

雇佣？顶针[顶级深度学习专家](#)来满足你的需要。

✓ 网页内容翻译完成

显示原文

中英对照

关闭

[开始雇用](#)

[登录](#)

[前3%](#)

[为什么](#)

[客户](#)

[企业](#)

[社区](#)

[博客](#)

[关于我们](#)

[开始雇用](#)

[作为开发人员申请](#)

[登录](#)

[问题？](#)

[联系我们](#)

Search Topics

[雇用开发商](#)

21分钟读

对冲基金深度学习交易简介

[查看所有文章](#)



通过 [Julian](#) - 自由软件工程师@[顶顶](#)

[#算法交易](#) [#深度学习](#) [#金融](#) [#HedgeFund](#)

0股份



阅读[西班牙语](#)本文的版本被翻译成玛莉塞拉·奥尔德斯

在过去的几年里，深度神经网络变得非常流行。这个新兴的计算机科学领域是围绕着生物神经网络的概念而产生的，而深度学习已经成为今天的热门词汇。

深入学习的科学家和工程师试图从数学上描述生物神经系统的各种模式。深度学习系统已经应用于各种问题：计算机视觉、语音识别、自然语言处理、机器翻译等等。有趣和令人兴奋的是，在某些任务中，深度学习的性能超过了人类专家。今天，我们将看一看金融领域的深度学习。

更有吸引力的深度学习应用之一是在对冲基金。对冲基金是指向投资者募集资金并进行管理的投资基金和金融机构。他们通常使用时间序列数据，并试图做出一些预测。有一种特殊类型的深度学习架构适合于时间序列分析：[递归神经网络](#)或者更具体地说，一种特殊类型的递归神经网络：[长短时记忆\(Lstm\)网络](#)。

LSTM能够从时间序列数据中获取最重要的特性并对其依
如何使用这类系统的说明性案例研究。PyTorch框架用F

✓ 网页内容翻译完成

显示原文

中英对照

关闭

我们将从一些深入学习的基础知识开始，然后再讨论现实世界的例子：

引入深度学习作为一个抽象的概念。

介绍RNN-或者更具体地介绍LSTM-以及如何使用它们来建模时间序列数据。

使读者熟悉适合深入学习的财务数据。

说明一个实际的对冲基金是如何利用深度学习来预测股票价格的。

最后，为新的和现有的对冲基金提供可采取行动的建議，说明如何使用/利用深度学习来提高其业绩。

介绍深度学习交易的案例

金融业最具挑战性和最令人兴奋的任务之一是预测[股票价格会上涨或下跌](#)。在未来。今天，我们意识到深度学习算法非常擅长于解决复杂的任务，因此，值得在深造系统上进行尝试，看看它们是否能够成功地解决预测未来价格的问题。

作为一个概念，人工神经网络已经存在了很长一段时间，但是硬件还不够好，无法在深度学习中进行快速实验。十年前，NVIDIA帮助变革了深度学习网络，因为它开始为通用计算提供非常快的图形处理单元(GPU)。[特斯拉系列产品](#)。在游戏和专业设计应用程序中，高度并行的GPU可以计算其他数据，在许多情况下，它们比CPU要好得多。

有很多[很少有科学论文](#)关于在金融领域使用深度学习，但金融科技公司对深度学习专家的需求很大，因为他们显然认识到了它的潜力。本文将通过概述如何将金融数据用于构建深度学习系统来帮助解释为什么金融领域的深度学习变得越来越流行。一种特殊的递归神经网络[LSTM网络](#)也将提交。我们将概述如何使用递归神经网络来解决与金融相关的任务。

本文还通过实验展示了对冲基金如何使用此类系统的一个说明性案例研究。我们还将考虑如何改进深度学习系统，以及对冲基金如何雇用人才来建立这些系统，即深造人才需要什么样的背景。

对冲基金的不同之处在于

在我们讨论这个问题的技术方面之前，我们需要解释对冲基金的独特之处。那么，什么是对冲基金？

对冲基金是一种投资基金——一种从投资者那里筹集资金并将其置于短期和长期投资或不同金融产品中的金融机构。它通常是以有限合伙或有限责任公司的形式成立的。对冲基金的目标是实现回报最大化。回报是指对冲基金在特定时期内的净资产损益。人们普遍认为，风险越大，回报和损失越大。

为了获得良好的回报，对冲基金依靠各种类型的投资策略，试图利用市场的低效来赚钱。由于普通投资基金所不允许的各种投资策略，对冲基金不被注册为基金，即对冲基金通常不像其他基金一样受到国家的监督。他们不需要公布他们的投资策略和商业业绩，这会使他们风险很大。一些对冲基金产生的资金超过了市场平均水平，但其中一些基金亏损了。有些基金带来永久性的收益，而一些对冲基金的业绩则是可变的。

通过投资对冲基金，投资者增加了基金的净值。不过，不只是任何人都可以投资对冲基金。对冲基金是为少数富有的投资者设计的。通常，那些想要参加对冲基金的人需要得到认可。这意味着它们在金融监管法律方面必须具有特殊地位。在谁可以享有这一特殊地位方面，各国之间有区别。通常，投资者的净资产需要非常高——不仅是个人，银行和大公司也可以在对冲基金中运作。这种认证的目的是只允许具有重大投资知识的个人参与，从而保护小规模和缺乏经验的投资者不受风险影响。

本文考虑的是美国的监管框架，因为美国拥有全球最发达的金融市场。因此，在美利坚合众国，“认可投资者”一词的定义是[美国证券交易委员会条例D第501条](#)。

根据这项规定，经认可的投资者可：

银行

私营企业发展公司

各组织

拟出售或出售的证券的发行人的董事、执行主任及一般合伙人

个人净值或与其配偶共同净值超过1 000 000美元的自然人

最近两年中个人收入超过20万美元的自然人，或与该人配偶的共同收入每年超过30万美元的自然人，并有合理的期望在本年度达到相同的收入水平

资产总额超过\$5 000 000的信托

所有股权所有人都是经认可的投资者的实体

对冲基金经理管理对冲基金。对冲基金经理必须找到一种方法，创造一种竞争优势才能取得成功，即创造比竞争对手更大的优势和创造更大价值的能力。这可能是一个非常具有吸引力的职业选择，因为如果一个人擅长管理基金，它就会非常有利可图。

另一方面，如果许多对冲基金经理的决定最终证明是糟糕的，他们将得不到报酬，并将获得一个负面的声誉。最好的对冲基金经理是所有行业中收入最高的职业之一。除管理费外，对冲基金经理还能从他们为投资者赚取的回报中获得一定

对冲基金简史

第一只对冲基金出现于1949年，由前作家和社会学家阿尔弗雷德·温斯洛·琼斯创立。当时他正在写一篇关于“财富”(Fortune)当前投资趋势的文章，那是在1948年。

他试图管理这笔钱，结果非常成功。他利用自己的投资创新筹集了资金，而这种创新现在被广泛称为多头/空头股票。这种策略在对冲基金中仍然很受欢迎。股票可以买入(买入：多头)或出售(卖出：卖空)。

当一只股票的价格很低，而且预期股价会很高时，买一只股票(做多)，并在它达到最高价格时立即卖出(卖空)是合乎逻辑的，这正是阿尔弗雷德·温斯洛·琼斯所做的创新之处-买入预期会升值的股票，做空预期会下跌的股票。

财务数据和数据集

金融数据属于时间序列数据。时间序列是按时间索引的一系列数据点。通常，时间序列是在连续的、等间距的时间点上采取的序列：离散时间数据序列。时间序列的例子有海潮高度、太阳黑子计数和道琼斯工业平均指数的每日收盘价。

此上下文中的历史数据是来自过去的时间序列数据。它是预测未来价格的最重要和最有价值的部分之一。网上有一些公开的数据集，但通常，这些数据不包含很多特性-通常是1天间隔数据、1小时间隔数据或1分钟间隔数据。

具有更丰富的特性和较短时间间隔的数据集通常是不可公开的，因此获取数据非常昂贵。较小的间隔意味着在一个固定时期内有更多的时间序列数据-在一年中有365天(或366天)，因此最多有365(或366)个数据点可用。每一天有24小时，因此一年内有8 760(或8 784)小时数据点可用，每一天有86 400分钟，因此一年内有525 600个(或527 040)分钟数据点可用。

