

宽客 (Quant) 机器学习 统计学习 统计套利 量化交易

关注者
1196

被浏览
20418

隐马尔可夫模型在金融领域应用前景如何？

最近在读一些应用hmm到金融市场的论文。基本上有两个思路：第一个类似于择时策略：通过训练得到hmm，然后计算今天的likelihood值，再找出lik...显示全部

1 条评论 分享 邀请回答

关注问题 写回答

13 个回答

默认排序



郭小贤

统计套利 | 算法交易 | 机器学习 | 数据科学

收录于 编辑推荐 · 321 人赞同了该回答

HMM这样一个发明至今已有50年的经典模型，已经实现的应用之深广，无所谓前景不前景的了。但这不代表它没有生命力，所以你们不可以嘲笑它。因为HMM能够给你的不仅仅是几套算法，而更多地是一种研究问题的工具性视角，帮助你更加灵活自如地实现理论世界-现实世界的镜像转换。

其实HMM的应用除了题主所提到的两个方面之外还有很多，尤其是当我们可以掌握的数据更加丰富多元的时候，更多的场景下我们可以拿来用HMM。我就简要说一些相关的hypothesis，不会涉及到具体模型和策略，但我会尽可能地把框架讲清楚。

统计套利

就先拿题主提到的统计套利来说吧。我们都知道理论上你所构建出的“协整组合[注1]”形成的价差应服从OU过程，但即便价差服从OU过程，一个实际价差也可能存在若干个不同的理论价差，也就是若干个参数不同的OU过程。如果这些参数还是动态的，那么用一个HMM很容易解决问题。

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{\Pi} \mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{v}_t, (1) \text{ hidden state process;}$$
$$y_t = \eta(\mathbf{x}_t) y_{t-1} + \zeta(\mathbf{x}_t) + \vartheta(\mathbf{x}_t) \varpi_t, (2) \text{ state process;}$$
$$z_t = y_t + \varepsilon_t, (3) \text{ observation process}$$

(2)是OU过程的离散形式，三个系数的具体表示请自行推导。注意这里的 y_t 是服从OU过程的理论价差，可以拿来和你用你的仿射变换得到的实际价差 z_t 做比较，如果实际价差高于理论价差，就short你的协整组合；反之则long你的协整组合。当然为了减少交易成本，你也可以设置触发交易信号的阈值。

当然还有一种思路，你也可以把假设放宽，不再假设理论价差服从OU过程，而是直接重新表示你的实际价差。比如在你看来，你的协整价差有两个states，一个state代表随机游走（random walk），一个state代表均值回归（mean reversion），也就是说你的价差并不是每时每刻都服从OU过程那么乖乖地往均值上靠，相反，它有时候会翻脸变成随机游走拦也拦不住。这两个过程的参数的状态转移过程就是hidden state process，实际价差就是observation process。这个时候你就要根据转移矩阵的概率判断当前的regime是否符合统计套利的环境。

第一种思路就是题主所提到的经典思路，但可以有多多种多样的扩展，比如将HMM和状态空间模型结合，或者重新定义价差的hidden states（如上面提到的第二种思路）。其实用HMM做统计套利的建模过程并不难，但参数估计是个大坑。这里常用的方法就是EM算法了。说句题外话，我个人十分喜欢EM算法，喜欢它在计算上的简洁和鲁棒。特别是牛顿方法废掉的时候更显EM的神采。但包括HMM的初始状态和转移矩阵等初始估计就是另外一个故事了，目前还真没什么好办法，一般就用样本内数据做MLE。加之模型里面涉及的参数个数也不少，过拟合也是个大问题。

量化择时

简单说一下题主提到的量化择时。因为答主工作中研究趋势交易不多，所以仅围绕HMM的特点谈其应用。其实学过Probabilistic Graphical Model的都知道，HMM就是Bayesian Network的一个特例，具体说是Dynamic Bayesian Network（DBN，不要跟深度神经网络里面的DBN搞混）的一个

321 19 条评论 分享 收藏 感谢 收起



下载知乎客户端
与世界分享知识、经验和见解

相关问题

- 机器学习专家与统计学家观点上有哪些不同？ 63 个回答
- 如何用简单易懂的例子解释隐马尔可夫模型？ 32 个回答
- 「社交网络分析」是门怎样的学科？ 11 个回答
- 概率图模型（PGM）有必要系统地学习一下吗？ 26 个回答
- 机器学习有很多关于核函数的说法，核函数的定义和作用是什么？ 45 个回答

