

华泰期货量化专题报告：

贝叶斯长短时记忆网络介绍

贝叶斯长短时记忆网络简介

长短时记忆网络是循环神经网络的一种特殊类型。其中的长短时记忆单元作用在神经网络的隐藏层上，利用输入门，忘记门和输出门控制信息的流通，从而实现对时间序列信息的记忆，有效解决一般循环神经网络由于训练梯度消失而无法进行长效记忆的问题。

虽然长短时记忆网络在处理时间序列上有一定优势，但是由于使用了三个控制门，如果输入的时间序列维度较高，则往往会造成参数过多，需要大量样本数据进行训练的问题。而基本面时间序列数据的更新频率通常为日频、周频甚至月频，可获取的样本数量较少，如果使用少量数据去拟合含有大量参数的模型，很容易造成过度拟合的问题。因此本报告尝试使用贝叶斯方法构造长短时记忆网络。由于贝叶斯方法使用了先验概率分布对神经网络系数范围进行了约束，这种技术在一定程度上能够对神经网络过度拟合的问题做出一定改善。

本报告首先介绍了长短时记忆网络的架构，然后介绍了贝叶斯网络的训练方法——自动微分变分推断，最后尝试应用长短时记忆单元构成的循环神经网络对沪金的5日收益率进行预测，并取得一定效果。

华泰期货研究所 量化策略组

陈维嘉

量化研究员

☎ 0755-23991517

✉ chenweijia@htgwf.com

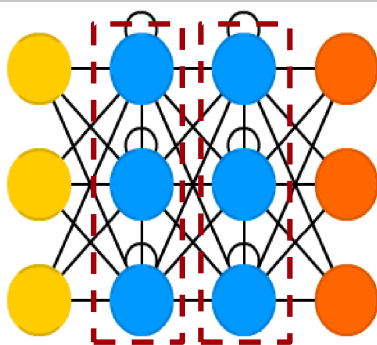
从业资格号：T236848

投资咨询号：TZ012046

循环神经网络架构

循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)是人工神经网络的一种特殊组织形式,其架构比较适合时间序列的模拟,如下图所示。该网络结构中连接隐藏层的神经元都是同一时间节点由黄色圆圈代表的输入层变量,该时间节点上的信息可以被图中蓝色圆圈代表的隐藏层贮存起来,待下一个时间节点上输入信息后再与之进行叠加,更新后的有效信息会被贮存在隐藏层的神经元中。由于隐藏层中贮存的信息被反复循环更新利用,这类神经网络被称为循环神经网络。

图 1: 循环神经网络架构



数据来源: 网络截图

<http://www.cognitivetoday.com/wp-content/uploads/2016/10/RNN.png>

如果一个周频时间序列包含三个维度,比如期货收益率,现货收益率和库存,那么应用在图 1: 的循环神经网络上就是第一周的期货收益率,现货收益率和库存作为输入层,用黄色圆圈的三个神经元代表,然后信息进入到蓝色圆圈代表的隐藏层神经元,该层神经元的有一部分是来自前一个时间节点,所以蓝色圆圈上都有一条黑色的曲线代表时间节点信息的重复使用,这种结构也是这类网络被称为循环网络的原因。循环神经网络的隐藏层数目并不固定,如上图所示,该网络结构蕴含了两个蓝色圆圈代表的隐藏层。通过隐藏层的叠加,通常更有利于神经网络对数据信息的深入挖掘。图中橙色圆圈代表的是输出层,这里输出层神经元数量有 3 个,因此分别对应着下个待预测时间节点的期货收益率,现货收益率和库存。如果只需要预测期货收益率,那么使用一个输出神经元即可。如果把循环神经网络沿着时间维度进行展开,那么可以得到一个权值共享的深度神经网络,因此如果循环神经网络需要记录的时间节点过多的话,在训练时同样可能面临梯度消失的问题。

