Relational Dynamic Influence Diagram Language). Second, we used the PPP simulation tool - rddlsim to solve problem instances of the built model based on state sampling. The rddlsim is officially provided by the IPPC (International Probabilistic Planning Competition) and is able to analyze the RDDDL description integrally. Our experiments used the stock data of the SSE 50 Index and the SSE 100 Index. Specially, since some time point, we simulated the movement of stock indices in the next year, by solving the corresponding planning problems. The solutions, on one hand, were compared with the real index movement; on the other hand, were compared with other three simulation methods, including the linear regression, the SVM (Support Vector Machine) and the LSTM (Long Short-Term Memory). We used the cross-entropy function, the least square function and the Pearson correlation coefficient as loss functions, respectively. The experimental results showed our simulation results were close to the real stock index movement. Furthermore, in most cases, our simulation results were better than those of the regression or SVM method, and almost equivalent to that of the LSTM method. However, compared to the other simulation methods mentioned above, our method provided a clearer interpretability and did not need any manual intervention or parameter adjustment. This is because, the formal planning domain definition indicates how all kinds of variables effect each other in this simulation problem, and the plan solution presents a state trajectory of the simulation result.

**Keywords** stock index simulation; parallel probabilistic planning; concurrency; uncertainty; AI planning

## 1 引言

股票是金融行业发展的一个重要标志。股票预测也是市场经济发展不可或缺的一个部分(本身是非常复杂的非线性混沌系统<sup>[1]</sup>)。股票价格指数也称股票指数,是某时期某基期价值动态在股市总价格水平的综合性指标。股票指数能正确地反映出整个股票行情的变化和发展趋势,准确地预测股票市场的运行态势成为国内外研究的热点话题。其中,精确有效的指数模拟能让投资者获得更高的期望收益,同时也容易受到外界因素的影响。现今,股票指数模拟已经成为学术界和工业界的热点研究领域话题。

股票指数模拟与股价预测存在一定的差异。股票指数模拟能反映较长时间内股票趋势的演变,它强调对历史数据的拟合,适用于长短期的股票投资。而股价预测是某个时间点的具体价格或短期内股票趋势的演变。它必须要考虑未来不确定的泛化,主要适用于短期的股票投资。近年来,国内外已经对股票

指数模拟进行了大量研究。特别是最近十年股票市场参与度发生根本性的变化,利用计量经济学的工具与互联网紧密的联系起来<sup>[2]</sup>。2010年,Bollen等人<sup>[3]</sup>通过研究 Twitter 上的公众情绪预测道琼斯指数收盘价的变化。2012年,Hajizadeh 等人<sup>[4]</sup>提出整合 EGARCH(指数广义自回归条件异方差)和前馈神经网络预测标准普尔指数的波动模型。2016年,Bhattacharya 等人<sup>[5]</sup>介绍一种使用区间 2 型模糊集对股指数据进行时间序列预测的替代方法。同年,刘冲达等人<sup>[6]</sup>研究了标准普尔 500 指数预测中的 Logistic 回归、高斯判别分析(GDA)、朴素贝叶斯和支持向量机(SVM)四种监督学习模型。

然而,现有的许多模拟方法具有参数多、人工干预多以及可解释性差等缺点。虽然这些方法能大致地预测股票的走势,但需在实验过程中手动定义多个参数的取值。针对以上问题,本文提出一种基于并行概率规划的股票指数模拟方法。根据股票指数模拟问题的特点,该方法首先构建一个形式化的规划

领域描述模型,然后使用基于抽样的并行概率规划技术来进行自动求解.并行概率规划(Parallel Probabilistic Planning, PPP)<sup>[7]</sup>是智能规划(AI planning)<sup>[8]</sup>的重要分支,其结合并行规划和概率规划的组合特征,非常适用于描述实际的应用问题.同时,股票市场具有极大的并发性和不确定性,各种影响因素之间的依赖和约束关系可以用规则或者转移函数来捕捉,因此可以尝试用智能规划的方法进行建模并求解.本文的模型首次在智能规划领域构建,并且考虑到影响股票指数的众多因素,例如宏观因素、微观因素和行业因素等.同时,求解过程中无手动操作,一旦建模完成可由规划模拟器进行自动求解,极大地减少了人工干预.

本文是智能规划方法在金融领域的首次应用研究.对于任何规划应用,领域建模是第一步.由于不仅要熟悉形式化的规划描述语言,还要了解其领域特征,因此建模的任务是比较繁重的<sup>[9]</sup>.此外,关于模拟的效果,本文一方面具有直观地图形展示,以趋势线演示模拟效果,这能够让投资者直观地看到股票指数走势如何以及有哪些变化和异常点.另一方面,构建的规划领域模型包含了对各种影响因素、约束条件以及可能事件的形式化描述,其求解得到的最优动作策略为趋势线的走势提供了合理的解释.综上所述,本文的主要贡献如下:(1)首次构建出股票指数模拟问题的规划领域模型,并利用规划求解过程进行自动模拟;(2)采用上证 50 指数和上证 100 指数的真实数据,选取多个日期的股票和股票指数进行验证;(3)模型能够随时地更改可知变量,不需要编译能够直接运行.

本文第 2 节介绍本文的研究背景,包括股票指数模拟问题以及并行概率规划;第 3 节定义领域问题的形式化描述;第 4 节介绍股票指数模拟问题的规划领域模型的构建过程,包括各种影响因素的变量表示以及规划语言各要素的构建;第 5 节给出基于抽样的规划求解方法;第 6 节是实验与分析;第 7 节介绍本文方法和其它研究方法的对比情况;最后是总结和未来的研究工作.

## 2 研究背景

在本节中,主要介绍股票指数模拟的概念与并行概率规划方法,并介绍其并行概率规划的形式化描述语言 RDDL(Relational Dynamic Influence Diagram Language).

### 2.1 股票指数模拟

股票<sup>[10]</sup>是股份公司发行的所有权凭证.股票的特点主要是收益性、风险性、流通性、稳定性和参与性等.同时,股票的种类也有许多类别.对股票模拟研究的方法,一般都基于三种假设<sup>[11]</sup>:(1)有效市场假设;(2)供求决定假设;(3)历史相似原则.

股票价格指数<sup>[12]</sup>简称股票指数,是股票市场交易管理机构编制的.它是能够反映和预测整个股票行情发展趋势的综合性指标.所以,在一个具有金融创新、市场参与和资产价格的金融市场中降低风险溢价是很重要的<sup>[13]</sup>.股票市场错综复杂,影响股票指数的因素<sup>[14]</sup>主要包括以下三个部分:

(1)宏观因素.宏观因素主要是公司的运营状况,如公司发展走势、投资者回报率等.它是影响股票指数变化的主要因素.

(2)微观因素.微观因素主要是股权要求达到的回报率和收益率、公司的经营因素和估值因素等.

(3)行业因素.行业因素主要受到宏观因素和微观因素的影响,几乎没有单一的研究行业因素,主要与公司行业的发展状况密切相关.

影响股票指数的因素是相互影响的.同时,世界上有许多著名的股票指数,虽然每种指数都有自身的特点,但都具有代表性、敏感性、共同性和一致性的特点.部分股票指数的信息如图 1<sup>①</sup> 所述.

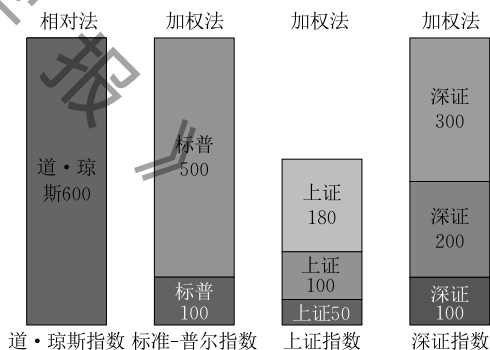


图 1 部分股票指数种类和计算方法比较图

国外已对股市预测及模拟进行了长期的研究.1900 年到 1902 年,查尔斯·道提出道氏理论<sup>[15]</sup>,并预测股票的大体走势.1952 年马科维茨<sup>[16]</sup>最早提出投资组合理论.1987 年,圣塔菲研究所和 MIT 最早利用计算机模拟股市的运作<sup>[17]</sup>.近年来,2010 年, Bollen 等人<sup>[3]</sup>通过研究 Twitter 上的公众情绪预测道指收盘价的变化.2012 年, Hajizadeh 等人<sup>[4]</sup>整合 EGARCH 和前馈神经网络预测标准普尔指数的波

① 大多数计算股票指数的方法采用加权法(如上证指数、深证指数等),仅有少数计算股票指数的方法采用相对法(如道·琼斯).

动模型. 2016 年, Bhattacharya 等人<sup>[5]</sup>提出一种使用区间 2 型模糊集对股指数据进行时间序列预测的替代方法. 2018 年, Kim 等人<sup>[18]</sup>提出一个混合长短期记忆(LSTM)模型预测股票价格的波动性.

相对于国外, 国内对股票的研究起步比较晚. 2005 年, 伊鸣首次依据人工神经网络对股票预测<sup>[19]</sup>. 2014 年, 孙小倩等人<sup>[20]</sup>研究了投资者的交易行为预测股票价格. 同年, 张学勇等人<sup>[21]</sup>发现了收入差距与股市波动率息息相关. 2016 年, 刘冲达等人<sup>[6]</sup>研究了标准普尔 500 指数预测中的 Logistic 回归、高斯判别分析(GDA)、朴素贝叶斯和支持向量机(SVM)四种监督学习模型. 2017 年, 陈杰超等人<sup>[22]</sup>针对股票指数预测的支持向量回归(SVR)方法, 通过网格搜索、粒子群优化和遗传算法等方法选择 SVR 模型参数, 并预测试样的开盘价格.

此外, 常用的股票指数模拟模型还有自回归条件异方差模型(ARCH)<sup>[23]</sup>、自回归移动平均模型(ARMA)<sup>[24]</sup>等. 然而, 大多数方法或模型具有考虑的因素少、参数多以及可解释性差等不足.

## 2.2 并行概率规划

智能规划是人工智能比较热门的研究方向. 它是寻找一个动作序列或者策略从初始状态到达目标状态. 并行规划<sup>[25]</sup>和概率规划<sup>[26]</sup>属于非经典规划. 前者可在同一时间内执行多个动作, 并且动作之间的执行顺序是无关系的. 而后者是指同一动作可以有多种效果, 并具有概率分布. 并行概率规划(Parallel Probabilistic Planning, PPP)是二者的结合体, 同时引入了一些新性质, 例如状态或动作的全局约束、规则形式的条件概率函数和灵活的回报函数等. 这些新特性使得 PDDL(Planning Domain Description Language)等<sup>[27]</sup>经典规划语言不适用于描述动作的并发概率效果. 因此, 规划学术界提出一种新规划语言 RDDDL 描述并行概率规划问题<sup>[28]</sup>.

