# 仿冒 APP 识别工具的设计与实现

程潇 2018111027 \* 垢宇晴 2018111037 <sup>†</sup> 王皓 2018110990 <sup>‡</sup>

January 9, 2019

# 1 研究背景与意义

第1章的主要内容是研究的背景与意义。

### 1.1 移动终端的飞速发展

目前,移动设备的使用频率已经超过了 PC 端,并且移动设备中储存了更多没有备份过的个人信息、甚至企业数据,一旦泄露,后果将无法弥补

# 1.2 仿冒 App 层出不穷

App 开发者由于缺少审核机制,恶意软件开发 商可以轻易地发布一些仿冒的产品,因此山寨的应 用层出不穷

#### 1.3 课题目标

设计并实现一个检测假冒应用程序的工具

# 2 关键技术和实践难点

第2章的主要内容是关键技术和实践难点。

## 2.1 短文本相似度

#### 2.1.1 提取数据

选取 metadata 中的 description\_html 字段。

#### 2.1.2 文本预处理原理

由于我们分析的应用下载自 GooglePlay 商店, 其中大部分为英文型应用,英文文本的预处理方法 和中文的有部分区别。首先,英文文本挖掘预处理

\*组长

†组员

<sup>‡</sup>组员

一般可以不做分词(特殊需求除外),而中文预处理 分词是必不可少的一步。第二点,大部分英文文本 都是 uft-8 的编码,这样在大多数时候处理的时候 不用考虑编码转换的问题,而中文文本处理必须要 处理 unicode 的编码问题。

而英文文本的预处理也有自己特殊的地方, 其中特殊在于词干提取 (stemming) 和词形还原 (lemmatization)。这个东西主要是英文有单数,复 数和各种时态,导致一个词会有不同的形式。比如 "countries"和"country", "wolf" 和"wolves", 我们期 望是有一个词。

词干提取 (stemming) 和词型还原 (lemmatization) 是英文文本预处理的特色。两者其实有共同点,即都是要找到词的原始形式。只不过词干提取 (stemming) 会更加激进一点,它在寻找词干的时候可以会得到不是词的词干。比如"imaging"的词干可能得到的是"imag",并不是一个词。而词形还原则保守一些,它一般只对能够还原成一个正确的词的词进行处理。个人比较喜欢使用词型还原而不是词干提取。

另外,由于英文单词有大小写之分,我们期望统计时像"Home"和"home"是一个词。因此一般需要将所有的词都转化为小写。在英文文本中有很多无效的词,比如"a"、"to"、一些短词,还有一些标点符号,这些我们不想在文本分析的时候引入,因此需要去掉,这些词就是停用词。

TF-IDF: "词频"(TF)和"逆文档频率"(IDF)以后,两个值相乘,得到了一个词的 TF-IDF 值。某个词对文章的重要性越高,它的 TF-IDF 值就越大。所以,排在最前面的几个词,就是这篇文章的关键词。

#### 2.1.3 文本预处理步骤

- 1. 去掉所有带符号的词,如邮箱后缀、hyphen 连词、缩写等;
  - 2. 去掉非英文的词汇;
  - 3. 小写化;
- 4. 去长度小于 3 的单词,去掉数字和包含符号的单词;
  - 5. 去除'the'、'about' 等停用词;
  - 6. 进行词性标记, 标记每个词的词性;
- 7. 进行词形还原, 去掉单词的词缀, 提取单词 的主干部分;
- 8. 计算各个 *token* 的 *TFIDF* 值, 即"词频-逆 文本频率"

#### 2.1.4 训练模型及相似度比较原理

最早的词向量是很冗长的,它使用是词向量维度大小为整个词汇表的大小,对于每个具体的词汇表中的词,将对应的位置置为 1。比如我们有下面的 5 个词组成的词汇表,词"Queen"的序号为 2,那么它的词向量就是 (0,1,0,0,0)。同样的道理,词"Woman"的词向量就是 (0,0,0,1,0)。这种词向量的编码方式我们一般叫做 1-of-N representation 或者 one hot representation.

