

# 派息预期下的可转债定价研究

## ——以英科转债为例

中国人民大学 黄成龙

### 摘要

可转债，即可转换债券，是一种复杂的金融衍生品。可转债作为债券的一种，除去自身的债权价值，还拥有期权价值，即债转股的选择。本文通过分析可转债的期权部分具体内涵，证明了可转债期权部分是由多个拥有动态行权价的百慕大式看涨期权构成，并利用多步二叉树模型，建立了无红利预期的可转债定价模型。通过对英科转债的实证分析，我们验证了其市场价格的有效性，同时分析了派息预期对可转债价值造成的影响，纠正了派息不影响可转债价值的错误观点，并发现了现行可转债转股价调整规则下的漏洞。

关键词：可转债定价、动态行权价、二叉树模型、派息预期、转股价调整。

### 1. 文献综述

可转债在不同的国家，交易规则和行权规则各不相同。孙彬彬，韩洲枫(2018)详细地阐述了美国可转债的特点，并比较了中美可转债市场的差异[1]。本文聚焦于中国可转债定价，会更多考虑国内相关的规则对可转债价值造成的影响。

国内与可转债定价相关的研究，最早于 1998 年开始。其中，比较系统地研究可转债定价这一课题的是郑振龙，林海(2004)，他们分析可转债的交易和行权规则，将可转债分解出四种不同的权利——转股权、回售权、赎回权、转股价调低权，并利用 BS 定价公式确定可转债的期权价值，最后得出中国可转债市场价格被严重低估的结论[2]。然而，在构建可转债定价模型的部分，他们默认行权价这一参数不随时间变动，这一处细节会使计算出的可转债的理论价值偏高。本文认为可转债的期权部分，其行权价会随时间不断变化，关于行权价的处理将会是本文的研究重点。除此之外，郑振龙，林海(2004)还论证了可转债的发行公司的最优决策是尽快让投资者将可转债转成股票[3]。

此后的相关衍生课题，或多或少都受郑振龙，林海(2004)研究的影响。宫睿佳(2018)将可转债用欧式期权的方式进行定价[4]。朱妮洁(2018)用 Garch 模型估计隐含波动率并用蒙特卡洛模拟进行可转债价格[5]。王宇，张胜良(2020)利用二叉树构建可转债价格模型[6]。姚爱萍，丁晓文(2020)采用修正的 Garch 模型使可转债定价的误差减小[7]。常竞文，王永茂(2020)令股价服从 Tsallis 熵分布并考虑瞬时违约风险进行可转债定价[8]。罗鑫，张金林(2020)发展了求解可转债的违约概率以及估计可转债发行后正股波动率的新方法[9]。

上述的研究将重心放在了如何对隐含波动率建模、如何确定股价变动服从的分布、如何确定可转债的违约风险这几类问题上，却并没有重新考虑可转债本身分解出的两部分的价——期权价值和债权价值。债权价值相对容易确定，而期权价值却相当复杂，以至于大部分研究都对可转债的期权价值过度简化了，甚至有一些是完全错误的。很多研究者将可转债的期权部分简单视作一种美式期权，这会导致比较大的偏差，且这种偏差会大于其他因素引起的偏差（比如说隐含波动率、股价运动方程、瞬时违约风险等难以准确量化的因素）。

除去转股权（即期权部分），可转债价值还受到回售权、赎回权、转股价调低权的影响。回售权是持有者的权利，赎回权和转股价调低权是发行公司的权利，然而回售权和转股价调低权会对提升可转债的价值，而赎回权会损害可转债的价值。诸多文献花了大量精力分析了这些权利对可转债定价的影响，但这种影响相比于本文重点讨论的要素并不会很显著。而且

这些影响之间会在一定程度上相互抵消,因此本文将不会把太多的注意力放在这些权利的定价上。

## 2. 基本假设

为了简化模型,我们提出以下两个假设。

假设 1: 可转债发行公司不会选择强制赎回股票。

这一假设可以忽略赎回权对可转债价格的影响。

假设 2: 可转债对应的股票价格不会触发回售条款和转股价向下调整条款。

这一假设可以忽略回售权和转股价调低权对可转债价格的影响。

## 3. 实证研究对象选择

为了使得我们的假设不对理论价格造成太大的影响,我们选取英科转债作为我们实证研究的对象。英科转债的正股是英科医疗,截止 2021 年 1 月,该公司一直没有强制赎回可转债,市场对其拥有较强的“不强赎”预期,这点满足假设 1。同时,英科转债也没有触发过回售条款和转股价向下调整条款,这点满足假设 2。除此之外,英科转债也不曾出现长时间停牌的情况,而且相比于其他可转债,英科转债的成交量巨大,市场相对有效,其价格也不容易被操控。综上所述,决定选取英科转债作为实证研究的对象。

## 4. 可转债定价模型构建

在我们的假设中,我们不考虑回售权、赎回权、转股价调低权。因此,可转债价值=债权价值+期权价值。

债权部分的价值: 
$$B = \sum_{t=1}^N \frac{FV_t}{(1+r)^t}$$

其中,  $FV_t$  是  $t$  期的现金流,  $r$  是贴现率。由于各类可转债的信用风险评级不同,我们选取  $N$  年期的相同评级的债券收益率作为贴现率,从而将债券的违约风险考虑在内。