有了更多的数据、更多的信息和更多的信息，就有可能对下一个时期发生的事情做出更好的结论-当然，假设数据包含一个足够好的特性，可以很好地概括。在全球金融危机最严重的时候，2007-2008年的股票价格数据是有偏见的，可能与这些天的价格预测无关。在时间间隔较短的情况下，由于在固定的时间间隔中有大量的数据点，所以更容易预测接下来会发生什么。如果我们有一个固定的纳秒中的每一个纳秒的所有数据点，那么预测在下一个纳秒内会发生什么就更容易了。n-一年的间隔，如果我们所有的时间的话，那么明年股票市场将会发生什么？n每年的数据点在一个固定的n-间隔一年。

然而，这并不意味着，假设一系列快速的短期预测是正确的，长期预测也应该是正确的。每个预测都会引入错误，通过链接多个预测，长期预测最终将包含大量的错误，并且将是无用的。下面是一个从雅虎金融公司网上收集的谷歌股票1天间隔数据的例子。

Date	Open	High	Low	Close
2010-01-04	311.44931	312.721039	310.103088	311.349976
2010-01-05	311.563568	311.891449	308.76181	309.978882
2010-01-06	310.907837	310.907837	301.220856	302.164703
2010-01-07	302.731018	303.029083	294.410156	295.130463
2010-01-08	294.08725	299.675903	292.651581	299.06488
2010-01-11	300.276978	300.276978	295.100647	298.612823
2010-01-12	296.893982	297.147339	292.100159	293.332153
2010-01-13	286.382355	292.28894	285.095734	291.648102
2010-01-14	290.063416	295.180145	289.521942	293.019196
2010-01-15	294.75293	294.862213	287.152344	288.126007
2010-01-19	288.722137	293.302338	286.28302	291.911407
2010-01-20	291.09671	291.09671	285.786224	288.329681
2010-01-21	289.8349	291.513977	284.276062	289.606384
2010-01-22	280.426086	283.45639	265.701874	273.227905
2010-01-25	271.528961	273.16333	266.02478	268.255249
2010-01-26	267.246826	273.024231	266.412231	269.457428
2010-01-27	268.886169	272.055542	265.925415	269.298462
2010-01-28	270.485748	271.732635	263.585632	265.418701
2010-01-29	267.505127	268.74707	261.10675	263.257751
2010-02-01	265.572693	266.173798	263.436584	264.787811
2010-02-02	265.751556	265.751556	262.100281	263.843964
2010-02-03	262.626862	269.298462	262.408295	268.662598
2010-02-04	266.764954	267.261719	261.081909	261.687958
2010-02-05	262.492737	265.026245	259.541931	263.928406

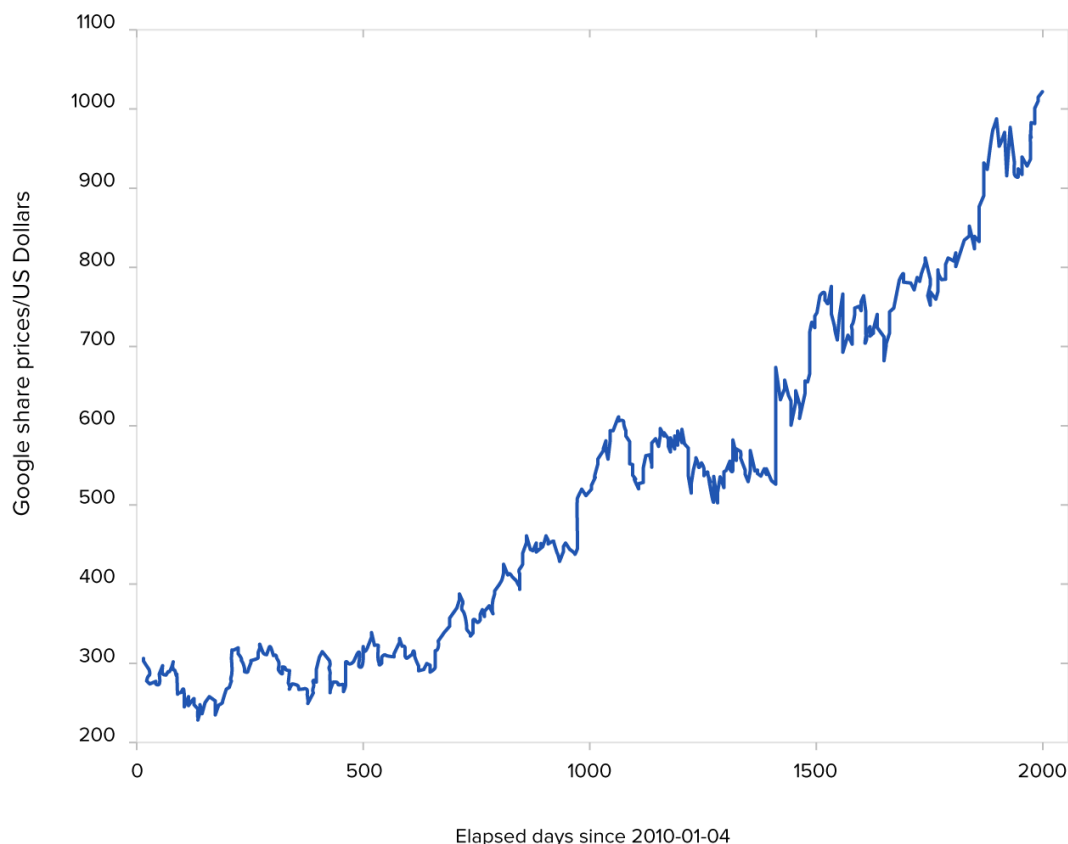
数据集中只有几列：日期、开放、高、低和关闭-分别是证券在交易所开盘时的交易价格、证券在给定交易日达到的最高价格、在给定交易日达到的最低价格以及当天证券交易的最终价格。

通常，这类数据集中还有两个列-“调整关闭”和“卷”，但它们在这里不相关。调整后的收盘价是在适当的分红和股利分配调整后的收盘价，而成交量是指在一段时间内在市场上交易的股票数量。

你可以看到有些日期不见了。这是股票交易所不工作的，缺失的日子补充了以前可用的价格。例如，2010-01-15的价格。对于我们的算法来说，重要的是深度学习算法可以从这里学习-例如，在五个工作日之后，必须有两个工作日，从最后一个工作日起，价格必须是固定不变的。

[✓ 网页内容翻译完成](#)[显示原文](#)[中英对照](#)[关闭](#)

Figure 1



toptal

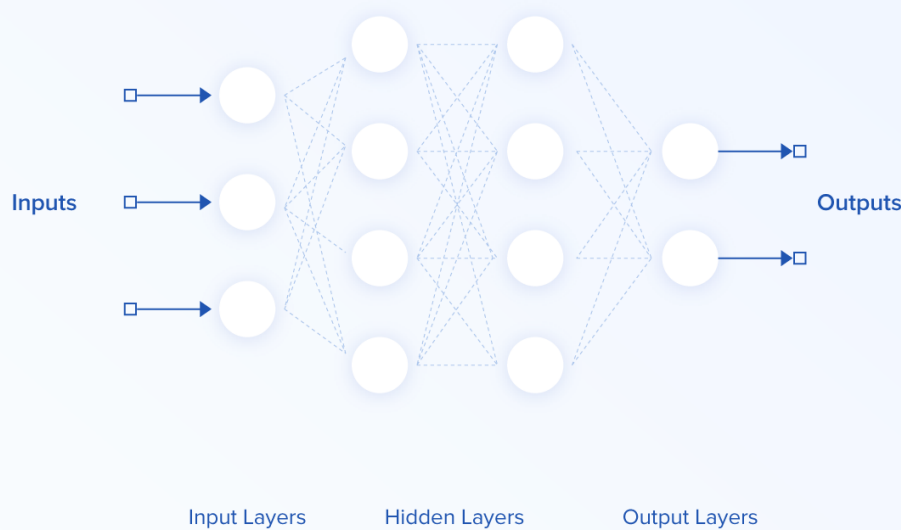
这是一张自2010-01-04年度以来谷歌股价走势的图表。请注意，只使用交易日绘制图表。

