

风险对冲——期权交易的保护伞

作者：Gate.io 研究院 Tlntin Deng, Yang You, Jill Chow

摘要

1936 年，图灵提出著名的“图灵机” (Turing Machine) 的设想，1950 年 10 月其发表“机器能思考吗”的论文，从此人类在 AI 研究的路上越走越深。从最早的感知机模型到目前热门的深度学习，如何将 AI 应用到金融行业成为了目前讨论的热门话题。本文从期权的风险来源入手，并详细地讲述了目前金融市场主流的风险对冲策略。由于期权收益与波动率变化高度相关，为了更好的预测未来波动率的变化，文本选择目前热门的神经网络模型对比特币价格波动率进行建模，并且发现神经网络模型可以对波动率预测取得一定的效果。

文章要点

- ◆ 资本市场中期权风险来源——市场判断与模型不一致性问题。
- ◆ 风险对冲常用策略，卖家常使用止损交易策略来对冲现货标的物价格波动，而买家则更多使用 Delta 与 Delta-Gamma 中性策略，从而可以做到短期内无论价格上涨或者下跌，投资者都可以获得正收益的期权组合；
- ◆ 通过使用 LSTM 模型对比特币历史价格数据建模，我们发现对于价格走势波动比较大的部分，预测的结果并不能很好地进行表现，不过预测结果和测试集真实值的整体趋势还是很

接近，一定程度上可以作为期权交易的参考依据。

1 期权风险来源

在资本市场中，投资本身就是一件具有“高风险，高收益”的金融行为，而期权作为金融产品的衍生投资品，本身就具有一定的杠杆特性，这种高杠杆更是加剧了投资者的投资风险。对期权买家而言，最大的损失莫过市场行情判断失误，最终放弃行权，损失权利金罢了。然而对卖家来说，卖出认购期权可能结果是标的物实际价格无限高于行权价格，最终卖家仍需要以行权价格卖给买家标的物，这样就会导致卖家损失惨重。

1.1 市场判断错误风险

如同上文简单举例一般，市场判断错误风险是期权交易者面临的最大的风险，与普通现货交易不同的是，买卖双方损失并不相同，在期权交易市场，买家最多损失权利金，而卖家则有无限损失风险。一般而言，期权卖方由大机构参与较多，普通投资者很难承担这样的高风险。

1.2 模型与市场不一致风险

模型与市场不一致风险主要体现在两个方面，一是期权定价模型 BS 模型所带来的不一致风险，二是期权量化模型实盘交易时遇到的不一致风险。对于第一点，BS 模型中假定价格符合正态分布的，而实际金融市场并不是所有的标的物都满足这一条件，并且正态分布中价格可能为负数，而实际期权交易中，很少有标的物的价格出现负数。

对于第二点，投资者使用 BS 模型反推出隐含波动率并且使用一定的模型对未来波动率进行预测后，根据预期波动率与当前市场隐含波动率的价差，投资者便可以进行套利。然而，量化投

资模型在运行时，可能会遇到数据无法获取，或者进行期权买卖交易时失败的情况，这种模拟盘与实盘表现不一致的情况也会增加投资者的交易风险，一般需要进行一定的容错处理才能够消除大部分的异常错误。

2 风险对冲策略

对本文而言，主要以抵消市场判断错误风险为主。下面将介绍目前主流金融界常用的期权风险对冲策略。

2.1 止损交易策略

认购期权卖家一般会持有购买一定的标的物现货，当标的物大涨时，卖家可以通过现货的收益来抵消掉期权的损失，若发生大跌，则期权卖家获得期权收益，具体示意图如下：



数据来源: <https://cn.investing.com/>, 截至 2020-06-10

2020 年 7 月

图中共有 2 条灰色虚线与一条黑色虚线，下面一条灰色虚线为行权价格，即期权到期时的执行价格，上面一条灰线为行权价格加上权利金后的价格，超过该价格则认购期权买方则大概率会执行期权。认购期权卖家为了防止标的价格上涨而行权造成自己的资产损失，一般会在两根灰线之间设定一个买卖分割线（即图中的黑色虚线），当标的价格超过该分割线一定比例时，期权卖家买入与期权约定数量相等的标的物现货以对冲标的物价格上涨带来的风险。当标的价格低于该分割线时，期权卖家为了防止持有的现货标的资产缩水而造成的损失，则会选择卖出标的物现货。

