



长按二维码扫描关注

帅帅Go

ID:shuai2go

帅帅同学主要研究机器学习、深度学习、计算机视觉、SLAM算法以及IOT与机器人等相关内容，分享关于这些领域学习和研究的一些文章和笔记！期待你的关注，欢迎一起交流学习！

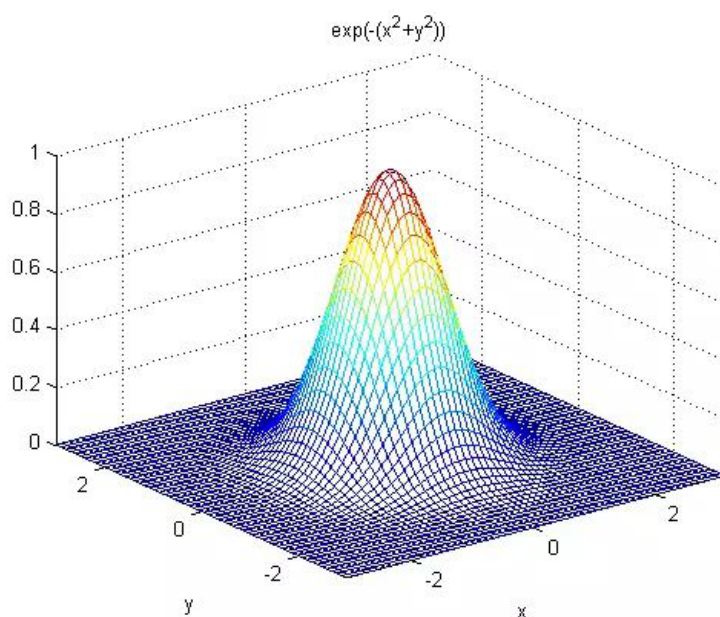
Box-Muller变换原理详解



GCME

中国科学院大学 基础数学硕士

12 人赞同了该文章



赞同 12

1 条评论

分享

收藏

Box-Muller变换

Box-Muller变换是通过服从均匀分布的随机变量，来构建服从高斯分布的随机变量的一种方法。

具体的描述为：选取两个服从[0,1]上均匀分布的随机变U1、U2，X、Y满足

$$\begin{aligned} X &= \cos(2\pi U_1) \sqrt{-2 \ln U_2} \\ Y &= \sin(2\pi U_1) \sqrt{-2 \ln U_2} \end{aligned}$$

则X与Y服从均值为0，方差为1的高斯分布。

原理详解

假定X、Y服从均值为0，方差为1的高斯分布，且相互独立。令p(X)和p(Y)分别为其密度函数，则

$$p(X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{x^2}{2}}, p(Y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{y^2}{2}}$$

由于X,Y相互独立，因此它们的联合概率密度满足

$$p(X,Y) = \frac{1}{2\pi}e^{-\frac{x^2+y^2}{2}}$$

将X、Y作坐标变换，使

$$X = R\cos(\theta), Y = R\sin(\theta)$$

则

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{2\pi}e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dXdY = \int_0^{2\pi} \int_0^{\infty} \frac{1}{2\pi}e^{-\frac{R^2}{2}} Rd\theta dR = 1$$

由此可得R与θ的分布函数PR与Pθ

$$\begin{aligned} P_R(R \leq r) &= \int_0^{2\pi} \int_0^r \frac{1}{2\pi}e^{-\frac{R^2}{2}} Rd\theta dR = 1 - e^{-\frac{r^2}{2}} \\ P_\theta(\theta \leq \phi) &= \int_0^\phi \int_0^\infty \frac{1}{2\pi}e^{-\frac{R^2}{2}} Rd\theta dR = \frac{\phi}{2\pi} \end{aligned}$$

显然，θ服从[0,2π]上的均匀分布。令

$$F_R(r) = 1 - e^{-\frac{r^2}{2}},$$

则其反函数

$$R = F_R^{-1}(z) = \sqrt{-2\ln(1-z)},$$

当z服从[0,1]上均匀分布时，R的分布函数为FR(r)。因此可以选取两个服从[0,1]上均匀分布的随机变量U1、U2，使得

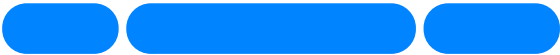
$$\theta = 2\pi U_1, \quad 1 - z = U_2, \quad \text{即} R = \sqrt{-2\ln U_2},$$

将此带入

$$X = R\cos(\theta), Y = R\sin(\theta)$$

即可得到最初的两个关于X与Y的表达式，它们服从均值为0，方差为1的高斯分布。

编辑于 2018-06-29



文章被以下专栏收录



人工智能 算法研讨

关注深度学习、计算机视觉、SLAM算法以及IOT与机器人等相关内容，分享关于这些...

进入专栏

推荐阅读



白小鱼发表于图像配准指...
图像配准传统算法总结



wangr...发表于算法管锥编...
浅析Batch Normalization

目标检测中的Anchor Free方法(二)
上周看了源于keypoint Motivation的anchor free方法，

扬之水发表于从目标检测...

1 条评论

切换为时间排序

写下你的评论...



Jack Jogging

1 个月前

极坐标变换是不是给XY设置了限制了， $X^2+Y^2=R$ ？那不就是不相互独立了
赞