在本章中，我们将介绍如何运用Python进行基本的股票数据分析，并综合运用前两章所述的Numpy和matplotlib相关知识。你将学会如何获取股票数据、运用Numpy分析这些数据、并使用matplotlib制作图表将数据可视化。

3.1 使用TuShare获取股票数据

**3.1.1 TuShare简介与下载安装**

数据分析的第一步是获取源数据。从互联网上获取股票数据的方式有很多，本章所介绍的是Python爬虫库TuShare，除股票信息外，该库还囊括了宏观经济、期货乃至电影票房等数据，适合Python数据分析学习者使用。

TuShare库的下载安装与其他Python库类似，可以通过pip命令进行。如果你已经安装了Python 3.x版本，则安装Python时就已经自带了pip功能。打开命令行窗口，输入pip install tushare命令，即可自动下载并安装matplotlib。

安装完成后，可以在命令行窗口中进入Python终端会话，对之前的安装进行测试。输入import tushare命令，尝试导入TuShare。若没有出现任何错误信息提示，则说明TuShare已经成功安装，可以使用。

**3.1.2 使用TuShare获取股票历史数据**

安装成功后，输入import tushare即可导入TuShare库。通过调用TuShare中的get\_hist\_data()函数并在参数中指定股票代码、开始日期、结束日期，我们可以获取某支股票在指定日期范围内的历史股价。下面以查询中国石油（601857）从2019年1月28日到2019年3月11日的历史股价为例：

|  |
| --- |
| >>>import tushare as tu  >>>data=tu.get\_hist\_data('601857',start='2019-01-28',end='2019-03-11')  >>>data.to\_csv('d:/petro\_china.csv', header=None) |

我们调用了TuShare中的函数get\_hist\_data以获取历史股票数据，并且在调用时设置了三个参数：第一个参数为股票代码字符串，此处我们将中国石油的股票代码601857以字符串类型传递给函数；第二和第三个参数为股票历史数据的开始和结束日期，按照yyyy-mm-dd的格式，以字符串类型传递给函数，这里我们选取从2019年1月28日到2019年3月11日的股票数据。按如上所述传入参数调用get\_hist\_data()函数后，我们将函数的返回值存储在对象data中。（事实上，get\_hist\_data()函数的返回值是数据分析库pandas的DataFrame对象。对pandas感兴趣的读者可访问其官方网站浏览介绍与教程：[https://pandas.pydata.org/](https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/getting_started/tutorials.html) ）

此时，输入data以显示其存储内容，窗口中将显示一张数据表，表中每列信息的含义如下：

|  |  |
| --- | --- |
| date | 日期 |
| open | 开盘价 |
| high | 最高价 |
| close | 收盘价 |
| low | 最低价 |
| volume | 成交量 |
| price\_change | 价格变动 |
| p\_change | 涨跌幅 |
| ma5 | 5日均价 |
| ma10 | 10日均价 |
| ma20 | 20日均价 |
| v\_ma5 | 5日均量 |
| v\_ma10 | 10日均量 |
| v\_ma20 | 20日均量 |
| turnover | 换手率 |

为了在关闭程序以后仍能继续使用获取的数据，我们可以将data对象的数据内容输出为csv格式进行保存，这是一种常用于保存数据的文件格式。通过调用data对象的to\_csv方法，并在参数中指定文件存储路径和名称，就能将data对象中的股票数据保存为csv文件。

3.2 分析股票数据

在获取了股票数据后就可以使用NumPy进行简单的数据分析了。首先，我们需要新建一个源代码文件，本文的后续代码均将该文件中添加。

**3.2.1 从csv源文件中导出数据**

|  |
| --- |
| **import** numpy **as** np close,volume=np.loadtxt(**"petro\_china.csv"**, delimiter=**','**, usecols=(3,5), unpack=**True**, skiprows=1) |

虽然原始数据中包含相当丰富的信息，不过目前我们暂且先研究“收盘价”和“成交量”这两个信息。在读取csv文件时，我们使用了NumPy库中的loadtxt()函数。在调用该函数时，我们还设置了若干参数：

第一个参数是要读取的文件名（如果该文件和Python源代码文件不在相同目录下，则需要给出完整路径）；

随后，delimiter参数确定了分隔符，即遇到哪个字符就自动分割数据；usecols用于指定原始数据表中哪几列数据要被导出。由于在原始数据文件中，收盘价close位于第4列，而成交量volume位于第6列，而列号又从0开始，因此我们传入一个二元组(3, 5)表示需要导出的列分别为第4和第6列；