2.2 Delta 中性对冲

Delta 即期权价格变动率除以标的价格变化率的比值，投资者一般通过反向交易来消除标的物价格变化产生的风险。如下图所示：



数据来源: <https://cn.investing.com/>, 截至 2020-06-10

2020 年 7 月

2.2.1 Delta 对冲原理

Delta 对冲与止损交易策略类似，但是严格遵循 Delta 中性（在金融领域，如果一个投资组合由相关的金融产品组成，而且其价值不受标的资产小幅价格变动的影响，这样的投资组合具有 delta 中性的性质）。常规 Delta 方向区分如下：

Delta 值为正的投资操作	Delta 值为负的投资操作
买入标的资产	卖出标的资产
买入认购期权	卖出看涨期权
卖出认沽期权	买入认沽期权

Delta 中性即左右两边通过一定数量组合，即可实现最终的 Delta 值为 0。下面以一个简单的表格为例，展示如何简单实现 Delta 中性对冲（假设此时 Delta 为 0.02，每张期权可兑换 0.1 比特币）：

操作方式	价格	数量	总 Delta
卖出认购期权	45 美元	20	$-0.02 * 20 * 0.1 = -0.04$
买入 BTC 现货	9000 美元	0.04	$1 * 0.04 = 0.04$
合计			$-0.04 + 0.04 = 0$

从表格可以看出，总的 Delta 值与期权以及 BTC 现货的价格均无直接关系，只与 BTC 的数量有关，所以一般期权交易中，习惯使用 BTC 数量结算而不是使用美元结算。

2.2.2 Delta 对冲案例

为了演示 Delta 对冲的抗现货波动性，假设 Delta 值一直不变，分别计算平仓结算时，BTC 价格上涨 10%与下跌 10%两种情况下投资者的收益情况。

BTC 上涨 10%，则期权价格为： $9000 \times 10\% \times 0.02 + 45 = 63$ （美元）

BTC 下跌 10%，则期权价格为： $-9000 \times 10\% \times 0.02 + 45 = 27$ （美元）

	期权开仓	期权平仓(+10%)	期权平仓(-10%)
期权交易方向	$45 \times 20 \times 0.1 = +90$	$-63 \times 20 \times 0.1 = -126$	$-27 \times 20 \times 0.1 = -54$
现货交易方向	$-0.04 \times 9000 = -360$	$0.04 \times 9900 = +396$	$0.04 \times 8100 = +324$
总的交易方向	-270	+270	+270

注：交易方向为正则为买入，交易方向为负则为卖出

从表格可以看出，如果 Delta 不变，开仓时买入期权卖出现货，平仓时卖出期权买入现货，不论 BTC 价格如何波动，总的利润均为 0，也就是说可以通过 Delta 对冲可以有效地降低风险。在实际交易中，Delta 的值一般随着标的物价格波动而波动，故通过 Delta 对冲可以有效降低风险，并且赚取一定的利润（即未来波动率与隐含波动率之差）。

常见的 Delta 对冲方式主要包括固定时间对冲与固定阈值对冲。固定时间对冲即每间隔一定时间进行一次 Delta 对冲，可以设置为 1 天或者 1 小时都可以。固定阈值对冲即标的价格每上涨或者下跌一定幅度，则进行一次 Delta 对冲。一般而言，对于波动率较高或者到期时间较长的期权投资品，可以使用固定时间对冲，而对于波动率相对较低或者到期时间较短的投资品，

则可以使用固定阈值对冲。

2.3 Delta-Gamma 对冲

Gamma 是指交易组合中 Delta 变化与标的资产价格变化的比率，也就是标的物价格的二阶导数，反映 Delta 随标的价格变化的快慢。当 Gamma 的绝对值较大时，表明 Delta 的变化随标的资产价格变化会非常快，投资者需要频繁调整 Delta 值才能避免 Delta 非中性风险。

2.3.1 Delta-Gamma 对冲原理

Gamma 值一般为正或者为负，在不同的标的市场情况下，其表现也不尽相同，总的来说，有以下四种情况。

标的市场		期权价值表现
Gamma 为负	有利方向	缓慢上涨
Gamma 为负	不利方向	加速下跌
Gamma 为正	有利方向	加速上涨
Gamma 为正	不利方向	缓慢下跌