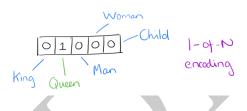


Figure 1: one hot representation

One hot representation 用来表示词向量非常简单,但是却有很多问题。最大的问题是我们的词汇表一般都非常大,比如达到百万级别,这样每个词都用百万维的向量来表示简直是内存的灾难。

Dristributed representation 可以解决 One hot representation 的问题,它的思路是通过训练,将每个词都映射到一个较短的词向量上来。所有的这些词向量就构成了向量空间,进而可以用普通的统计学的方法来研究词与词之间的关系。这个较短的词向量维度是多大呢?这个一般需要我们在训练时自己来指定。

比如下图我们将词汇表里的词用"Royalty","Masculinity", "Femininity"和"Age"4

个维度来表示, King 这个词对应的词向量可能是 (0.99,0.99,0.05,0.7)。当然在实际情况中, 我们并不能对词向量的每个维度做一个很好的解释。

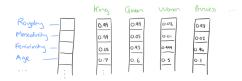


Figure 2: Dristributed representation

CBOW 模型的训练输入是某一个特征词的上下文相关的词对应的词向量,而输出就是这特定的一个词的词向量。比如下面这段话,我们的上下文大小取值为 4,特定的这个词是"Learning",也就是我们需要的输出词向量,上下文对应的词有 8 个,前后各 4 个,这 8 个词是我们模型的输入。由于CBOW 使用的是词袋模型,因此这 8 个词都是平等的,也就是不考虑他们和我们关注的词之间的距离大小,只要在我们上下文之内即可。



Figure 3: one hot representation

这样我们这个 CBOW 的例子里,我们的输入是 8 个词向量,输出是所有词的 softmax 概率(训练的目标是期望训练样本特定词对应的 softmax 概率最大),对应的 CBOW 神经网络模型输入层有 8 个神经元,输出层有词汇表大小个神经元。隐藏层的神经元个数我们可以自己指定。通过 DNN 的反向传播算法,我们可以求出 DNN 模型的参数,同时得到所有的词对应的词向量。这样当我们有新的需求,要求出某 8 个词对应的最可能的输出中心词时,我们可以通过一次 DNN 前向传播算法并通过softmax 激活函数找到概率最大的词对应的神经元即可。

#### 2.1.5 训练模型及相似度比较步骤

- 1. 基于预处理的文本,建立词向量,采用 *CBOW* 训练神经网络,优化收敛词向量;
- 2. 依据短文本中各个关键词的 tfidf 权重,将短文本中包含的词向量做加权平均,作为该短文本的词向量;
  - 3. 比较两个短文本向量的 COS 相似度。

#### 2.2 metadata 其他数据对比

#### 2.2.1 字符串相似度

- 1. 选取 metadata 中的 title、package\_name、developer\_email 等字段;
  - 2. 采用字符串的编辑距离度量相似度。

#### 2.2.2 特征向量相似度

- 1. 选取 metadata 中的 app\_category、app\_type、permission 等字段;
- 2. 建立词汇表,取词汇表下标并进行归一化, 将最后所得数值作为特征向量;
  - 3. 计算特征向量间的余弦相似度。

## 2.3 apk icon 对比——感知哈希算法

对每张图片生成一个"指纹"(fingerprint)字符串,然后比较不同图片的指纹。结果越接近,就说明图片越相似。步骤如下:

- 1. 第一步,缩小尺寸。将图片缩小到 8x8 的尺寸,总共 64 个像素。这一步的作用是去除图片的细节,只保留结构、明暗等基本信息,摒弃不同尺寸、比例带来的图片差异。
- 2. 第二步,简化色彩。将缩小后的图片,转为 64 级灰度。也就是说,所有像素点总共只有 64 种 颜色。
- 3. 第三步, 计算平均值。计算所有 64 个像素的灰度平均值。
- 4. 第四步,比较像素的灰度。将每个像素的灰度,与平均值进行比较。大于或等于平均值,记为1; 小于平均值,记为0。
- 5. 第五步, 计算哈希值。将上一步的比较结果, 组合在一起, 就构成了一个 64 位的整数, 这就是这 张图片的指纹。组合的次序并不重要, 只要保证所 有图片都采用同样次序就行了。

得到指纹以后,就可以对比不同的图片,看看64位中有多少位是不一样的。理论上,这等同于计算汉明距离(Hammingdistance)。如果不相同的数据位不超过5,就说明两张图片很相似;如果大于10,就说明这是两张不同的图片。

# 3 成果展示

#### 3.1 metadata 数据对比

选取 metadata 中的 description\_html 字段, 对比如图:



Figure 4: 相似度为 0.999999963 的两段文本对比



Figure 5: 相似度为 0.173356448 的两段文本对比

选取 metadata 中的 title、 $package_name$ 、 $developer\_email$  等字段,对比如图所示:



Figure 6: title 字段的相似度对比

#### 3.2 $apk\_icon$ 数据对比

对每张图片生成一个"指纹"(fingerprint)字符串,然后比较不同图片的指纹。结果越接近,就说明图片越相似,对比如图所示。

# 4 致谢

感谢学校提供的学习与实践的机会;感谢王浩 宇老师给予的耐心指导; 4 致谢 4



Figure 8: developer\_email 字段相似度对比