接下来，unpack参数设置为True，表示会将导出的各列数据分开到各变量中存放；

最后，skiprows参数指定了要跳过的开头行数（注意不是行号）。由于在我们之前保存的csv文件中，第一行为表头而非数据，因此需要跳过的开头行数为1，即skiprows应取1。

**3.2.2 计算股票均价**

通过3.2.1的操作，我们从数据源csv文件中获取了中国石油从2019年1月28日到2019年3月11日的收盘价（存储在close中）和成交量（存储在volume中）。接下来就可以运用NumPy对股票数据进行分析。首先我们计算股票的各项均价：

|  |
| --- |
| *# 1. 计算成交量加权平均价* vwap = np.average(close,weights=volume) print(**'成交量加权平均价 vwap='**,vwap)  *# 2. 计算收盘时算术平均价* mean = np.mean(close) print(**'收盘时算术平均价 mean='**,mean)  *# 3. 计算收盘时加权平均价（时间与现在越近，权重越大）* t = np.arange(len(close)) twap = np.average(close,weights=t) print(**'收盘时加权平均价 twap='**,twap) |

首先计算成交量加权平均价，我们使用NumPy的average()函数进行计算。其中，权重由成交量决定，因此参数weights（权重）取volume。

接下来计算收盘时的算术平均价。通过mean函数即可计算算术平均值，因此我们调用np.mean()，并将close作为参数传入，进行计算。

第三个要计算的均值是收盘时的加权平均价，我们设定，时间距离现在越近的股价，权重越大。因此我们调用np.arange()函数创建一个数组weight。该数组长度与close相等，而且数组的每个元素依次增大1，故而满足“距现在越近，权重越大”这一要求，可以作为权重数组传递给参数weights。

经过上述计算，我们可以得到如下输出结果：

|  |
| --- |
| 成交量加权平均价 vwap= 7.72441662423  收盘时算术平均价 mean= 7.60807692308  收盘时加权平均价 twap= 7.48483076923 |

**3.2.3 计算股价极值与极值波动范围**

接下来，我们需要找出股价的最高和最低值，并计算最高值和最低值的波动范围：

|  |
| --- |
| *# 4. 获取最高价、最低价* high, low = np.loadtxt(**'petro\_china.csv'**, delimiter=**','**,usecols=(2,4),unpack=**True**, skiprows=1) print(**'该时段每日最高价：'**) print(high) *# 输出最高价* print(**'该时段每日最低价：'**) print(low) *# 输出最低价* highest = np.max(high) print(**'时段内历史最高价 highest='**, highest) lowest = np.min(low) print(**'时段内历史最低价 lowest='**, lowest) average = (highest + lowest) / 2 print(**'最值均值 average = '**,average)  *# 5. 计算最大值和最小值的波动范围* print(**'最大值波动范围='**,np.ptp(high)) print(**'最小值波动范围='**,np.ptp(low)) |

在这段代码中，我们首先仍然从数据源文件获取了每日最高价和最低价，它们分别位于csv文件的第3和第5列。将每日最高价和最低价分别存放在high和low中后，我们对其进行输出显示。接下来，通过NumPy的min()和max()函数找到历史最高价中的最大值和历史最低价中的最小值，分别保存在highest和lowest当中，并根据其计算均值average。

最后，我们调用了np.ptp()函数，分别计算high和low两个数组当中最大值和最小值的差，从而计算出历史最高价和历史最低价的波动范围。

上述代码的输出结果如下所示：

|  |
| --- |
| 该时段每日最高价：  [ 7.71 7.89 7.97 8.02 7.9 8.02 7.89 7.87 7.94 7.89 7.85 7.57  7.6 7.6 7.62 7.58 7.54 7.53 7.57 7.41 7.38 7.35 7.33 7.29 7.29 7.33]  该时段每日最低价：  [ 7.6 7.66 7.89 7.85 7.81 7.84 7.78 7.78 7.77 7.73 7.58 7.45 7.5 7.54 7.53 7.49 7.45 7.47 7.39 7.33 7.3 7.28 7.25 7.24 7.21 7.26]  时段内历史最高价 highest= 8.02  时段内历史最低价 lowest= 7.21  最值均值 average = 7.615  最大值波动范围= 0.73  最小值波动范围= 0.68 |