注：有利方向指做多时标的价格上涨，不利方向指做多时标的市场下跌，反之亦然。

从表格上来看，Gamma 取任何数值对于投资者构建投资组合来说都存在一定的风险。只有 Gamma 中性即为 0 时，才能真正的规避 Gamma 风险，降低交易组合风险。

2020 年 7 月

2.3.2 Delta-Gamma 对冲案例

假设投资者选择的认购期权 Delta 为 0.3, Gamma 值为 5, 每张期权合约权利金为 120 美元;
认沽期权 Delta 值为-0.2, Gamma 值为 2.5, 每张期权权利金为 60 美元, 每张期权可兑换 0.1
比特币, 假设投资者卖空了 20 张看涨期权, 那么它将如何构建 Delta-Gamma 中性?

操作方式	价格	数量	总 Delta	总 Gamma
认购期权	120	-20	$0.3*(-20)*0.1 = -0.6$	$5*(-20)*0.1 = -10$
认沽期权	60	x	$-0.2*x*0.1 = -0.02x$	$2.5*x*0.1 = 0.25x$
BTC 现货	9000	y	y	0

Delta 方面:

$$-0.6 - 0.02x + y = 0$$

Gamma 方向:

$$-10 + 0.25x = 0$$

解得: $x=40$, $y=1.4$, 即该投资者需要买入 40 张认沽 (看跌) 期权, 买入 1.4 枚比特币才可以实现 Delta-Gamma 对冲。

从影响结果来看, 通过 Gamma 对冲使得最终总的 Gamma 值为 0, 这样可以有效减少 Delta 变化的速度, 从而降低 Delta 中性对冲交易的频率, 很大提高了投资者的抗风险能力。

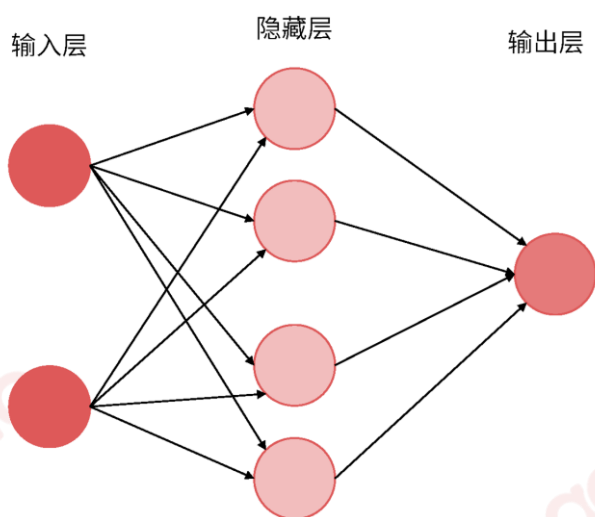
3 神经网络模型对期权波动率的预测

通过构建风险对冲模型，可以做到短期内无论价格上涨或者下跌，投资者都可以获得正收益的期权组合。通过风险对冲，此时期权收益已经与价格波动方向无关，只与波动的幅度有关，如何对期权标的物价格的波动率预测成为了期权交易的核心所在，下文将通过神经网络模型对比比特币的波动率进行预测。

3.1 技术背景

神经网络是一系列算法，旨在通过模仿人脑操作方式的过程来识别一组数据中的潜在关系。从这个意义上说，神经网络是指自然界中有机的或人工的神经元系统。神经网络可以适应不断变化的输入。因此网络无需重新设计输出标准即可产生最佳结果。神经网络由神经元构成，每个