长短时记忆单元

为了改善梯度消失的问题,循环神经网络通常使用长短时记忆(Long Short Term Memory, LSTM)的结构。LSTM 其实是在图 1 中的红色折线中的部分,即在输入层和隐藏层之间,隐

藏层和隐藏层，隐藏层和输出层之间加入了‘门’来控制隐藏层的更新和输出。LSTM 作为一个改进的隐藏层可以用以下公式来表示

$$i = \sigma(x_t U^i + h_{t-1} W^i)$$

$$f = \sigma(x_t U^f + h_{t-1} W^f)$$

$$o = \sigma(x_t U^o + h_{t-1} W^o)$$

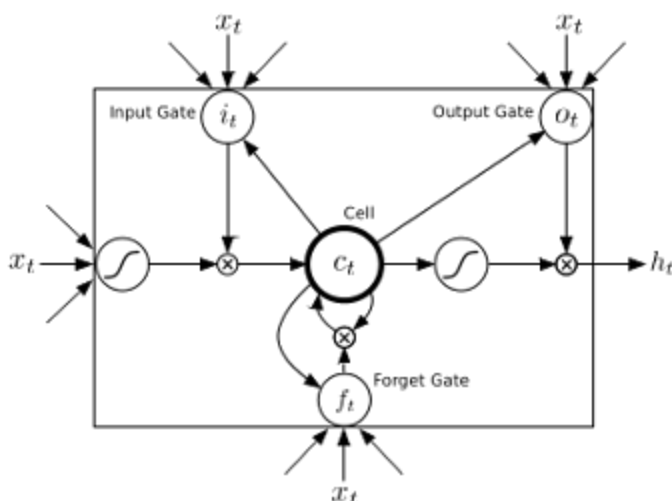
$$g = \tanh(x_t U^g + h_{t-1} W^g)$$

$$c_t = c_{t-1} \circ f + g \circ i$$

$$h_t = \tanh(c_t) \circ o$$

其中 x_t 代表输入层的输入， h_t 代表隐藏层中的激活神经元， c_t 为内容节点。 i, f, o 分别为输入门，忘记门和输出门。这三个门有着相同的表达式，但不同的矩阵系数 U 和 W ，他们的值还取决于当前的信息输入 x_t 和上一时间段的隐含状态 h_{t-1} 。他们被称为门是因为使用了 σ 即sigmoid函数，取值在0至1的范围来控制门的开闭。 g 是一个候选隐含状态，同样也取决于当前的信息输入 x_t 和上一时间段的隐含状态 h_{t-1} 。并非所有的隐含状态都会用于更新内容节点 c_t ，这由 g 与输入门 i 的各个元素相乘决定，即 $g \circ i$ 。旧的内容节点 c_{t-1} 也会删除部分内容，这由忘记门控制，即 $c_{t-1} \circ f$ 。新的内容节点 c_t 就是新增内容部分与忘记后内容部分的结合。最后输出的隐含状态 h_t 由输出门 o 控制，即 $\tanh(c_t) \circ o$ 。如果把忘记门 f 的所有值设为0，输入门 i 的所有值设为1，则全部内容节点的信息都会更新，同时输出门 o 设为1，那么LSTM网络将回归到普通的循环神经网络。LSTM的单元结构可以用以下图来表示。

图2: LSTM 单元



数据来源：华泰期货研究院

http://tikalon.com/blog/2015/long_short-term_memory_cell.png

由上述 LSTM 的公式可知，矩阵 U 的维度为输入层神经元数量*隐藏层神经元数量，矩阵 W 的维度为隐藏层神经元数量*隐藏层神经元数量。假设一个简单的 LSTM 单元有 5 个输入层神经元和 4 个隐藏层神经元，那么所有 U 和 W 矩阵的权重系数之和就能达到 $(5*4+4*4)*4=144$ 。大量的模型参数要求存在数量相当的样本与之匹配，但是由于使用基本面数据对模型进行训练，而基本面数据通常只有日频，甚至更低频率的数据，所以能够获得的样本量相当有限，所以这里使用贝叶斯方法来训练神经网络模型。