什么是深度学习？

深度学习是机器学习的一部分，它建立在学习数据表示的基础上。机器学习检查其功能不是编程而是从数据中学习的算法。这基本上是人工智能的一种方法。

深度学习已经应用于计算机视觉、语音识别、自然语言处理、机器翻译等各个领域，在其中的一些任务中，它取得了比人类更好的性能。

深层神经网络是深度学习的核心。深层神经网络最简单、最基本的例子就是前馈神经网络。下面是一个简单的前馈神经网络的图像。它由输入层、输出层和隐藏层组成。



隐藏层是输入层和输出层之间的所有层。我们说，如果一个神经网络有多个隐藏层，它就很深。每一层由不同数量的神经元组成。这种基本的前馈神经网络中的层被称为线性层-线性层中的神经元，如果数据是分批地通过网络发送的话，线性层中的神经元只能乘以1-D(或2-D)的输入值，并将其与适当的权重和乘积相加，并给出最终的结果为1-D或2-D输出。

在前馈网络中，通常采用激活函数引入非线性，从而使网络能够对更复杂、更非线性的问题进行建模。在前馈网络中，数据流从输入层流向输出层，而不进行回环。神经元之间的连接是加权的。需要调整权重，以便神经网络返回给定输入的正确输出。前馈网络将数据从输入空间映射到输出空间。隐藏层从前一层的特征中提取重要和更抽象的特征。

一般的深度学习管道与机器学习管道相同，由以下步骤组成：

1. 数据收集。数据分为三部分：培训数据、验证数据和测试数据。
2. 使用训练数据对DNN进行多个“历元”的训练(每一段包含若干次迭代)，并在每个时期之后使用验证数据进行验证。
3. 经过一系列的训练和验证，测试模型(一个固定参数的神经网络实例)。

神经网络训练实际上是利用反向传播算法和随机梯度下降相结合，通过最小化损失函数来调整神经元对之间的权重。除了通过学习过程确定的权重外，深度学习算法通常需要设置超参数-在学习之前不是学习而是固定的参数。超参数是层数、层中神经元数、神经元类型和权值初始化。

在设置超参数方面存在硬件限制：目前，在单个GPU上设置1万亿个神经元是不可能的。穷举超参数搜索的第二个问题是组合爆炸，它不可能搜索所有可能的超参数组合，因为它将花费无限的时间。正因为如此，超参数是随机设置的，或者使用科学论文中描述的一些启发法和众所周知的例子-这篇博文后面展示的用于金融数据分析的超参数之一是递归神经网络的使用，科学家和工程师已经证明了它们与时间序列数据的良好工作关系。通常，查看给定问题的超参数是否好的最好方法是通过实验。

训练的目的在于使神经网络适应训练数据。模型验证是在每个训练步骤之后进行的，模型测试是在整个训练过程之后进行的，目的是检验模型是否能很好地推广。泛化意味着神经网络能够很好地预测新的、看不见的数据。

有两个与模式选择有关的重要术语：过度拟合和下装。如果一个神经网络对它所训练的数据过于复杂-如果它有太多的参数(层太多，或者层中的神经元太多)-那么神经网络就会对数据进行过度拟合。它可以很好地适应训练数据，因为它有足够的容量来适应所有的数据，但是在验证和测试集上的性能很差。

如果神经网络对其训练的数据过于简单，则神经网络会试集方面的性能很差，因为它的能力不足以适应训练数据。第一幅图像显示了当神经网络建模的内容。第二幅图像显示了有最优参数时的情况，神经网络可以很好地推广到未见数据；第三幅图像显示了神经网络参数过大且神经网络能够很好地拟合训练集中的所有数据的情况，但在验证和测试集上的性能较差。

