

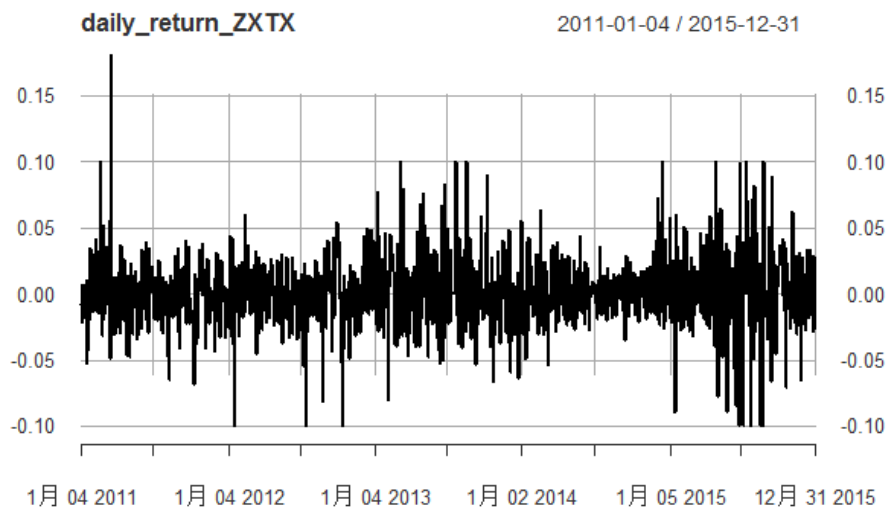
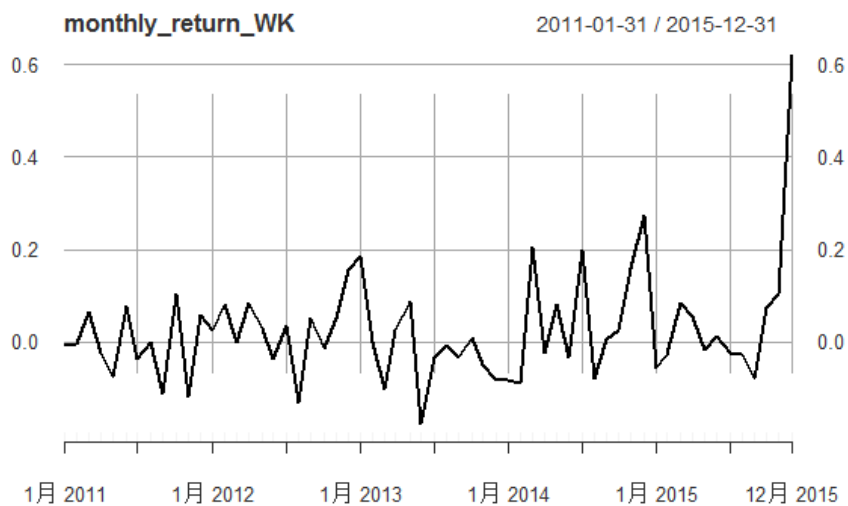
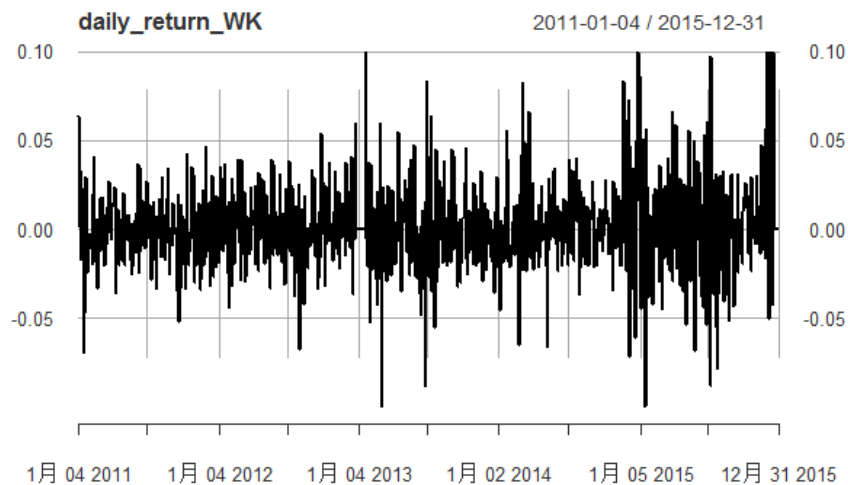
万科和中兴通讯股票分析