简单神经网络模型



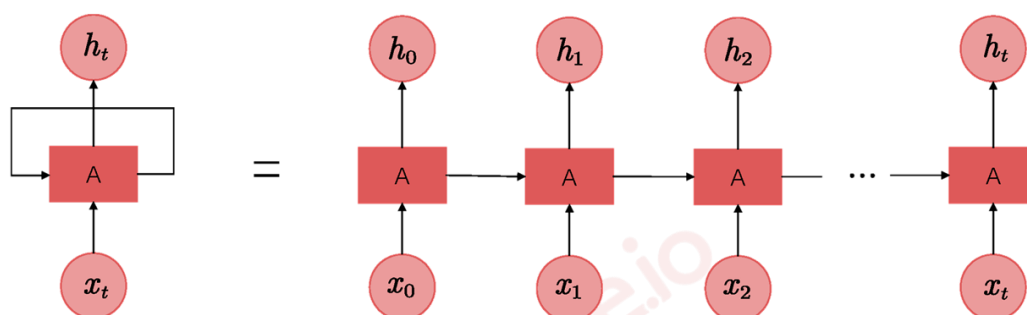
神经元模型是一个包含输入，输出与计算功能的模型。一个最简单的前馈神经网络结构分为输入层，隐藏层和输出层。输入层只负责传输数据；隐藏层负责对于数据进行特征提取，隐藏层的每一个神经元对于输入层的会有不同的权重，这些权重会进而影响特征提取；输出层负责输出最后的结果。

图片来源: <https://www.investopedia.com/terms/n/neuralnetwork.asp>, Gate.io 研究院重新制作

3.1.1 循环神经网络 (RNN)

循环神经网络 (RNN) 源自前馈神经网络，是一类节点之间的连接形成一个有向图沿时间序列展开的神经网络。这使其表现出时间动态行为，也就是说，神经元不是完全由前一层决定，还被更早的层中的隐藏神经元影响，这也是 RNN 能够提取时间序列数据中信息的原因。

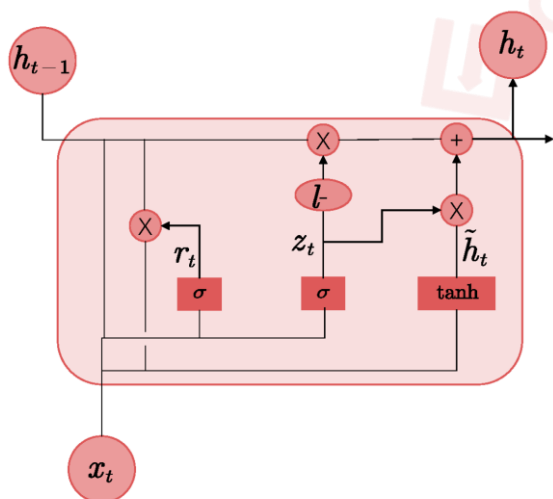
循环神经网络模型



图片来源: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6638947/references#references>, Gate.io 研究院重新制作

3.1.2 长短期记忆模型 (LSTM)

长短期记忆模型



LSTM 是一种特殊的 RNN 网络结构，在标准 RNN 中，存在梯度消失的问题，更通俗一点说，RNN 无法有效利用早期的输入而只存在短期的记忆。LSTM 引入了门机制，专门构建了遗忘门，输入门，输出门来实现神经元的记忆，遗忘与输出功能，因此 LSTM 的出现解决了 RNN 训练时可能遇到的梯度消失问题。

图片来源: <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>, Gate.io 研究院重新制作

3.2 模型搭建

3.2.1 数据选取

本文中我们研究比特币数据，为此我们选取了从 2015 年初到 2020 年 6 月 9 日的全部比特币信息，包括每日收盘价，开盘价，最高价和最低价等信息。其中每日的比特币收盘价如图：

2020 年 7 月



数据来源: <https://cn.investing.com/crypto/currencies>

3.2.2 数据处理

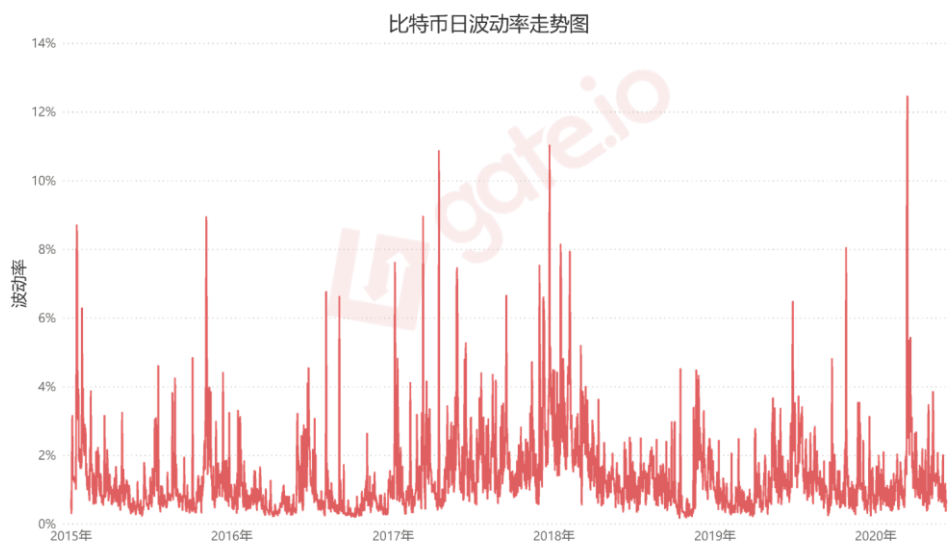
M.B Garman 等人提出过基于历史数据计算波动率的方法。通过每日开盘价 O ，最高价 H ，最低价 L 及收盘价 C 来计算日波动率 σ ，具体计算规则如下所示：