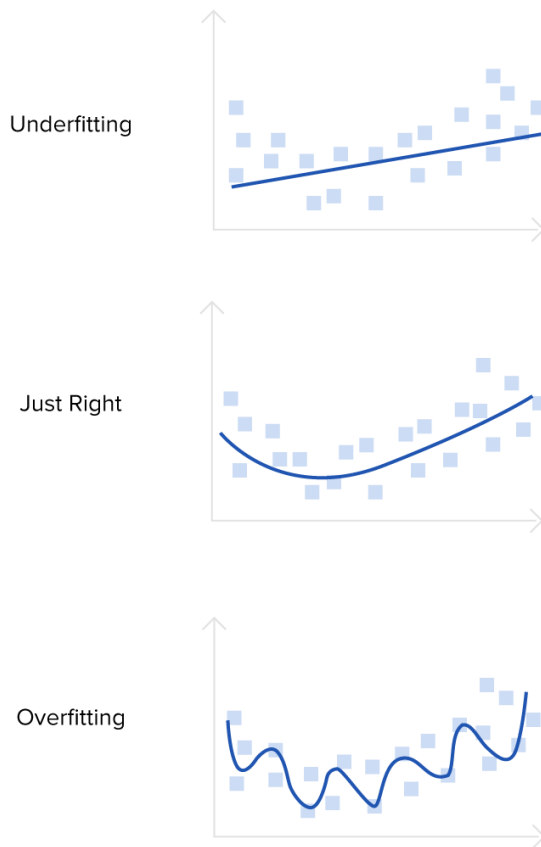
✓ 网页内容翻译完成

显示原文

中英对照

关闭

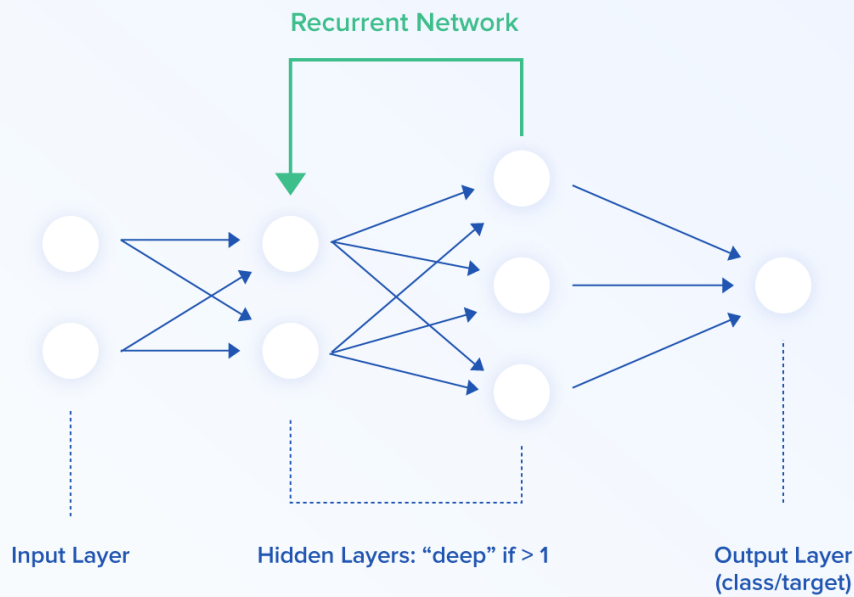
Figure 2



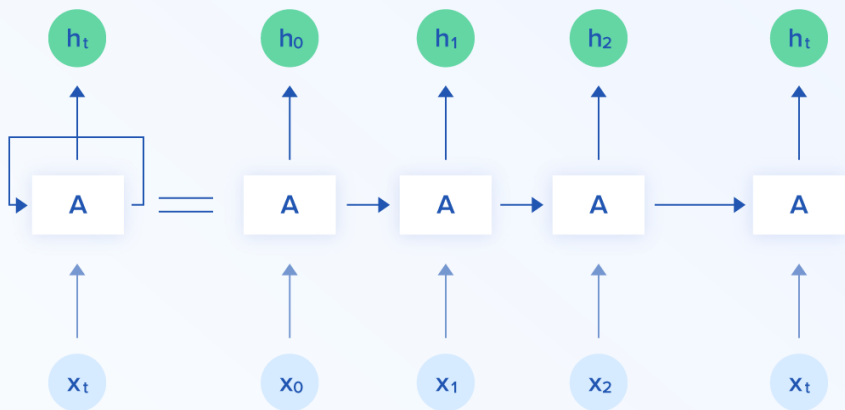
toptal

递归神经网络

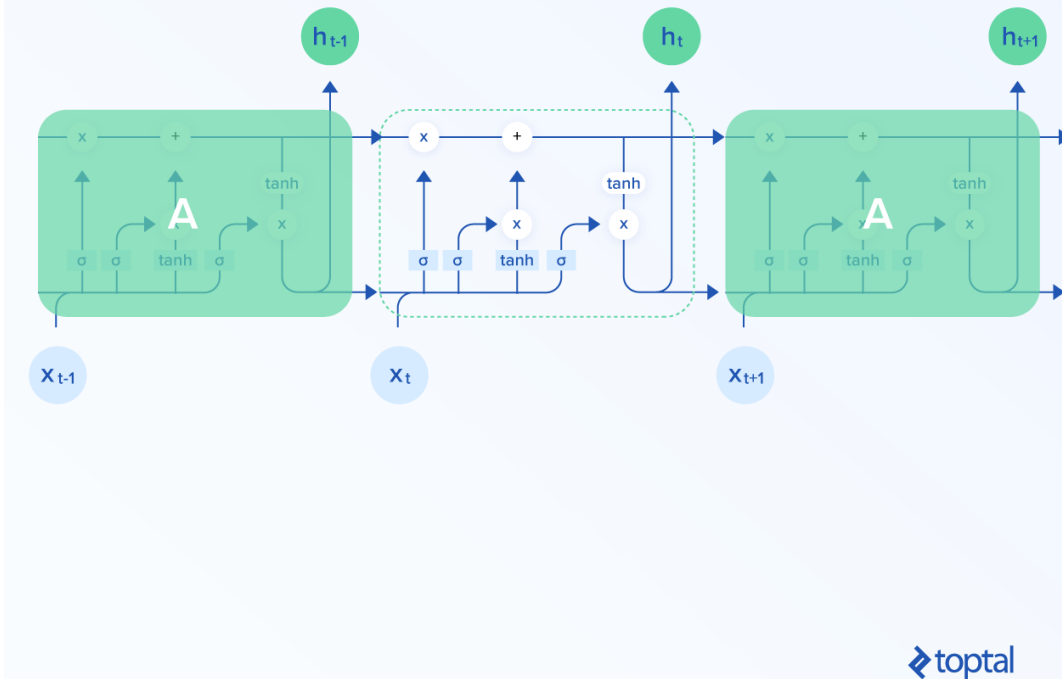
神经网络的一个更复杂的版本是递归神经网络。在递归神经网络中，数据可以流向任何方向，而不是前馈神经网络。他们可以很好地学习时间序列依赖关系。一般递归神经网络的结构如下图所示。



在下面的图像中显示了一个递归神经元。它需要 $x_{\{t\}}$ ，时间点 t ，作为输入和返回 $h_{\{t\}}$ ，时间的隐藏状态 t ，作为输出。隐藏的输出被传播回神经元。递归神经元可以展开，因为它显示在相同的图像从右侧。 $x_{\{t_0\}}$ 在时间点 $t_{\{0\}}$ ， $x_{\{t_1\}}$ 在时间上 $t_{\{1\}}$ ，和 $x_{\{t\}}$ 在时间上 t 。使用输入获得的输出 $x_{\{t_0\}}$ ， $x_{\{t_1\}}$ ， \dots ， $x_{\{t_n\}}$ 在时间上 $t_{\{0\}}$ ， $t_{\{1\}}$ ， \dots ， $t_{\{n\}}$ 是所谓的隐藏输出： $h_{\{t_0\}}$ ， $h_{\{t_1\}}$ ， \dots ， $h_{\{t_n\}}$ 分别。



最优的递归神经网络结构之一是LSTM结构。LSTM如下所示：



LSTM具有与一般递归神经网络相同的一般结构，但递归神经元与一般递归神经网络的结构略有不同。从上面的图像可以看出，在一个LSTM单元内进行了大量的计算。在这篇文章中，LSTM细胞可以被看作是一个黑匣子，但是对于更多好奇的读者来说，这是伟大的。[博客帖子](#)解释了LSTM内部的计算以及更多。

让我们把神经网络的输入称为“特征向量”。这是一个 n -元素为特征的维向量： $f_{\{0\}}, f_{\{1\}}, f_{\{2\}} \dots, f_{\{n\}}$ 。

$$\mathbf{vv}\{X\} = [f_{\{0\}}, f_{\{1\}}, f_{\{2\}}, \dots, f_{\{n\}}]$$

现在，让我们来解释如何将递归神经网络应用到与金融相关的任务中。递归神经网络的输入是 $[X_{\{t_0\}}, X_{\{t_1\}}, X_{\{t_2\}}, \dots, X_{\{t_n\}}]$ 。这么说吧 $n = 5$ 。我们从连续五天的谷歌收盘价(见上面的开放/高/低/收盘数据表)到2010-01-04和2010-01-08之间的五个谷歌收盘价，即， $[[311.35], [309.98], [302.16], [295.13], [299.06]]$ 。这个例子中的特征向量是一维的。时间序列由五个这样的特征向量组成。递归神经网络的输出是隐藏的特征。 $[h_{\{t_0\}}, h_{\{t_1\}}, h_{\{t_2\}}, \dots, h_{\{t_n\}}]$ 。这些特征比输入特性更抽象。 $[X_{\{t_0\}}, X_{\{t_1\}}, X_{\{t_2\}}, \dots, X_{\{t_n\}}]$ -LSTM应该学习输入特性的重要部分，并将它们投影到隐藏的特征空间。这些隐藏的抽象特征可以在下一个LSTM单元中传播，这将提供下一组隐藏的、更抽象的特征，然后再传播到下一个LSTM，以此类推。在链式LSTM序列之后，神经网络的最后一部分是线性层(上一节中解释的简单前馈网络的构建部分)，它将隐藏的特征从最后一个LSTM映射到一维空间中的点，该点是网络的最终输出-预测的时间段内的接近价格。 $X_{\{t+1\}}$ 。本例中的基本真理 $X_{\{t+1\}}$ 是298.61。

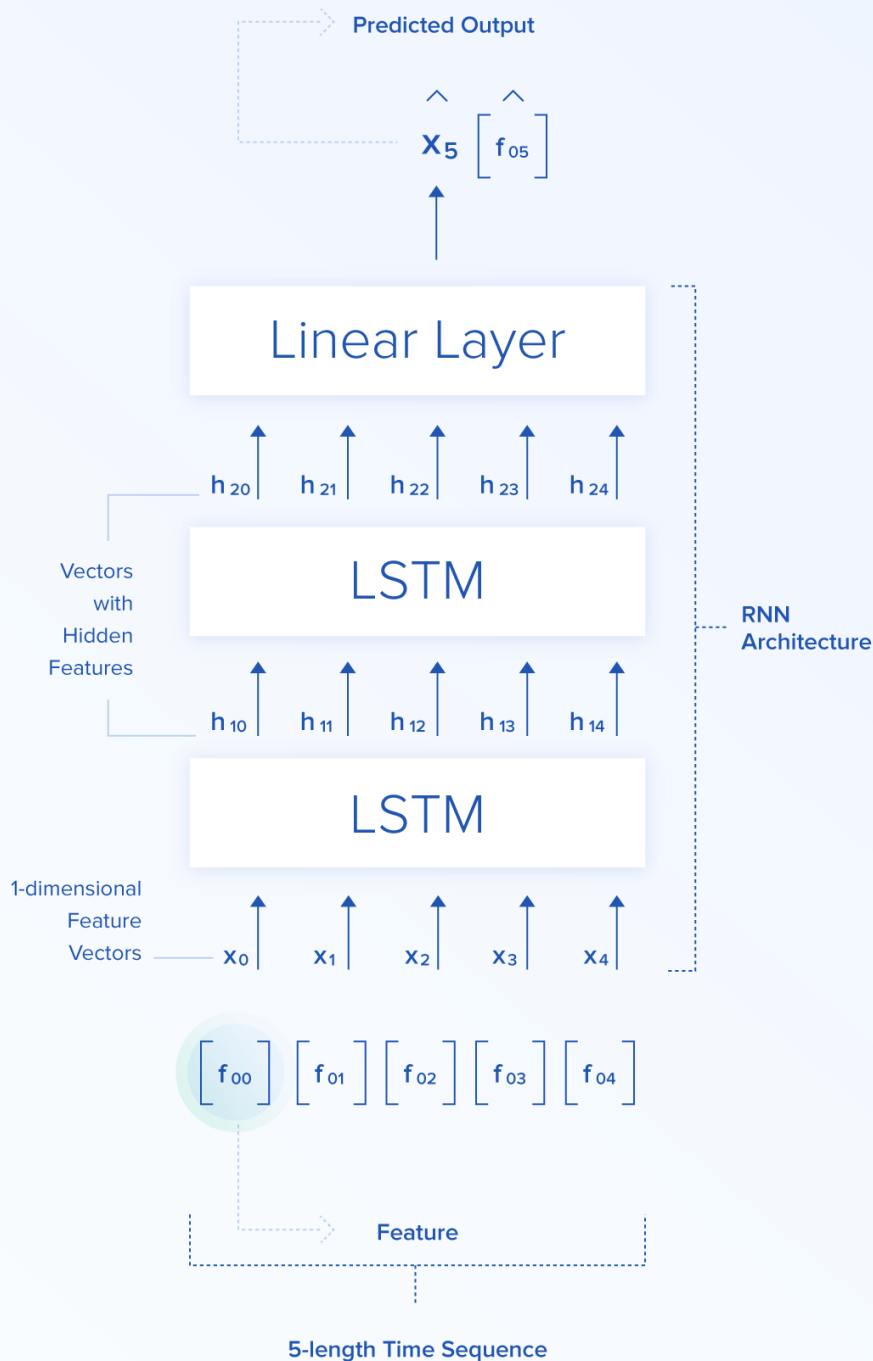
注：也可以只有一个LSTM-设置LSTM的数量是一个超参数，这通常是经验发现的，尽管我们可以使用一些启发式方法。如果数据不是那么复杂，我们就使用不太复杂的体系结构，这样模型就不会过分适合数据。如果数据是复杂的，我们使用一个复杂的模型，使模型不适合于数据。