**3.2.4 计算股价中位数和方差**

本节将介绍如何计算股票价格的中位数和方差。由于中位数和方差计算所需的原始数据——收盘价，已经在上一节中获取并保存在close中，因此我们可以直接使用close中的数据。中位数的计算有两种方法：

|  |
| --- |
| *# 6.1 计算中位数方法一* median1 = np.median(close) print(**'中位数1 median1 = '**,median1)  *# 6.2 计算中位数方法二* sorted = np.msort(close) print(**'sorted = '**,sorted) N = len(close) middle = sorted[int((N-1)/2)] print(**'middle = '**,middle) median2 = (sorted[int(N/2)] + sorted[int((N-1)/2)])/2 print(**'中位数2 median2 = '**,median2) |

如上所示，第一种方法是直接调用NumPy的median()函数；第二种方法是先排序，再取中间的数。最终，上面代码段的输出结果如下所示：

|  |
| --- |
| 中位数1 median1 = 7.575  sorted = [ 7.25 7.27 7.27 7.32 7.35 7.36 7.41 7.45 7.51 7.52 7.53 7.57 7.57 7.58 7.59 7.66 7.71 7.8 7.83 7.83 7.85 7.87 7.88 7.91 7.94 7.98]  middle = 7.57  中位数2 median2 = 7.575 |

计算方差的方法也有两种。第一种是直接调用NumPy函数var()进行计算；第二种是根据方差的定义去列式计算方差：

|  |
| --- |
| *# 6.3 计算方差方法一* variance1 = np.var(close) print(**'方差1 variance1 = '**,variance1)  *# 6.4 计算方差方法二* variance2 = np.mean((close - close.mean())\*\*2) print(**'方差2 variance2 = '**,variance2) |

上面代码段的输出结果如下所示：

|  |
| --- |
| 方差1 variance1 = 0.0518770710059  方差2 variance2 = 0.0518770710059 |

**3.2.5 计算股票收益率**

本节介绍对股票收益率三种不同指标的计算，即普通收益率、对数收益率和收益波动率。计算收益率所需的的原始数据主要是股票的收盘价，它在3.2.1节被我们保存在了变量close中。以收盘价为基础，我们首先计算每一天的收盘价相比前一天的变化量。使用NumPy的diff()函数即可计算该变化量，我们将其保存在数组diff中：

|  |
| --- |
| diff = np.diff(close)  print(**'diff ='**,diff) |

上面代码段的输出结果为：

|  |
| --- |
| diff = [-0.05 0.28 0.04 -0.11 0.04 -0.03 -0.05 0. -0.03 0.05 -0.28 -0.05 0.06 0.01 -0.02 -0.12 0.06 0.02 -0.12 -0.05 -0.01 -0.03 -0.07 0.02 0. ] |

随后我们即可根据数组diff计算普通收益率，并进一步根据普通收益率计算收益率标准差。普通收益率由每日股价相比前一日变化量与前一日股价相除获得，而收益率标准差可以通过调用np.std()函数计算出来：

|  |
| --- |
| *# 7.1 计算普通收益率* returns = diff / close[:-1] print(**"收益率 returns = "**, returns) *# 计算收益率标准差* standard\_deviation = np.std(returns) print(**'标准差 standard\_deviation ='**,standard\_deviation) |

这里需要注意的是，计算普通收益率时，除数为close[:-1]。这是由于根据普通收益率的定义，每天的收益率由后一天相比前一天的变化量与前一天收盘价相除求得。因此待分析时段内最后一天的收盘价不用作计算收益率。

上述代码段的输出结果如下：

|  |
| --- |
| 收益率 returns = [-0.00648508 0.03655352 0.00503778 -0.01378446 0.00508259 -0.00379267 -0.00634518 0. -0.00383142 0.00641026 -0.03566879 -0.00660502 0.00797872 0.00131926 -0.00263505 -0.01585205 0.00805369 0.00266312  -0.01593625 -0.00674764 -0.0013587 -0.00408163 -0.00956284 0.00275862 0. ]  标准差 standard\_deviation = 0.0122134469636 |