RDDL 是基于规则的规划描述语言, 其语义为关系动态贝叶斯网络(Relational Dynamic Bayesian Network, RDBN)<sup>[29]</sup>. 它具有许多其它规划语言不具备的新特性. 在 RDDDL 语言中, 一切都是含有参数的非流文字(*non-fluent*)或流文字(*fluent*)的变元, 通过逻辑表达式或分布函数描述条件概率函数、回报函数、目标函数和状态/动作约束等<sup>[28]</sup>.

RDDL 包含三种类型的顶级声明: 域(*domains*)、非流文字(*non-fluent*)和实例(*instances*). 对于 RDDDL 域部分, 以下具体介绍 RDDDL 域的六个组成部分(这是领域建模的主体).

(1) Requirements. 描述领域具体的操作需求, 包括领域的特点和约束等.

(2) Types. 用户定义对象和枚举(多值)类型.

(3) Pvariables. 定义变量类型(非流文字(*non-fluent*)、流文字(*fluent*)、动作流(*action-fluent*)、状态流(*state-fluent*)、中间流(*interm-fluent*)和观察流(*observe-fluent*))和变量的取值范围等.

(4) cpfs. 定义领域问题的条件概率转换函数, 表示特定领域中描述问题变量的变化情况.

(5) Reward. 定义领域问题的确定性报酬函数, 此部分受到状态变量和动作变量等变量的影响.

(6) Constraints. 定义对动作或状态变量的约束.

非流模块主要描述非流的实例化和对象参数化. 只有用户定义的对象作为非流参数时, 才需要在本模块中指定. 其它对象必须在实例模块中指定. 非流模块主要包括域、对象和非流部分.

实例模块是由未在非流模块中实例化剩余对象的非流变量、初始状态和对象标准组成. 实例模块包括实例域、非流变量、领域问题对象、领域的初始状态、可并发变量和折扣因子等.

## 3 问题描述

针对股票指数模拟问题, 本节中定义了股票数据的各种约束以及规划领域模型的形式化描述.

首先, 我们考虑计算机精度等限制对数据进行约束. 为了避免不必要的的数据丢失, 我们运用几何布朗运动(GBM)的随机模型<sup>[30]</sup>反映股票指数波动(见图 2). 其表现形式如下

$$\Delta PI_{t+1} = PI_t(\mu\Delta PI + \sigma\epsilon\sqrt{\Delta PI}) \quad (1)$$

其中,  $\Delta PI = PI_{t+1} - PI_t$ , 参数  $\mu$  表示股票指数的收益率均值;  $PI_t$  表示  $t$  时刻的股票指数;  $PI_{t+1}$  表示  $t+1$  时刻的股票指数;  $\epsilon$  表示随机变量;  $\sigma$  表示股票指数收益率波动性的布朗运动(或者维纳过程).

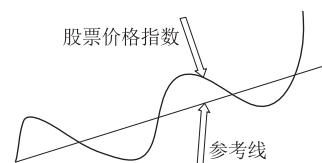


图 2 股票指数波动示意图

预测未来数据需要用历史数据模拟. 对未来  $n+m$  ( $m > 0$ ) 时的预测, 即预测指数  $PI_{n+m}$  的非线性函数关系的迭代策略:  $PI_{n+m} = F(PI_1, PI_2, \dots, PI_{n+m-1})$ . 其中  $F$  代表一个拟合函数, 作为输入值

的历史值。它刻画股票指数是根据历史数据变化,用以计算未来的估计值。同时,每一步骤的估计值会因外界因素的影响,导致受影响程度逐渐减弱。其表现形式为

$$L_i(x) = R_i(x) + L_{i-1}(x) \cdot \gamma \quad (2)$$

其中,  $L_i(x)$  代表第  $i$  步的估计值;  $R_i(x)$  表示第  $i$  步的初始估计值;  $\gamma$  表示惩罚因子。

股票指数的模拟需要满足最大熵原则的约束。当根据不完全信息推断时,由满足分布限制条件的最大熵概率分布推得<sup>[31]</sup>。公式如下

$$h_x = - \int_{-x}^{+x} f(x) \log f_x(x) dx = - E[\log f_x(x)] \quad (3)$$

对于本文所用的股票数据,定义约束条件如下。

**定义 1.** 股票价格指数约束条件。对于所有的影响因素  $E = \{e_0, e_1, \dots, e_n\}$ , 其中  $e_n$  是代表单个影响股票指数的因素,使得

$$(1) e'_n \leq e_n \times (1 + 10\%)$$

$$(2) e'_n \geq e_n \times (1 - 10\%)$$

定义 1 保证计算股票指数时,避免随机获取的数值出现极大或极小的情况。同时,计算的股票价格指数  $e'_n$  能够在其值  $e_n$  的 10% 范围内浮动,保证数据的准确性和可靠性。但对于特殊情况(例如恶意收购),可能出现大幅度的变化,需另做处理。

其次,我们对 RDDDL 领域模型的形式化描述进行了定义。并行概率规划的求解需满足马尔可夫决策过程(Markov Decision Processes, MDP)<sup>[32]</sup>。它是某个状态  $s$  在离散时间内随机变化的过程。根据每个阶段的某个状态  $s$ , 决策者依据某种策略选择可用的任意动作  $a$ 。该过程在下一阶段中随机到达一个新状态  $s'$ , 得出相应的奖励  $R_a(s, s')$ 。

**定义 2.** RDDDL 领域描述<sup>[28]</sup>, 由一个六元组组成。即  $\Sigma = (RE, T, P, CPF, R, SAC)$ , 其中:

(1)  $RE$  表示需求,即 Requirements, 共有 9 种领域需求描述;

(2)  $T$  表示类型,即 Types, 包括 Object 和 enumeration(multivalued)类型;

(3)  $P$  表示变量,即 Pvariables, 包括变量的类型和取值范围;

(4)  $CPF$  表示领域的条件概率转换函数,即 Conditional Probabilistic Function, 描述变量的变化;

(5)  $R$  表示回报值,即 Reward, 表示当前状态目标函数,动作的确定性报酬或奖励值;

(6)  $SAC$  表示状态动作约束,即 State Action Constraints, 表示状态变量和动作变量的全局约束。

RDDL 描述中需要的函数定义,经常使用 *Kron-Delta* 函数<sup>[33]</sup> 和 *DiracDelta* 函数<sup>[34]</sup> 表示变量的相等性和零值性。此外,经常使用的概率分布包括 *Bernoulli* 分布<sup>[35]</sup> 和正态分布<sup>[36]</sup>。这与概率统计的内容是一致的,这里不再赘述。

## 4 模型构建

在本节中,我们介绍如何构建股票指数模拟问题的规划领域描述模型,即 RDDDL 域。在 RDDDL 模型中,各个影响因素表示模型中的变量,具体的股票数据是变量的输入实例。

通过以上章节和本章节对相关因素及模型的介绍,我们总结了构建股票指数模拟问题的 RDDDL 模型的具体实现步骤为:

- (1) 获取股票相关数据;
- (2) 数据预处理和定义;
- (3) 设计模型以及相关算法;
- (4) 选取模型参数和参数优化;
- (5) 基于样本数据对模拟实验进行分析和对比。

### 4.1 股票指数的主要影响因素

本文通过股票历史数据模拟演化股票未来走势的数据,即用拟合历史数据点  $\{PI_n, PI_{n+1}, \dots, PI_{n+m}\}$  数据得到未来时刻  $t+m+k$  ( $k>0$ ) 的股票数据。 $pi_1(t), pi_2(t), \dots, pi_L(t)$  是  $t$  时的变量值,如年报、GDP、汇率等。股票走势的定义如下

$$r = \frac{PI(n+k) - PI(n)}{PI(n)} \quad (4)$$

$$Y(n+k) = \begin{cases} Y_1, & r \geq a & (\text{上升趋势}) \\ Y_2, & a > r > -a & (\text{平稳趋势}) \\ Y_3, & r \leq -a & (\text{下跌趋势}) \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $r$  为模拟股票指数变化率;  $Y(n+k)$  为模拟输出函数;  $a$  为股票指数变化趋势的阈值;  $Y_1, Y_2$  和  $Y_3$  分别代表股票指数上升、平稳和下跌趋势。

对于股票指数处理方式,本文主要针对上证 50 指数和上证 100 指数采用派许加权综合价格指数公式计算。公式如下

$$RPI(i) = \frac{AMV_i}{BP_i} \times 1000 \quad (6)$$

$$AMV_i = \sum (SP_i \times SHARES_i) \quad (7)$$

其中,  $i$  表示股票的名称;  $RPI(i)$  表示报告期指数;  $AMV_i$  表示报告期成分股的调整市值;  $BP_i$  表示基期,亦称为除数;  $SP_i$  表示股票价格;  $SHARES_i$  表示股本数。指数计算中的调整股本数根据分级靠档(即

流通股本作为权数)的方式调整样本股股本而获取,受到自由流通量和分级靠档这两个因素的影响.同时,当样本股名单、股本结构发生变化或者样本股调整市值出现非交易的因素变动时,本文采用“除数修正法”修正原除数,保证指数的连续性.

每个股票本质上是独立的 Agent,受外界因素影响而变化.如 2.1 节所述,股票指数受到宏观因素、微观因素和行业因素三个方面的影响.其中宏观因素是影响股票指数的主要因素,例如:GDP、汇率、政府政策变化和人口结构变化等.以上的宏观因素与股市存在很强的关联性,所以这些因素是建模时重点考虑的主要因素<sup>[37]</sup>.同时,本文对每个影响因素做出必然发生事件和可能发生事件之分.其次,本文也对每个参数优化,保证参数调整的有效性.由于篇幅有限,本文仅介绍以下几个影响因素:

(1) 博弈论 (*game-theoretic*). 属于影响股票指数的微观因素.本文中考虑到恶意收购事件.虽然本事件发生的概率很低,但一旦发生,股票会产生巨大的波动效应.同时,庄家的投资行为事件可能带来不确定的影响,可能会由于其他人跟随导致其上涨.针对这种情况,本文运用 RDDL 的 *interm-fluent* (中间变量)和 *DiracDelta* 函数进行描述其特征.