在训练阶段，将预测的收盘价与地面真实价格进行比较，并通过改变神经网络的权重，使用反向传播算法和梯度下降优化算法(或其形式之一-具体而言，在本博客中使用所谓的“Adam”版本的梯度下降优化算法)，将预测的收尾价格与地面真实价格之间的差异最小化。

经过训练和测试，用户在未来只需将输入数据输入到神经网络中，它就会返回预测的价格(希望是一个非常接近未来真实价格的价格)。

这里还要提到的另一件事是，通常，在测试阶段的训练中，通过网络发送大量数据，网络只需一次计算多个输出。

下面是这个博客中用于实验的架构的图片。它由两个叠加的LSTM和一个线性层组成。



就像你在读什么？
先获取最新更新。

Enter your email address.

Get Exclusive Updates

没有垃圾邮件。只是伟大的文章和见解。

就像你在读什么？

先获取最新更新。

感谢您的订阅！

检查收件箱以确认订阅。在你确认后你就开始收到职位了。

0股份



✓ 网页内容翻译完成

显示原文

中英对照

关闭

对冲基金算法实验

尝试使用简单的算法交易策略，如下所示：如果算法预测价格将在第二天上涨，那么购买 n ($n = 1$ 在这个例子中) 公司的股份(长)，否则出售公司的所有股份(短)。投资组合的初始价值(现金和股票的总和) 设定为100,000美元。每一次长或短动作都会买到 n 一家公司的股份(在本例中为谷歌)或分别出售一家公司的所有股份。一开始，系统拥有一家公司的0股份。

请永远记住，这是一个非常基本和简单的例子，并不意味着要在现实世界中使用，因为需要更多的研发工作来调整模型，使其在实践中发挥良好的作用。这里忽略了一些应该在现实世界场景中考虑的东西；例如，模型中没有包含事务费。假设系统可以在每天的同一时间进行交易，并且假定每天，即使是在周末或假日，都是一个交易日。

在测试中，使用了一种反测试方法。回溯测试方法使用历史数据来重建过去可能发生的交易，使用所制定的策略定义的规则。数据集分为两部分-第一部分是训练集(过去)，第二部分是测试集(未来)。该模型是在一个训练集上训练的，在训练之后，我们在数据集的第二部分模拟未来，看看在没有经过训练的情况下，经过训练的模型在未来会如何表现。

衡量交易策略的标准是Sharpe比率(其年化版本，假设一年中的所有日子都是交易日，而一年有365

天： $\text{sqrt}(365) * \text{mean}(\text{returns}) / \text{std}(\text{returns})$)，其中返回定义为 $p_{\{t\}} / p_{\{t-1\}} - 1$ ，和 $p_{\{t\}}$ 是一段时间内的价格。 t 。Sharpe比率显示了回报与所产生的额外风险之间的比率，因此拥有更大的Sharpe比率是很好的。通常情况下，大于1的比率是投资者可以接受的，2是非常好的，3是优秀的。

只有雅虎金融数据集的谷歌历史价格每天的收盘价才被用作一项功能。更多的特性会有所帮助，但是测试数据集中的其他特性(开放、高、低)是否重要超出了这个博客的范围。表中没有包含的一些其他功能也可能有所帮助-例如，某一分钟的新闻情绪或某一天发生的重要事件。然而，有时很难做出对神经网络输入有用的数据表示，并将它们与现有的特征结合起来。例如，很容易扩展特征向量，并添加一个代表新闻情绪或特朗普推特情绪的数字(-1非常消极，0中立，+1)对于每一个特定的时间段，但是将特定事件驱动的时刻(苏伊士运河中的海盗，德克萨斯州一家炼油厂的炸弹)放在特征向量中并不容易，因为对于每一个特定时刻，我们都需要在特征向量中添加一个额外的元素。1如果事件发生或者0否则，这将导致无限多的元素，为所有可能的时刻。

对于更困难的数据，我们可以定义一些类别，并在每一刻确定它属于哪个类别。我们还可以从其他公司的股票中添加功能，作为一个系统来了解不同公司的股价之间的相关性。此外，还有一种专门用于计算机视觉的神经网络-卷积神经网络-它很有趣地与递归层相结合，看看视觉特征如何与一些公司的价格相关联。也许我们可以利用来自拥挤火车站的摄像头信息作为一个特征，并将它附加到一个神经网络上，看看神经网络所看到的是否与一些公司的股价相关-即使在这个陈腐可笑的例子中，也可能存在一些隐藏的知识。