### 期权部分的价值:

这一部分的内容,是本文的关键创新也是核心观点。本文认为,可转债的期权部分,由多个复杂的奇异期权组成。它有两个重要特征:

#### 1. 每一份期权都是百慕大式期权

#### 2. 行权价随时间推移不断变化

让我来逐个解释这些特征。首先,可转债的转股时间是在发行的 0.5 年后,直到 6 年后可转债到期,其中不间断的 5.5 年都可以行权,它既非欧式期权也非美式期权,而是一种百慕大式期权。这是特征 1 的解释。

其次,一份可转债对应的期权部分,是由多份期权构成。让我们考虑一个普通的欧式看涨期权,当我们在到期日行权时,我们以  $K$  的成本买入一份价格为  $S_t$  的股票,这个期权的

内在价值是  $\max\{S_t - K, 0\}$ 。而对于可转债,我们一旦进行转股,就必须放弃可转债作为一个

债券的价值,这个放弃的债权价值就是我们行权时付出的成本,因此可转债期权部分在  $t$

时刻的内在价值是  $\max\{\frac{100 S_t}{X} - B_t, 0\}$ ,其中  $X$  是转股价,100 是可转债的票面价值,  $B_t$  是

$t$  时刻的债权价值。一份可转债可以兑换  $\frac{100}{X}$  份股票。一般来说一份期权在行权时,对应一

份股票,为了保持期权形式上的统一,我们把可转债的期权部分拆分成  $\frac{100}{X}$  份期权,每份

期权都可以兑换一份股票。在  $t$  时刻,每份期权的内在价值是  $\max\{S_t - \frac{B_t X}{100}, 0\}$ ,它们的行

权价是  $\frac{B_t X}{100}$ 。

因此，可转债的期权部分，由  $\frac{100}{X}$  份行权价为  $\frac{B_t X}{100}$  的看涨期权组成。由于  $B_t$  随着时间推移不断变化，这些看涨期权的行权价也会随着时间不断变化。这是特征 2 的解释。

在先前的文献综述中，我提到有很多研究的计算期权价值的部分过度简化了，甚至是完全错误的。目前的可转债定价研究，几乎全部都是简单地把转股价  $X$  作为行权价（或者可以说是直接把  $B_t$  视作票面价值 100）。采用静态行权价会导致他们把可转债的期权部分，直接视作欧式期权或者美式期权，从而理论价值会偏高。我将这一类问题视为过度简化。更有甚者，仅仅计算一份看涨期权的价值，并认为这就是可转债的期权部分的全部价值。我将此视为完全的错误。

让我们回到本文对于期权部分的定价。根据可转债的规则，当公司发生派送股票股利、转增股本、增发新股、配股以及派发现金股利等情况时，公司将按上述条件出现的先后顺序，依次对转股价格进行累积调整[10]。之前绝大多数的可转债的定价的相关研究中，都认为这种转股价调整规则，类似于股票在派息日除息，可以让我们不用额外考虑股息对可转债价值造成的影响。为了顺利完成模型的构建，我们此处姑且认为这种说法正确。**注意：后面在实证研究部分，我们将推翻这种说法。这将成为本文的重要发现之一。**

由于我们分解出的每份期权，是拥有动态变化的行权价的百慕大式看涨期权，因此无法采用 BS 定价模型求出解析解。考虑蒙特卡洛模拟的时候，由于存在大量可能的行权节点，模拟次数过多，计算机的算力不足，可能无法求解。因此最后决定采用二叉树定价法，并实验可行。此处不赘述二叉树模型的原理，需要者可参考[11]。

本文将采用多段二叉树，在运算的过程中将二叉树保存在一个矩阵中。在矩阵中， $n$  段二叉树的表现形式如下所示：

$$\begin{bmatrix} S_0 & S_0 u^1 & S_0 u^2 & & S_0 u^n \\ 0 & S_0 d^1 & S_0 u^1 d^1 & \dots & S_0 u^{n-1} d^1 \\ 0 & 0 & S_0 d^2 & & S_0 u^{n-2} d^2 \\ & \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & S_0 d^n \end{bmatrix}$$

具体的可转债价值运算逻辑在附录 Part1 定价函数部分可见。此处给出伪代码：



在可转债定价函数（附录 Part1）中，我们需要参数如下：

iv: 隐含波动率。关于隐含波动率的选择，我们将选择即日起前 100 天的股价对数收益率的年化标准差，或者说前 100 天股价的年化波动率，作为可转债的隐含波动率。这是一种对隐含波动率的粗略估计。本文认为，之前有很多研究建立在错误的期权模型上，在这种情况下，对隐含波动率进行复杂建模是毫无意义的。因此在解决期权部分的建模的问题前，本文目前将不会对此参数进行深入讨论。

