

# 基于长短期记忆循环神经网络的股票风险预测方法与系统

## 一 背景

### 1.1 股票风险预测

股票投资具有相当高的风险性,如何预测股票下行风险,从而制定合理的投资组合策略,具有重要的实际意义。股票风险一般可用波动率来衡量,传统方法利用历史数据来构造模型预测未来波动率,如 ARCH 模型和 GARCH 模型。这一方法假设金融数据是稳态随机过程,因而未来风险与历史风险在统计意义上一致。这一假设显然过于粗糙,因为不论是市场环境还是股票发行者的经营状况都会随着时间发生显著变化,用历史数据对未来进行预测本身具有极大风险。为提高风险预测的准确性和实时性,需要在基于历史数据建模的同时,快速学习当前市场和标的股票的动态特性。本发明提出利用长短期记忆循环神经网络来实现这一方案。

### 1.2 长短期记忆循环神经网络

循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN) 是处理序列数据的有力工具。传统神经网络模型假设输入到网络中的各个数据片段是互相独立的,因而无法对时间序列数据进行建模。在循环神经网络中,一个序列当前的输出不仅依赖于当前输入,同时也依赖前一时刻的网络状态,这意味着这一网络可以对历史输入信息和系统状态信息进行记忆,并基于当前网络所处的状态计算当前输出。循环神经网络通过在隐藏层节点间加入反馈回路来实现,如下图所示,其中左侧图表示网络的拓扑结构,右侧图表示按时间序展开后的网络(T表示输入序列长度)。

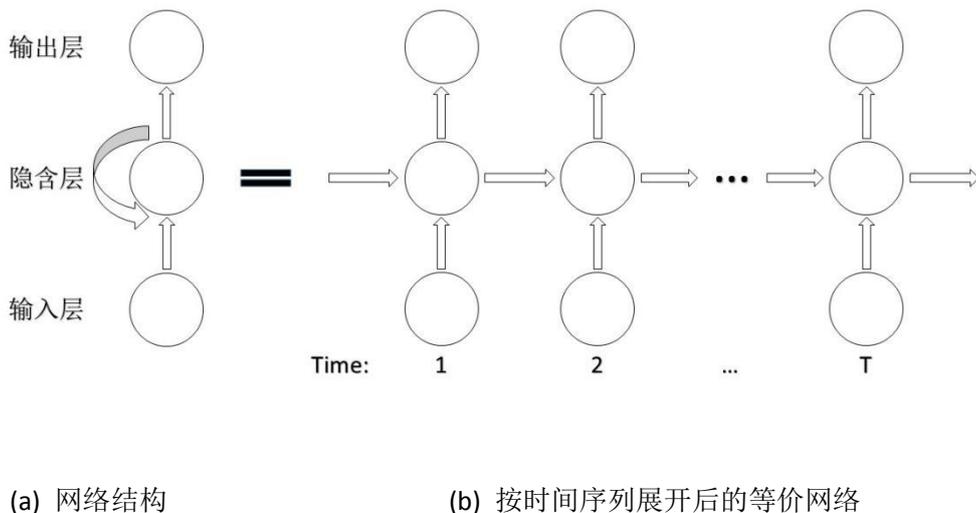


图 1. 循环神经网络

图 1 所示的 RNN 结构可以记忆历史信息，但记忆时间极短，一般不超过 5 个输入。为解决这一问题，人们提出基于长短期记忆（Long Short-Term Memory, LSTM）的 RNN 网络。这一网络引入若干个阈值变量来控制记忆被刷新的速度。如图 2 所示，其中左侧图是 RNN 的基本框架，右侧图是一个代表隐藏节点的 LSTM。

