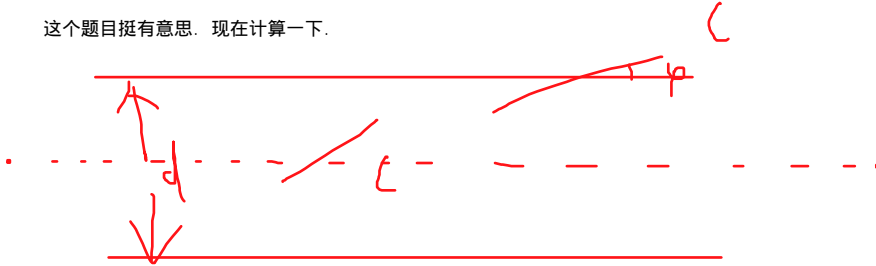


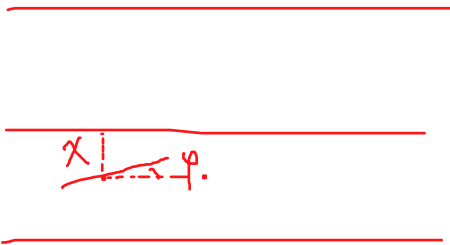
例 1.2.9 (蒲丰投针问题) 平面上画有间隔为 d ($d > 0$) 的等距平行线, 向平面任意投掷一枚长为 l ($l < d$) 的针, 求针与任一平行线相交的概率.

这个题目挺有意思. 现在计算一下.



平面上有无数平行线, 他们间距都是 d .

所以我们只需要考虑针和他最近的平行线即可. 不用管针的中心在平行线上还是下. 都是对称的.



所以总共扔法是 $d/2 \cdot \pi$
其中相交的条件是

$$x \leq \frac{l}{2} \cdot \sin \varphi$$

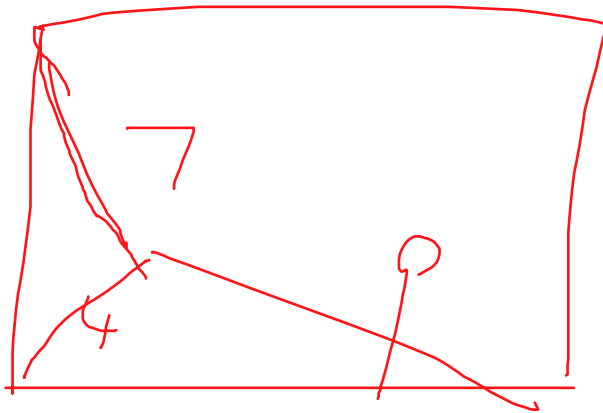
计算符合条件的 (x, φ) 集合即可 $\triangleq K$

由一个不定 φ : x 取 $0 \sim \frac{l}{2} \sin \varphi$

$$\therefore K = \int_0^{\pi} \frac{l}{2} \sin \varphi d\varphi$$

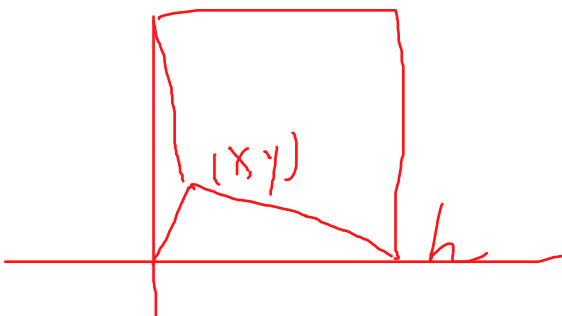
$$p = \frac{K}{\frac{d}{2} \pi} = \frac{2l}{d\pi}$$

小学奥数:



求正方形面积

一个正方形里面一个点, 距离3个顶点, 4, 7, 9
解析几何:



$$\begin{aligned}(h-x)^2 + y^2 &= 9^2 \\ (h-y)^2 + x^2 &= 7^2 \\ x^2 + y^2 &= 4^2\end{aligned}$$

CTC 自己重新推导。因为网上有2个不同的版本来推导。这里面使用一个简单的版本。也是numpy_ctc实现的版本。

L : 标签序列

$\alpha(t, u)$: 从开始序列一直到t时刻能匹配上l序列的从0到u。包含u

$\beta(t, u)$: t时刻匹配上u, 并且保持匹配到l结尾。

S : sample集合。x是输入
z是groundtrue都是序列。

$$Loss: L \stackrel{\text{极大似然}}{=} -\ln \prod_{(x, z) \in S} P(z|x)$$

$$\alpha(t, u) = \sum_{\pi \in V(t, u)} \prod_{t=1}^t y_{\pi_i}^t \quad V: \text{前缀匹配}$$

$$\beta(t, u) = \sum_{\pi \in V'(t, u)} \prod_{t=1}^T y_{\pi_i}^t \quad V': \text{后缀匹配}$$

$$\alpha(t, u) \beta(t, u) = \left(\sum_{\pi \in X(t, u)} \prod_{t=1}^T y_{\pi_i}^t \right) \cdot y_u^t$$

X : 任意匹配

这个公式是因为任何任意匹配使得t步匹配u的都可以拆分成前后缀的乘机。
任意一个前后缀乘机都是一个任意匹配。

$$P(z|x)$$

这个量我们定义的时候就是x的输入, z的输出的似然概率

因为ctc是多种输入可以最后输出成一种. 比如_c_d 和cd 最后都输出为cd. 我们把这2种cd的表示叫做cd的编码组合. 所以我们认为

$$P(z|x) = \sum_{z'} P(z'|x)$$

其中z' 是z所有的编码组合.

这种定义是符合逻辑的. 因为我们识别出来就是_c_d, 已经可以解析为cd了. 就不需要把他学习成非要cd编码. 而是我们网络可以识别_c_d这种是对的就行. 所以这个地方的sum是合理的. 让网络都学习.

综上: 这个就是我们最核心的公式了.

$$P(z|x) = \sum_{t=1}^T \sum_{s=1}^{|L|} \frac{\alpha_{t,s} \beta_{z,s}}{y_s^t}$$

$$\frac{\partial P(z|x)}{\partial y_s^t} = \frac{\partial \sum_t \sum_s \sum_{\tau_i \in x} \frac{\alpha_{t,s} y_{\tau_i}^t}{y_s^t}}{\partial y_s^t}$$

所以必要条件是分子的s一定在序列z中存在. 否则分子一定是0, 注意分子是哑指标. 这地方符号有点乱, 分母是取定的t, s. 不管如何求导, 都是上面存在了yst组合就会除下去. 如果不出现就是0. 所以导数结果就是分子除以yst. ★

$$= \frac{P(z|x)}{y_s^t} = \frac{\sum_t \sum_s \alpha \beta}{y_s^{2t}}$$

下面loss整体公式也写一下.

$$Loss = -\ln \prod_i P(z_i | x) = -\sum \ln P(z_i | x)$$

$$\frac{Loss}{\partial y_j^t} = -\sum \frac{1}{P(z_i | x)} \frac{\partial P(z_i | x)}{\partial y_j^t} \quad \checkmark$$

这样就得到了我们168行这个函数的公式!!!!!!!!!!!!

对于alpha和beta的动态规划, 很简单, 看看下面链接就行.

讲解ctc:

<https://www.jianshu.com/p/eb68acdd47fd>