r: 无风险收益率。对于无风险收益率的选择。考虑到可转债 6 年的期限结构，本文选择 6 年期国债的收益率作为无风险收益率。

step\_num: 二叉树步数。此参数越大，消耗算力越大，但计算结果更接近理论值，本文在斟酌算力消耗和运算效果后，选择 100 作为二叉树步数。

T: 剩余到期时间（年）。即给定日期下的可转债距离到期日的时间。

S0: 股价初始值。即给定日期下的可转债对应正股的当日收盘价。

K: 转股价。即可转债当前的转股价格。

ytm: 到期收益率，作为可转债债权价值的贴现因子。通过选择不同的贴现因子，我们可以将不同债券评级下的信用风险考虑在内。例如英科转债属于 AA-级，我们会选择 6 年期 AA-级企业债收益率作为贴现率。

interest\_structure: 利息结构。例如英科转债利率结构是，第一年为 0.5%，第二年为 0.8%，第三年为 2.6%，第四年为 3.3%，第五年为 3.5%，第六年以票面面值的 128% 赎回。于是我们可以获得每年的现金流，以计算可转债的债权价值。

par\_value: 可转债的票面价值。它用于计算债权价值，以及期权的份数。一般是 100。

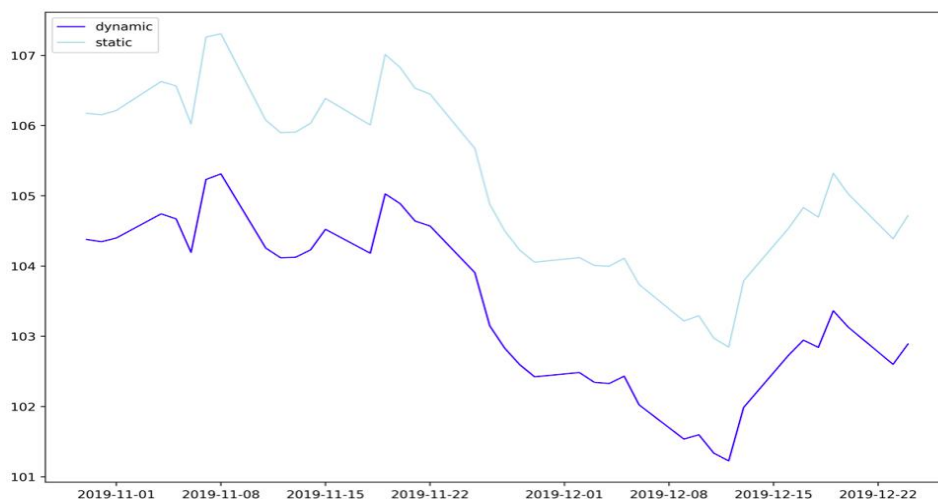
当我们获得了如上的参数，就可以计算出特定日期下一份可转债的理论价格。通过下面的实证部分，我们来验证模型和检验市场。

## 5. 实证分析

建立好模型后，我们首先要处理相关数据。我们获取了英科转债的历史行情、转股价值调整日期（数据来源：聚宽研究），也获取了正股英科医疗的历史行情（数据来源：英为财经）。经过数据清洗、重构（参考附录 Part2），我们获得了容易使用的数据。处理完数据后，我们写入一些常参数（参考附录 Part3），为运算作准备。

然后进入运算部分（参考附录 Part4），我们根据每一天的正股行情，计算出可转债在动态和静态行权价下的两种理论价格。将它们保存在名为 data 的 DataFrame 格式文件中。最后绘制了一些图表（参考附录 Part5），通过数据可视化进行实证分析。

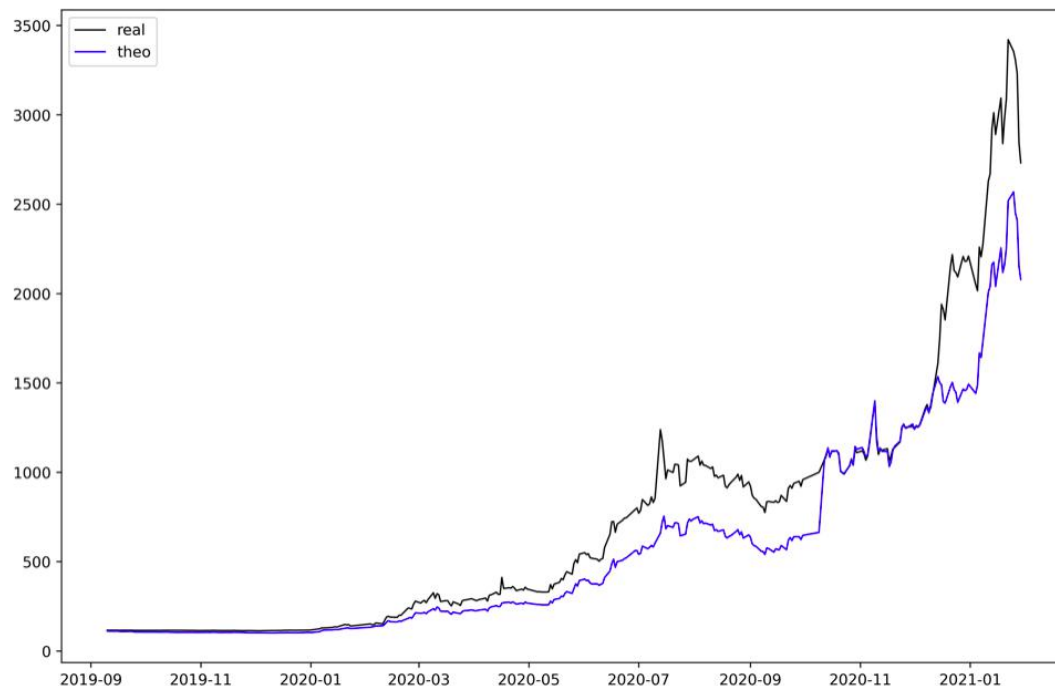
首先，我们截取了一段动态行权价和静态行权价（即行权价=转股价的模型）下可转债价值的差异对比。请见下图。