下面是一个图表，它显示了平均训练损失如何随着时间的推移而减少，这意味着神经网络有足够的力量来拟合训练数据。需要对数据进行归一化处理，这样才能使深度学习算法收敛。

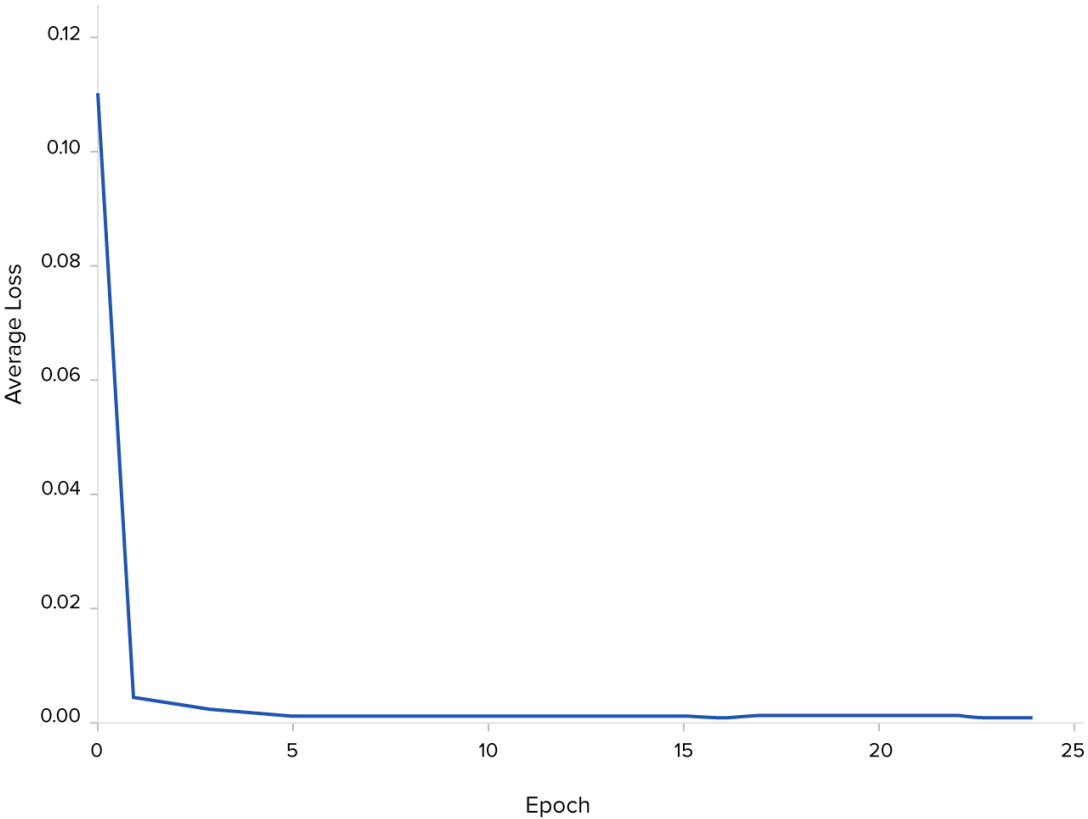
Figure 3: Training Loss

✓ 网页内容翻译完成

显示原文

中英对照

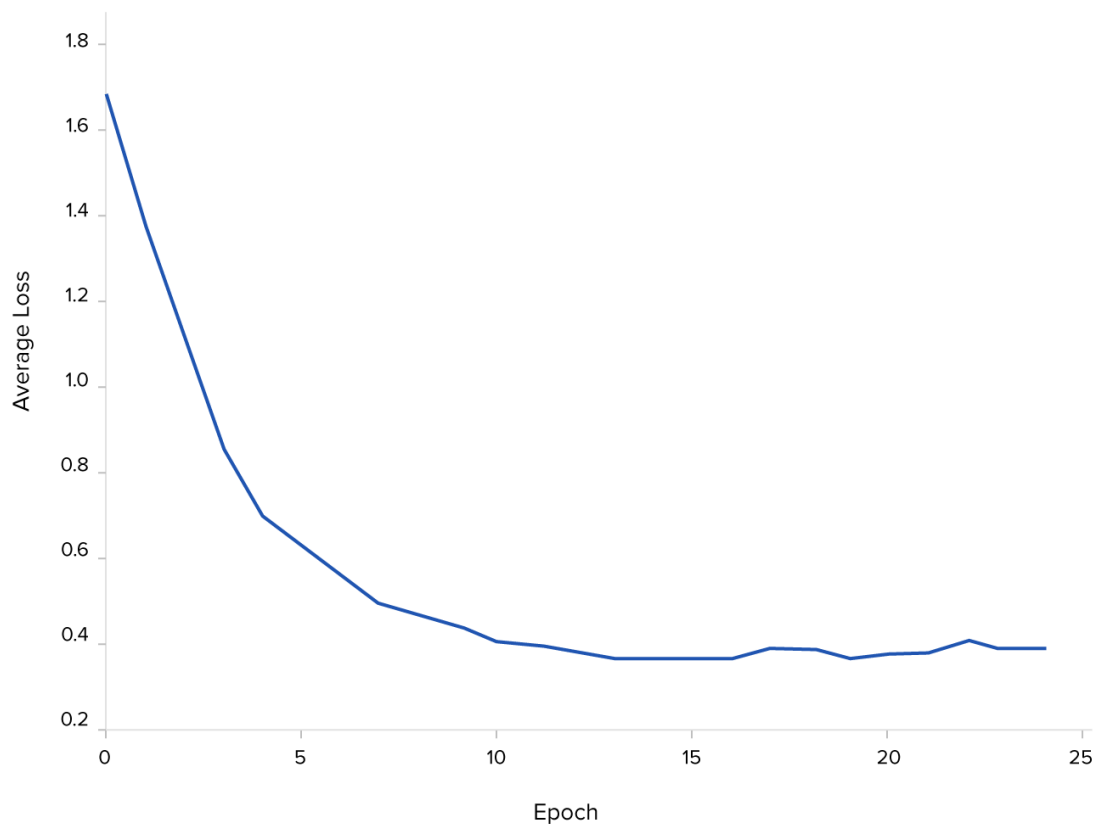
关闭



下面是一个图表，它显示了平均测试损失如何随着时间的推移而减少，这意味着神经网络有能力对未知的数据进行概括。

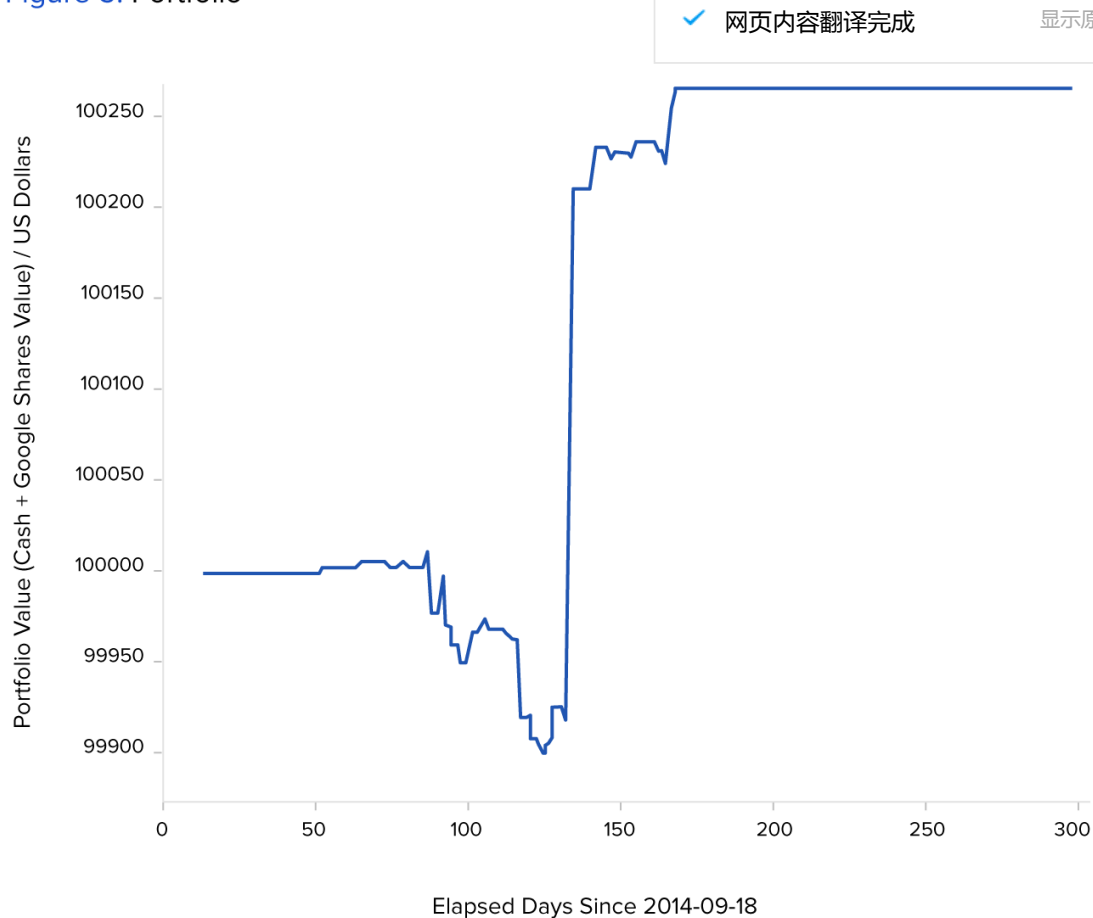
Figure 4: Test Loss

✓ 网页内容翻译完成

[显示原文](#)[中英对照](#)[关闭](#)[toptal](#)

算法是贪婪的，如果它预测第二天价格会上涨，那么算法会立即购买。n=1公司的股份(如果投资组合中有足够的现金)，否则，它出售公司的所有股份(如果有)。投资期限是固定的，需要300天。300天后，所有的股票都出售了。对未见数据的模拟，经过一些培训后，可以在下面看到。它显示了随着时间的推移，投资组合价值是如何通过每天长/短(或什么都不做)的行动而增加的。

Figure 5: Portfolio



The Sharpe ratio for the simulation above is 1.48. The final portfolio value after 300 days is \$100,263.79. If we just bought shares on the first day and sold them after 300 days, the portfolio would be worth \$99,988.41.