(2) 持续动作 (*durative actions*). 对股市、持有股指期货和股指期货的影响都会有持续一段时间的特性,属于影响股票指数的宏观因素.例如停牌,由

于某种消息或某种活动引起股价的连续上涨或下跌.因而,它是发生概率低的随机事件.事件发生时,股票一段时间内不发生交易,直到停牌结束才恢复.针对持续动作,本文引入中间变量和 *Bernoulli* 函数,对持续动作采用预编译过程,将其拆解成多个动作.如果发生,模型将自动停止股票价格的变化,其中停牌时间是随机发生的.停牌结束后,股票交易将自动恢复.

(3) 时间偏好 (*Temporal preferences*). 属于影响股票指数的微观因素.基于消费的资产定价模型与时间可分的偏好会产生现实的股票价格波动幅度<sup>[38]</sup>.例如 *month-value* (月报)就具有这样的属性.具体表现为公司发布月报在 1 月—3 月的偏好较低,风险比较高;在 4 月—7 月的偏好高,分红概率大;在 12 月的偏好低,年底现金的拆借利率高.对于交易费用高的现象,持有股的时间越长,偏好就越高.这个因素是渐进到 *fix-point* 的,能够减少交易费用.本文对此因素运用 *Normal* 函数(正态函数),以控制股票的变化情况.

### 4.2 股票指数的语义模型

本文的 RDDL 语义模型是简单的动态贝叶斯网络(Dynamic Bayesian Network, DBN)(有许多潜在的中间层)扩展的影响图(Influence Diagrams, ID).它利用节点代表即时奖励,用于描述领域和实例问题.具体流程如图 3 所示.

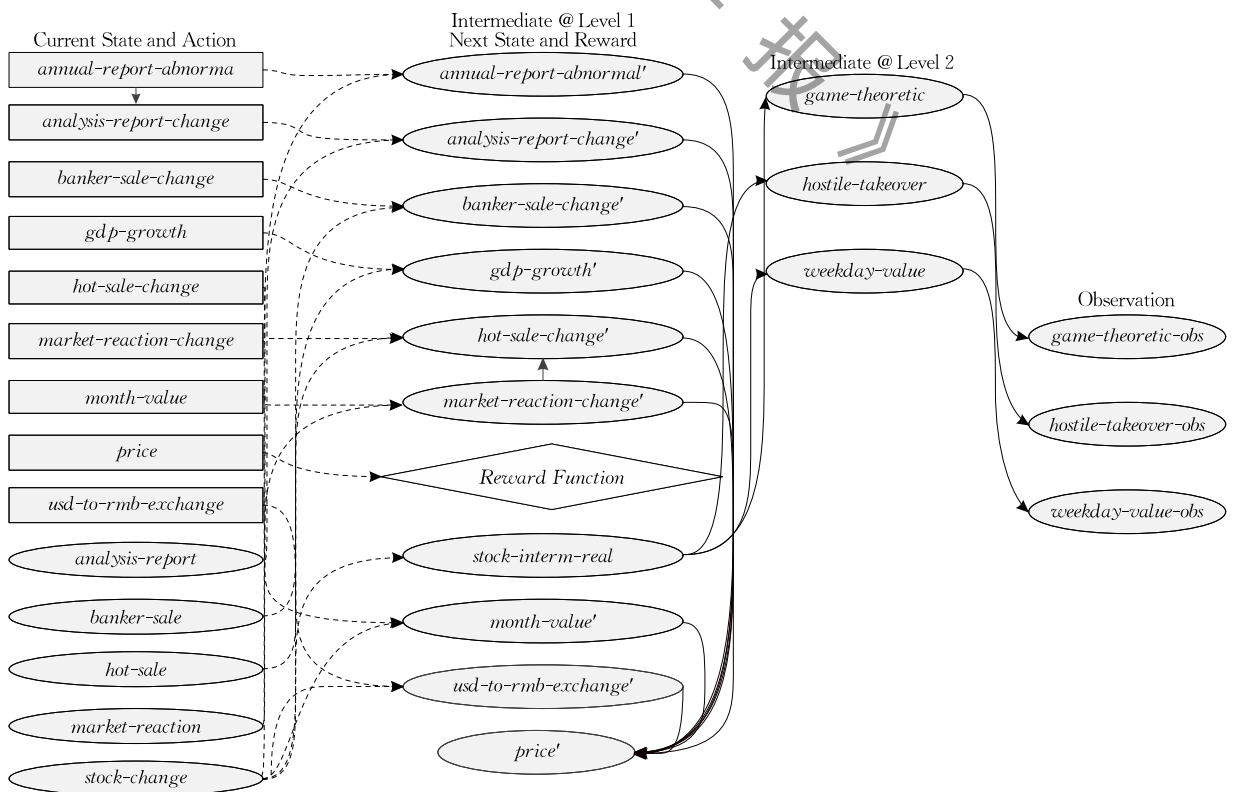


图 3 股票指数模拟规划领域的语义模型

针对图 3,对于股票指数模拟的 RDDDL 领域的具体要素的阐述如下:

图 3 描述了股票指数领域的影响因素之间的对应关系,用于决定计算股票指数的最终值. 根据市场行情形势,本模型可以将最新的可知变量(即影响股票的因素)和修改变量(即影响股票的因素)参数随时加入并更改模型,不需要编译直接就能运行. 模型计算的股票指数最终值是由 Reward Function 函数决定的. 股票指数领域是描述在一段时间内多只股票的状态变化. 影响因素的发生概率也是在一定范围内变化. 最终,在多种因素的影响下,计算出股票指数值. 同时,该领域只有一种对象类型,股票. 而具体的股票数目、影响股票指数因素的初始数据、运行次数和并行运行的股票数是由问题实例给出.

### 4.3 股票指数的语法模型

基于定义 2,本文股票指数模拟的 RDDDL 领域模型由六个部分组成. 这些部分是定义并行概率规划领域必不可少的. 针对每一部分,其详细的构建过程如下(附录 A 给出模型的最核心部分):

(1) Requirements 部分. 本文使用了 6 种需求,其中, *reward-deterministic* 说明领域是不使用随机的报酬值; *constrained-state* 说明领域使用状态约束; *intermediate-nodes* 说明领域使用中间节点; *multi-valued* 说明领域使用枚举多值方式; *partially-observed* 说明领域使用部分观察变量; *concurrent* 说明领域同时执行多个操作.

(2) Types 部分. 定义本领域使用的对象和描述股票指数的枚举类型,枚举的类型有 *stock\_level*、*hostile-takeover\_level* 和 *game-theoretic\_level*.

(3) Pvariables 部分. 定义影响股票指数变量类型,并对每种变量的变化范围进行界定. RDDDL 规范中有五个部分: Non-fluent layer、State and Action layer、Intermediate layer、Next-State layer 和 Observation layer. 其中本领域 Non-fluent layer 有 ANNUAL-REPORT(年报)、GDP-GROWTH-RATE(GDP 增长率)、SHARES(股本数)等. State and Action layer 分为 State layer 和 Action layer 两部分, State layer 有 *analysis-report-change*(分析报告的变化)、*gdp-growth*(GDP 的变化)、*month-value*(月报的变化)等. Action layer 有 *stock-change*(股票的变化)、*market-reaction*(市场效应的影响)、*analysis-report*(分析报告)等. Intermediate layer 有 *game-theoretic*(博弈动作)、*hostile-takeover*(恶意收购)、*weekday-value*(周报)等. Next-State layer 部分将在 cpfs 部分详细介绍. Observation layer 有 *game-theoretic-*

*obs*(博弈动作的中间变量)、*hostile-takeover-obs*(恶意收购的中间变量)、*weekday-value-obs*(周报的中间变量). 这个部分的 Non-fluent layer、State and Action layer 和 Observation layer 主要定义了影响股票指数变化因素的变量(即本文考虑的主要因素),通过这些变量能够较好地模拟股票指数的变化情况.

(4) cpfs 部分. cpfs 是 RDDDL 建模中至关重要的部分. 它能够反映状态变量的演化机制. 本文对股票指数领域总共定义 18 个 cpfs,每个 cpf 采用条件语句等语句结构解释股票的变化情况. 在 cpf 中, *?s* 代表领域对象变元. 同时,为了更好的模拟整个实验过程,本文运用逻辑表达式、Bernoulli 分布、Discrete 函数和正态分布等描述状态的变化. 另外,我们使用 *s* 和 *s'* 区分同一个状态变量的当前状态和下一个状态(例: *gdp-growth* 和 *gdp-growth'*). 由于篇幅有限,本文只介绍两个 cpf 的构建过程. 例如, *annual-report-abnormal'(?s)* 的 cpf 表明,某公司如果在 2 月—4 月份发布公司年报会引起股票价格上升,从而引起股票指数的增长. 其增长幅度是根据 Normal 函数(正态函数)随机产生的. 如果在其它月份发布,股票指数将不会受到影响. *hostile-takeover-obs* 变量表示恶意收购事件,另外,本文运用 *hostile-takeover* 作为中间变量. 本事件运用 Discrete(*hostile-take-over\_level*, @poor: 0.999, @good: 0.001) 函数选择的枚举值. 函数的第一个参数表示变量类型,其余参数是对应的概率分配. 本事件分配两种情况,一个是 *good*(即发生)概率为 0.001,另一个是 *poor*(即不发生)概率为 0.999. 最后,运用 *switch* 语句选择下一步的执行动作. 全部的 cpfs 定义请见附录 A.

(5) Reward 部分. 表示目标函数,是含有折扣(即平均)的多次实验预测总和的评估目标函数. 每次实验结束时, RDDDL 模拟器会返回  $V_{\pi}(s_0)$  值. 从初始状态  $s_0$  开始,它会返回试验期间的状态动作轨迹. 同时,遵循一定的策略  $\pi: S \rightarrow A$ ,表示在每个状态  $s \in S$  中可应用的每个动作  $a \in A$ :

$$V_{\pi}(s_0) = \sum_{t=0}^h \gamma^t \cdot R(s_t, \pi(s_t)) \quad (8)$$

其中,  $\gamma$  是折扣因子;  $h$  是实验运行的轮数.

对于本模型的 Reward 函数,表示最终实验所得到的股票指数数据. 其公式为

$$reward = \sum_{i=0}^{\text{limit}} \{ [price(stock_i) \times SHARES(stock_i)] \} \times discount' \quad (9)$$

其中,  $i$  表示股票的类型;  $price(stock_i)$  表示股票价格;  $SHARES(stock_i)$  表示股本数. 对于 *discount*(惩

罚系数)定义为 0, 表示每一步计算的股票指数数据是互不影响的. 因为股票指数变化与之前计算的股票指数无关, 所以每只股票是独立计算的, 不会考虑联合分布, 也不会受到外界因素的干扰.