贝叶斯方法其实是把神经网络中的权重看成是一个未知的先验分布，然后根据观测数据利用贝叶斯统计推断的方法去求解权重的后验分布。贝叶斯提出了一种截然不同的观念，他们认为概率不应该这么简单地计算，而需要加入先验概率的考虑。先验概率也就是说，我们先设定一个假设，然后通过一定的实验来修正这个假设，这就是后验。应用在回归分析上也是类似的道理，我们先对线性回归系数的分布作出一个假设，随后根据训练集的样本去修正这些分布。在这个报告所使用的模型中，上述公式里的 U 和 W 以及 LSTM 单元连接的输出层矩阵都会在模型中被设定为一个概率分布，其先验分布为标准正态分布，然后再导入数据进行模型推断。

这个修正过程通常有两类方法，一种是根据系数的先验分布生成随机数采样模拟，计算此样本观测到的待预测变量的概率，再据此调整先验分布，这就是马尔科夫链蒙特卡诺 (MCMC) 方法。另外一种则是把待预测变量的概率密度函数参数化表示，把随机采样问题转化为优化问题，即最小化待预测变量的概率密度函数与其真实概率密度之间的距离，这就是变分推断 (Variational Inference)。有关研究认为这两种方法的精度比较接近，但变分推断有可能低估预测变量的方差。变分推断与马尔科夫链蒙特卡诺相比最大的优势在于计算量被大大减少了，所以这种方法比较适用于较为复杂的模型。

自动微分变分推断原理

概率模型，如贝叶斯神经网络等，定义了可观测变量 x 和待校正参数 θ 的联合概率分布 $p(x, \theta)$ 。贝叶斯神经网络的训练就是要计算在给定的可观测变量 x 前提下，待校正参数 θ 的后验概率分布，也就是条件概率分布 $p(\theta|x)$ 。这个后验分布能够用来解释数据的内在模式以及用来预测新的可观测变量。变分推断把计算这个后验概率分布 $p(\theta|x)$ 转化为一个优化问题。首先给定一组参数化的概率分布 $q(\theta) \in \mathcal{D}$ ，这种分布通常具有高斯分布的形式，然后从中找出里面的成员使得其与真实的后验概率的距离最小。这个距离通常是由 KL 散度定义 (Kullback-Leibler divergence):

$$KL[q(\theta)||p(\theta|x)] = \mathbb{E}[\log q(\theta)] - \mathbb{E}[\log p(\theta|x)]$$

如果使用传统的变分推断方法则需要开发和实现一套根据具体问题定制和优化流程:为模型定义一组具体的概率分布家族 \mathcal{D} ，根据 KL 散度计算具体的目标优化函数，计算各个参数

的偏导数，然后进行基于梯度的优化。但是 STAN 等开源软件提供了自动微分变分推断 (Automatic Differential Variational Inference, ADVI) 的库函数使得这一整套流程能够自动化实现。软件用户只要提供模型以及代码实现，ADVI 就能自动生成一整套相关的变分算法。ADVI 具体包含了以下几个步骤：

1. ADVI 把模型参数 θ 转变成无约束的实数变量 ζ 。例如对数正态分布的变量的约束就是大于 0，而转换后的 ζ 取值范围就可以是从负无穷到正无穷，也就没有了约束。然后 ADVI 再对转换后的参数 ζ 重新定义变分问题，即最小化散度 $KL[q(\zeta)||p(\zeta|x)]$ 。通过这种变换，所有的待定参数都会被定义在相同的空间。ADVI 能够应用同一个变分家族 \mathcal{Q} 到所有模型上。
2. ADVI 再把变分目标函数的梯度计算变成 $q(\zeta)$ 期望值的计算，这个步骤需要用到参数 θ 和可观测变量 x 的联合概率分布的梯度 $\nabla_{\theta} \log p(x, \theta)$ 。这一步的计算可以使用蒙特卡诺模拟来逼近期望值。
3. ADVI 进一步把目标函数的梯度用标准正态分布重新参数化。这个过程用到的就是概率分布 \mathcal{Q} 中的函数，这个转换使得 ADVI 能够有效地进行蒙特卡诺逼近，因为这样做只需要从标准正态分布中采样。
4. ADVI 使用的是噪声梯度来优化变分分布，以及一种自适应调节步长的方法来提供良好的收敛性能。