由图可知，采用静态行权价会导致可转债理论价格偏高，符合我们先前的判断。在这次实验中，静态行权价导致误差会使理论价值偏高大约 2%，也就意味着在其他没有考虑动态行权价的研究结论中，可转债期权部分的理论定价存在着不可忽略的误差。

下面我们观察动态行权价下的理论价格和市场真实价格的全览比对。



在这张图中我们可以发现，虽然从曲线的形态上看，理论价格的和真实价格基本一致，但数值之间却存在很大的差距。那我们需要发问——究竟是市场不理性还是模型不完善？在进一步研究后，我们发现，之前有一个被默认正确的观点可能存在问题——我们认为按照规则，转股价在派息时会进行调整，这种调整可以使可转债在派息前后价值不变。这一观点几乎是当前所有可转债定价研究中的共识。早在郑振龙，林海(2004)的可转债定价的研究中，他们就提出了类似的观点：“中国可转债发行条款均规定转股价将根据公司股票的股利政策进行相应的调整，因此转股权实际上相当于无红利股票的看涨期权。[1]”——然而本文认为这一观点是完全错误的。这一观点的错误，导致先前几乎所有“无视股票派息”的可转债定价，从模型构建上就是存在严重问题的。下面，我会具体阐述这一观点存在的问题。

我们知道，股票在派息后需要除息，除息的目的是为了使分红不影响股票资产的价值。即除权可以使得分红前后股票总价值不变。类似地，上海证券交易所的 50ETF 期权的基础资产，即 50ETF，也有时需要派息。我们可以将其视作一种股票期权。出于同样的目的，即为了让 50ETF 期权在分红前后价值保持不变，交易所会通过调整期权合约的行权价和单位，抵消正股由于分红除息价值降低所造成的影响。于是，我们会发现在这一行权价调整的规则下，原本是有红利股票的美式期权，被转化成了无红利股票的美式期权。我们可以说，股票的除息规则，以及股票期权的行权价调整规则，都达到了使资产在派息前后价值不变的目的。

可转债的调整转股价规则和上述规则是类似的。具体的规则如下。

“调整公式设初始转股价为  $P_0$ ，每股送红股数为  $N$ ，每股配股或增发新股数为  $K$ ，配股价或增发新股价为  $A$ ，每股派息为  $D$ ，则调整转股价  $P_1$  为：送股或转增股本： $P_1 = P_0 \div (1+N)$  增发新股或配股： $P_1 = (P_0 + AK) \div (1+K)$  上两项同时进行： $P = (P_0 + AK) / (1+n+k)$  派息： $P_1 = P_0 - D$  按上述调整条件出现的先后顺序，依次进行转股价累积调整。[10]”