1、利用 quantmod 包获得数据

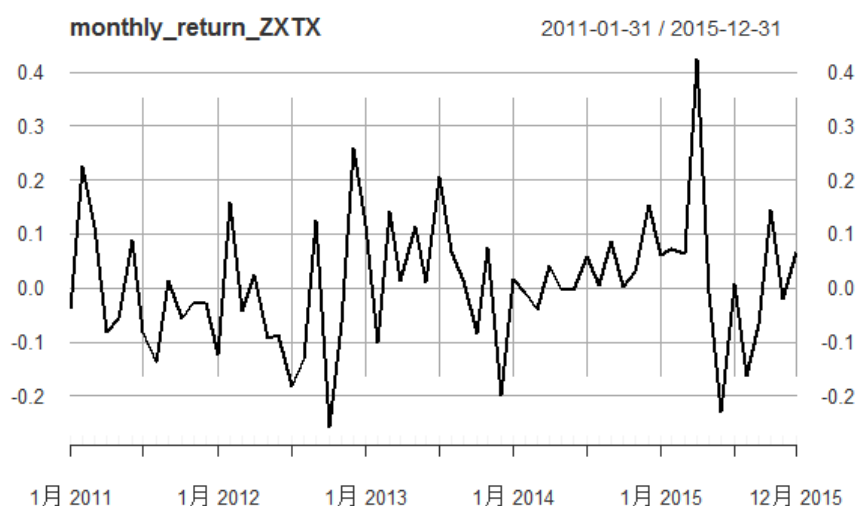
quantmod 包默认是访问 yahoo finance 的数据，其中包括上证和深证的股票数据，还有港股数据。利用 quantmod 包，获取深证的两只股票在 2011 年至 2015 年间的价格数据，这两只股票分别是**万科**和**中兴通讯**，并得到其信息图如下所示。



为保证接下来的计算的可行性，首先进行数据处理，去除其中的空白数据，利用 quantmod 包中的 periodReturn 函数来获得两只股票的日收益率和月收益率数据，分别命名为“daily_return_WK”和“monthly_return_WK”（中兴通讯与其类似）。首先分别画出两只股票的日收益率和月收益率的时序图，如下所示，从图中可以看出两只股票在 2011 年至 2015 年 5 年间的日收益率大体上是平稳的，月收益率中兴通讯的波动更大一些，但万科在 2015 年底有一个巨幅的提高。



感谢中国人民大学统计学院孙庆慧同学提供的代码、数据与报告



2、多元正态性检验

首先实现 PPT 的表格，基于 b2 和 k2 统计量检验两只股票收益率的联合正态性，得到结果如下表所示。

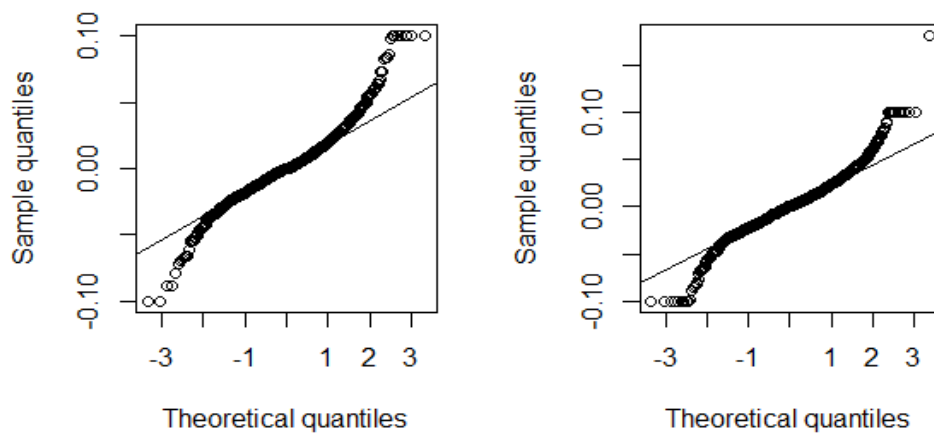
N	DAILY 1211	MONTHLY 59
B2	0.717	5.640
P-VALUE	0.000	2.60e-11
K2	16.040	17.400
P-VALUE	0.000	0.00e+00