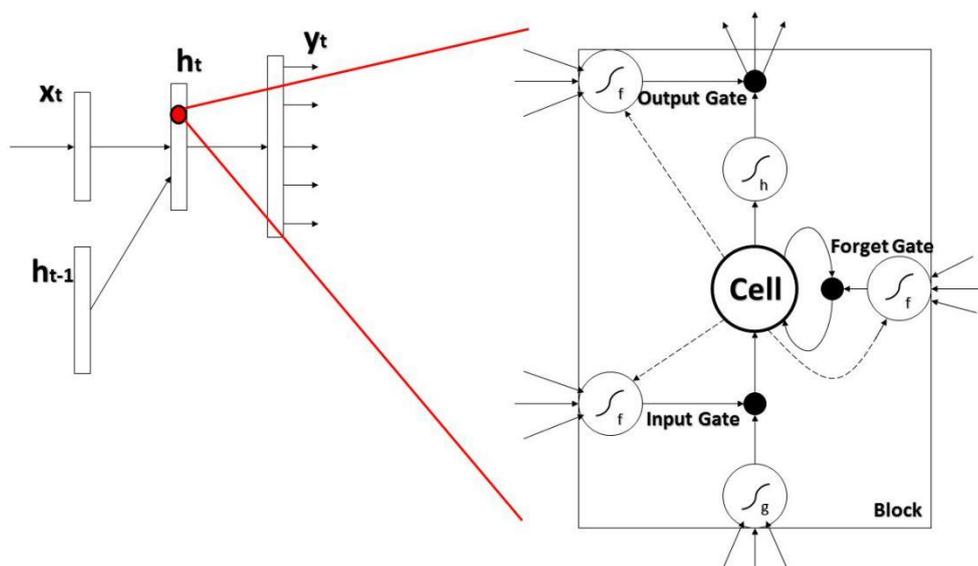


图 2. 基于 LSTM 的 RNN 模型

在基于 LSTM 的 RNN 中，每个隐层节点由一个 LSTM 构成。每个 LSTM 接收一个输入，给出一个输出，并在一个记忆单元中记住当前系统状态。不同于传统 RNN，LSTM 引入了三个门变量，如下所示：

- 1) 输入门：表示是否允许信息加入到记忆单元中。如果该值为 1（门开），则允许输入，如果为 0（门关），则不允许，这样就可以摒弃掉一些无用的输入信息。
- 2) 遗忘门：表示是否保留当前隐层节点存储的历史信息，如果该值为 1（门开），则保留，如果为 0（门关），则清空当前节点所存储的历史信息。
- 3) 输出门：表示是否将当前节点输出值是否输出给下一层（下一个隐层或者输出层），如果该值为 1（门开），则当前节点的输出值将作用于下一层，如果为 0（门关），则丢弃该信息。

### 1.3 金融数据的可预测性

20 世纪年代以来，金融计量学者开始关注金融序列是否具有长记忆性的问题。现有的国内外文献研究发现，成熟开放的股票市场收益不存在显著的长记忆性，但在一些新兴的证券市场这一特征却比较明显。时间序列的长期记忆性是指收益率序列的自相关函数既不是按

指数速度迅速地衰减,也不是按线性速度缓慢地衰减,而是按负幂指数双曲线速度下降,也就是说相隔较远的时间间隔观测值之间仍具有一定的自相关性,历史事件在较长时期内仍会对未来产生影响,但这种影响是有限的。

时间序列具有长记忆性的精确定义可表述为:对平稳时间序列 $\{X_t\}$ ,如果存在常数  $c>0$  和  $d<0.5$ , 其自协方差函数  $r(k)=E[(X_t-\mu)(X_{t+k}-\mu)]$  具有如下特征:当  $k \rightarrow \infty$  时,  $|r(k)| \sim C|k|^{2d-1}$ , 则称时间序列 $\{X_t\}$ 具有长记忆性。

传统的历史波动率预测方法,比如 Garch 族模型,只能拟合波动率有限个滞后阶数的时间序列,即只能对具有短记忆特性的信号建模。

### 三 发明要点

1. 利用 RNN-LSTM 对历史信息的记忆能力,用来学习股票数据中长记忆性特征,并将其应用于股票数据的波动率预测中。

2. 利用 RNN-LSTM 在线学习的能力,通过每天输入最新数据更新 RNN-LSTM 模型,使模型遗忘过久的历史信息,反应市场和标的股票的当前状态,提高波动率预测准确性。

3. 利用 RNN-LSTM 多因子建模能力(如每天收盘时当天的波动率、收益率、成交量和当前季度的 GDP 等),解决了传统波动率预测模型中仅考虑往期波动率这一种因子的局限性。

