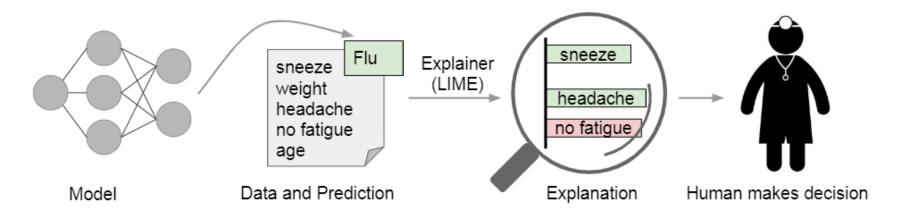
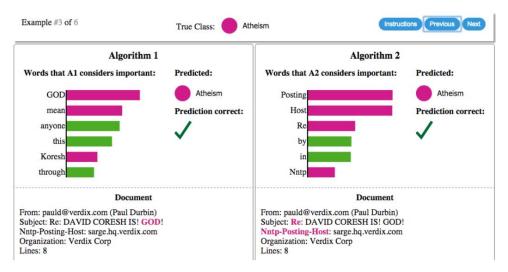


# LIME: Local Interpretable Model-Agnostic Explanation 与模型无关的局部可解释性的解释



对"黑盒子"的可解释性,其实就是体现在feature importance中,TOP N个重要的特征就能很好的对结果进行解释,如图中对一个人是否有流感的预测。



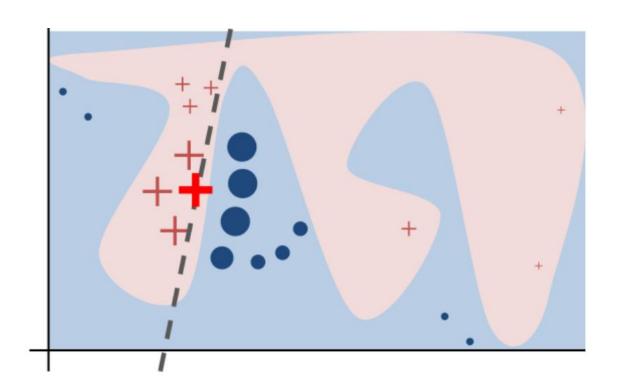


(a) Husky classified as wolf

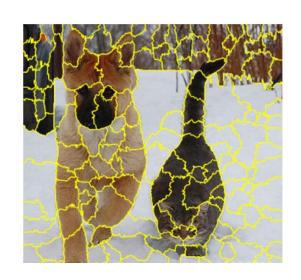
(b) Explanation

背景是白色的雪地得到是狼的结论

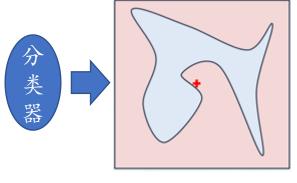
Posting (邮件标头的一部分) 在无神论文章中出现的频次很高



红色和蓝色区域表示一个复杂的分类模型(黑盒), 图中加粗的红色十字表示需要解释的样本,显然,这是很难 从全局用一个可解释的模型(例如线性模型)去逼近拟合它。 但是,当把关注点从全局放到局部时,可以看到在某些局部 是可以用线性模型去拟合的。 LIME通过扰动输入样本(Perturb the input),来判断哪些特征的存在与否,对于输出结果有着最大的影响。而扰动的精髓在于这些绕扰动必须是人类可以理解的。比如,在一张图片中将部分区域进行遮盖。



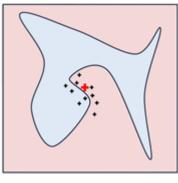
Quickshit超像素分割算法



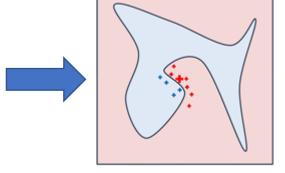
选定一个要解释的 样本x,以及在可 解释纬度上的x'



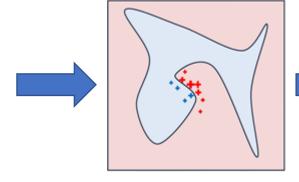
选取的K 个特征 来解释



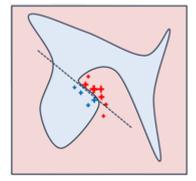
进行N次perturb扰动,z',从x'扰动而来



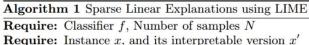
将z'还原到d维度, 并计算预测值f(z) 以及相似度



根据距离进行加权



收集到N次扰动的 样本后,利用岭回 归取得对这个样本 有影响力的系数



Require: Instance x, and its interpretable version x'Require: Similarity kernel  $\pi_x$ , Length of explanation K $\mathcal{Z} \leftarrow \{\}$ 

for  $i \in \{1, 2, 3, ..., N\}$  do  $z'_i \leftarrow sample\_around(x')$  $\mathcal{Z} \leftarrow \mathcal{Z} \cup \langle z'_i, f(z_i), \pi_x(z_i) \rangle$ 

end for

 $w \leftarrow \text{K-Lasso}(\mathcal{Z}, K) \triangleright \text{with } z_i' \text{ as features, } f(z) \text{ as target return } w$ 

#### LIME伪代码

# (1) 目标函数:

$$\xi = \underset{g}{\operatorname{argmin}} L(f, g, \pi_{\chi}) + \Omega(g)$$

 $g \in G$ : 定义的解释模型g

 $\pi_x(z)$ : 实例z与x之间的接近度

 $L: \pi_x$ 局部定义下,g如何逼近f(复杂模型)

 $\Omega(g)$ : 解释模型复杂度

### (2) 引入相似度后的目标函数:

 $\pi_x(z) = \exp(-D(x,z)^2/\sigma^2)$  文本是余弦相似性,图像是L2范数距离 扰动前后的样本相似度的距离

## (3) 最终函数:

$$\xi = \underset{g}{\operatorname{argmin}} L(f, g, \pi_{x}) + \Omega(g) = \sum_{z', z \in Z} \pi_{x}(z) (f(z) - g(z'))^{2}$$

f(z): 扰动样本在d维空间(原始特征)上的预测值

g(z'): 扰动样本在d'维空间(可解释特征)上的预测值

对来自 Inception 的预测的解释。 前三个预测类别是"树蛙"、 "台球桌"和"气球"。