相关 Live 推荐

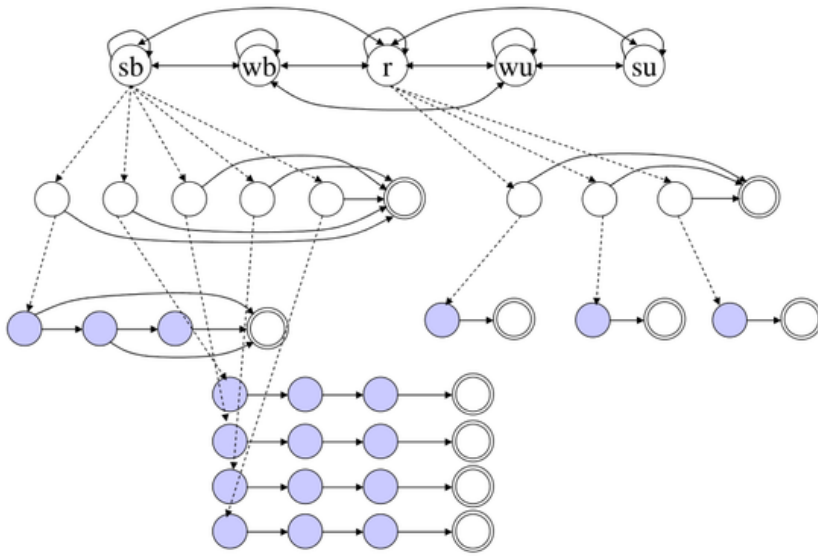
- IBM 机器学习 CTO：解密机器学习核心商业价值
- 机器学习入门之特征工程
- 和吴军、刘长明在 RSA 谈创业
- 深度学习入门误区
- 如何快速攻克传统算法和数据结构？



刘看山 · 知乎指南 · 知乎协议 · 应用 · 工作
联系我们 © 2017 知乎

夫了。最后observation可以简单地使用收益率来表示。根据预测出的收益率进行择时判断。

因为择时交易归根结底就是预测，而市场在不同的regime下一定有不同的走势特点。HMM就正好可以用来描述和预测不同regime下的不同反应。这样设计下来模型就呈现出这样（其中白色单层圆圈就是hidden state，灰色圆圈就是observation）：

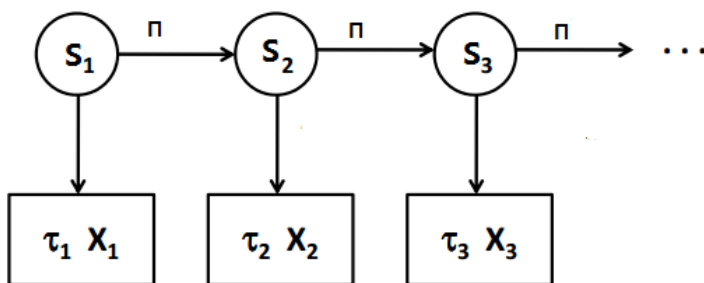


像这种“拜占庭风格”的模型似乎有点令人啼笑皆非，至于它们到底好不好用、该怎么用之类的问题纯属见仁见智，过拟合的可能性很大，但我还是建议有的人不要一上来就以一副“老子当年小米加步枪就能让他老蒋的精锐部队跪了你服不服”的样子对待那些看上去复杂的模型。因为这些模型的思路其实很可能会给你提供新的视角和见解，让你最终建立起简洁的模型。就像你盖房子的“脚手架”，脚手架搭建得繁复冗余也没有关系，随时可以修改，但最后要盖出线条优美又结构稳固的房子出来。

• 市场微观结构

如果真要说前景的话，HMM在算法交易和高频交易上的应用可以算得上，虽然以间接的方式。HMM主要是可以基于tick数据研究股票价格的日内动态变化，特别是在市场日内的不同状态下的变化，比如接下来要说的price revision、order arrival、duration等等，这属于市场微观结构的内容。计量经济学家常用ACD模型研究tick data，但使用HMM可以得到具有state-dependent特点的比如price revision和duration的分布，从而根据这些市场微观结构的观察结果又将便于算法交易和高频交易策略的构建。

我们可以用一个有限状态 $\{1, \dots, K\}$ 的离散马尔科夫链 S_t 作为hidden state process，转移矩阵为 Π 。时间t对应某一交易日内第t笔交易。至于observation process那边则有price revision和duration，就像这样：