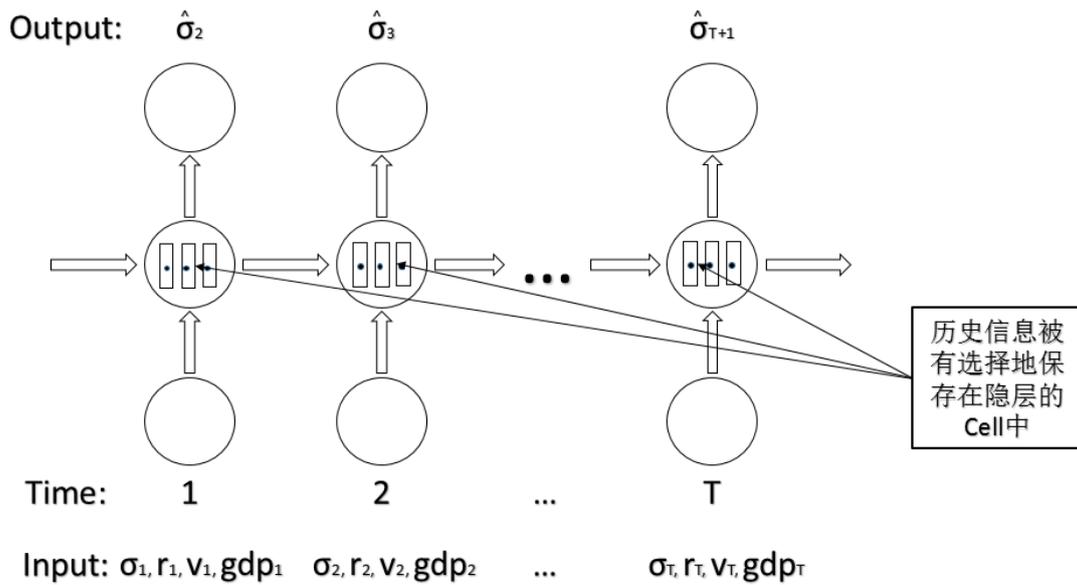


图 3. 基于 RNN-LSTM 的波动率预测方法

图 3 给出了基于 RNN-LSTM 波动率预测方法的模型结构图,图 4 给出将隐藏层展开后的模型结构图。在该系统中,输入为每天收盘时的波动率、收益率、成交量和当前季度的 gdp, 依此预测得到第二天的预测波动率。到第二天收盘时,基于真实的波动率和预测波动率的误差对模型进行更新,并用来预测下一天的波动率。这一预测-更新循环往复,一方面历史信息得以较长时间内对未来预测产生影响,另一方面新的信息会逐渐取代旧的信息,使系统一直反映最新的市场状态。

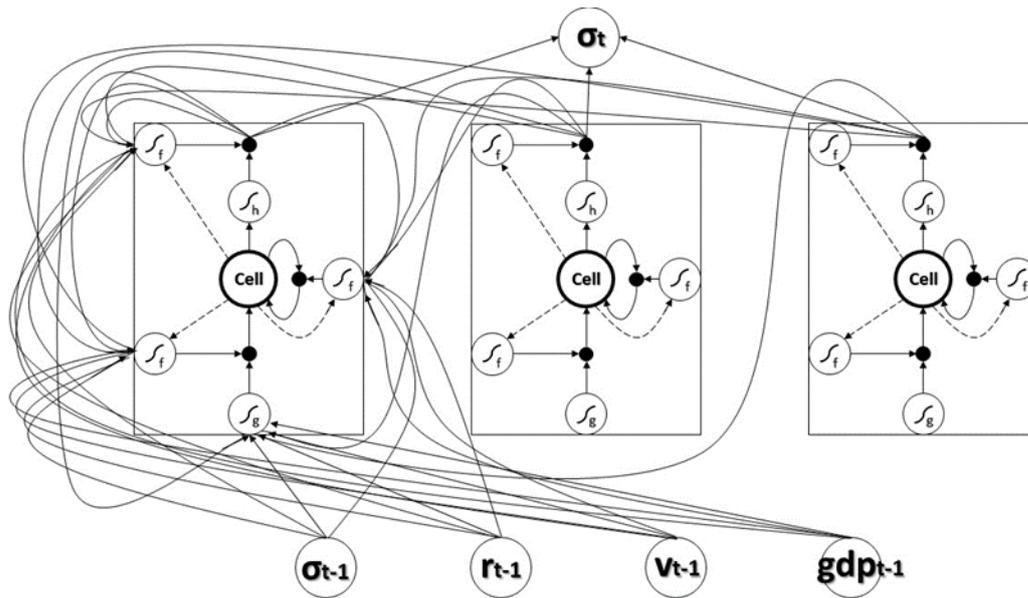


图 4. RNN-LSTM 一次波动率预测过程

## 四. 系统实现

### 4.1 系统结构

系统选择四个输入结点，分别对前一天收盘时该股票的波动率，收益率、成交量和当前季度的 GDP，输出对应下一天该股票波动率的预测值。中间隐藏层包括 20 个 LSTM 单元，结构如图（4）所示。