$$u = \log\left(\frac{H_t}{O_p}\right), d = \log\left(\frac{L_t}{O_p}\right), c = \log\left(\frac{C_t}{O_p}\right)$$

$$\sigma_t = 0.511(u - d)^2 - 0.019[c(u + d) - 2ud] - 0.383c^2$$

注： t 为时间， H_t 为最高价格， L_t 为最低价格， O_p 为开盘价格， C_t 为收盘价格。

根据我们的比特币历史数据，我们计算了从 2015 年 1 月 1 日到 2020 年 6 月 9 日的波动率，结果如下图所示：



3.2.3 异同移动平均线计算 (MACD)

MACD 是金融交易中一种常见的技术分析工具，由 Gerald Appel 于 1970 年代提出，用于判断证券价格变化的强度、方向、能量，以及趋势周期，以便把握证券买进和卖出的时机。其具体公式如下所示，我们计算该指标用作训练数据的特征之一。

$$x_{dif} = f_{ema}(x_{close}, 26) - f_{ema}(x_{close}, 12)$$

$$x_{dea} = f_{ema}(x_{dif}, 9)$$

$$x_{macd} = 2(x_{dif} - x_{dea})$$

注： x_{close} 即输入的收盘价， f_{ema} 为移动平均函数， $f_{ema}(x_{close}, 26)$ 即计算 26 天的移动平均价。

3.2.4 数据标准化

在我们对数据预处理之后，我们的输入特征 x 可以通过日波动率 σ 和 MACD 指数 i_{macd} 表示为

$$x = \{\sigma_t, \sigma_{t+1}, \dots, \sigma_{t+59}, i_{macd}\}$$

在机器学习领域中，因为特征向量中的不同特征往往具有不同的量纲与单位，进而会影响到数据分析的结果，因此为了消除这种负面影响，需要对数据进行标准化处理。我们使用了 sklearn 中的 StandardScaler 函数处理了我们的数据。

3.2.5 模型搭建

我们以 Keras 为前端，TensorFlow 为后端搭建我们的训练模型。通过 Keras 提供的 Sequential 顺序模型，我们使用了 Sigmoid¹ 激活函数和 Adam² 的优化器，添加两层神经元个数为 50 的 LSTM 网络，在此基础上，添加了两层全连接网络并输出结果。

这里我们选取 10 天为一个时间段，以每 10 天的日波动率为训练的输入特征之一，用来预测下一天的波动率数据。在输入的维度上，因为 LSTM 网络要求的输入必须为三维，分别是样本数，时间步，特征维度，因此，我们通过 numpy 的 reshape 函数将我们的输入转型为 (1580, 10, 2)。通过上述方法，我们在训练集上训练了我们的模型。