(6) Constraints 部分. 允许指定状态约束, 可为 *true/false* 的任何表达式. 运行实例前, 需要先对模拟期间每个状态进行约束条件的检验. 本文中列举了相应的状态约束. 例如: *annual-report-abnormal* 的数值变化范围不能超过当前值的 25%、*market-reaction-change* 的数值变化范围不能超过当前值的 10% 等约束.

此外, 本文也在股票指数领域进行了动作的约束. 具体表现形式如下.

(1) 对于可能事件和必然发生事件, 本文运用不完全随机策略进行遍历判断和随机产生相应的数据来判断可能事件是否会发生, 证明动作的发生与环境条件(context sensitive)有关. 如果可能事件发生, 将对执行的动作进行选择. 在股票指数领域中, 我们对 *state-fluent*、*action-fluent*、*interm-fluent* 和 *observe-fluent* 等动作做出相应的约束.

(2) 动作执行有前提. 某个动作执行必须有某些 *fluent* 为真, 具体约束如下.

(a) 运用逻辑表达式(*if-else* 等)对动作约束. 例如: *month-value* (月报) 运用 *if-else* 判断语句. 发布月报的月份对股票价格的影响是不一样的. 这是一个时间窗口的限制.

(b) 运用 *interm-fluent* 和 *observe-fluent* 对动作过渡. 本文对 *hostile-takeover* (恶意收购) 做出相应的约束, 运用 *switch* 语句选择执行相应的动作.

(c) 对状态变量和动作变量进行全局性约束. 例如: *ANNUAL-REPORT* (年报) 规定只能在符合实际情况的月份才能执行动作的下一步操作.

## 5 求解方法

第 4 节对领域建模完成后, 可以使用并行概率规划方法对领域问题进行求解. 由于本文的规划模型较复杂(大多数并行规划系统只适用于求解基准问题), 本文运用 NICTA 和 Australian National University 提出的 *rddlsim*<sup>①</sup> 模拟器进行基于状态抽样的求解<sup>[28]</sup>, 根据模拟器规则编写领域的动作和状态, 把输入文件进行解析. 同时, 领域的问题从初始状态经过一系列演化, 最终达到目标状态. 本文对 *rddlsim* 提供的随机布尔策略进行修改, 具体修改有以下几点: (1) 增加动作确定性与不确定性的识别; (2) 程序离线实现; (3) C/S 模式变为单机模式等功

能. 首先, 针对领域动作进行分析, 分析了动作是必然发生事件, 还是不确定事件. 在执行的过程中, 程序能够自动的对动作进行选择. 另外, 程序的离线实现能够大幅度提高应用程序的性能. 最后, C/S 模式变为单机模式, 能够实现在无网络的情况下, 程序也能够很好的实现模拟. 如果不对其随机策略修改, 虽然也能实现模拟效果, 但不能更加真实地模拟股票指数的变化.

本文求解方法是依据不完全随机算法(IRBP<sub>RDDL</sub>算法)和 *rddlsim* 模拟器相结合的方式. 下面先介绍整体规划求解算法(算法 1), 然后介绍计算数据的 IRBP<sub>RDDL</sub> 算法(算法 2).

### 算法 1. 整体规划求解算法.

输入: 实例文件 *instance file*  $\Pi = \langle \Sigma, I, G \rangle$ , 领域文件 *domain file*  $\Sigma = \langle RE, T, P, CPF, R, SAC \rangle$ ;

输出: 规划解: *cpf\_sol*, 报酬值: *reward*, 动作序列: *actions*;

1. 初始化: 轮数:  $h=1$ , 状态初始化:  $s \leftarrow I$ ,  $cpf\_sol = \emptyset$ ,  $reward=0$ ;
2. 状态演化至限定的轮数  $H$ :
  - 2.1 当  $h \leq H$  时;
  - 2.2 当满足步 2.1 和收敛状态下时, 执行不完全随机策略(IRBP<sub>RDDL</sub>):  $\pi$ ;
  - 2.3 执行随机生成后继状态集合  $S' = \{s' \mid \text{应用一条至少包含一个 action-fluent 的 } cpf \text{ 到 } s \text{ 产生 } s'\}$ ;
  - 2.4 根据算法 2(即 IRBP<sub>RDDL</sub>算法), 计算每个后继状态  $s' \in S'$  的值, 并记录下其对应的 *cpf*;
  - 2.5 调用 *rddlsim* 的 *Evolve(s, cpf)* 方法对  $s$  进行演化, 得到下步随机状态  $s_{next}$ , 产生相应的动作序列 *action*;
  - 2.6  $cpf\_sol \leftarrow \{cpf\}$ ;
  - 2.7  $reward = \sum_{t=0}^h \gamma^t \cdot R(s_t, \pi(s_t))$ ;
  - 2.8  $h$  递增;
3. 输出 *cpf\_sol*, *reward* 和 *actions*

算法 1 的核心思想是: *rddlsim* 模拟器从输入一个领域文件和实例文件开始, 就对当前状态和初始化的 *cpf* 产生一个后继状态. *rddlsim* 的作用是对当前状态和指定的 *cpf*, 生成一个后继状态的概率转移矩阵. 它依据概率大小从中随机产生一个后继状态, 从而继续下一个状态的演化. 领域文件能够提供一个领域问题定义 *domain file*  $\Sigma = \langle RE, T, P, CPF, R, SAC \rangle$ . 实例文件提供一个领域问题实例 *instance file*  $\Pi = \langle \Sigma, I, G \rangle$ . 其中, *CPF* 是用于选择的主要依据. *R* 用于计算状态轨迹的报酬值. 由于没有固定目标状态,  $H$  指定状态演化的最大轮数.

### 算法 2. IRBP<sub>RDDL</sub> 算法.

① <http://code.google.com/p/rddlsim/>



输入:随机种子: $randSeed$ ,固定轮数: $h_{fix}$ ,待估值动作序列状态: $S_n$ ;

输出:随机动作序列集合: $D_n$ ;

1. 初始化:轮数: $h=1, D_n=\emptyset, randSeed=0$ ;

2. 状态演化到固定轮数  $h_{fix}$ :

2.1 当  $h \leq h_{fix}$  时:

2.2 如果  $S_n$  是必然发生事件,生成  $D_n$ ,执行算法 1 中的步 2.4 及之后的步骤;

2.3 如果  $S_n$  是随机发生事件,根据随机种子: $randSeed$ ,随机产生的  $D_n$ ,执行算法 1 中的步 2.4 及之后的步骤;

2.4  $h$  递增;

3. 返回随机动作序列集合: $D_n$

算法 2 中,  $h_{fix}$  是一个可调参数.由于没有固定目标状态,因此状态演化必须设置一个固定轮数  $h_{fix}$ .算法依据给定的待估值动作序列状态、随机数发生器种子和特定的轮数限制下,对各个输入动作序列随机产生对应的动作序列.

## 6 实验与分析

### 6.1 实验数据和平台

由于指数模拟问题是一种长期的趋势分析,我们选取从 2014 年 12 月 11 日到 2017 年 11 月 11 日期间的上证 50 指数和上证 100 指数作为实验数据.这是考虑到上证 50 指数是模拟投资组合的所有股票指数中最小的投资指数.同时,为了体现本文方法的通用性,我们又选取上证 100 指数.这样,实验数据能够保证真实有效性.本文的所有股票数据是通过 TUSHARE<sup>①</sup> 获取的. TUSHARE 是一个免费、开源的 python 财经数据接口包.它主要实现对股票等金融数据提供从数据采集、清洗加工到数据存储的所有过程.

本文实验平台是运用国际概率规划大赛 (IPPC) 提供的 rddlsim 模拟器.它能够对 RDDDL 描述的领域进行完全解析和配置估值函数并实现求解策略的计算过程.与其它求解 PPP 问题的规划器相比,如 PROST<sup>[39]</sup> 和 Glutton<sup>[40]</sup>.前者是模拟抽样方法,后者是迭代深化方法.它们都是为了达到比赛的要求而设置的规划器.虽然它们节省了约束检查,提高求解速度,但这两种方法不支持中间变量且均没有使用 rddlsim 模拟器,导致不能对 RDDDL 描述的领域完全解析.本实验过程中,全程没有手工干预和参数调整.求解质量,即股票指数,用平均回报率表示.同时,本文运用 java 语言实现股票指数领域的模拟与预测.

实验内容分成两个部分:一方面,本实验运用不完全随机策略运行领域实验.实验对股票指数领域实例多次实验.每个实例运行 3 轮,取其平均执行时间和奖励值.这一部分的实验结果,除了能直观地展示股票指数的模拟和预测走势外,还对比了真实股票指数与模拟股票指数的差异,用于验证规划领域模型构建的正确性.另一方面,本实验使用另外三种股票指数模拟与预测方法,即线性回归模型<sup>[41]</sup>、支持向量机 (SVM)<sup>[42]</sup> 和长短期记忆网络 (LSTM)<sup>[43]</sup> 运行本文的实验数据,与本文方法对比,以验证本文方法的优越性.基于线性回归方法现今仍然是金融工程的主流方法<sup>[4-5,18-20]</sup>.运用支持向量机选用 libsvm<sup>②</sup> 软件包,其是中国台湾大学林智仁教授开发设计的一个易于使用和快速有效的 SVM 模式识别与回归工具. SVM 是机器学习在金融应用中最常见的方法<sup>[3,6,22]</sup>.长短期记忆网络 (Long Short Term Memory Network, LSTM),是一种改进之后的循环神经网络 (Recurrent Neural Networks, RNN),可以解决 RNN 无法处理的长距离的依赖问题,适合于处理和预测时间序列中间隔和延迟相对较长的重要事件.目前它在处理和预测方法中是比较流行一种深度学习方法.三种方法以交叉熵 (Cross Entropy)<sup>[44]</sup>、最小二乘法 (Least Squares)<sup>[45]</sup> 和皮尔森相关系数 (Pearson Correlation Coefficient)<sup>[46]</sup> 作为实验对比的指标.交叉熵能够度量两个概率分布的差异.交叉熵值越小,差异性越小.最小二乘法是一种数学优化技术,是描述观测值与模型提供的拟合值之间的差异.最小二乘法值越小,差异性越小.皮尔森相关系数广泛应用于度量两个变量之间的相关程度.相关系数越大,差异性越小.