由 P 值可以看出，P 值远小于 0.05，故可知对于日收益率，有证据拒绝数据符合联合正态性的原假设，对于月收益率，虽然 P 值有所增加，但是仍然很小，因此也有理由拒绝其服从正态分布的原假设。

下面分别绘制两只股票收益率的 Q-Q 图

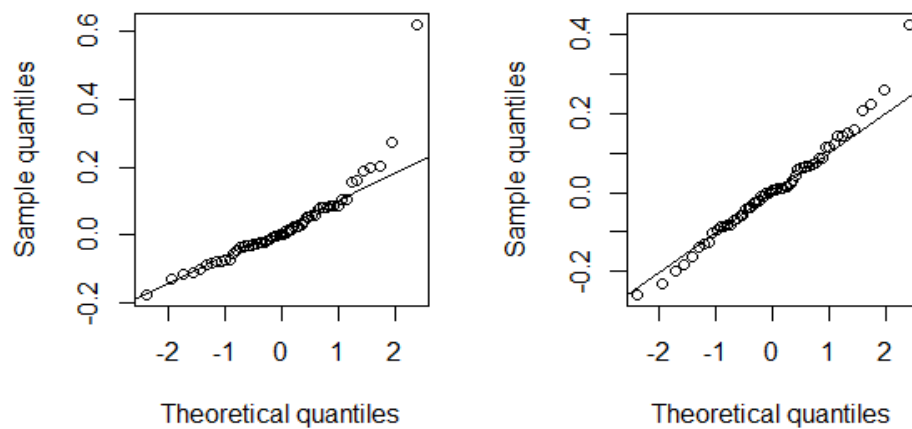
日收益率

其中，左侧为万科日收益率，右侧为中兴通讯日收益率，由图可以看出样本数据的分位数与理论上的分位数在首尾处多为不同，故可以得到无论是万科还是中兴通讯，均不服从正态分布。