这一规则和上述两种规则是相似的。然而，可转债自有其特殊性，以至于当前的规则并

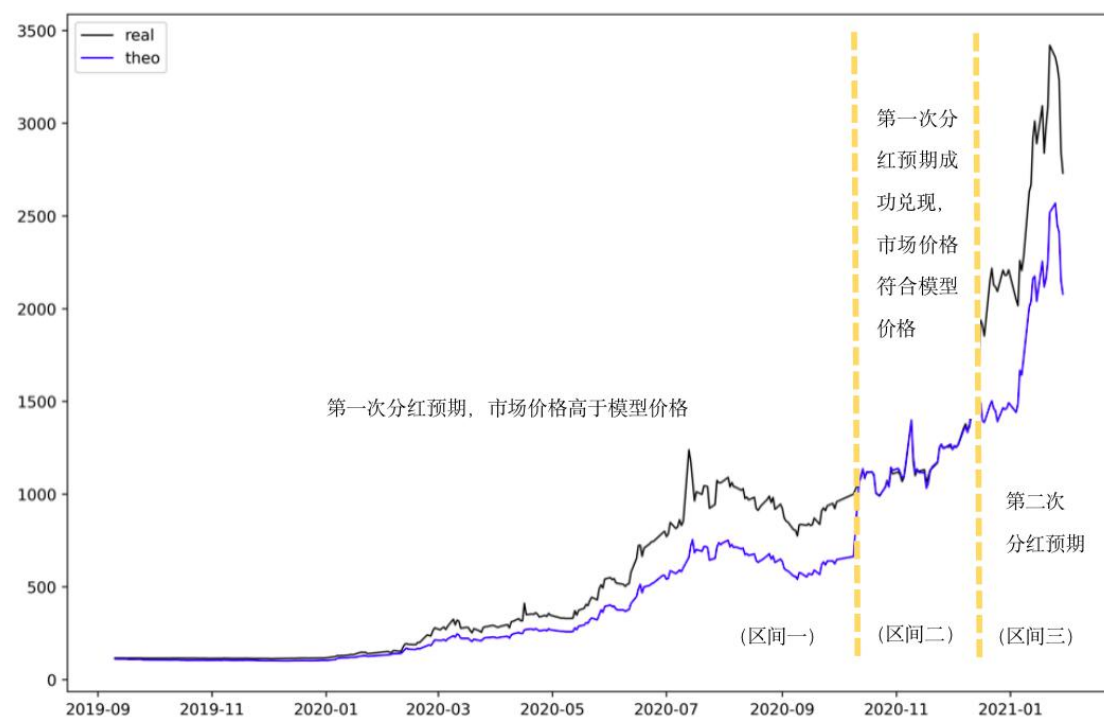
没有达到“派息前后可转债价值相等”这一目的。让我们通过一个简单的例子来说明。

假设一只股票现价 200 元，派息 10 元，除息后股价变为 190 元。股票的除息规则让持有人的资产价值不变。让我们来看其对应的可转债。假设这只股票对应可转债的转股价是 20 元，其转股价值是  $\frac{100}{20} \times 200 = 1000$  元。按照调整转股价的规则，这次的派息会让转股价

变为  $20 - 10 = 10$  元，可转债的转股价值变为  $\frac{100}{10} \times 190 = 1900$  元。转股价值因此几乎翻倍。试想这次派息如果是 19 元，那么转股价变为  $20 - 19 = 1$  元，可转债的转股价值变为  $\frac{100}{1} \times 181 = 18100$  元。如果分红超过转股价，转股价甚至会变成负数——之前没有出现过这

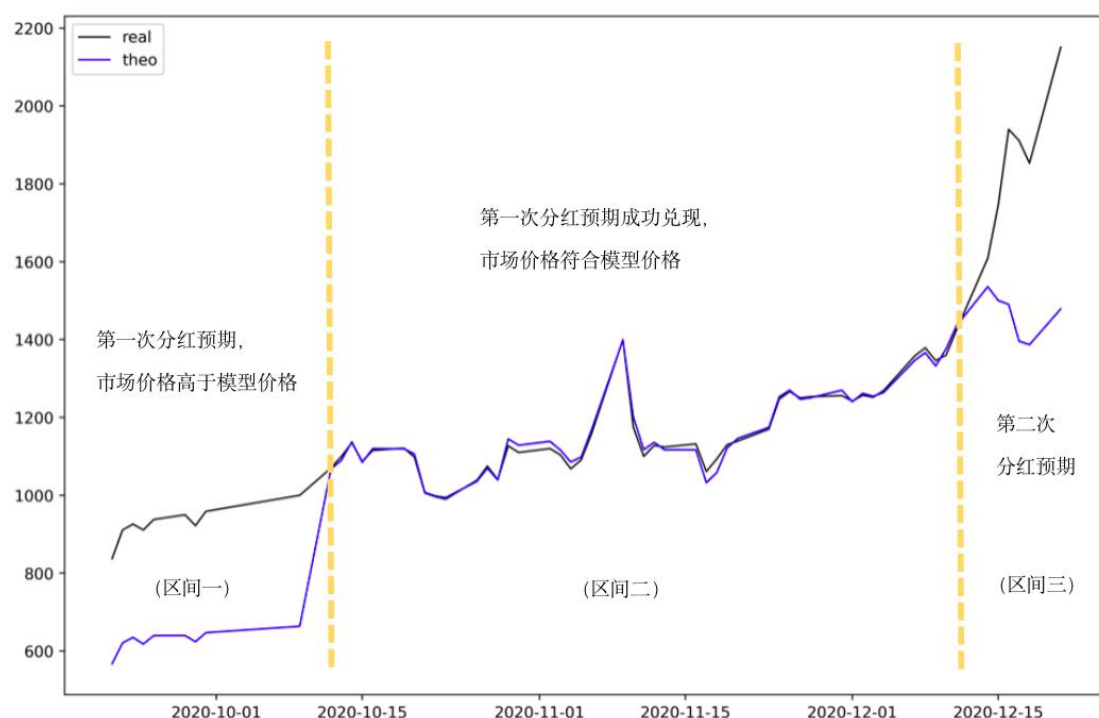
种极端情况，但它确实是有可能发生的，且没有任何补充条款来防止这种情况发生。**本文认为这是可转债转股价调整的规则上的重大缺陷。**这种规则不仅没有让可转债价值免于分红的影响，反而将分红对可转债价值的影响剧烈放大了，甚至会导致转股价为负的极端情况。根据上述分析，先前“股票派息不影响可转债的价值”这一观点不攻自破。

既然我们的模型是基于这一错误的观点，那是否这个模型就失去了价值？我想答案是否认的。第一，我们的模型创新地提出了动态行权价，纠正了可转债定价中的重大误区。第二，在市场对可转债正股没有派息预期时，我们的模型依然是有效的。如果市场认为可转债的正股在可转债存续期间不会进行分红，那么自然会认为转股价不会变化，我们构建的模型还是可以给出合理的结果。但市场一旦认为未来正股会大量派息，以至于让转股价下降很多，可转债转股价值就会出现突变升高的预期。其市场价格必然会高于我们模型的结果。这也解释了图表中反映出的现象——英科转债的市场价格在大部分情况下都高于我们的理论价格。因为正股英科医疗今年业绩增长迅速，分红预期和增发预期极强，且持续有新的预期出现。如下图所示。



