

Trabajo Práctico Número 1

28 de septiembre de 2016

Aprendizaje Automático

Integrante	LU	Correo electrónico
Bordón, Pablo	794/07	bordonpablo@gmail.com
Gasco, Emilio	171/12	gascoe@gmail.com
Gatti, Mathias	477/14	mathigatti@gmail.com



Facultad de Ciencias Exactas y Naturales Universidad de Buenos Aires

Ciudad Universitaria - (Pabellón I/Planta Baja) Intendente Güiraldes 2160 - C1428EGA

Ciudad Autónoma de Buenos Aires - Rep. Argentina

 $\label{eq:fax: formula} Tel/Fax: (54\ 11)\ 4576\text{-}3359$ $\label{eq:fax: formula} http://www.fcen.uba.ar$

${\bf \acute{I}ndice}$

0.	Extracción de atributos	3
1.	Modelos	5
2.	Reducción de dimensionalidad	6
3.	Resultados	7
4.	Discusión	8
Α.	Apendice	9

0. Extracción de atributos

Aprendizaje Automático: TP1

- 1. A continuación enumeramos los atributos que escogimos como potencialmente utiles y que luego implementamos para extraer automaticamente de los mails.
 - Los correos de spam suelen ser enviados a un único destinatario, para capturar esta característica se extraen 3 atributos del encabezado del correo: recipient_count, has_cc y has_cc para extraer cantidad de destinatarios del correo, si hay destinatarios en copia y si hay destinatarios en copia oculta respectivamente.
 - headers count cantidad de encabezados.
 - mailer Software utilizido para envió de correo.
 - has_body Nos dice si el correo tiene cuerpo o si solo consta de encabezados
 - content_type Tipo del contenido del cuerpo de correo. Por ejemplo: text/plain, text/html, multipart/related, multipart/alternative,etc.
 - content_transfer_encoding la codificación utilizada para la transferencia del correo
 - is mulipart Nos dice si el cuerpo consta de varias partes
 - subject length Largo del titulo del correo
 - raw_mail_len Largo del cuerpo del mensaje.
 - raw body count spaces Cantidad de espacios en cuerpo de correo
 - has_dollar Nos dice si aparece el símbolo \$ en el cuerpo del correo.
 - has link Indica presencia de link http dentro del cuerpo del correo.
 - has html Indica presencia de html dentro del cuerpo del correo.
 - has_attachement Indica la presencia de archivos adjuntos analizando content-type de las partes de correos con múltiples partes. Se consideran archivos adjuntos a las partes que no sean del tipo text/*.
 - uppercase_count Frecuencia de caracteres de letras mayúsculas en cuerpo de correo.
 - has_non_english_chars Indica presencia de caracteres de idiomas diferentes al ingles dentro del cuerpo.
 - spaces over len frecuencia de espacio en cuerpo de correo
 - En correos de tipo ham se puede observar alta frecuencia de conjunciones y artículos. Por lo que tenemos atributos por para calcular la frecuencia de los mismos. Por ejemplo: a, and, for, of, to, in, the . La frecuencia se mide por separado a cada uno de los listados. La lista surgió de analizar palabras mas frecuentes en correos de ham en comparación con correos de spam.
 - parts count Cantidad de partes en correo de múltiples partes.
 - spell error count Cantidad de errores ortográficos en cuerpo de correo.
 - Por último analizamos base de prueba de correos de spam, para extraer las 100
 palabras mas utilizadas. A partir de cada palabra se genera un atributos que nos
 indica la presencia o no de la misma.

El atributo content_type es el atributo con mas ganancia de información, posicionando en la raíz de los clasificadores de arboles cuando no se limitaba la selección de atributos a un subconjunto aleatorio de atributos. El atributo headers_count no resulto ser muy efectivo, la cantidad de encabezados suele ser uniforme entre correos spam y ham, variando por la inclusión de encabezados co y bor que ya son capturados por otros atributos.

- 2. El conjunto original de mails fue dividido para tener por un lado un set de entrenamiento con el cual trabajar y un set de testing para probar al final si realmente nuestros clasificadores generalizaban bien y podían clasificar correctamente instancias nuevas. Al entrenar los árboles de decisión surgió la necesidad de medir su performance de alguna manera, para el dominio del problema en particular no pareció valido utilizar F0.5 como unidad de medida, ya que la precisión es lo que tiene mayor peso en un filtro de spam debido a que se busca evitar que el clasificador catalogue como spam un mail importante.
- 3. Experimentamos con distintos hiper-parámetros utilizando al técnica de grid search. Por limitaciones de computo no pudimos hacer una búsqueda demasiado exhaustiva, de todas maneras logramos obtener resultados considerablemente mejores que los que hubiéramos teníamos al principio cuando probamos con los valores seteados por defecto en los clasificadores.

1. Modelos

2. Reducción de dimensionalidad

Aprendizaje Automático: TP1

Utilizamos distintas técnicas de reduccion de la dimensionalidad PCA, Linear SVC con penalidad L1, ExtraTreesClassifier y simplemente seleccionar los 100 mejores.

3. Resultados

Aprendizaje Automático: TP1

Luego de experimentar con distintos parametros, clasificadores e hiperparametros terminamos escogiendo -COMPLETAR- con esta versión final de nuestro clasificador de Spam, logramos un f0.5 de -COMPLETAR- sobre el conjunto de testing.

4. Discusión

A. Apendice