接下来计算对数收益率。计算对数收益率时，先对收盘价取对数，再求其每日相比前一日的变化量：

|  |
| --- |
| *# 7.2 计算对数收益率* logreturns = np.diff(np.log(close)) print(**'对数收益率 logreturns ='**,logreturns) |

上述代码段输出结果为：

|  |
| --- |
| 对数收益率 logreturns = [-0.0065062 0.03590129 0.00502514 -0.01388035 0.00506972 -0.00379988 -0.00636539 0. -0.00383878 0.0063898 -0.03632046 -0.00662693 0.00794706 0.00131839 -0.00263852 -0.01597904 0.00802143 0.00265958  -0.0160646 -0.00677051 -0.00135962 -0.00408999 -0.00960886 0.00275482 0.] |

计算出收益率后，我们还可以根据算出的收益率进一步计算年度和月度价格波动率：

|  |
| --- |
| *# 7.3 计算价格年度波动率* annual\_volatility = np.std(logreturns) / np.mean(logreturns) annual\_volatility = annual\_volatility / np.sqrt(1./252.) *# 一年共有252个交易日* print(**'价格年度波动率annual\_volatility='**,annual\_volatility)  *# 7.4 计算价格月度波动率* monthly\_volatility = annual\_volatility \* np.sqrt(1./12.) print(**'价格月度波动率monthly\_volatility='**,monthly\_volatility) |

在计算年度和月度波动率之前，首先计算出股票的对数收益率数组的标准差与均值的商。随后，利用该商除以1/252的平方根，可得价格年度波动率；利用该商乘以1/12的平方根，可得价格月度波动率。上述代码段的输出结果如下所示：

|  |
| --- |
| 价格年度波动率 annual\_volatility = -82.5102506714  价格月度波动率 monthly\_volatility = -23.818657718 |

**3.2.6 计算股票真实波动幅度均值**

本节介绍如何计算股票的真实波动幅度均值（Average True Range，ATR）。计算ATR需要从数据源中获取当日最高价、当日最低价、当日收盘价三组信息，这三组信息我们已经在之前的计算中获取过，分别存放在数组high, low和close当中。由于在计算ATR时，通常取20个交易日。故我们作如下准备工作：

|  |
| --- |
| N = 20 *# 计算ATR时，一般取20个交易日* high = high[-N:] low = low[-N:]  previous\_close = close[-N-1: -1] *# 前一交易日收盘价* |

注意到我们分别对high，low以及close进行了切片操作，取high[-N:]和low[-N:]，这是由于计算ATR时，通常取20个交易日的数据，因此通过[-N:]的切片方式，可以取时段内最近20天的数据。同时，我们对收盘价close取切片[-N-1:-1]，从而获得前一交易日的收盘价。

随后，我们可以根据以上数据计算股票的ATR，计算三对数组差：high-low, high-previous\_close以及previous\_close-low，并使用NumPy的maximum()函数求出其最大值，即可得到股票ATR：

|  |
| --- |
| true\_range = np.maximum(high-low, high-previous\_close, previous\_close-low) *# 计算真实波动幅度* print(**'真实波动幅度 true range '**,true\_range) |

上述代码段的输出结果如下所示：

|  |
| --- |
| 真实波动幅度 true range [ 0.11 0.09 0.17 0.16 0.27 0.12 0.1 0.08 0.09 0.09 0.09 0.08 0.18 0.08 0.08 0.07 0.08 0.05 0.08 0.07] |

计算出真实波动幅度后，即可据此计算ATR：

|  |
| --- |
| atr = np.zeros(N) atr[0] = np.mean(true\_range) **for** i **in** range(1,N):  atr[i] = (N - 1) \* atr[i - 1] + true\_range[i]  atr[i] /= N print(**'真实波动幅度均值 ATR='**,atr) |

首先，初始化一个大小为N的全0数组atr。随后令数组首个元素atr[0]为真实波动幅度的均值。之后，遍历数组剩余元素，计算ATR。

上述代码段的输出结果如下所示：

|  |
| --- |
| 真实波动幅度均值 ATR= [ 0.107 0.10615 0.1093425 0.11187537 0.11978161 0.11979253 0.1188029 0.11686275 0.11551962 0.11424364 0.11303145 0.11137988 0.11481089 0.11307034 0.11141683 0.10934598 0.10787869 0.10498475 0.10373551 0.10204874] |