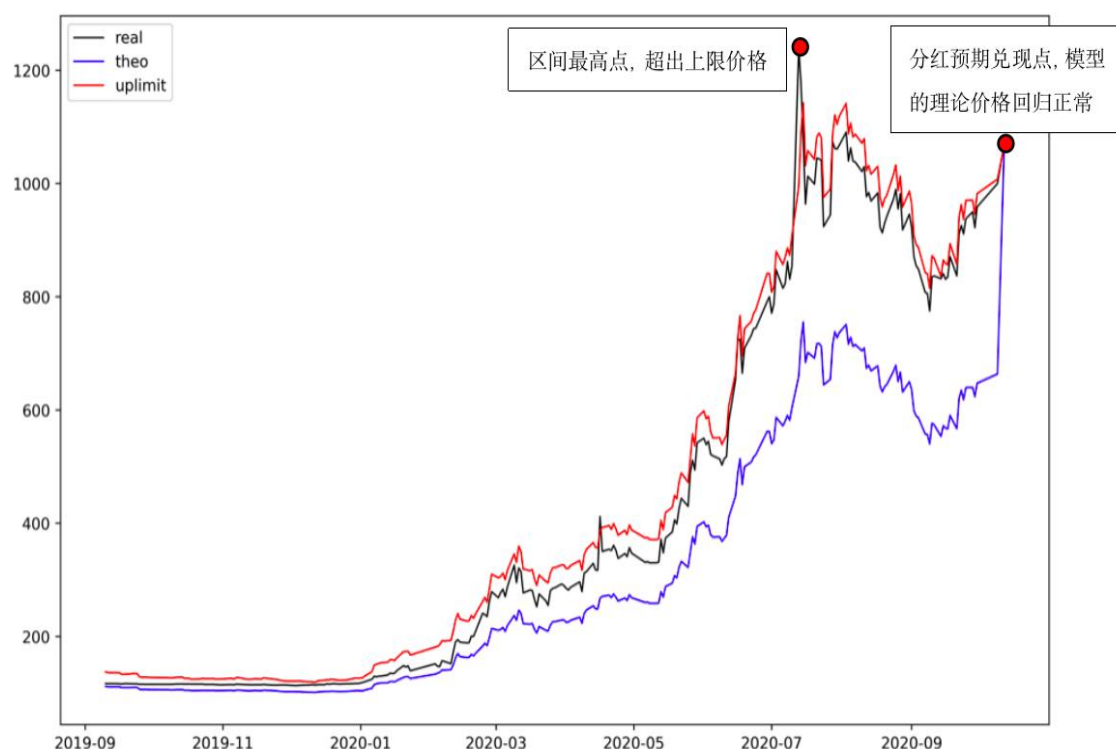
我们发现上图第二段的理论价格和市场价格非常接近，这是由于在 2020 年 9 月 25 日，正股英科医疗公告向全体股东每 10 股转增 5 股派发 5 元股息。按照调整行权价的规则，在 2020 年 10 月 12 日，英科转债的转股价由 16.11 元降低为 10.41 元。先前的市场预期被兑

现了，定价模型计算出的结果立刻跳涨到合理位置，同时又没有新的预期出现，因此我们的模型给出了比较准确的定价，这与可转债的市场真实价格高度符合。直到后来出现新的预期，可转债价格激增，进入图中的第三段。下面是第二段区间的放大图。



由图可知，在预期兑现后的这段区间中，我们的模型结果和市场价格的高度契合，尽管理论和实际依然存在的细小差别。这种差别可能来源于市场的无效，抑或是模型中估计的隐含波动率不够准确。在这段区间中，新的预期还未出现，市场认为未来可转债的转股价不会发生变化（或者预期很微小以至于不太会影响价格）。这点说明了我们模型，只有在无红利预期的前提下，才能进行正确的定价。同时根据上述的分析，我们也证明了在可转债市场中，对未来股票分红或增发的预期，是可转债定价中至关重要的一个因素。但本文并没有找到合适的方式将股票分红或增发的预期纳入可转债的定价模型中，我认为这将成为可转债定价的核心难点。

虽然目前没有比较好的途径确定分红预期对可转债价格的影响，但我们可以尝试找到可转债价值的上限。假设我从可转债发行之初，就预料到未来的可转债转股价会变为 10.41 元，那么我们可以一直以 10.41 元作为转股价（远低于初始的 16.25 元）来计算。考虑到对正股分红和增发的预期是市场的共识，对未来的预期应当和实际的转股价变化高度一致是相对合理的。考虑到在转股价真正调整之前，转股价高于 10.41 元，那么我们计算的这个理论价格相比于正确的价格必然是高估的。可转债的价格没有理由超出这个价格，因此我们将这个价格作为英科转债的上限价格。正如下图所示。