如下所示，神经网络在300天的固定时间内没有得到很好的训练，并且损失了很多钱。

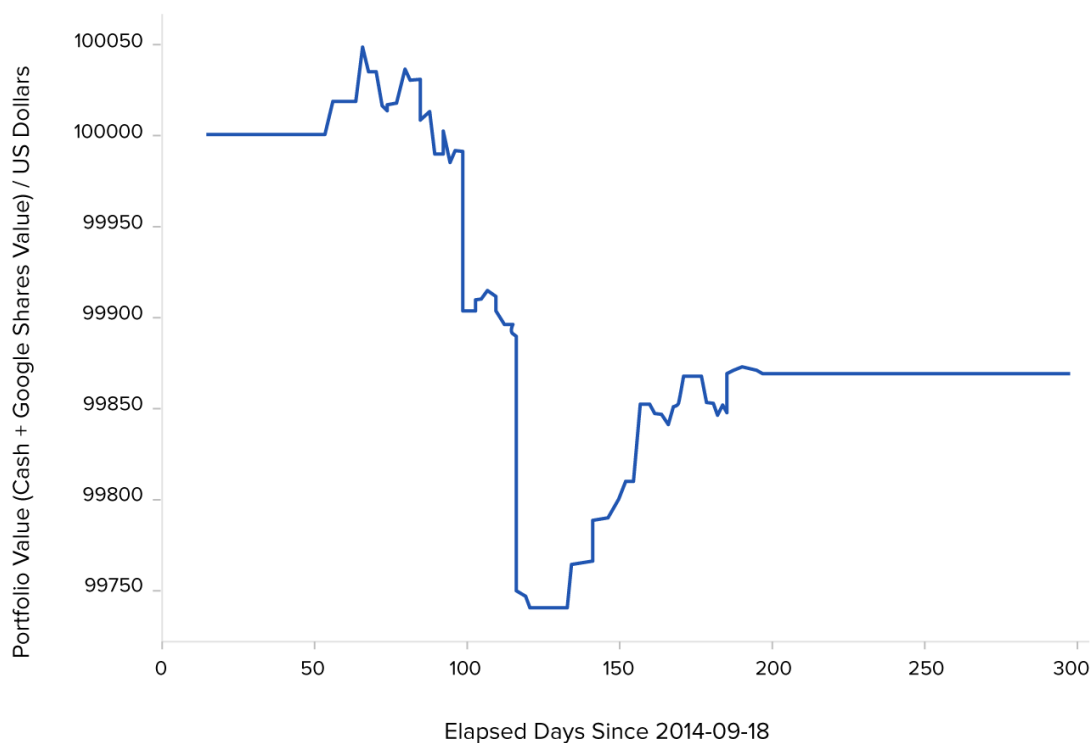
Figure 6

✓ 网页内容翻译完成

显示原文

中英对照

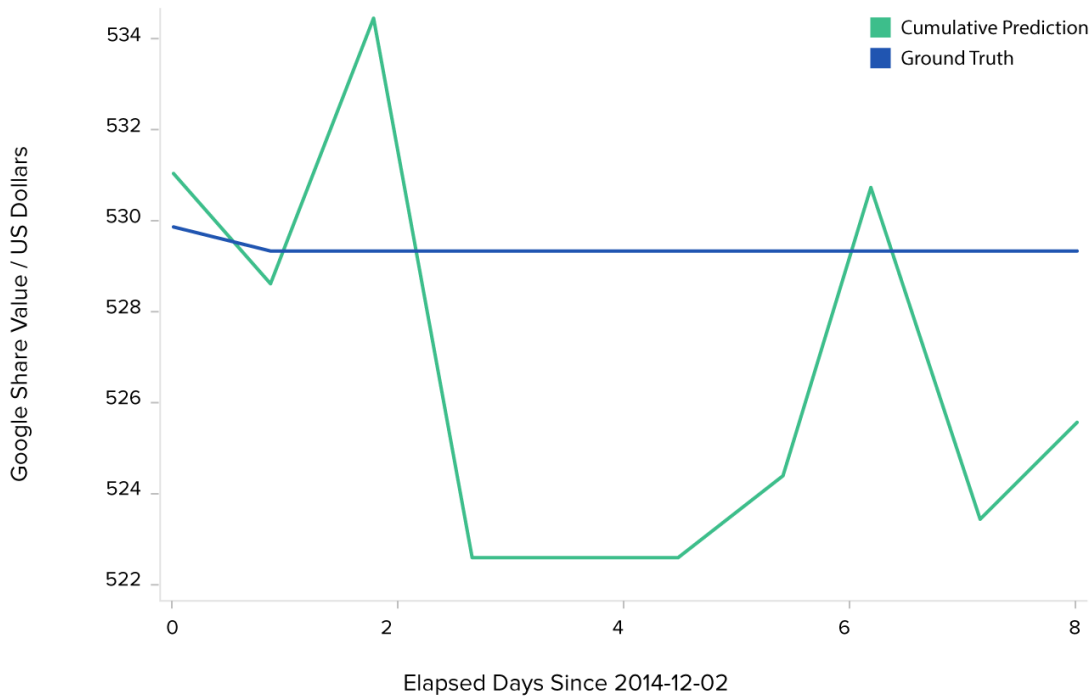
关闭



The Sharpe ratio is -0.94. The final portfolio value after 300 days is \$99,868.36.

这里有一个有趣的例子-上面的算法是贪婪的，只是预测了第二天的价格，仅仅基于这个预测就采取了行动。有可能连锁多个预测，并预测未来几个步骤的价格。例如，第一个输入为 $[X_{\text{ground_truth}}\{t_0\}, X_{\text{ground_truth}}\{t_1\}, X_{\text{ground_truth}}\{t_2\}, X_{\text{ground_truth}}\{t_3\}, X_{\text{ground_truth}}\{t_4\}]$ 第一个输出是 $[X_{\text{predicted}}\{t_5\}]$ ，我们可以将该预测提供给神经网络，以便下一个输入是 $[X_{\text{ground_truth}}\{t_1\}, X_{\text{ground_truth}}\{t_2\}, X_{\text{ground_truth}}\{t_3\}, X_{\text{ground_truth}}\{t_4\}, X_{\text{predicted}}\{t_5\}]$ 输出是 $[X_{\text{predicted}}\{t_6\}]$ 。下一个输入是 $[X_{\text{ground_truth}}\{t_2\}, X_{\text{ground_truth}}\{t_3\}, X_{\text{ground_truth}}\{t_4\}, X_{\text{predicted}}\{t_5\}, X_{\text{predicted}}\{t_6\}]$ 导致 $[X_{\text{predicted}}\{t_7\}]$ 等等。这里的问题是，我们引入了一个预测误差，它随着每一个新的步骤而增加，并最终导致非常糟糕的长期结果，如下图所示。最初的预测遵循地面真相下降的趋势，然后停滞，并随着时间的推移变得越来越糟。

Figure 7: Cumulative Prediction



对谷歌股价进行了一项非常简单的深入分析，但只要数据量足够大且质量良好，它几乎可以包含任何一组财务数据。数据必须是区分性的，并且必须很好地描述和表示问题。

包起来

如果这一体系在广泛的测试中发挥了良好的作用，并得到了很好的推广，那么这个系统就可以让对冲基金经理利用深度学习和依靠算法交易策略来推测公司未来的股价。

对冲基金经理可以每天给该系统一笔自动交易的资金。然而，让自动交易算法在没有任何监督的情况下交易是非常糟糕的。对冲基金经理应该有一些深层次的学习技能，或者雇佣一些具备必要技能的人来监督系统，并确定系统何时失去了推广和交易的能力。

如果系统失去了泛化的能力，那么就有必要从一开始就对其进行再培训，并再次测试它(可能通过引入更多的鉴别特性或新知识-使用模型最初培训时不存在的来自过去的新数据)。

有时，数据不足以使深度学习系统得到良好的训练和推广，在这种情况下，[有经验的深造工程师](#)应该能够发现并纠正这种情况。要建立一个深度学习交易系统，你需要对冲基金数据科学家、机器学习/深度学习专家(科学家和工程师)、熟悉机器学习/深度学习的研发工程师等等。无论他们熟悉机器学习的哪一部分，无论是计算机视觉还是语音识别，经验丰富的专业人士都能够在金融领域充分利用他们的经验。从根本讲，深度学习有着相同的基础，无论是应用程序还是行业，对于有经验的人来说，从主题转换到主题应该很容易。

我们提出的系统是非常基本的，为了在现实世界中应用，需要做更多的研究和开发，以提高回报。对该制度的可能改进可以是制定更好的贸易战略。收集更多的数据用于培训，这通常是非常昂贵的，将有帮助。各点之间的时间间隔越小越好。在使用更多的特征(例如，与数据集中每个点对应的新闻情绪或重要事件，尽管难以为神经网络编写代码)和对超参数的网格搜索和RNN体系结构发现方面，也可以出现改进。

此外，需要更多的计算能力(强大的GPU是必需的)来进行大量的并行实验和处理大量的数据，条件是收集大量的数据。

参考资料：

<https://www.datacamp.com/community/tutorials/finance-python-trading>
<http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>
<https://en.wikipedia.org>
<https://www.investopedia.com/>
<https://finance.yahoo.com/>
<http://pytorch.org/>

作者注：我要感谢IvanČapalija和Matej Paradžik，于我撰写这个博客。

✓ 网页内容翻译完成

显示原文

中英对照

关闭

理解基础

对冲基金是如何运作的？

对冲基金从他们的投资者那里筹集资金，并把它们放在短期和长期投资中，或者放在不同的金融产品中，以实现利润最大化。对冲基金依赖各种投资策略，试图利用市场效率低下来赚钱。