### 4.2 系统运行策略

- (1) 系统初始化：在  $t=0$  时刻，随机初始化 RNN-LSTM 网络参数，并将各 LSTM 单元置零。
- (2)  $t$  时刻，输入  $t-1$  时刻获得的各个因子，通过 RNN-LSTM 网络计算  $t$  时刻波动率的预测值。由预测所得波动率值控制投资风险。
- (3) 基于  $t$  时刻波动率的真值与  $t$  时刻波动率预测值的差值，利于 BP 算法列新 RNN-LSTM 网络参数。
- (4)  $t=t+1$ , 返回(2)

图 5 给出该系统动态在线预测和更新流程。

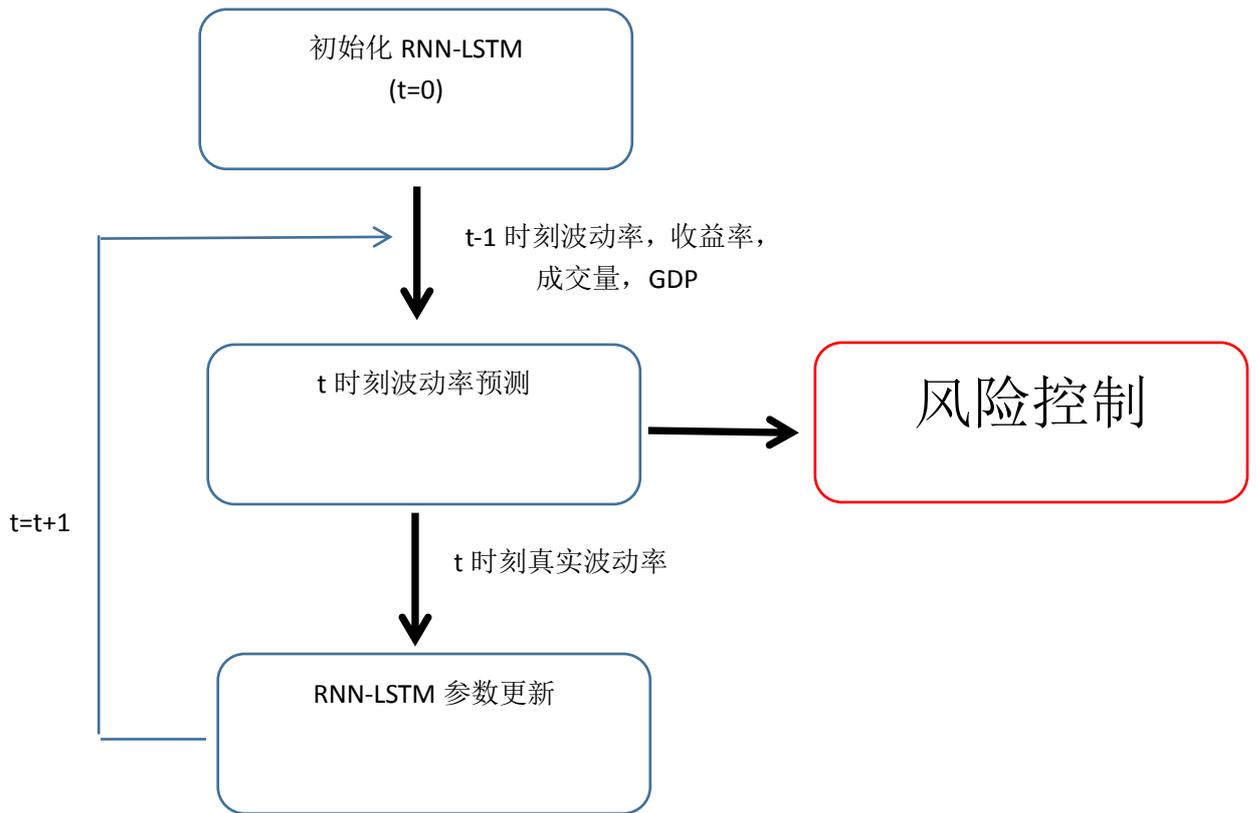


图 5. RNN-LSTM 股票风险控制系统运行流程