实验的股票指数领域总共包括 16 个实例问题.机器学习 (线性回归模型) 的方法、运用 libsvm 软件包的预测方法和 LSTM 方法也是运行本时段的数据.本文实验的运行环境为: Windows 7 + CPU 3.30 GHz (i5-4590) + 内存 8 GB.

### 6.2 实验结果与分析

本文对上证 50 指数和上证 100 指数各抽取 8 个实例问题进行实验.每个实例问题运行未来一年股票指数的变化趋势.其中每个实例数据的前九个月份作为实验的模拟拟合,后三月份作为预测.因为基金每个季度都会调仓,所以能够保证数据根据

① <http://tushare.org/>

② <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

实际情况进行模拟与预测. 图 4 和图 5 描述了上证 50 真实的股票指数走势与模拟的股票指数走势的对比图. 图 6 和图 7 描述了上证 100 真实股票指数走势与模拟股票指数走势的对比图.

同时,我们在上证 50 指数股票中抽取 10 只股票(方正证券、中国中铁、中国石化等股票)模拟价格的变化. 如图 8 描述了 10 只股票价格的变化趋势(横轴表示天数,纵轴表示价格/元). 表 1 给出了在股票价格指数领域中 16 种实验样本的运行时间对比表. 针对基金每个季度都会调仓的情况,本文对实验数据从起始时间一年内的前 9 个月作为实验的模拟,后 3 个月作为实验的预测. 附录 B 描述了用交叉熵损失函数、最小二乘法 and 皮尔森相关系数表示四种方法预测的拟合情况. 其为通过计算误差值,对比真实的股票指数数据和模拟股票指数数据所得的拟合情况. 本文也与线性回归模拟方法、利用 libsvm 软件预测股票指数的方法和 LSTM 方法进行对比.

对于实验内容的第一部分,在相同时间段中,图

4 和图 5 验证了本系统模拟的上证 50 指数走势基本上与真实的上证 50 指数走势相吻合. 当然,不排除有特殊情况,例如图 5 中某一时间点,指数突然出现上升(2015 年 11 月 11 日起股指模拟曲线)或下降(2016 年 11 月 11 日起股指模拟曲线)的趋势. 规划模型的解释为,股票指数有可能在某一天突然受到 *game-theoretic* 因素的影响,导致股票指数出现突变的情况. 同理,图 6 和图 7 是对模拟上证 100 股票指数走势与真实上证 100 股票指数走势的对比情况. 图中基本重合的曲线表明模拟的指数和真实指数基本相同. 这部分实验验证了构建的规划模型对世界证券市场上多种股票指数的模拟具有通用性.

图 8 验证了本实验所考虑每个影响股票变化因素的约束,能够使上证 50 指数的某些股票价格也是平稳变化的. 这表明本实验能较好的模拟股票价格的变化. 此外,本文模拟的上证 100 指数的股票价格的变化趋势和上证 50 指数的股票价格的变化趋势类似. 由于篇幅有限,本文中不再全部列举.

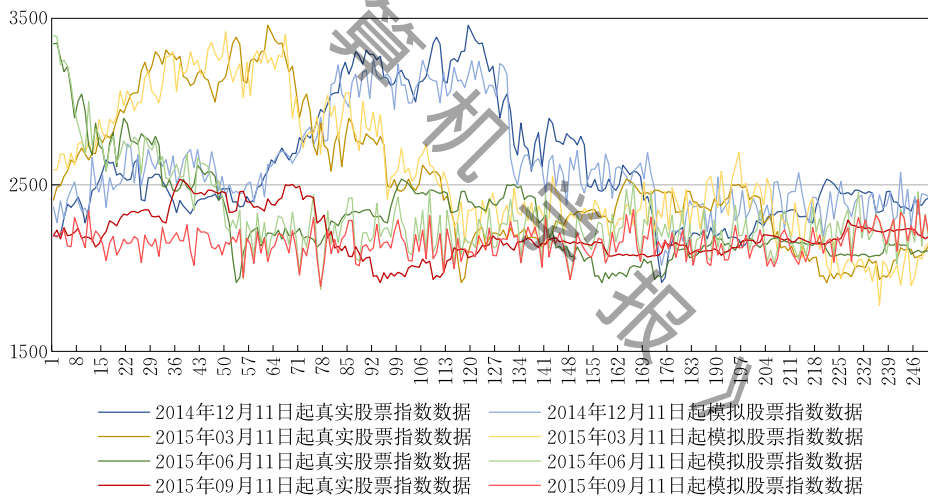


图 4 上证 50 指数真实股票指数数据与模拟股票指数数据对比图(2014 年 12 月 11 日—2015 年 09 月 11 日)

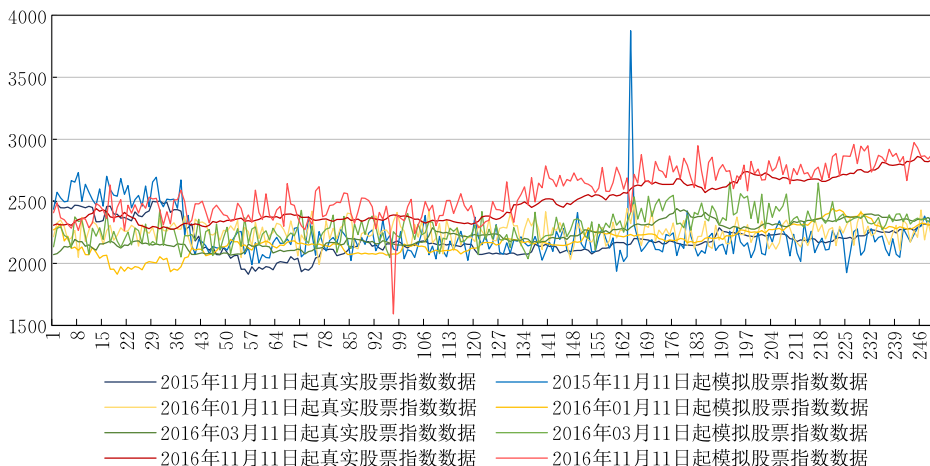


图 5 上证 50 指数真实股票指数数据与模拟股票指数数据对比图(2015 年 11 月 11 日—2016 年 11 月 11 日)

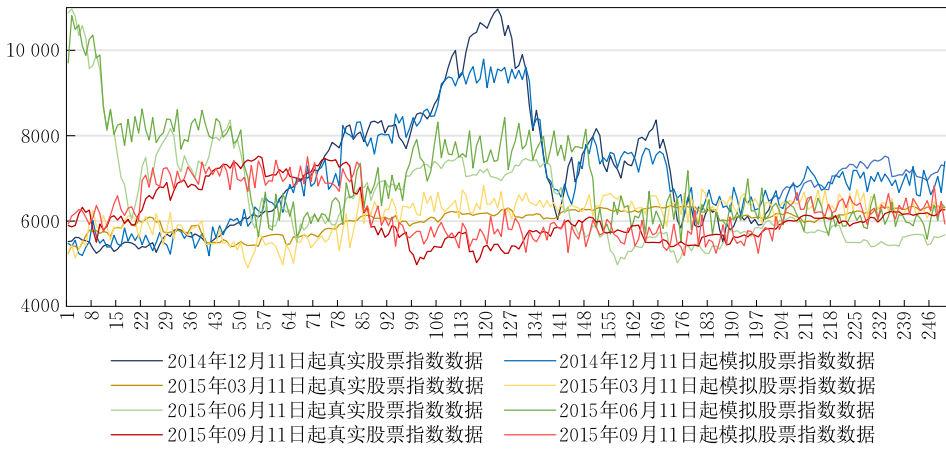


图 6 上证 100 指数真实股票指数数据与模拟股票指数数据对比图(2014 年 12 月 11 日—2015 年 09 月 11 日)

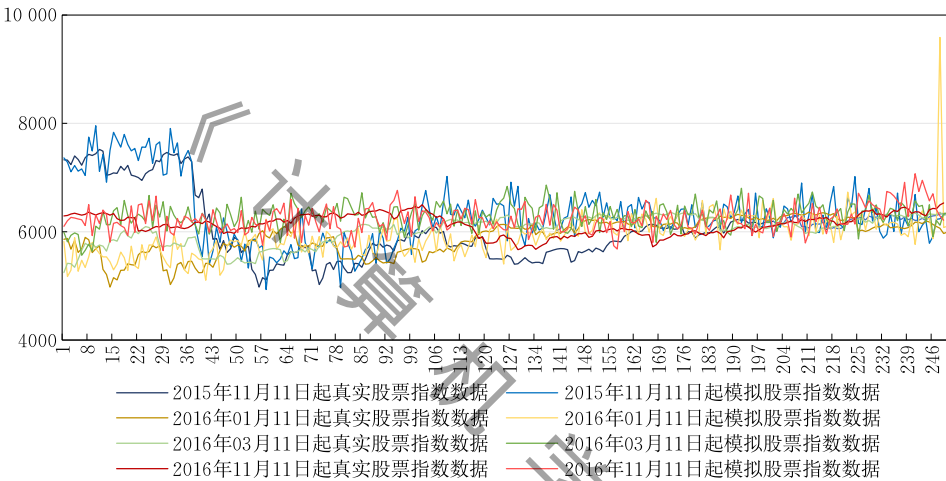


图 7 上证 100 指数真实股票指数数据与模拟股票指数数据对比图(2015 年 11 月 11 日—2016 年 11 月 11 日)

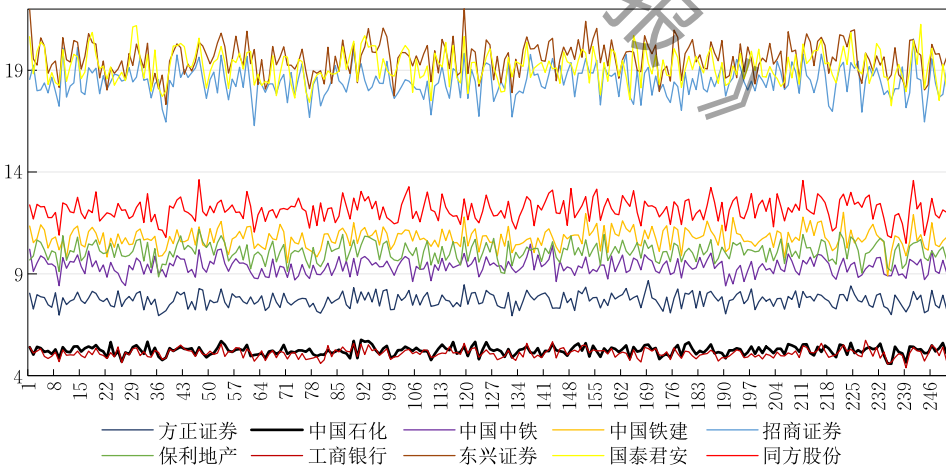


图 8 10 只股票价格的模拟走势图

表 1 给出上证 50 指数和上证 100 指数的模拟实验的运行时间. 实验采用不完全随机策略(IRBP)对每个时间段的股票数据循环运行 3 轮, 计算运行的时间. 因为 IRBP 是没有估值代价的, 所以实验执行速度相对较快. 表 1 验证了本文方法能够相对快速的模拟股票指数的变化情况.