什么是算法交易？

算法交易是一种使用计算机，利用机器学习模型或手写规则推导出的规则自动获取利润的方法。

什么是金融领域的深度学习？

深度学习是机器学习的一部分，它学习数据表示。金融就是理财。金融深度学习是深度学习技术在金融领域的应用。

关于作者



[查看完整配置文件](#)

[雇佣作者](#)

[Nven Pićuljan, 克罗地亚](#)

成员自2016年9月19日起

[深层神经网络人工智能\(AI\)AWS S3AWS EC2数据科学机器学习Python深度学习+4更多](#)

Nven是一名充满激情的深度学习/机器学习、研究和开发工程师，有六年的工作经验。他有丰富的经验与先进的技术和强大的能力，理解和解决问题的效率。他的沟通非常好，并正在寻找更多的自由职业者项目，以挑战自己。[\[单击以继续.\]](#)

[雇佣？在2018年8月会见前10名自由职业深度学习专家](#)

评论意见

菲罗兹耶

写得很有趣，但我仍然持怀疑态度。你的回报质量(从受过良好训练的神经网络)不是特别好-你最好的回报是在某一天。好的和坏的模型回报只是不同的比例。基本上，尽管你之前提到的过分合适，我怀疑你并没有驱魔。NNS不是最适合金融数据的模型类型，除非你有一个巨大的横截面维数(许多不相关的特征)。添加更多的时间序列数据(许多相关特性的可能性)并没有真正的帮助。您可能想先考虑更简单的模型。

ćuljan

谢谢你的评论。正如我在博客中所写的，示例是一个非常基本和简单的例子，不适合在现实世界中使用，因为需要更多的研发工作(这意味着需要大量的钱来支付深入研究的科学家/工程师、数据和设备)来调整模型，使其在实践中发挥良好的作用。这只是一个简单的想法，读者可以从这里开始开发自己更聪明、更好的模型，或者雇佣深度学习的研究科学家/工程师来解决这个问题。这个博客的目的是让读者熟悉对冲基金和深度学习，并展示一个非常简单的例子，如何将这两件事联系起来。正如google Brain的研究科学家伊恩古德费罗(IanGoodfreer)在Quora上所写的那样，他为深度学习领域做出了多项贡献，但对金融的许多用途仍然保密，因为如果每个人都在使用(<https://www.quora.com/How-is->

deep-learning-used-in-finance)., 他们就不会盈利。公开, 但如果你仍然这样做, 如果算法将成为无用的, 钱, 有人需要失去利润. 因此, 这样做的目的不是公开, 读者思考一种可能的深度学习应用。

✓ 网页内容翻译完成

显示原文

中英对照

关闭

菲罗兹耶

我确信NNS在金融领域有很好的应用。我还确信, 在问题的横截面维度较高的情况下, 更容易找到健壮的用例, 而不是TimeSeries维度。拥有更多的时间序列数据(即高度相关的特征)与具有更多不相关特征(例如, 新闻报道、情绪、多样化的经济/商业活动或更频繁的非金融数据)是完全不同的。金融数据几乎不是大数据。我们没有一排排的图像或声音。即使使用1M参数, DNN也可以进行显著的降维。对我们来说, 1M的滴答水平并不会改变问题的维度。许多学者认为, 金融市场拥有预测金融时间序列所需的所有信息。如果是这样的话, 那么NNS几乎永远不会被应用。整合大量非市场数据是证明NNS是量化金融工具包有用补充的一种肯定的方式。你说得很对, 盈利策略没有被公诸于众。这很明显。同时, 了解我们对过度拟合问题的了解, 可以肯定地说, DNN或任何其他类型的NN的最佳应用是使用大量的非金融数据集。

普温兹·基戈齐

很棒的作品。谢谢

赫尔

使对冲基金与众不同的是. 对冲基金的目标是最大限度地提高回报. 当冒更多的风险时, 回报和亏损的可能性就更大了. 这如何使对冲基金与众不同?

迈克尔·福切

Actually it does work. My neural system predictions - 3 stocks - for the Jan 2016 newsletter produced an aggregate return of 90%+ over 9 months - see attached. I stopped working the system for 1 1/2 years plus because of issues with my parents that diverted my focus. Then I released a newsletter last October (2017) - the aggregate ROI was 30% until the recent crash - now it's at about 23% ROI (for a 4-month time span). I'll be releasing timely updates each month - www.nwtai.com - now that I have a new stock history source (paid subscription - was using Yahoo and Google before but they were unreliable). Bottom line is - it does work. I do rigorous 10-year historical forecast testing before "going real time" and it's nothing short of amazing.

<https://uploads.disquscdn.com/images/3a78d1038759cde1524523f15814bc0a584772a12ffcd90cf520aaf78e1143e1.png>

布迪托

nice info.. also read <http://www.onlinecollegesz.com>

[由迪克斯](#)

订阅

免费电子邮件更新

首先获取最新内容。

Enter your email address.

Get Exclusive Updates

没有垃圾邮件。只是伟大的文章和见解。

免费电子邮件更新

首先获取最新内容。

感谢您的订阅!

检查收件箱以确认订阅。在你确认后你就开始收到职位了。

0股份



流行文章



[学校教育：一种强化学习教程大约13个小时前](#)



[解释了IOS与Xcode Server的持续集成7天前](#)



[深入研究Android开发的本机反应7天前](#)



[Creating a Secure REST API in Node.js12天前](#)

[二硫键研究生物信息学数据库的开发](#)14天前[探索SMACSS：可扩展和模块化的CSS体系结构](#)15天前[用烧瓶RESTAPI进行Python机器学习预测](#)21天前[探讨SharePoint的业务好处](#)22天前

相关技术

[数据科学](#)[大数据](#)[深度学习](#)

关于作者

[Julian](#)

深度学习开发人员

Niven是一名充满激情的深入学习/机器学习、研究和开发工程师，有六年的工作经验。他有丰富的经验与先进的技术和强大的能力，理解和解决问题的效率。他的沟通非常好，并正在寻找更多的自由职业者项目，以挑战自己。

[雇佣作者](#)

Toptal连接[前3%](#)世界各地的自由职业者。

Toptal开发人员

[Android开发者](#)[AngularJS开发人员](#)[后端开发人员](#)[C++开发人员](#)[数据科学家](#)[DevOps工程师](#)[.js开发人员](#)

[自由开发者](#)
[前端开发人员](#)
[全堆栈开发人员](#)
[HTML 5开发人员](#)
[IOS开发人员](#)
[Java开发人员](#)
[JavaScript开发人员](#)
[机器学习工程师](#)
[Magento开发人员](#)
[移动应用程序开发人员](#)
[NET开发人员](#)
[.js开发人员](#)
[PHP开发人员](#)
[Python开发人员](#)
[.js开发人员](#)
[Ruby开发人员](#)
[RubyonRails开发人员](#)
[Salesforce开发人员](#)
[Scala开发人员](#)
[软件开发人员](#)
[统一或Unity3D开发人员](#)
[Web开发人员](#)
[WordPress开发人员](#)

[见更多自由开发者](#)
[了解企业如何从顶级专家那里获益。](#)

加入Toptal社区。

[雇用开发商](#)
或
[作为开发人员申请](#)

需求最高的人才

[IOS开发人员](#)
[前端开发人员](#)
[UX设计者](#)
[UI设计者](#)
[金融建模顾问](#)
[临时首席财务官](#)
[数字项目经理](#)

关于

[前3%](#)
[客户](#)
[自由开发者](#)
[自由设计师](#)
[自由职业财务专家](#)
[自由职业项目经理](#)
[关于我们](#)

接触

[联系我们](#)
[新闻中心](#)
[职业生涯](#)
[常见问题](#)

社会

[脸书](#)
[推特](#)
[Google+](#)
[LinkedIn](#)

✓ 网页内容翻译完成

[显示原文](#)

[中英对照](#)

[关闭](#)

[顶顶](#)

雇用前3%的自由职业者

版权所有2010–2018 Toptal有限责任公司

[隐私政策](#)

[网站术语](#)

通过继续使用本网站，您同意我们的[Cookie策略](#)。
明白了。

[家](#) › [博客](#) › [对冲基金深度学习交易简介](#)

✓ 网页内容翻译完成

显示原文

中英对照

关闭