通常 ADVI 的精度受制于第一步从有约束到无约束的实数空间转换，这在一定程度上限制了有约束分布的使用。在训练速度上，ADVI 只使用的是一阶微分实现随机梯度优化，所以这个优化速度并不会太高。但是总的来说 ADVI 的通用性有一定限制，但仍是一种用于训练复杂贝叶斯模型的良好方法。

长短时记忆网络应用实例

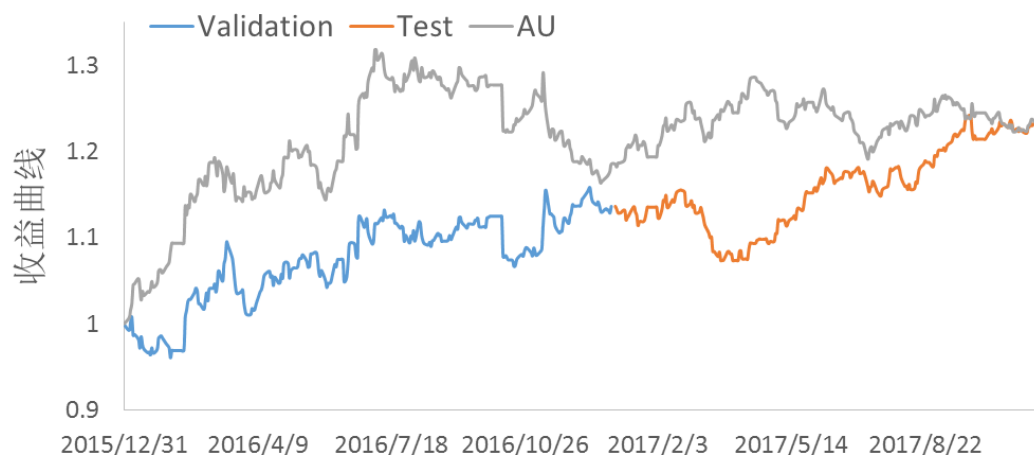
在这一节里尝试使用 LSTM 单元构建循环神经网络从而预测黄金期货主力合约的收益率。预测是基于期货品种的基本面因子包括商品库存、上下游产物价格，相关进出口过汇率等，以及市场因素如期货成交量、持仓量变化等。黄金期货使用的市场因子数据有 20 多个，数据维度较大，由于目前使用的是日频数据，大部分期货基本面数据样本量只有 2000 个左右，如果把高维度，少样本的数据直接放入神经网络中很容易造成过度拟合，因此这里采用了主成分分析 (Principle Component Analysis, PCA) 的方法进行降维减少直接输入神经网络输入层的变量数目，通常保留的主成份数量为 3-9 个。神经网络中隐藏层节点数目为 3-6 个，目前只使用了一个 LSTM 单元，神经网络可调的参数分布控制在 200 个以下。神经网络的训练使用简单的交叉验证法，约 70% 的样本用于训练集，15% 的样本用于验证集，15% 的样本用作测试集。训练数据中输入样本的时间序列由往前回溯 5 个交易日的收益率

之和作为一个时间节点，输入的时间序列包含 6 个时间节点，预测接下来 5 个交易日的收益率。神经网络训练时使用提早停止的方法，即验证集误差开始增大时停止。神经网络的超参数包括隐藏层神经元数量，学习速度和主成份个数等，由于神经网络训练耗时较长，这里并没有对超参数空间进行全局搜索，因此所使用的超参数并非最优。