从可转债发行起到转股价调整为 10.41 元（分红预期兑现）这段区间内，我们在图中绘制出了上限价格、市场价格、模型理论价格。模型因为没有考虑到预期分红，所以理论价格远低于市场价格，直到最后的分红预期兑现点才跳涨到合理位置。市场价格处于上限价格和理论价格之间，且很少超过上限价格——这其实也反映了可转债市场其实仍然是相对理性的，其市场价格能反应可转债的真实价值。但我们也可以看到，在这段区间市场价格最高点，超出了上限价格，但这并不能代表市场价格不理性。因为我们取正股前 100 天的波动率近似代替隐含波动率，所以隐含波动率对短短几天的市场波动并不足够敏感。极有可能那几天的正股的快速上涨，导致市场上的隐含波动率剧烈放大，从而理论价格也应该比我们算出来的上限更高。因此，我们可以认为英科转债的价格处于合理的区间。

## 6. 结论

本文的主要贡献有三点。第一，剖析了可转债期权部分的本质，揭露了静态行权价存在的问题，证明了动态行权价的合理性。第二，推翻了“可转债的期权部分等同于无红利的看涨期权”这一错误观念，发现了可转债调整转股价规则潜在的缺陷，解释了可转债的转股价值如何随着派息变动。第三，在第一、二点的基础上建立并完善了“无红利或增发预期”这一前提下的可转债定价模型。

本文也存在不足之处。第一，对于“分红或增发预期”如何纳入可转债定价模型，目前暂无可行的思路。第二，模型直接忽略了回售权、赎回权、转股价调低权可能造成的影响，因此仅仅适用于“不会发生上述事件”这一预期较强的可转债（例如英科转债）。第三，对可转债隐含波动率的建模比较简单，可能会导致一些细微的偏差。第四，可转债在转股数不是整数时有一些特殊规定，而本文直接将转股数视作可以为非整数的，这可能会导致一些不显著的误差。

本文提出如下的建议。在研究方面，我认为如何将分红预期纳入定价模型将会是一个可行的方向，这是影响可转债价值的一个极其重要的因素。在这一个问题解决之前，我认为在细枝末节上的深入挖掘是毫无必要的（例如隐含波动率、股价运动方程、瞬时违约风险等因素的量化）。在交易所规则方面，我认为交易所应当尽快改变现行的转股价调整规则，修复



“转股价可以变为负数”的漏洞，以防止可能出现金融风险。同时我也希望能推出一个真正让可转债价格不受派息预期影响的可转债调整规则，这样可转债的价值将得到更加规范的约束。

最后，本文的实证研究认为英科转债的市场价格是相对合理的，并没有出现严重低估或者严重高估的情况。

## 参考文献

- [1] 孙彬彬, 韩洲枫. 海外可转债市场研究[R]. 天风证券-证券研究报告 (固定收益点评) 2018(4)
- [2] 郑振龙, 林海. 中国可转换债券定价研究[J]. 厦门大学学报 (哲学社会科学版), 2004(2):93-99
- [3] 郑振龙, 林海. 可转换债券发行公司的最优决策[EB/OL]. <http://efinance.nease.net>. 2003.
- [4] 宫睿佳. 基于 Black-Scholes 模型的可转债定价模型实证研究——以格力转债(0030)为例[J]. 中国商论, 2018, 000(030):158-159.
- [5] 朱妮洁. 基于 Monte-Carlo 模拟的可转债定价模型[J]. 经济研究导刊, 2018(10):94-97.
- [6] 王宇, 张胜良. 基于二叉树模型的可转债价值分析——以国君转债为例[J]. 经济数学, 2020, 037(001):106-110.
- [7] 姚爱萍, 丁晓文. 基于修正 GARCH 模型的可转债定价研究[J]. 当代金融研究, 2020(3).
- [8] 常竞文, 王永茂. 随机利率模型下基于 Tsallis 熵分布的可转债定价[J]. 运筹与管理, 2020, 29(7).
- [9] 罗鑫, 张金林. 基于蒙特卡罗方法的含转股价向下修正条款的可转债定价研究[A] 2020.
- [10] 英科医疗: 创业板公开发行可转换公司债券募集说明书摘要, 2019.
- [11] HULL, J.C .Options, Futures and Other Derivatives[ M] .Prentice Hall ., 2001.