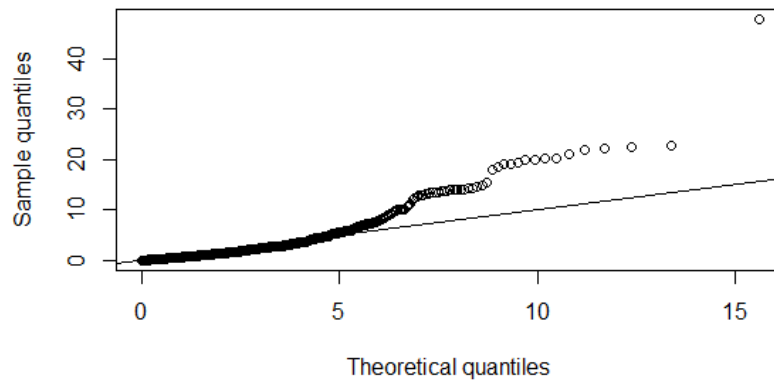
月收益率

左侧为万科月收益率，右侧为中兴通讯月收益率，由图可以看出，万科和中兴通讯的与收益率数据与日收益率相比首尾基本与正态分布理论上的分位数相同，更加符合正态性分布。

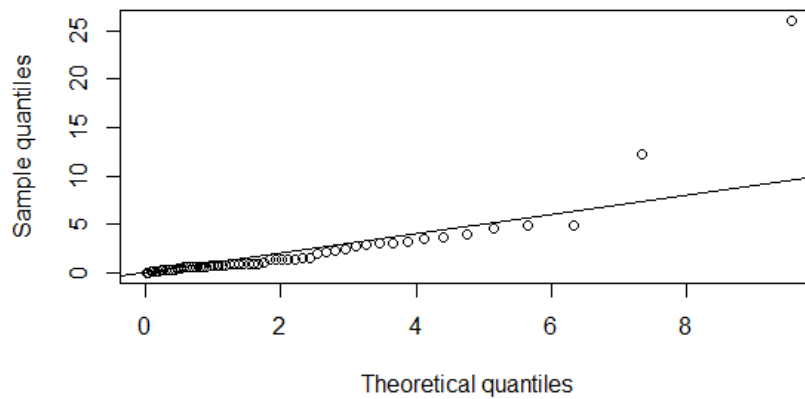


下面绘制 Mahalanobis distances Q-Q 图,从图中可以得到,对于日收益率,万科和中兴通讯的联合数据在尾部为卡方分布的分位数相差甚远,并不符合联合正态分布,但是对于月收益率,二者的联合数据所绘制的 Q-Q 图几乎成一条直线,但是在尾部仍有点不符合,因此,可以得到月收益率比日收益率更加接近于联合正态分布,但是并不是严格服从联合正态。

日收益率



月收益率



3、二元分布拟合（日收益率）

利用日收益率数据进行二元分布拟合

利用二维正态分布和二维 t 分布进行模型拟合，代码如下：

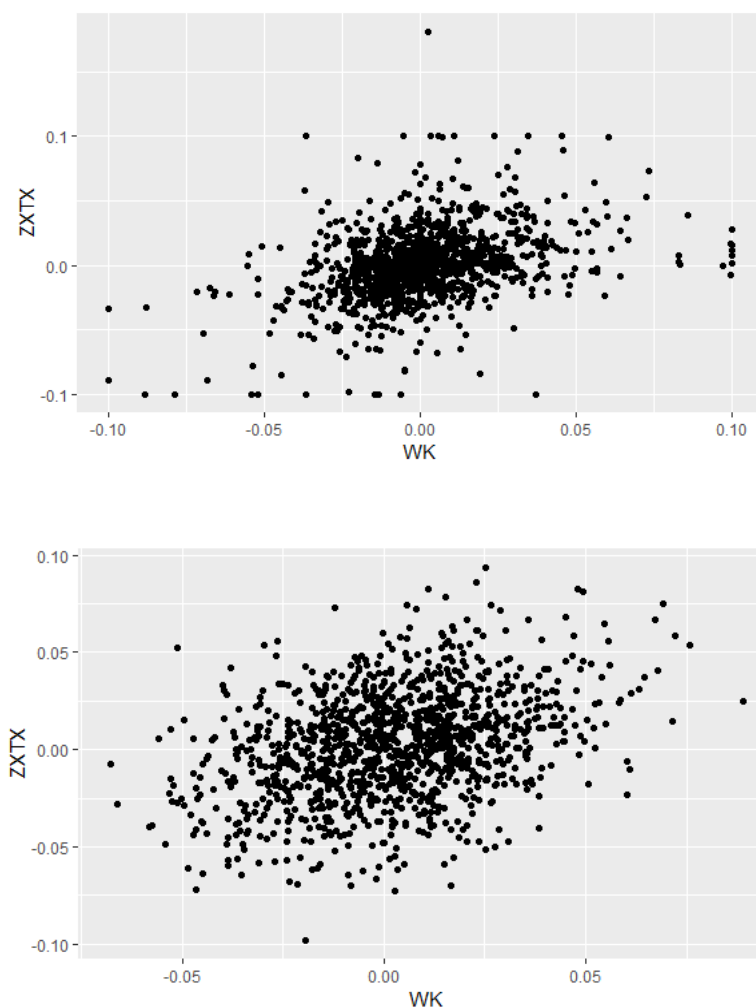
```
## Fitting a multivariate normal distribution to X and simulating from it
mu = colMeans(dailyret) # estimated location vector
Sigma = cov(dailyret) # estimated scale matrix
stopifnot(all.equal(Sigma, var(dailyret)))
P = cor(dailyret) # estimated correlation matrix
stopifnot(all.equal(P, cov2cor(Sigma)))
n = nrow(dailyret) # sample size
set.seed(866)
X.norm = rmvnorm(n, mean = mu, sigma = Sigma) # N(mu, Sigma) samples
```