其中 X_t 为第t笔交易发生的价格变动， τ_t 为第t笔交易距离上一笔的duration。 τ_t 的计算可以根据由指数幂律分布拟合的order arrival rate来计算， X_t 可以用一个结合了价格零变动的离散pdf和价格非零变动连续pdf的mixture model求积分来计算。

这写信息既包括价格、成交量、duration、买压卖压等交易信息，也包括公司公告、行业动态和宏观经济等消息信息，如果你以一个机器学习的视角看的话，HMM可以作为一个在线学习（online learning）算法，因为它可以online地学习市场状态和得到与price revision、duration和状态转移概率等模型参数。所以HMM非常适合用来设计交易算法。

比如基于限价单的算法交易。

这个思路是从Avellaneda[注2]那里得到的启发。我们假设mid-price就是一个有若干regime的布朗运动，即 $dP_t = \sigma_t dW_t$ ，其中 $\sigma_t = \sigma(S_t)$ ， S_t 是个连续有限状态的马尔科夫链，决定着mid-price revision的波动率的regime switching。注意离散的HMM用在实证研究上没问题，但算法交易常常用到随机最优控制或者动态规划，所以要映射成连续的HMM。

限价买单指令价格 $(P_t - \varrho_t^-)$ 和限价卖单指令价格 $(P_t + \varrho_t^+)$ ，其中 ϱ_t^\mp 就是到mid-price的距离，我们费半天劲也就是为了得到 ϱ_t^\mp 的最优解。限价单的执行速率（rate of execution）就显得格外关键， $\lambda_t = \lambda^{(S_t)}$ 代表rate of order arrival，但交易执行的问题是：order离mid-price越远，指令的执行速率就越低，而且是以指数级下降。那么我们就在order arrival的基础上再乘以一个指数函数， $\Lambda_t^\mp = \lambda_t e^{-\kappa_t \varrho_t^\mp}$ ，其中 κ 是个常数，用来控制限价单到mid-price的距离的尺度，可以用个启发式算法计算。你也注意到了，这里price revision和duration不是相互独立的，因为 S_t 都对其有影响，至多算是条件独立。另外，算法交易里的限价单最怕的就是你的order迟迟得不到执行，得不到执行的原因不是regime发生的变化就是有更有利的order arrival。所以当你在regime发生转换的概率较低的情况下发出一个immediate-or-cancel的指令，如果这时候突然regime变了或者有简单粗暴的市价单闯进来，你这个指令就很难得以执行。换言之，rate of order arrival和price revision的波动率都是决定你的交易算法选择怎样的 ϱ_t^\mp 的因素。那么剩下的工作就是在你的效用函数中求取关于 ϱ_t^\mp 的最优解了。由此你可以决定最优的下单时机，或者赚取bid-ask spread，等等。

比如高频交易中的返佣（rebate）。

先举个例子说一下什么是返佣：如果一个限价单filled，提供流动性的一方可以得到0.25分/每股的返佣，而吸收流动性的对手方要支付更高的交易费用。高频交易者求返佣的其中一个方法就是观察被拆分成若干小单的机构大买单的出现。如果某股票当前价格为10.00元/每股，高频交易者利用速度优势放出一个10.01元/每股的买单——这就是在提供流动性了，所以这个买单很快会被那些试图以10.00元/每股卖给这家大机构的交易者hit。此时的股票价格就是10.01元/每股了，大机构的小买单也随之跟进到这个价位。然后高频交易者立马调头放出一个10.01元/每股的卖单——这同样是在提供流动性。这样一个来回，高频交易者虽然没有从股票价格中赚钱，但赚到了0.5分/每股的返佣，不亦快哉。

返佣策略当然不是无风险的空手套白狼，高频交易者就怕价格朝着不利于自己的方向走。所以我们的HMM就派上用场了，它可以告诉我们一组返佣策略是不是能赚到钱。比如在state 1里，每笔交易之间的duration很短，价格变动的方差也很小，非常适合高频交易者拿返佣。高频交易者要考虑至少三个问题：1）这样的state的持续性怎么样？（从转移矩阵里可以看到）；2）在这个state内，价格零变动的概率是多少？（从Xt的参数里可以看到）；3）如果价格非零变动，那么价格变动的波动率是多少？（从Xt的参数里可以看到）。所以说HMM放在这儿就是一个online learning algorithm，可以动态学习我们想要知道的市场微观结构方面的当前状态。

