

课程名称：《风险管理的数学方法》

提交日期：2019年9月24日

姓名：胡庆涛

学号：1901210003

1、债券组合风险刻画

某资产组合包含d只无风险债券，到期日分别为 T_i ，s时刻的价格分别为 $p(s, T_i)$ ，记到期日为 T_i 的债券个数为 λ_i ， $y(s, T)$ 表示s时刻到期日为T债券的到期收益率有 $p(s, T) = e^{-(T-s)y(s, T)}$ ，用 Δ 转换时间刻度后，组合在时间t的价值为

$$V_t = \sum_{i=1}^d \lambda_i p(t\Delta, T_i) = \sum_{i=1}^d \lambda_i \exp(-(T_i - t\Delta)y(t\Delta, T_i))$$

记风险因子变化为 $X_{t+1,i} = y((t+1)\Delta, T_i) - y(t\Delta, T_i)$ 故有，

$$\begin{aligned} L_{t+1} &= -(V_t - V_{t+1}) \\ &= -\left(\sum_{i=1}^d \lambda_i p(t\Delta, T_i) - \sum_{i=1}^d \lambda_i p((t+1)\Delta, T_i)\right) \\ &= -\sum_{i=1}^d \lambda_i p(t\Delta, T_i) (e^{y(t\Delta, T_i)\Delta - (T_i - t\Delta)X_{t+1,i}} - 1) \end{aligned}$$

由上式易知，线性损失为：

$$L_{t+1}^{\Delta} = -\sum_{i=1}^d \lambda_i p(t\Delta, T_i) (y(t\Delta, T_i)\Delta - (T_i - t\Delta)X_{t+1,i})$$

进一步近似，假定收益率曲线水平，即 $y(s + \Delta) = y(s) + \delta$ 对所有T成立，可得

$$L_{t+1}^{\Delta} = -V_t(y_t\Delta) - \underbrace{\sum_{i=1}^d \frac{\lambda_i p(t\Delta, T_i)}{V_t} (T_i - t\Delta)}_{Duration} \delta$$

2、货币远期风险刻画

将远期中的多头理解为持有外币多头头寸

3、风险贷款组合的风险刻画

4、生成t分布随机数---C++

使用Box—Muller算法生成正态分布随机数，即 $X = \cos(2\pi U_1)\sqrt{-2\ln U_2}$ ， U_1 、 U_2 是 $[0, 1]$ 均匀分布的随机数，则X为标准正态分布的随机数。

证明如下：

X，Y分别服从标准正态分布且相互独立，则联合概率密度为：

$$f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}}$$

将其进行极坐标变换, 使 $X = R\cos(\theta), Y = R\sin(\theta)$

可得R与 θ 的分布函数分别为:

$$F_R(r) = \int_0^{2\pi} \int_0^r \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{R^2}{2}} R d\theta dR = 1 - e^{-\frac{r^2}{2}}$$

$$F_\Theta(\theta) = \int_0^\theta \int_0^\infty \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{R^2}{2}} R dR = \frac{\theta}{2\pi}$$

而 $F_R(r)$ 反函数为 $R = \sqrt{-2\ln(1-Z)}$, 且Z服从 $[0, 1]$ 均匀分布时, R分布函数为上式

故令 $\theta = 2\pi U_1, R = \sqrt{-2\ln U_2}$ 代入可得X与Y的表达式.

代码如下:

```
#include <iostream>
#include <random>
#include <cmath>
#include <time.h>
using namespace std;

int main() {
    double pi=3.1415926897932384;
    double u1, u2, x, y, t;

    srand((unsigned)time(NULL)); //使用电脑时间作为种子

    //使用Box-Muller算法生成标准正态分布随机数
    u1 = rand() % RAND_MAX / (double)RAND_MAX; //生成(0, 1)的随机数
    u2 = rand() % RAND_MAX / (double)RAND_MAX;
    x = sqrt(-2 * log(u1)) * sin(2 * pi * u2); //x为正态分布的随机数
    y = (-2 * log(u1)) * (cos(2 * pi * u2)) * (cos(2 * pi * u2)); //y为卡方分布的
    随机数, 自由度为1
    //运算得到t(1)分布随机数
    t = x / sqrt(y / 1);
    cout << "t分布的随机数为:" << t << endl;
    return 0;
}
```

5、近似求解Expected Shortfall---python

针对正态分布, 使用近似求解, 并将n逐渐变大时的结果与精确解比较, 验证近似效果.

正态分布精确求解公式为: $ES_\alpha = \mu + \sigma \frac{\phi(\phi(1-\alpha))}{1-\alpha}$

代码如下:

```
import numpy as np
import scipy.stats as stats
import matplotlib.pyplot as plt

#定义ES近似计算公式
def func(n):
    l = np.random.normal(mu, sigma, size=n) #生成正态分布随机数
    L = sorted(l, reverse=True) #对随机数进行降序排序
    k = int(n*(1-alpha))
    if k > 1: #k大于1时进行求和运算才有意义
        s = np.sum(L[0:k-1])/k
        return s
    return 0

#代入元素值进行计算
```

```

mu = 0
sigma = 2
alpha = 0.99

#列出不同n对应的近似值
es = []
for n in range(1, int(1e5)):
    est = func(n)
    es.append(est)

#精确计算正态分布ES的值
ES = mu + sigma * stats.norm.pdf(stats.norm.ppf(alpha))/(1-alpha)

#作图查看n变大时的近似效果
plt.plot(es)
plt.axhline(y = ES, color='r', linestyle='-')
plt.show()

```

结果生成的图片如下，可见近似效果明显：