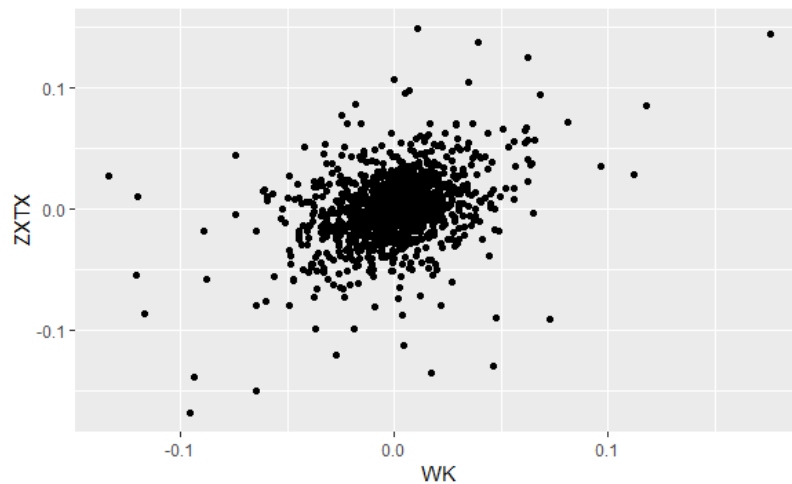
```
## Fitting a multivariate t distribution to X
fit = fit.mst(dailyret, method = "BFGS") # fit a multivariate t distribution
```

感谢中国人民大学统计学院孙庆慧同学提供的代码、数据与报告

```
X.t = rmvt(n, sigma = as.matrix(fit$Sigma), df = fit$df, delta = fit$mu)
```

实现 PPT (P252) 图, 首先根据所拟合的二维正态分布和二维 t 分布模拟生成同样数目的样本 (上面代码已经给出) 分别为 **X.norm** 和 **X.t**, 用 **ggplot2** 绘制散点图如下所示, 由图可以看出, 模拟的样本数据相比于真实数据更加集中, t 分布模拟的样本数据比二维正态分布模拟的样本数据更加集中, 但是二者都具有尾部相依性, 即其中一个增大, 另一个也随之增大。





组合风险指标计算：

利用拟合的二维正态模型，得到边际分布的 μ 和 σ ，由 $X_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ ，

$X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$ 可以推导出：

$$0.5X_1 + 0.5X_2 \sim N(0.5\mu_1 + 0.5\mu_2, 0.25\sigma_1^2 + 0.25\sigma_2^2)$$

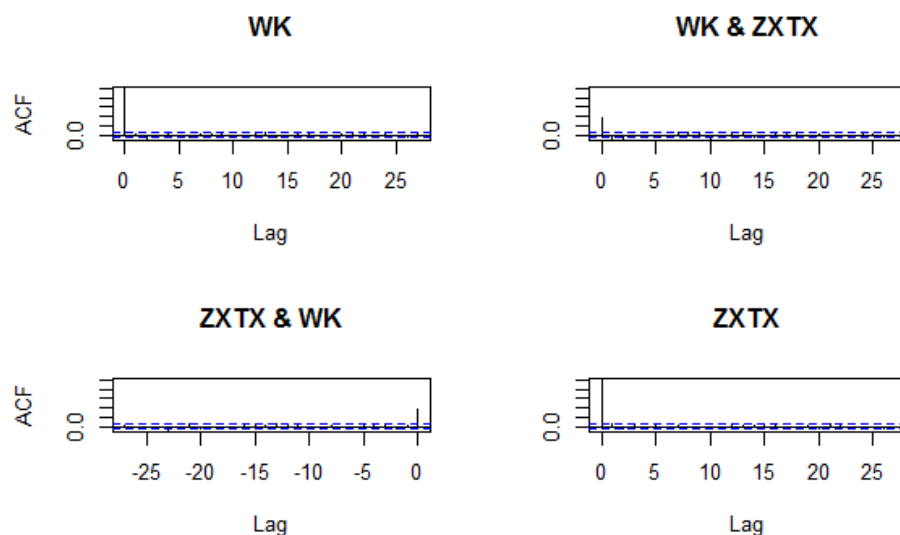
由联合分布计算得到 VaR 和 ES 指标如下：

VaR(alpha=0.95): 0.00159

ES(alpha=0.95): 0.00178

4、二元 Garch 模型（日收益率）

实现 PPT（P677）中互相关图如下所示，由图所示，均在置信区间之内，因此可以判定出在 WK 与 ZXTX 之间并不存在 lead lag relation.