其实HMM可应用的范围依然很广，绝不仅限于我上面提到的这几方面。只要你发现你的研究对象里清晰地呈现出不止一个regime的形态，并且能从逻辑上确定observation和hidden state的镜像关系，那么HMM就是一个比较好用的模型了。顺便再举个小栗子，就比如那些衡量市场信息不对称特征的指标，比如PIN（Probability of INformed trading）和PSOS（Probability of Symmetric Order-flow Shocks），也可以用上HMM。你可以拿HMM估计PIN和PSOS的值，以此观察一个重大信息发布前后的市场信息环境或者市场情绪的变化，因为private information或者informed trader对市场的影响和public information或者noise trader对市场的影响完全会是两种形态。经验表明HMM算法可以得到比经典的EHO法、EOW法、DY法[注3] 更好的估计值。

但是，在没有对所解决的问题有深刻认识之前，甚至在寻找到合适的问题之前，不要有任何幻觉，不要强套任何模型或算法，不要把自己像买彩票似的两块两块地消耗殆尽，那样你不会有收获。只有在对模型的深入探索和对市场的深刻洞察的时候，你才可以目不识丁而经纶满腹，足不出户而情满江湖。

答」

[注2] M. Avellaneda and S. Stoikov, High-frequency trading in a limit order book. Quantitative Finance, Vol. 8, No. 3, April 2008, 217–224. math.nyu.edu/faculty/av...

[注3] 这三种方法分别以作者姓氏首字母组合命名的，EEOW为Easley, Engle, O'Hara and Wu，DY为Duarte and Young，EHO为Easley, Hvidkjaer, and O'Hara.

编辑于 2016-06-30



知乎用户

5 人赞同了该回答

我没有具体写代码实现过马尔科夫或者隐马尔科夫链条的计算和应用，就是因为这玩意儿太火自己在网上找资料做一般了解过。隐马尔科夫过程是对隐藏状态进行观察的马尔科夫过程，具有马尔科夫过程的一般性质。

1) 马尔科夫过程其实是不同状态间的概率转移关系的计算，但你算出状态转移矩阵之后，仍然需要一个初始状态的概率，所以，这种计算就是初始条件敏感的。看的资料中，没有谈及这个问题的一般处理方法。

2) 马尔科夫过程最显著的假设是“无后效性”。即给定 t_0 时初始状态，那么 $t > t_0$ 状态的条件分布只依赖于 t_0 初始状态，而与 t_0 之前的状态无关。这点提供可能性去对接有效市场理论或者基于有效市场理论的模型，即当前的价格或者某状态已经完全反应了市场的所有信息，因而它的下一步是随机的，无记忆的。但真实的市场情况通常是非充分有效的，由于信息不对称和信息传播速率问题，一个新的信息事件注入市场时，市场的反应是需要时间的，不能立即充分反应新的信息事件。

马尔科夫的优点没有去了解过，应该是很成功的应用例子的，语音识别这个就被经常提到。上面两个“问题”是很多其它模型也有的，理论模型有假设简化真的太常见了，不能因为这个就不去了解它，能够代码实现，然后再多尝试多反思从而熟悉它的应用场景就好了，马尔科夫就可以试试用到一些非消息非事件驱动的市场或者时间区间内。

编辑于 2017-04-09

▲ 5 ▼

● 4 条评论

🔗 分享

★ 收藏

❤ 感谢



习多關
各种研究

2 人赞同了该回答

思路简单不是问题，问题是这些pp说有效就真的有效么？如果你认为无效又怎么证明呢？有时候有效有时候无效的话又怎么知道什么时候有效什么时候无效呢？是什么pp呢？

发布于 2015-08-21

▲ 2 ▼

● 添加评论

🔗 分享

★ 收藏

❤ 感谢



stalker
游族资深码农

1 人赞同了该回答

已经被用腻了，还扯应用前景？
光读paper，m没用，自己多玩玩。

发布于 2015-08-21

▲ 1 ▼

● 添加评论

🔗 分享

★ 收藏

❤ 感谢



知乎用户

HMM有点类似形态识别，重点在于特征向量的选择吧，Yichuan做过相应的研究。
[基于HMM市场择时策略](#)

▲ 321 ▼

● 19 条评论

🔗 分享

★ 收藏

❤ 感谢

收起 ^



Wendroff Wang

求题主阅读的paper~

发布于 2016-06-08

0

添加评论

分享

收藏

感谢



王克勤

8 人赞同了该回答

这是我们小伙伴们的三篇文章欢迎你来看看：

[隐马\(HMM\)在股票上的简单应用 - 1 - Moneycode - 知乎专栏](#)

[隐马\(HMM\)在股票上的简单应用 - 2 - Moneycode - 知乎专栏](#)