3.3 绘制股票分析数据统计图

在上一节中，我们介绍了如何以各种方式定量地分析股票数据。本节我们将介绍股票数据的可视化过程。本节除了需要用到NumPy之外，还需要用到matplotlib进行绘图。

**3.3.1 绘制股票简单移动平均线**

首先介绍如何绘制股票的简单移动平均线。简单移动平均线（simple moving average，缩写为SMA）通常用于分析时间序列上的数据。计算SMA需要定义一个N个周期的移动窗口，即N个交易日。然后，按照时间序列滑动该窗口，并且计算窗口内数据的均值。我们运用NumPy的convolve()函数计算与等权重的指示函数的卷积，即可得到简单移动平均线。（注：卷积是分析数学中的运算，其定义为一个函数与经过翻转和平移的另一个函数的乘积的积分）其计算公式可总结为：

SMA = SUM(CLOSE, N) / N

我们创建一个新的Python源代码文件进行绘制，将其命名为sma.py，并在文件开头输入下列内容，以导入所需的库：

|  |
| --- |
| **import** numpy **as** np **from** matplotlib.pyplot **import** plot **from** matplotlib.pyplot **import** show |

随后，输入以下代码：

|  |
| --- |
| **'''绘制简单移动平均线'''**  *# 计算权重数组weights*  N = 5 *# 绘制5日移动平均线，因此N取5* weights = np.ones(N) / N  *# 从数据源获取收盘价close* close = np.loadtxt(**"petro\_china.csv"**, delimiter=**','**, usecols=(3, ), unpack=**True**, skiprows=1)  *# 简单移动平均线sma* sma = np.convolve(weights,close)[N-1:-N+1]  *# 横坐标* t = np.arange(N-1, len(close))  *# 绘图* plt.plot(t, close[N-1:], lw=1.0, color=**'red'**)*# 绘制收盘价* plt.plot(t, sma, lw=2.0, color=**'blue'**) *# 绘制SMA* plt.legend(loc=**'best'**, labels=[**'close'**, **'sma'**])*# 绘制图例* plt.grid() *# 绘制网格*  plt.show() |

首先，创建权重数组weights。先使用ones()函数创建一个长度为N、元素全1的数组。将数组除以N，即得到权重数组weights。由于我们想要绘制5日移动平均线，所以N取5，这样得到权重数组weights为[0.2, 0.2, 0.2, 0.2, 0.2]；然后，从数据源csv文件中获取收盘价并存放在数组close中，获取方法与3.2节中相同，此处不再赘述；接下来调用NumPy的convolve()函数计算简单移动平均线。最后，调用arange()函数，根据天数N和收盘价close计算出横坐标数组t。

完成上述计算后，使用matplotlib进行绘图。绘制时，我们用红色细线绘制收盘价折线，用蓝色粗线绘制简单移动平均线。最后，添加图例和背景网格，调用plt.show()完成绘制。

绘制出的简单移动平均线如下图所示：

图片包含 文字, 地图

描述已自动生成

**3.3.2 绘制股票指数移动平均线**

指数移动平均线的原理与简单移动平均线类似，但对于越近的交易日价格则权重越重，旧数据则慢慢消退。对待研究的数据，两两相乘每一个收盘价，然后然后除以某个特定的权重系数。其计算公式可总结为：

EMA = (CLOSE(i) \* P) + (EMA(i-1) \* (1–P))

其中，CLOSE(i)为当前时段收盘价，EMA(i-1)为上一收市时段移动平均线，P为使用价格数值的百分比。

新建一个Python源文件，将其命名为ema.py，并输入以下代码：

|  |
| --- |
| **import** numpy **as** np **import** matplotlib.pyplot **as** plt  **'''绘制指数移动平均线'''** *# 计算权重数组weights* x = np.arange(5) N = 5 weights = np.exp(np.linspace(-1.,0.,N)) weights /= weights.sum()  *# 从数据源获取收盘价close* close = np.loadtxt(**"petro\_china.csv"**, delimiter=**','**, usecols=(3, ), unpack=**True**, skiprows=1)  *# 计算指数移动平均线ema* ema = np.convolve(weights, close)[N-1:-N+1]  *# 横坐标* t = np.arange(N-1, len(close))  *# 绘图* plt.plot(t, close[N-1:], lw=1.0, color=**'red'**)*# 绘制收盘价* plt.plot(t, ema, lw=2.0, color=**'blue'**) *# 绘制ema* plt.legend(loc=**'best'**, labels=[**'close'**, **'ema'**])*# 绘制图例* plt.grid() *# 绘制网格* plt.show() |