拟合正态分布信息的 DCC-GARCH(1, 1)，得到拟合结果如下：

* DCC GARCH Fit *

Distribution : mvt
 Model : DCC(1,1)
 No. Parameters : 16
 [VAR GARCH DCC UncQ] : [0+12+3+1]
 No. Series : 2
 No. Obs. : 1211
 Log-Likelihood : 5791
 Av.Log-Likelihood : 4.78

Optimal Parameters

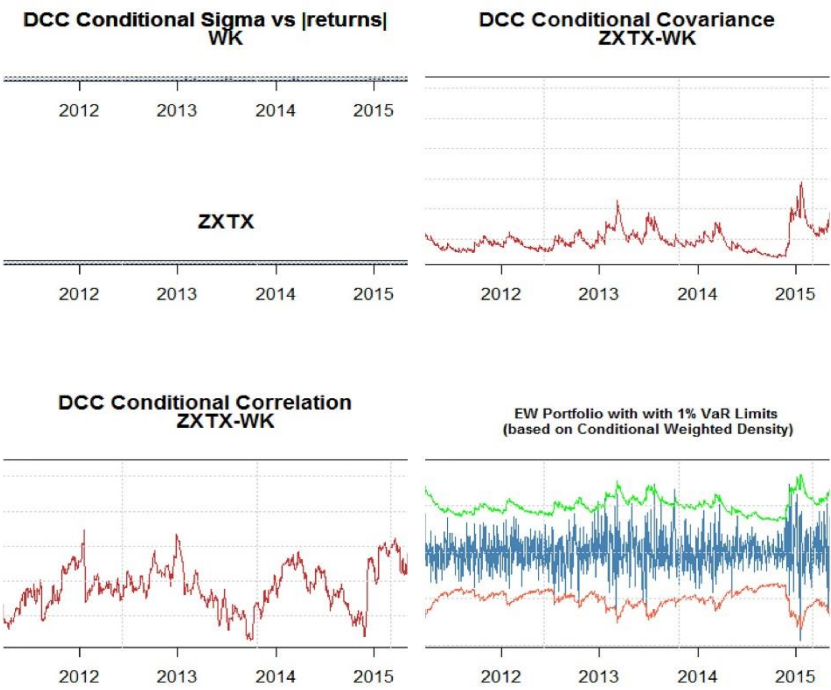
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
[WK].mu	-0.000088	0.000958	-0.091441	0.927142
[WK].ar1	-0.010954	0.026286	-0.416718	0.676885
[WK].omega	0.000015	0.000112	0.137723	0.890459
[WK].alpha1	0.074649	0.291919	0.255718	0.798168
[WK].beta1	0.900933	0.127772	7.051105	0.000000
[WK].shape	4.610989	6.956874	0.662796	0.507461
[ZXTX].mu	0.000140	0.000641	0.217852	0.827545
[ZXTX].ar1	0.005469	0.028835	0.189652	0.849582
[ZXTX].omega	0.000007	0.000009	0.774853	0.438426
[ZXTX].alpha1	0.039881	0.013389	2.978642	0.002895
[ZXTX].beta1	0.952115	0.005006	190.187674	0.000000
[ZXTX].shape	5.252802	0.672299	7.813196	0.000000
[Joint]dcca1	0.008431	0.004286	1.966842	0.049201
[Joint]dccb1	0.986108	0.005317	185.475075	0.000000
[Joint]mshape	5.311822	0.130288	40.769892	0.000000

Information Criteria

Akaike -9.5379
 Bayes -9.4706
 Shibata -9.5383

感谢中国人民大学统计学院孙庆慧同学提供的代码、数据与报告

得到相关结果图如下：



利用拟合的 $GARCH(1, 1)$ ，分别对边际模型进行预测，首先利用模型进行预测，分别得到两支股票的期望和方差如下：

	Series	sigma
WK	-8.857e-05	0.03483
ZXTX	-9.664e-06	0.02529

由 $X_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ ， $X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$ 可以推导出：

$$0.5X_1 + 0.5X_2 \sim N(0.5\mu_1 + 0.5\mu_2, 0.25\sigma_1^2 + 0.25\sigma_2^2)$$

由联合分布计算得到 VaR 和 ES 指标如下：

VaR(alpha=0.95): 0.0354

ES(alpha=0.95): 0.0449