对于本文实验内容的第 2 部分, 附录 B 给出了运用各种模拟方法以及各种评估指标的股指模拟的对比情况. 对于交叉熵损失, 附表 1 和表 2 显示本文方法和 SVM 方法包含较多的最小值, 表明这两种方法占优. 各种模拟方法的损失值相对稳定, 两种股指, 即上证 50 指数和上证 100 指数的模拟结果相近.

表 1 股票指数模型运行时间

序号	起始时间 (上证 50 指数)	运行 时间/ms	序号	起始时间 (上证 100 指数)	运行 时间/ms
1	2014 年 12 月 11 日	2745.35	9	2014 年 12 月 11 日	4605.67
2	2015 年 03 月 11 日	2864.67	10	2015 年 03 月 11 日	4788.64
3	2015 年 06 月 11 日	2472.83	11	2015 年 06 月 11 日	4647.41
4	2015 年 09 月 11 日	2310.30	12	2015 年 09 月 11 日	4755.65
5	2015 年 11 月 11 日	2810.03	13	2015 年 11 月 11 日	4596.88
6	2016 年 01 月 11 日	2588.67	14	2016 年 01 月 11 日	4632.96
7	2016 年 03 月 11 日	2871.33	15	2016 年 03 月 11 日	4729.33
8	2016 年 11 月 11 日	2698.33	16	2016 年 11 月 11 日	4205.15

对于最小二乘损失,附表 3 和附表 4 显示各种方法的损失值差异巨大(上证 100 指数的模拟结果比上证 50 指数的更不稳定),最小值很分散.这表明,相对而言,最小二乘函数不适合作为股指模拟问题的损失函数.对于皮尔森相关系数损失,附表 5 和附表 6 显示本文方法和 LSTM 方法包含较多的最大值,表明这两种方法占优,且上证 50 指数和上证 100 指数的计算结果都较为稳定.总的来说,在大多数情况下,本文方法优于基于回归或 SVM 的模拟方法,且与基于 LSTM 的方法性能相当.

### 6.3 应用场景

本节给出本文模拟模型的一个应用场景.例如,一个高净值客户希望能够获得高于上证 50 指数回报的投资建议.首先,我们根据客户的基本情况和风险评估,建议指数增强型的积极投资策略,并且在限定的范围中定制策略和相应的约束.本文模型采用白盒测试,在求解过程中,能够让客户清楚地追踪单只或多只股票的变化情况.根据模型的模拟结果,客户可以按目标指数结构进行部分资产分配和定制投资组合,对某些股票按适当比例地增仓和减仓,以获得最大的收益.其次,本文模型可以根据客户的要求进行影响变量的增删,对持有股进行一定程度的增、减,或增持持有股以外的个股,以达到在紧密跟踪基准指数的同时获得高于基准的收益.例如:上证 50 指数中的股票(见图 4、图 5 和图 8).本文模型的一大特色是具有强解释性,领域模型和规划解的形式化描述可以让用户清晰地了解各种影响因素在期望收益中的作用.

## 7 相关工作

在本节中,我们分析本文方法与第 2.1 节研究背景部分所提到的多种模拟方法的特性比较,显示出本文方法相对于其它方法的优势<sup>①</sup>.

表 2 给出本文方法与相关文献的所使用的特性

对比.表 3 和图 9 按照时间的顺序给出这些方法(包括本文方法)考虑的特征数量和具体特征内容.这些图表验证,本文相对于其它文献对股票指数的研究具有一定的优势.本文所用的特征数量比其它文献多,能够考虑多种类型的影响股票指数变化的因素以及它们之间的复杂关联,因而具有较强的解释性.

表 2 相关文献与本文方法的特性对比

文献	研究方法	特性对比
文献 3	情绪状态衡量道琼斯指数模型	可预测道琼斯指数变化,局限于特定的地理位置和特定的人群
文献 4	整合 EGARCH 和前馈神经网络模型	适合相对稳定的市场,无法捕捉到剧烈的动情况和特殊情境下的预测
文献 5	区间 2 型模糊集时间序列替代模型	克服其它方法缺陷,以牺牲附加复杂度为代价来提高性能
文献 6	四种混合监督学习模型	需要根据数据需要更新和不能应用于在真实金融市场创造适用的策略
文献 18	混合长期短期记忆(LSTM)模型	更多元化的信息作为输入,不能应对波动的市场和捕捉长期股票指数
文献 19	神经网络股票预测模型	不宜作为分析和决策的依据,交易数据分析系统效果差,方法单一
文献 20	根据投资者的交易行为预测模型	考虑影响因素比较少,对节点的作用和训练集的大小无法确切的判断
文献 22	非线性支持向量回归(SVR)模型	对于准确预测开盘价格短期趋势是不可行的,但对于长期趋势效果不好
本文方法	并行概率规划股票指数 RDDL 模型	智能规划技术,考虑多个因素,适用于长短期、相对快速和误差小

表 3 相关文献与本文方法所考虑的影响股指的特征数量和内容

年份	研究方法	实验考虑的特征
2005	人工神经网络股票预测模型	(1) 标准普尔 500 价格; (2) 纳斯达克价格; (3) 道琼斯价格; (4) 1 日的滞后波动; (5) 3 个月的每日国债收益率; (6) 6 个月的每日国债收益率; (7) 标准普尔 500 平方回报; (8) 波动(基于首选型号); (9) 标准普尔 500 成交量
2014	非线性支持向量回归(SVR)模型	(1) 开盘价; (2) 最高价; (3) 最低价; (4) 收盘价; (5) 收费价; (6) 成交量; (7) 成交额; (8) 保证金余额; (9) 5 天平均收费率; (10) 20 天平均收费率; (11) 5 天平均交易量; (12) 20 天平均交易量
2016	区间 2 型模糊集时间序列替代模型	(1) 最高价; (2) 最低价; (3) 收盘价
2016	四种混合监督学习模型	(1) FTSE 100; (2) NIKKEI 225; (3) SSE; (4) DJIA; (5) NASDAQ; (6) 汇率; (7) 标准普尔 500 本身的技术指标; (8) 原油价格; (9) 黄金价格
2018	混合长期短期记忆(LSTM)模型	(1) KOSPI 200 INDEX; (2) 黄金价格; (3) 油价; (4) CB 利率; (5) KTB 利率; (6) KOSPI 200 INDEX log difference;
2018	并行概率规划股票指数 RDDL 模型	(1) annual-report; (2) analysis-report; (3) banker-sale-change; (4) hot-sale-change; (5) market-reaction-change; (6) month-value; (7) usd-to-rmb-exchange; (8) analysis-report; (9) banker-sale; (10) hot-sale; (11) game-theoretic; (12) hostile-takeover; (13) weekday-value; (14) price

① 表 8 和表 9 中的参考文献目前尚未开源代码,无法直接对比.

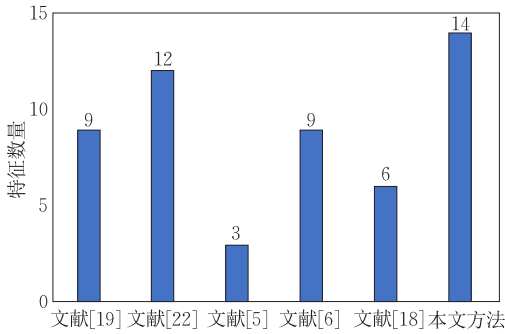


图 9 文献使用的特征数量对比图

## 8 总 结

本文提出了一种基于并行概率规划的股票指数模拟方法. 其主要贡献是构建规划领域模型来进行股票指数的自动模拟(即把股指模拟问题转化为规划求解问题). 这是智能规划技术在金融智能领域的首次应用, 对于人工智能方法在股票方面的应用来说意义重大. 同时, 本文方法可解释性强, 直观易懂, 具有较好的模拟性能. 该模型首先从影响股票指数的多个因素做出相应的约束. 在此基础上, 本文又对这些因素做出确定发生和不确定发生的限制, 利用 rddlsim 和不完全随机布尔策略模拟未来一年股票指数的走势. 其次, 本模型具有可扩展性, 能够将最新的可知变量和变量参数随时加入和更改, 此过程不需要编译, 可直接运行. 本文方法为股票指数模拟提供了新颖的模拟途径. 实验结果表明, 在没有手工干预或者调整的前提下, 本文方法能较准确地模拟股票指数的动态趋势. 此外, 本文方法在效率方面也有一定的优势.

当然, 该模型还存在许多值得研究和改进的方面. 未来的工作包括考虑更多的影响因素, 并对(概率)互斥事件做出判断. 另外, 该模型还需要不断地优化参数, 调整策略和提高效率. 具体讨论如下.

(1) 在本文研究中有些因素还没有考虑到, 并不能与真实的股票价格指数的变化完全吻合. 本文没有分析出哪些因素是影响与真实的股票价格指数变化相吻合的关键因素. 未来工作将通过删减法找出其中比较关键的因素, 即逐个增加影响因素来考察准确率是否持续增加, 或者逐个减少影响因素来考察准确率是否持续减少. 即, 我们将对影响因素进一步的细分和增加相关分析.

(2) 本文实验中的部分影响因素的取值是通过查找相关的文献进行设置的, 这些取值不一定符合

现实的要求. 在以后工作中, 我们会不断地优化影响因素的设置值, 更加体现出模拟的真实性.

(3) 本文使用随机策略来进行抽样求解, 其具有不确定性、高效但质量差的特点. 在以后的工作中我们会不断尝试其它求解策略, 达到速度快和质量好的效果.

(4) 我们现在运用的是 RDDDL 描述的 MDP 的领域版本. 我们会进一步将其扩展到 RDDDL 描述的 POMDP 的领域版本, 这样会涉及对部分可观测变量的特殊处理.