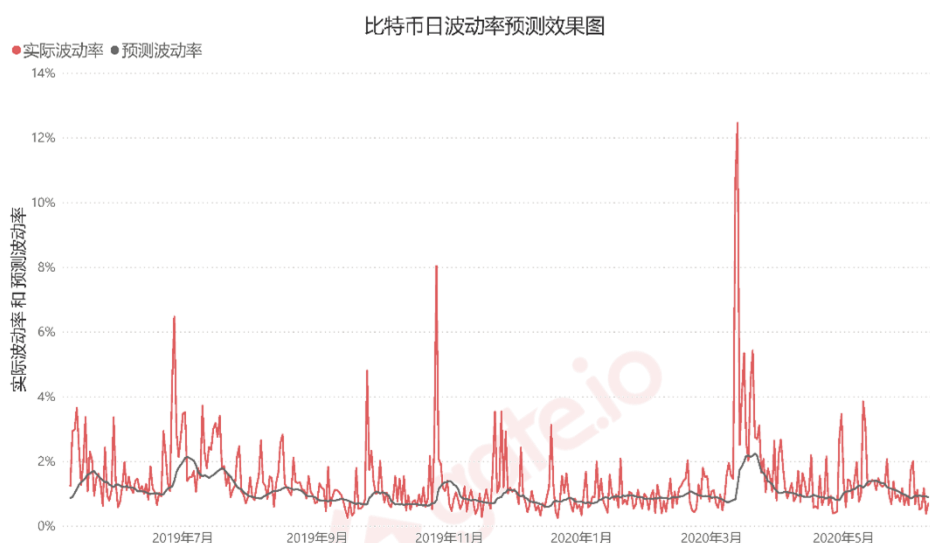
¹ sigmoid 函数也叫 Logistic 函数，用于隐层神经元输出，取值范围为(0,1)，它可以将一个实数映射到(0,1)的区间，可以用来做二分类。在特征相差比较复杂或是相差不是特别大时效果比较好。

² Adan 是对 SGD 的扩展，可以代替经典的随机梯度下降法来更有效地更新网络权重，使用动量和自适应学习率来加快收敛速度。

2020 年 7 月

3.3 模型结果展示

我们通过同样的上述方法，处理了我们的测试集数据，并用训练好的模型预测了波动率的走势，为了验证模型的效果，我们将模型用于测试集。我们用两种不同的颜色表示了测试集波动率和预测的波动率走势图如图所示：



我们发现对于走势波动比较大的部分，预测的结果并不能很好地进行表现，不过预测结果和测试集真实值的整体趋势还是很接近，由此可见，使用 LSTM 模型一定程度上可以预测波动率的变化，可以作为期权交易的参考依据。

4 总结

通过对期权的风险来源进行分析发现，目前期权卖家风险极高，所以一般主要由大机构担任这一角色。期权卖家可以通过常见的止损交易策略，购买一定的现货来对冲标的物价格超过看涨期权的执行价格或者低于看跌期权带来的风险；买家也可以通过构建 Delta 中性以及表现更好

的 Delta-Gamma 中性来对冲掉价格波动产生的风险,使得最终收益为正并且只与标的物波动范围挂钩。

为了更好地对标的物波动范围,也就是波动率进行预测判断, Gate.io 研究院选择了目前比较火热的神经网络模型——LSTM 模型,通过对比特币历史数据进行一定的处理并构建 LSTM 模型,我们发现对于走势波动比较大的部分,预测的结果并不能很好地进行表现,不过预测结果和测试集真实值的整体趋势还是很接近,由此可见,使用 LSTM 模型一定程度上可以预测波动率的变化,可以作为期权交易的参考依据。

参考资料

- [1]. Garman, M.B. and Klass, M.J. (1980) On the Estimation of Security Price Volatilities from Historical Data. Journal of Business, 53, 67-78.
- [2]. 李树阳.基于循环神经网络及百度指数预测 A 股市场波动率[D].:山东大学,2016.
- [3]. Alex Graves , Abdel-rahman Mohamed , Geoffrey Hinton.Speech recognition with deep recurrent neural networks[D].Canada:Department of Computer Science, University of Toronto.

2020 年 7 月

声明

因出具该研究报告，特做出如下声明：

- 本研究报告是内部成员通过尽职调查和客观分析得出的结论，旨在对数字货币期权发展现状进行分析总结，并不能完全以此来预测数字货币期权市场的发展情况。
- 本研究报告非衡量研究对象本身价值、以及其发行代币价值的工具，不构成投资者做出最终投资决策的全部依据。

本研究报告中引用的项目资料来源于内部认为可靠、准确的渠道，因为存在人为或机械错误，信息均以获取时态为准。内部成员对研究报告中所依据的相关资料的真实性、准确度、完整性以及及时性进行了必要的核查与验证，但对其不做任何明示或暗示的陈述或担保。