## 附录

### Part1 (转债定价函数代码)

```
import numpy as np
def convertible_value(iv, r, step_num, T, S0, K, ytm, interest_structure, par_value,
dynamic_K = True):
    #计算期限内的债券价值
    B_list = []
    dt = T / step_num
    for i in range(step_num):
        left_time = T-dt*i
        left_year = int(left_time) + 1
        B = 0
        for n in range(left_year):
            B += par_value * interest_structure[-1-n] * np.exp(-ytm*(left_time-n))
        B_list.append(B)
    #计算每段二叉树的行权价
    K_list = []
    lot = par_value / K #转债包含的了 lot 份看涨期权
    for B in B_list:
        K_list.append(B/lot)
    #如果要运行静态行权价, 将 dynamic_K 设置为 False
    if not dynamic_K:
        K_list = [K for _ in range(step_num)]
    #二叉树基本参数
    u = np.exp(iv*dt**0.5) #上涨幅度
    d = 1 / u #下跌幅度
    p = (np.exp(r*dt)-d) / (u-d) #上涨的概率
    #生成二叉树矩阵
    mat = np.zeros((step_num, step_num))
    mat[0, 0] = S0
    for i in range(step_num):
        for j in range(i, step_num):
            if i == j :
                mat[i,j] = mat[0,0]*d**i
            elif i < j:
                mat[i,j] = mat[i,j-1]*u
    #计算每个节点的行权价值
    for i in range(step_num):
        for j in range(i, step_num):
            mat[i,j] = np.maximum(mat[i,j]-K_list[i], 0)
    #将当前节点的行权价和贴现值进行对比, 两者取大。若未到行权期, 则直接取贴现值。
    for j in range(step_num-2, -1, -1):
        for i in range(0, j+1):
```

```

        if T-j*dt > 5.5: #可转债发行 6 个月后可以转股, 故若离到期日 5.5 年以上, 直接贴现
            mat[i,j] = (p*mat[i,j+1] + (1-p)*mat[i+1,j+1]) * np.exp(-r*dt)
        else:
            mat[i,j] = np.maximum((p*mat[i,j+1] + (1-p)*mat[i+1,j+1]) * np.exp(-r*dt),
mat[i,j])
        convertible_value = mat[0, 0]*lot + B_list[0]
        return convertible_value

```

## Part2 (数据处理代码)

```

import pandas as pd
from datetime import datetime

df1 = pd.read_csv('300677.csv') #正股数据
df2 = pd.read_csv('123029.csv') #转债数据
df3 = pd.read_csv('123029_adjust.csv') #转债转股价调整数据

df1 = df1[['日期', '收盘']]
df1.columns = ['date', 'close']
strdatelist = df1['date'].values
datelist = []
for strdate in strdatelist:
    datelist.append(datetime.strptime(strdate, "%Y年%m月%d日").date())
df1.date = datelist
df1 = df1.sort_values(by='date', ascending=True).reset_index()
del df1['index']

df2 = df2[['date', 'close']]
strdatelist = df2['date'].values
datelist = []
for strdate in strdatelist:
    datelist.append(datetime.strptime(strdate, "%Y-%m-%d").date())
df2.date = datelist

df3 = df3[['adjust_date', 'new_convert_price']]
strdatelist = df3['adjust_date'].values
datelist = []
for strdate in strdatelist:
    datelist.append(datetime.strptime(strdate, "%Y-%m-%d").date())
df3.adjust_date = datelist
df3 = df3.drop_duplicates()

data = pd.DataFrame(df2)

```

### Part3 (基本参数代码)

```
RiskFreeRate = 3/100 #无风险利率: 选择 6 年期国债的收益率
AAminusBondYTM = 7/100 #债权贴现率: 选择 6 年期 AA-级企业债收益率 (英科转债属于 AA-级, 贴现率可以考虑信用风险溢价)
ParValue = 100 #可转债的票面价值, 用于计算债权价值, 以及期权的份数
ConvertiblesInterestStructure = [0.5/100, 0.8/100, 2.6/100, 3.3/100, 3.5/100, 128/100] #
英科转债利率结构: 第一年为 0.5%, 第二年为 0.8%, 第三年为 2.6%, 第四年为 3.3%, 第五年为 3.5%, 第六年以票面价值的 128% 赎回。
DayToMaturity = datetime.strptime("2025-08-16", "%Y-%m-%d").date()
```

### Part4 (理论价格运算代码)

```
K = df3['new_convert_price'][0]
dynamic_theo = []
static_theo = []
step_num = 100 #经过多次实验发现, 100 步二叉树已经足够六年期的期权收敛
for index2 in df2.index.values:
    date = df2['date'][index2]
    T = (DayToMaturity - date).days/365
    for index1 in df1.index.values:
        if df1['date'][index1] == date:
            # 用即日起前 100 天的数据估计隐含波动率
            close_100_days = df1['close'][index1-100:index1].values
            iv = np.std(np.diff(np.log(close_100_days)))*np.sqrt(252)
            S0 = df1['close'][index1]
            break
    for index3 in df3.index.values:
        if df3['adjust_date'][index3] == date:
            K = df3['new_convert_price'][index3]
            dynamic_theo.append(convertible_value(iv, RiskFreeRate, step_num, T, S0, K,
            AAminusBondYTM, ConvertiblesInterestStructure, ParValue))
            static_theo.append(convertible_value(iv, RiskFreeRate, step_num, T, S0, K,
            AAminusBondYTM, ConvertiblesInterestStructure, ParValue, False))
```

### Part5 (绘图代码)

```
data['dynamic_theo'] = dynamic_theo
data['static_theo'] = static_theo
import matplotlib.pyplot as plt
plt.figure(dpi=500,figsize=(12,8))
start = 0 #绘图的起始点
length = 10000 #绘图的区间
```



```
plt.plot(data['date'][start:start+length],
data['close'][start:start+length],linewidth=1,color='black',
markerfacecolor='blue',markersize=12)
plt.plot(data['date'][start:start+length],
data['dynamic_theo'][start:start+length],linewidth=1,color='red',
markerfacecolor='blue',markersize=12)
plt.plot(data['date'][start:start+length],
data['static_theo'][start:start+length],linewidth=1,color='blue',
markerfacecolor='blue',markersize=12)
plt.show()
```