



MODELO DE PREDICCIÓN SECUENCIAL DE WEB ACCESS LOG BASADO EN ALGORITMOS DE COMPRESIÓN Y MACHINE LEARNING

JAIME GUZMÁN

**Tesis para optar al título de Ingeniero Civil en Informática y
Telecomunicaciones**

Profesor guía: Adin Ramirez

**FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INFORMÁTICA Y TELECOMUNICACIONES**

**Santiago, Chile
2015**



MODELO DE PREDICCIÓN SECUENCIAL DE WEB ACCESS LOG BASADO EN ALGORITMOS DE COMPRESIÓN Y MACHINE LEARNING

JAIME GUZMÁN

**Tesis para optar al título de Ingeniero Civil en Informática y
Telecomunicaciones**

**Profesor guía: Adin Ramirez
Comité: Francisco Claude
Comité: Darth Vader**

**FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INFORMÁTICA Y TELECOMUNICACIONES**

**Santiago, Chile
2015**

📄 Jaime Guzmán
✉ mail@jguzman.cl

Utilice un par de oraciones para dedicar su tesis, o una frase de alguien importante.

Agradecimientos

Nota redactada sobriamente en la cual se agradece a quienes han colaborado en la elaboración del trabajo. No puede exceder más de una página.

Resumen

El siguiente documento comprende el estudio y creación de un modelo híbrido entre Machine Learning y Algoritmos de tipo Lossless Data Compression. Internet crece cada día y los datos crecen en volúmenes del orden de los Terabytes, por lo cual es de interés usar técnicas de compresión para realizar procesamiento a mayor escala de información con la menor cantidad de recursos posibles.

Hoy existe variadas tipos de web, redes sociales, microbloging, web informativas, etc. El contenido proporcionado a los usuarios finales ya no es estático y esto permite que los mismo puedan generar, aportar, modificar contenido, dado esto la ingeniería ofrece para construir web esta en constante evolución lo que ha ayudado a generar mas recursos para poder desarrollarla. Muchas de estas nuevas tecnologías han permitido entregar una mejor experiencia al momento de navegar, aún cuando se ha creado un gran avance sobre el mismo esto no ha permitido crear Web que sean por sí mismas inteligentes y puedan ir anticipando su comportamiento, para por ejemplo; disminuir la latencia desde que se abre una web ya visitada o desde que se navega dentro de un sitio con alta demanda; también desde el punto de vista de la arquitectura como servicio que las hospedan no se ha visto abarcada, dando un aspecto económico a los recursos utilizados. Si bien el crecimiento de los recursos de almacenamiento en la nube se encuentran un apogeo, las redes no crecen a la misma velocidad.

Este trabajo busca predecir la siguiente página que un usuario pueda acceder dentro en una web. Usando técnicas de entrenamiento y algoritmo de compresión. Con este propósito se trabajará para crear un modelo predictivo que use estas dos áreas.

Abstract

Abstract is the summary in english of the subject your are presenting in this thesis. Should not exceed one page.

Contenido

Resumen	i
Abstract	iii
Capítulo 1. Introducción	1
1.1. Contexto Preliminar	2
1.2. Definición del Problema	4
1.3. Algoritmos como servicio web	5
1.4. Predicción	6
1.4.1. Arquitectura DASE	6
1.4.2. Modelamiento de Eventos	7
1.4.3. Ventajas	8
1.5. Descripción del Contenido	9
Capítulo 2. Conceptos Básicos	11
2.0.1. Access Log	11
2.0.2. Árboles Trie	11
2.0.3. Alfabeto	12
2.0.4. Secuencias discretas	12
2.0.5. Lossless Data Compression	12
2.0.6. Motor de Predicción	13
2.0.7. Resilient Distributed Datasets	13
2.0.8. Data Source y Dataset	13
2.1. Trabajos Relacionados	14
Capítulo 3. Predicciones sobre Web Access	17
3.1. Predictores de Estado finito	19
3.2. Modelos tradicionales	21
3.2.1. Limitaciones de los modelos tradicionales de Markov	21
Capítulo 4. Compresión y Machine Learning	23
4.1. Modelos de Compresión	24
4.1.1. Prediction by Partial Match (PPM)	25
4.1.2. Probabilistic Suffix Tree (PST)	25
4.1.3. Cadenas de Markov Dinámicas	25