## 参 考 文 献

- [1] Apreda R. Enhancing corporate governance with one-tiered and two-convertible preferred stock. Technical Report: 260, University of CEMA, Buenos Aires, 2004
- [2] Bogan V. Stock market participation and the Internet. *Journal of Financial & Quantitative Analysis*, 2008, 43(1): 191-211
- [3] Bollen J, Mao H, Zeng X. Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*, 2010, 2(1): 1-8
- [4] Hajizadeh E, Seifi A, Zarandi M H F, et al. A hybrid modeling approach for forecasting the volatility of S&P 500 index return. *Expert Systems with Applications An International Journal*, 2012, 39(1): 431-436
- [5] Bhattacharya D, Konar A, Das P. Secondary factor induced stock index time-series prediction using self-adaptive interval type-2 fuzzy sets. *Neurocomputing*, 2015, 171(C): 551-568
- [6] Liu C, Wang J, Xiao D, et al. Forecasting S&P 500 stock index using statistical learning models. *Open Journal of Statistics*, 2016, 06(6): 1067-1075
- [7] Rao Dong-Ning, Li Jian-Hua, Jiang Zhi-Hua, et al. Survey on parallel and probabilistic planning. *Chinese Application Research of Computers*, 2016, 33(6): 1607-1611 (in Chinese)  
(饶东宁, 李建华, 蒋志华等. 并行概率规划综述. *计算机应用研究*, 2016, 33(6): 1607-1611)
- [8] Ghallab M, Nau D, Traverso P. *Automated Planning: Theory and Practice*. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 2003
- [9] Rao Dong-Ning, Jiang Zhi-Hua. Learning planning domain descriptions in RDDDL. *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, 2015, 24(03): 1550002
- [10] Kwon C S, Tai S S. Cointegration and causality between macroeconomic variables and stock market returns. *Global Finance Journal*, 1999, 10(1): 71-81
- [11] Martin J Pring. *Technical Analysis Explained*. Beijing: China Finance Press(in Chinese)  
(马丁·J·普林格. *技术分析*. 北京: 中国金融出版社, 2011)
- [12] Jo T C. Neural approach to forecasting of S&P 500 stock price index with virtual term generation//*Proceedings of the*

- IEEE International Conference on Artificial Intelligence. Las Vegas, USA, 1999: 502-507
- [13] Calvet L, Gonzalez-Eiras M, Sodini P. Financial innovation, market participation, and asset prices. *Journal of Financial & Quantitative Analysis*, 2004, 39(3): 431-459
- [14] Tang W, Bu H. On building causal networks for Chinese stock market understanding//Proceedings of the IEEE International Conference on Service Systems and Service Management. San Francisco, USA, 2017: 1-6
- [15] Randles R H. Theory of probability and its applications. Society for Industrial and Applied Mathematics, 1957, 17(3): 201-259
- [16] Markowitz H. Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 1952, 7(1): 77-91
- [17] Arthur W B, Holland J H, Lebaron B, et al. Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market. Social Science Electronic Publishing, 1996, 23(9): 1487-1516
- [18] Kim H Y, Chang H W. Forecasting the volatility of stock price index: A hybrid model integrating LSTM with multiple GARCH-type models. *Expert Systems with Applications*, 2018, 103: 25-37
- [19] Yin Ming. Stock transaction data analysis and forecast based on the data warehouse and data mining [M.S. dissertation]. Changchun: Jilin University, 2005(in Chinese)  
(伊鸣. 数据挖掘方法在股票交易数据分析及股票走势预测方面的应用和研究[硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2005)
- [20] Sun X Q, Shen H W, Cheng X Q. Trading network predicts stock price. *Scientific Reports*, 2014, 4(1): 3711
- [21] Zhang Xue-Yong, Tao Zui Intoxication. Income gap and stock market volatility. *Economic Research*, 2014(10): 152-164(in Chinese)  
(张学勇, 陶醉. 收入差距与股市波动率. *经济研究*, 2014(10): 152-164)
- [22] Chen J, Chen H, Huo Y, et al. Application of SVR models in stock index forecast based on different parameter search methods. *Open Journal of Statistics*, 2017, 07(2): 194-202
- [23] Lv P, Yue L. Short-term wind speed forecasting based on non-stationary time series analysis and ARCH model//Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, ICME. Barcelona, Catalonia, Spain, 2011: 2549-2553
- [24] Zhang G, Gui Q, Han S, et al. A Bayesian method of GNSS cycle slips detection based on ARMA model//Proceedings of the 2017 Forum on Cooperative Positioning and Service (CPGPS). Harbin, China, 2017: 219-222
- [25] Núñez S, Borrajo D, López C L. Automatic construction of optimal static sequential portfolios for AI planning and beyond. *Artificial Intelligence*, 2015, 226: 75-101
- [26] Little I, Thiébaux S. Concurrent probabilistic planning in the graphplan framework//Proceedings of the 16th International Conference on Automated Planning and Scheduling, ICAPS 2006. Cumbria, UK, 2006: 263-273
- [27] Rao Dong-Ning, Jiang Zhi-Hua, Jiang Yun-Fei. Building entity relationship models for PDDL and developing planners based on stored procedures. *Chinese Journal of Software*, 2013(5): 1061-1077(in Chinese)  
(饶东宁, 蒋志华, 姜云飞. PDDL 的 ER 建模以及开发基于存储过程的规划器. *软件学报*, 2013(5): 1061-1077)
- [28] Coles A J, Coles A, Olaya A G, et al. A survey of the seventh international planning competition. *AI Magazine*, 2012, 33(1): 83-88
- [29] Manfredotti C, Messina E. Relational dynamic Bayesian networks to improve multi-target tracking//Proceedings of the Acivs 2009 Workshop on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems, International Conference. Bordeaux, France, 2009: 528-539
- [30] Fan L Z, Tang G X. The value of investment opportunity and investment decision—A geometric Brownian motion model. *Journal of Systems Engineering*, 1998(3): 8-12
- [31] Das J, Mukherjee S, Hodge S E. Maximum entropy estimation of probability distribution of variables in higher dimensions from lower dimensional data. *Entropy*, 2015, 17(7): 4986-4999
- [32] White D J. A survey of applications of Markov decision processes. *Journal of the Operational Research Society*, 1993, 44(11): 1073-1096
- [33] Trowbridge J H. On a technique for measurement of turbulent shear stress in the presence of surface waves. *Journal of Atmospheric & Oceanic Technology*, 1998, 15(1): 290-298
- [34] Aratyn H, Rasinariu C. A short course in mathematical methods with maple. Singapore: World Scientific, 2005
- [35] Mccullagh P, Nelder J A. Generalized linear models (2nd edition). *Journal of the American Statistical Association*, 1989, 93(442): 730-739
- [36] Marsaglia G. Evaluating the normal distribution. *Journal of Statistical Software*, 2004, 11(4): 114-125
- [37] Zhang Chun-Sheng, Jiang Hai. Population structure and stock market: A literature review. *International Finance Research*, 2014(6): 86-96(in Chinese)  
(张春生, 蒋海. 人口结构与股票市场: 文献综述. *国际金融研究*, 2014(6): 86-96)
- [38] Adam K, Marcet A, Nicolini J P. Stock market volatility and learning. *Journal of Finance*, 2016, 71(1): 419-438
- [39] Kolobov A, Dai P, Mausam, et al. Reverse iterative deepening for finite-horizon MDPs with large branching factors//Proceedings of the 22nd International Conference on Automated Planning and Scheduling. Sao Paulo, Brazil, 2012: 146-154
- [40] Keller T, Helmert M. Trial-based heuristic tree search for finite horizon MDPs//Proceedings of the 23rd International Conference on Automated Planning and Scheduling. Rome, Italy, 2013: 135-143
- [41] Kemp F. Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences. *Journal of the Royal Statistical Society*, 2010, 52(4): 691-691

- [42] Decoste D, Schölkopf B. Training invariant support vector machines. *Machine Learning*, 2002, 46(1-3): 161-190
- [43] Memory L S. Long short-term memory. *Neural Computation*, 2010, 9(8): 1735-1780
- [44] Suh J, Gong J, Oh S. Fast sampling-based cost-aware path planning with nonmyopic extensions using cross entropy. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017(99): 1-14
- [45] Charnes A, Frome E L, Yu P L. The equivalence of generalized

least squares and maximum likelihood estimates in the exponential family. *Publications of the American Statistical Association*, 1976, 71(353): 169-171

- [46] Wang J, Yu L C, Lai K R, et al. Dimensional sentiment analysis using a regional CNN-LSTM model//Proceeding of Annual meeting of the Association for Computational Linguistics. Berlin, Germany, 2016: 225-230

## 附录 A.

本文股票指数模拟问题的 RDDDL 建模的全部 cpf 定义如下(这是整个模型的核心部分):

**cpfs**{

*analysis-report-change'*(?*s*) = **if**(*analysis-report*(?*s*))

**then** **Normal**(0.1, 0.0001)

**else** **ANALYSIS-REPORT-BASE**(?*s*);

*annual-report-abnormal'*(?*s*) = **if**(*stock-change*(?*s*))

**then**(**if**([(**ANNUAL-REPORT'**(?*s*)) = 2]

| [(**ANNUAL-REPORT'**(?*s*)) = 3]

| [(**ANNUAL-REPORT'**(?*s*)) = 4]

**then** **Normal**(0.15, 0.005)

**else** 0)

**else** 0;

*banker-sale-change'*(?*s*) = **if**(*banker-sale*(?*s*))

**then** **Normal**(0.1, 0.0001)

**else** **BANKER-SALE-BASE**(?*s*);

*durative-actions-obs*(?*s*) = **if**(*true*)

**then** **Bernoulli**(0.001)

**else** **Bernoulli**(0.999);

*game-theoretic* = **Discrete**(*game-theoretic\_level*,

@*normal*: 0.9,

@*unnormal*: 0.1

);

*game-theoretic-obs* = **switch**(*game-theoretic*) {

**case** @*normal*: 0.0,

**case** @*unnormal*: **Normal**(0.005, 0.0001)

};

*gdp-growth'*(?*s*) = **if**(*stock-change*(?*s*))

**then** (**if** (*GDP-GROWTH-RATE*(?*s*) > 0.006

**then**

(0.065 + (**Normal**(0.005, 0.0001)))

**else** [(0.065 + (-1) \* **Normal**(0.005, 0.0001))])

**else** 0;

*hostile-takeover* = **Discrete**(*hostile-takeover\_level*,

@*poor*: 0.999,

@*good*: 0.001

);

*hostile-takeover-obs* = **switch**(*hostile-takeover*) {

**case** @*poor*: 0.0,

**case** @*good*: **Normal**(0, 1)

};

*hot-sale-change'*(?*s*) = **if**(*hot-sale*(?*s*))