目前该模型用于黄金期货主力合约，每个交易日收盘后对下 5 个交易日的收益率进行预测，收益为正则进场做多，反之则做空。由于持仓时间有 5 个交易日，所以存在 5 条不同路径，这里把资金分成 5 份，每条路径投入一份资金，相当于把这 5 条路径取平均收益。

下图给出了 LSTM 模型在沪金期货上的验证集(Validation)和测试集(Test)表现。数据是从 2015 年 12 月至 2017 年 10 月，虽然从图上看两条曲线的走势比较接近，而且最终收益也很接近，但是 LSTM 模型的波动要小很多，最大回撤不超过 7%，而沪金期货多头的回撤则达到 11.76%。

图 3： 黄金策略净值曲线



数据来源：华泰期货研究院

LSTM 模型在黄金上的表现总结如下。该模型在黄金合约上的验证集收益率年华有 13.48%，测试集上的收益要低些为 7%，两个集合上的夏普率都为 0.9 左右，与黄金纯多头较为接近。

表 1：黄金策略表现总结

	验证集	测试集	AU
年化收益	13.48%	7.07%	10.4%
年化波动率	14.1%	7.71%	11.5%
夏普率	0.95	0.91	0.9
最大回撤	7.34%	6.78%	11.76%

数据来源：华泰期货研究院

结果讨论

本报告首先对贝叶斯循环神经网络模型进行了基本介绍，包括其原理、框架以及训练方法。从原理上来讲这两类模型更加接近人类的思维模式，也更加灵活，例如能有效地贮存信息，预测资产收益率的概率分布等等。但是这些模型的训练也更加困难，模型超参数空间更大，往往需要在神经网络上有一定经验的研究人员进行手动调参或者利用庞大的计算资源对超参数空间进行搜索。本报告以黄金为例，尝试利用贝叶斯循环神经网络对黄金的收益率分布进行预测，并据此交易，取得一定效果。

● 免责声明

此报告并非针对或意图送发给或为任何就送发、发布、可得到或使用此报告而使华泰期货有限公司违反当地的法律或法规或可致使华泰期货有限公司受制于的法律或法规的任何地区、国家或其它管辖区域的公民或居民。除非另有显示，否则所有此报告中的材料的版权均属华泰期货有限公司。未经华泰期货有限公司事先书面授权下，不得更改或以任何方式发送、复印此报告的材料、内容或其复印本予任何其它人。所有于此报告中使用的商标、服务标记及标记均为华泰期货有限公司的商标、服务标记及标记。

此报告所载的资料、工具及材料只提供给阁下作查照之用。此报告的内容并不构成对任何人的投资建议，而华泰期货有限公司不会因接收人收到此报告而视他们为其客户。

此报告所载资料的来源及观点的出处皆被华泰期货有限公司认为可靠，但华泰期货有限公司不能担保其准确性或完整性，而华泰期货有限公司不对因使用此报告的材料而引致的损失而负任何责任。并不能依靠此报告以取代行使独立判断。华泰期货有限公司可发出其它与本报告所载资料不一致及有不同结论的报告。本报告及该等报告反映编写分析员的不同设想、见解及分析方法。为免生疑，本报告所载的观点并不代表华泰期货有限公司，或任何其附属或联营公司的立场。

此报告中所指的投资及服务可能不适合阁下，我们建议阁下如有任何疑问应咨询独立投资顾问。此报告并不构成投资、法律、会计或税务建议或担保任何投资或策略适合或切合阁下个别情况。此报告并不构成给予阁下私人咨询建议。

华泰期货有限公司2016版权所有。保留一切权利。

● 公司总部

地址：广东省广州市越秀区东风东路761号丽丰大厦20层、29层04单元

电话：400-6280-888

网址：www.htgwf.com