4.1.4. Lempel & Ziv [1]	26
Capítulo 5. Experimental	29
5.0.5. Nuestro Modelo de Predicción ML-LDC	29
5.0.6. Ambientes Experimental	31
5.0.7. Datos Experimentales	32
5.0.8. Experimentos con Nuestro Modelo	34
5.0.9. Detección de Ruido en sesiones	37
5.0.10. Experimento con Largo de Ventana	38
5.1. Conclusiones	38
Anexo A. Primer anexo	47
A.1. Uso de linea de Comando Prediction.IO	47
A.2. Configuraciones para hacer correr IntelliJ con Apache SPARK y Prediction.IO 0.94	48
Anexo B. Segundo anexo	53

Lista de tablas

- 5.1. Para poder interpretar la entrada anterior se debe tener esta
relación de símbolos con respecto a las páginas 34

Lista de figuras

Capítulo 1

Introducción

Los nuevos avances tecnológicos y la inclusión de la ciencia de la computación en distintos campos han permitido hacer colecciones de datos muy grandes, las cuales se deben procesar, clasificar y analizar. Encontrar información útil dentro de estos grandes volúmenes de datos significa poder mejorar la decisiones a las que se pueden tomar dada a una base de conocimiento.

La minería de datos basado en web access se ha convertido en un área importante de investigación en los últimos años. Se puede utilizar para mejorar el rendimiento de la caché web, la detección de intereses de los usuarios y así recomendar páginas o bienes relacionados para los sitios web de comercio electrónico, mejorar los resultados de los motores de búsqueda y por ejemplo personalizar el contenido de la web con las preferencias deseadas para el usuarios . En la predicción de navegación web logrando entender el patrón de navegación del usuario y luego la predicción de las páginas siguientes es el principal problema que buscamos solucionar. Con un sistema de predicción fiable podemos ver la siguiente acción de los usuarios de Internet y tomar acciones.

Normalmente se ocupa muchos algoritmos de Machine Learning para poder hacer predicciones en variadas áreas. Hoy en día las aplicaciones en que los usuarios se enfrentan no pueden ser estáticas y sin tener un comportamiento que ayuden a predecir la forma en que actúan los usuarios. Esta área toma mucha relevancia al encontrarnos en una auge de la información generada por usuarios, redes sociales y variadas plataformas. Podemos mencionar

que esta es una de las razones para poder requerir disponer de herramientas de análisis y predicción que nos permitan saber como se comporta usuarios sobre una web, conocer la frecuencia en que se accede a un recurso en Internet, etc.

El momento en que un usuario entre a un web se establece una conexión cliente-servidor. Una gran cantidad de servicios proporcionan datos de accesos de los usuarios que acceden, sobre estos mismos se puede realizar variadas investigaciones sobre como predecir cual es la siguiente página que podrá visitar.

Las predicciones en los registros de web access han atraído una atención significativa en los últimos años. Muchas técnicas de recuperación de datos y algunos sistemas de personalización usan algoritmos de predicción. La mayoría de las aplicaciones actuales que predicen la siguiente página Web de un usuario tienen una componente en línea que hace la tarea de preparación de datos y una sección en línea que proporciona contenido personalizado a los usuarios en función de sus actividades de navegación actuales. En este trabajo se presenta un modelo de predicción en línea que se puede consumir como un servicio de API el cual da una integración ha variadas plataformas y sistemas que no tenga un componente en línea y con una buena precisión de la predicción. Nuestro algoritmo se basa en algoritmos LZ78 que están adaptados para modelar y representar la navegación secuencia del usuario en una web. Nuestro modelo disminuye la complejidad computacional, que es un problema grave en el desarrollo de sistemas de predicción en línea.

1.1. Contexto Preliminar

La Web crece constantemente y por ende su infraestructura, también la información que podemos obtener de los usuarios y concurrencia de los sistemas, la cual para los usuario finales se traduce en latencia y una mejor o peor experiencia de usuario. Paralelamente se suma un costo exponencial de recursos tanto en tecnologías de desarrollo como servicio que no son optimizados para poder dar una experiencia de usuario con calidad de servicio. Podemos reflexionar, entonces, que el no tener mayores recursos mejorará el rendimiento ni tampoco será lo óptimo para dar una calidad de servicio web, ya que el ancho de banda de Internet no crecerá a la misma proporción.

Adicionalmente, las tecnologías para la creación de web dinámicas e asíncronas han evolucionado a favor de traspasar la carga cliente. Hoy en día ya

se poseen lenguajes y framework que disminuyen considerablemente la carga de un servidor, por lo cual, un buen servicio web es proveer una balanceada carga dentro del cliente y el servidor, pero cuando se poseen un volumen de datos grandes es requerido tomar decisiones que los recursos y lenguajes no cubren, es ahí el interés de dar inteligencia a los servicios web.