[隐马尔科夫链模型对于沪深300指数建模的进一步研究 - 金融量化分析 - 知乎专栏](#)

同时在我们的平台上，提供了股票，期货，基金等的日，分钟行情数据和股票的财务数据。

[Ricequant - Beta](#)

你可以直接在浏览器里用python notebook 编码尝试。

别只看论文，动手做起来吧~

发布于 2016-06-16

8

7 条评论

分享

收藏

感谢



周哲天

不爱学习的工科狗

1 人赞同了该回答

最近在在搞hmm用来识别外汇数据 有一些感受针对题主的问题

论文中计算likelyhood的方法 实际上这有个bug（或许是我打开方式不对？）似然度的计算是一条对数似然的累加式子 问题就出在累加上

1假设obverse序列长度是80 即使最后的10%市场环境已发生变化 用viterbi算法算出的似然度累加值并不会发生显著变化 这就产生了误判 意味着在一段时间内 interval不够大的话 多次的似然度最大识别出来都会指向同一个历史时期的交易趋势

2实际操作中发现如果当前交易走势在历史上没有与之十分匹配的走势 hmm算出的错误的似然度数值都十分接近 举例子 20个hmm代表20种不同走势 当前observe序列算出20个likelyhood都是200左右 这要怎么选 讲道理起码得有300才能认为走势相似 若设定阈值的话 很多observe都识别不出来了

likelyhood方法感觉要三年不开张 开张吃半年

不知答主现在研究到什么地步了 希望能交流一下

发布于 2016-10-28

1

添加评论

分享

收藏

感谢



Wier

我是新人学徒，可能有说不不对的地方。但我觉得有几个关键问题就比较难解决。就如你要用隐马尔可夫模型在市场做实际应用。首先要定义隐含状态（至少个数）用鲍姆威尔士来训练建模。但现实中很难定义这个隐含状态。个数。和最根本的一个要求（前一项和后一项有相关关系）。网上也有人试过定义6个数然后做了A股的模型。但是我并不觉得能让人信服。就好像大奖章的西蒙斯虽然说过的确曾经尝试用过“是否天晴”作为早开盘买进卖出的依据，但相邻两天天晴之间并没有并没有真正的关系啊。所以是不是还少了什么？

不知我表达清楚我的质疑没有。洗碗各位前辈解答我的疑惑。谢谢

编辑于 2017-05-13

321

19 条评论

分享

收藏

感谢

收起 ^



涉猎导航，关注视觉

自己做了一点hmm（不是股票），但不深入，所以说说自己的想法，相互交流，请指正！hmm有3个基本问题：

- 1.估值问题
- 2.解码问题
- 3.学习问题

预测股票可以是估值问题已可以是解码问题，这取决于你选择的state和observation symbol分别是什么。

但是无论它们怎么选择，training都是必须的。training时要考虑初始概率分布怎么确定，这个可能要依据经验。不同的初始pai，A，B对最后的模型参数影响很大。

训练时的样本选择很重要，误差太大训练不容易收敛，样本误差太小，可能不够鲁棒。而且，如果预测时的观察序列并不是在之前的样本中训练过，可能无法进行预测（对数概率负无穷）。

所以我觉得使用hmm股票预测中能否保证你所选择的observation sequence是你在训练中可能出现过，而且这个observation的likelihood是否可求是重要的。比如说，以一段时间的下跌和上涨为观察值建模，出现今年中国股市如此罕见的暴跌行情，这种是你之前没有训练过的，此时还可以进行预测吗？

这些都是根据我自己用hmm的经验总结，毕竟小透明，所以粗浅了些，希望有高手来聊聊哈！

发布于 2015-09-02

▲ 0 ▼

● 2 条评论

🚩 分享

★ 收藏

♥ 感谢



考拉是只猫
Quant

据我经验，结合其他模型和算法，对于高频数据的预测好一些，低频数据则效果差。另外你所指的在金融领域的应用？我觉得太宽泛了。

发布于 2015-08-22

▲ 0 ▼

● 添加评论

🚩 分享

★ 收藏

♥ 感谢



匿名用户

状态选取很关键，回测有点大，收益尚可，还待优化。

发布于 2015-08-22

▲ 0 ▼

● 添加评论

🚩 分享

★ 收藏

♥ 感谢



匿名用户

很多失效多年的策略在国内市场可能依然有效，自己回测一下试试

发布于 2015-08-21

▲ 0 ▼

● 添加评论

🚩 分享

★ 收藏

♥ 感谢

1 个回答被折叠（为什么？）