首先，根据上文提到的指数移动平均线计算公式，计算权重数组weights；后续工作与前面3.3.1节类似，先获取收盘价数组close；再根据公式计算指数移动平均线ema；最后，调用arange()函数，根据天数N和收盘价close计算出横坐标数组t。

完成计算后，使用matplotlib开始绘图，类似3.3.1节，我们使用红色粗线绘制收盘价折线，蓝色细线绘制指数移动平均线，并添加图例和网格。最终绘制的图像如下所示：

图片包含 文字, 地图

描述已自动生成

**3.3.3 绘制股票的布林线**

布林线指标是股市分析的常用工具之一，结合了移动平均和标准差的概念。其基本形态为三条轨道线组成的带状通道。中轨线为股价的平均成本，上轨线和下轨线为股价的压力线和支撑线。具体说来三条轨线的计算方法为：

中轨线 = N日移动平均线

上轨线 = 中轨线 + 两倍标准差

下轨线 = 中轨线 – 两倍标准差

除这三条轨线外，一般也会将收盘价格线与之同时展示。

新建一个Python源文件，将其命名为bollinger\_band.py，并输入以下代码：

|  |
| --- |
| **import** numpy **as** np **import** matplotlib.pyplot **as** plt  **'''绘制布林带'''** *# 计算权重数组weights* N = 5 weights = np.ones(N)/N  *# 从数据源获取收盘价close* close = np.loadtxt(**"petro\_china.csv"**, delimiter=**','**, usecols=(3, ), unpack=**True**, skiprows=1)  *# 计算简单移动平均线sma* sma = np.convolve(weights, close)[N-1:-N+1]  *# 计算标准差deviation* deviation = [] C = len(close) **for** i **in** range(N-1,C):  **if** i+N < C:  dev = close[i:i+N]  **else**:  dev = close[-N:]  averages = np.zeros(N)  averages.fill(sma[i-N-1])  dev = dev - averages  dev = dev \*\* 2  dev = np.sqrt(np.mean(dev))  deviation.append(dev)  deviation = 2 \* np.array(deviation) *# 计算两倍标准差  # 计算上轨线和下轨线，最近N日收盘价* upperBB = sma + deviation lowerBB = sma - deviation c\_slice = close[N-1:]  *# 横坐标* t = np.arange(N-1,C)  *# 绘图* plt.plot(t, c\_slice, lw=1.0) *# 绘制收盘价* plt.plot(t, sma, lw=2.0) *# 绘制sma* plt.plot(t, upperBB, lw=3.0) *# 绘制下轨线* plt.plot(t, lowerBB, lw=4.0) *# 绘制上轨线* plt.legend(loc=**'best'**, labels=[**'c\_slice'**, **'sma'**, **'upperBB'**, **'lowerBB'**]) *# 绘制图例* plt.show() |

首先需要导入NumPy和matplotlib库。随后，对权重数组weights、收盘价close、简单移动平均线sma的计算与之前小节的方法基本一致。

接下来计算标准差deviation。首先新建空列表deviation，并通过len(close)获取收盘价的元素个数C。随后在for循环中令i从N-1变化到C-1。在循环体内，若i+N小于C，则令列表dev为close从i到i+N的切片；否则令列表dev为close最后N个元素构成的切片（close[-N:]）。之后，创建一个长度为N的NumPy数组averages，并以sma[i-N-1]填充之。最后，将dev列表先与averages相减、再平方、再求出其元素均值平方根以后，即得到了最后的标准差dev。将最后的计算结果dev添加到列表deviation中。经过for循环完成deviation列表后，我们再将其乘2得到两倍标准差，以便计算上轨线和下轨线。根据公式，上轨线和下轨线分别为简单移动平均线SMA加上/减去标准差。据此计算，可分别得upperBB和lowerBB。同时，由切片close[N-1:]，可得最近N日收盘价。

最后，按照上一节方法计算出横坐标并绘图，即可得到布林线图。其中，各条线的粗细可以通过lw修改，而它们在图例中的标识名称则可以在图例绘制函数plt.legend()函数中的labels参数里进行设置修改。

最终完成绘制的布林线图如下所示：

图片包含 文字, 地图

描述已自动生成

# end