**then** **Normal**(0.1, 0.0001)

**else** **HOT-SALE-BASE**(?*s*);

*market-reaction-change'*(?*s*) = **if**(*market-reaction*(?*s*))

**then** **Normal**(0.005, 0.0001)

**else** **MARKET-REACTION-BASE**(?*s*);

*month-value'*(?*s*) = **if**(*stock-change*(?*s*))

**then**(**if**([(**MONTH'**(?*s*)) = 1] | [(**MONTH'**(?*s*)) = 2] | [(**MONTH'**(?*s*)) = 3] | [(**MONTH'**(?*s*)) = 12]

**then** [(-1) \* **Normal**(0, 0.001)]

**else if**([(**MONTH'**(?*s*)) = 4] | [(**MONTH'**(?*s*)) = 5] | [(**MONTH'**(?*s*)) = 6] | [(**MONTH'**(?*s*)) = 7]

**then** **Normal**(0, 0.001)

**else** 0)

**else** 0;

*stock-change*(?*s*) = **if**(*true*)

**then** **Bernoulli**(0.1)

**else** **Bernoulli**(0.9);

*stock-interm-real* = **DiracDelta**([**sum**\_{?*s*: *stock*}

*stock-change*(?*s*)] / [**sum**\_{?*s*: *stock*} 1]);

*usd-to-rmb-exchange'*(?*s*) = **if**(*stock-change*(?*s*))

**then** (**if** (*USD-TO-RMB-EXCHANGE-RATE'*(?*s*)

> 0) **then** **Normal**(0, 0.001)

**else** [(-1) \* **Normal**(0, 0.001)])

**else** 0;

*weekday-value* = **Discrete**(*stock\_level*,

@*low*: 0.6,

@*medium*: (1.0 - *stock-interm-real*) - 0.3,

@*high*: *stock-interm-real* - 0.3

);

*weekday-value-obs* = **switch**(*weekday-value*) {

**case** @*low*: **Normal**(0.03, 0.001),

**case** @*medium*: **Normal**(0.05, 0.001),

**case** @*high*: **Normal**(0.07, 0.001)

};

*price'*(?*s*) = **if**([(**PRICE-INIT**(?*s*)

\* ((*analysis-report-change'*(?*s*)

+ *annual-report-abnormal'*(?*s*))

```

+banker-sale-change'(?s)
+game-theoretic-obs
+gdp-growth'(?s)
+hostile-takeover-obs
+hot-sale-change'(?s)
+market-reaction-change'(?s)
+month-value'(?s)
+usd-to-rmb-exchange'(?s)
+weekday-value-obs
)))>0)
then (PRICE-INIT(?s)
      *(analysis-report-change'(?s)
        +annual-report-abnormal'(?s)
      )
      else 0;
};

```

## 附录 B.

附表 1 上证 50 真实数据与模拟数据拟合情况对比表  
(交叉熵方法)

序号	上证 50 起始时间	本文方法	回归法	Libsvm 法	LSTM 法
1	2014.12.11	<b>0.0000774</b>	0.0002754	0.0000844	0.0000823
2	2015.03.11	<b>0.0000747</b>	0.0000969	0.0000770	0.0000779
3	2015.06.11	0.0000815	0.0000823	<b>0.0000809</b>	0.0000858
4	2015.09.11	<b>0.0000881</b>	0.0000883	0.0000897	0.0000915
5	2015.11.11	0.0000925	0.0000928	<b>0.0000902</b>	0.0000939
6	2016.01.11	0.0000938	0.0001175	<b>0.0000916</b>	0.0000949
7	2016.03.11	0.0001020	0.0001159	<b>0.0000943</b>	0.0000946
8	2016.11.11	<b>0.0000992</b>	0.0001014	0.0001177	0.0001040

附表 2 上证 100 真实数据与模拟数据拟合情况对比表  
(交叉熵方法)

序号	上证 100 起始时间	本文方法	回归法	Libsvm 法	LSTM 法
1	2014.12.11	0.0000870	<b>0.0006551</b>	0.0000889	0.0000908
2	2015.03.11	0.0000934	0.0000717	<b>0.0000886</b>	0.0000948
3	2015.06.11	0.0000786	0.0000791	<b>0.0000684</b>	0.0000815
4	2015.09.11	0.0000917	0.0000903	<b>0.0000816</b>	0.0000917
5	2015.11.11	0.0000933	0.0000922	<b>0.0000912</b>	0.0000933
6	2016.01.11	<b>0.0000896</b>	0.0000909	0.0000955	0.0000945
7	2016.03.11	<b>0.0000929</b>	0.0001355	0.0000980	0.0000948
8	2016.11.11	0.0000951	0.0000908	<b>0.0000905</b>	0.0000945

附表 3 上证 50 真实数据与模拟数据拟合情况对比表  
(最小二乘法)

序号	上证 50 起始时间	本文方法	回归法	Libsvm 法	LSTM 法
1	2014.12.11	<b>0.1753457</b>	2.2276802	5.0325265	5.3472854
2	2015.03.11	0.9117454	42.361478	<b>0.0145855</b>	0.4071686
3	2015.06.11	14.303908	<b>0.0183812</b>	7.0968472	4.8415960
4	2015.09.11	0.8332451	1.4838370	4.4031134	<b>0.4860300</b>
5	2015.11.11	4.9248588	32.686990	25.304456	<b>0.1566644</b>
6	2016.01.11	<b>0.3258665</b>	5.9149316	6.8827465	35.144061
7	2016.03.11	117.30841	<b>0.1316461</b>	11.135972	2.0085604
8	2016.11.11	20.193874	<b>0.0011876</b>	1.5694417	0.1456915

附表 4 上证 100 真实数据与模拟数据拟合情况对比表  
(最小二乘法)

序号	上证 100 起始时间	本文方法	回归法	Libsvm 法	LSTM 法
1	2014.12.11	298.89765	7955.4147	99.518499	<b>28.426711</b>
2	2015.03.11	<b>2.4460169</b>	15588.929	259.64033	17.831148
3	2015.06.11	1675.9780	<b>0.5615636</b>	752.07186	161.47649
4	2015.09.11	447.08715	8204.4167	559.29607	<b>0.0747849</b>
5	2015.11.11	3.4454049	255.61422	<b>1.6122178</b>	3.3200830
6	2016.01.11	45.660335	2179.3637	862.17025	<b>1.4268367</b>
7	2016.03.11	<b>3.5006688</b>	101.36950	969.04947	17.834771
8	2016.11.11	407.80663	44.997300	250.70676	<b>19.730851</b>

附表 5 上证 50 真实数据与模拟数据拟合情况对比表  
(皮尔森相关系数方法)

序号	上证 50 起始时间	本文方法	回归法	Libsvm 法	LSTM 法
1	2014.12.11	<b>1.89E-10</b>	1.86E-11	1.27E-10	1.41E-10
2	2015.03.11	1.04E-10	8.03E-11	9.24E-11	<b>1.06E-10</b>
3	2015.06.11	<b>2.49E-10</b>	2.09E-10	2.05E-10	2.33E-10
4	2015.09.11	<b>2.27E-09</b>	1.02E-09	7.66E-10	9.37E-10
5	2015.11.11	4.25E-10	<b>1.16E-09</b>	9.74E-10	1.13E-09
6	2016.01.11	1.45E-09	2.14E-09	1.25E-09	<b>1.72E-06</b>
7	2016.03.11	1.45E-09	1.77E-09	1.33E-09	<b>1.82E-09</b>
8	2016.11.11	3.73E-10	5.77E-10	5.20E-10	<b>6.83E-10</b>

附表 6 上证 50 真实数据与模拟数据拟合情况对比表  
(皮尔森相关系数方法)

序号	上证 100 起始时间	本文方法	回归法	Libsvm 法	LSTM 法
1	2014.12.11	<b>1.23E-11</b>	3.19E-14	7.59E-12	9.25E-12
2	2015.03.11	9.22E-11	5.27E-12	6.14E-12	<b>2.68E-10</b>
3	2015.06.11	<b>1.38E-11</b>	1.24E-11	9.92E-12	1.37E-11
4	2015.09.11	<b>4.68E-11</b>	2.78E-11	3.71E-11	4.32E-11
5	2015.11.11	4.66E-11	4.85E-11	3.01E-11	<b>5.08E-11</b>
6	2016.01.11	1.07E-10	<b>4.15E-10</b>	8.61E-11	1.76E-10
7	2016.03.11	<b>3.16E-10</b>	3.31E-10	1.56E-10	2.68E-10
8	2016.11.11	2.75E-10	4.28E-10	1.42E-10	<b>5.18E-10</b>





**RAO Dong-Ning**, Ph. D. , associate professor. His main research interests include financial intelligence and automated planning.

**GUO Hai-Feng**, M. S. candidate. His main research interest is automated planning.

**JIANG Zhi-Hua**, Ph. D. , associate professor. Her main research interest is automated planning.

## Background

Artificial intelligence technologies have been used widely in financial problems. Among them, stock index simulation is an important application. A stock (price) index is a comprehensive measure of the total price level of the stock market at a certain period. It is dynamic based on some base value. An accurate and effective simulation of stock index may provide a reliable reference of expected benefit in the stock market for investors. However, it is difficult for doing this since the simulation process is very sensitive to the influence of various factors.

There have been a lot of intelligent simulation methods proposed for solving this problem, including agents, artificial neural network, pattern recognition and regression analysis. But there is some common drawback in most existing methods. They have a great number of parameters, the poor interpretability and often require manual interventions. To overcome these shortcomings in some degree, this paper presents a new stock index simulation method, based on the PPP (Parallel Probabilistic Planning). Since the stock operations have the concurrency and the uncertainty, it is suitable to adopt this specific planning method in the simulation. The main idea is to construct a planning domain model for the stock index

simulation. This is the first time to solve this problem with an intelligent planning method. Compared with most existing methods, our method is more straightforward to illustrate the simulation effect and has a better interpretability. On one hand, all results are showed in graphs and it is easy for investors to understand how the stock prices move. On the other hand, the constructed planning domain model provides a clear explanation which factors, constraints or events will affect the simulation process. In our method, the best simulation is achieved by sampling states and applying actions iteratively. There is totally no manual intervention in the process. It is a new application of automated planning technologies in the financial intelligence.

This work is financially supported by the Natural Science Foundation of Guangdong Province of China (No. 2016A030313084, 2016A030313700, 2014A030313374 ), and the Science and Technology Planning Project of Guangdong Province of China (No. 2015B010128007). In recent years, our group concentrated on the research on theorem and applications of automated planning. Several papers have been published in international conferences and journals.