Predecir los futuros accesos que un usuario tendrá en una determinada web. Entendiendo que la manera en que un usuario navega es su comportamiento registrado en una web, y que se puede analizar, estudiar y registrar mediante *Web Access Log* y a los cuales se puede hacer una minería de datos, Web Usage Mining. El por qué de hacer minería de datos es que cada día la web genera un innumerable cantidad de datos, por lo cual usar un algoritmo que se puedan operar comprimidos presenta un interés ya que además de disminuir el espacio físico o recursos utilizados, este se puede usar como un algoritmo de predicción y trabajar con una mayor cantidad de datos.

Los registros de accesos de manera procesada o pre-procesada, ayudaría a ingenieros de desarrollo web y diseñadores, como a usuarios finales a tener una experiencia de usuario mejor, disminuyendo por ejemplo la latencia en respuestas por parte de cada petición que realizan.

Hoy en día, las web no pueden ser simplemente dinámicas en contenidos, debe poseer una adaptabilidad a la demanda del usuario o proveer información que permita adaptarse a los eventos, por lo tanto, es de interés el profundizar en este tópico.

El interés en hacer un estudio sobre esto es poder hacer integraciones en áreas como compresión y la áreas que se dedican a completamente a hacer estudios sobre máquinas de aprendizaje. De por sí solas cada una se abordado independientemente lo cual es un interés converge en un problema en común que se puede resolver de manera eficiente.

Durante este trabajo se usarán técnicas de compresión de datos, se utilizará una infraestructura y patrón de implementación para modelos de Machine Learning. Adicionalmente toda la experimentación se llevará a cabo ofreciendo los algoritmos y modelos como servicio REST, el cual se explicará mas adelante, ya mencionado lo anterior este trabajo es implementable en áreas productivas las cuales pueden presentar interés.

Definiremos que un usuario es un la que se conecta a un servicio web, estos pueden ser páginas web informativas, redes sociales, etc. Este usuario establece una conexión directa con una página al momento de realizar esta operación, es posible almacenar datos los cuales vamos a llamar `.access log` ó

INTRODUCCIÓN

registros de accesos, durante el texto se mantendrán las referencias en inglés.

Un ejemplo de *access log* es el siguiente:

```
172.31.33.116 - - [26/Nov/2015:00:12:12 +0000] "HTTP/1.1" 200 1784 "http://localhost/home"
"Mozilla/5.0 (Linux; Android 5.1.1; SAMSUNG SM-G920I Build/LMY47X)
SamsungBrowser/3.2 Chrome/38.0.2125.102 Mobile Safari/537.36"
172.31.33.116 - - [26/Nov/2015:00:12:12 +0000] "HTTP/1.1" 200 179333 "http://localhost/news"
"Mozilla/5.0 (Linux; Android 5.1.1; SAMSUNG SM-G920I Build/LMY47X)
SamsungBrowser/3.2 Chrome/38.0.2125.102 Mobile Safari/537.36"
172.31.33.116 - - [26/Nov/2015:00:12:12 +0000] "HTTP/1.1" 200 24660 "http://localhost/health"
"
"Mozilla/5.0 (Linux; Android 5.1.1; SAMSUNG SM-G920I Build/LMY47X)
SamsungBrowser/3.2 Chrome/38.0.2125.102 Mobile Safari/537.36"
172.31.33.116 - - [26/Nov/2015:00:15:12 +0000] "HTTP/1.1" 200 24604 "http://localhost/sports"
"
"Mozilla/5.0 (Linux; Android 5.1.1; SAMSUNG SM-G920I Build/LMY47X)
SamsungBrowser/3.2 Chrome/38.0.2125.102 Mobile Safari/537.36"
172.31.33.116 - - [26/Nov/2015:00:20:12 +0000] "HTTP/1.1" 200 4860 "http://localhost/home"
"Mozilla/5.0 (Linux; Android 5.1.1; SAMSUNG SM-G920I Build/LMY47X)
SamsungBrowser/3.2 Chrome/38.0.2125.102 Mobile Safari/537.36"
172.31.33.116 - - [26/Nov/2015:00:22:19 +0000] "HTTP/1.1" 200 4841 "http://localhost/
finances"
"Mozilla/5.0 (Linux; Android 5.1.1; SAMSUNG SM-G920I Build/LMY47X)
SamsungBrowser/3.2 Chrome/38.0.2125.102 Mobile Safari/537.36"
```

El ejemplo anterior nos da mucha información interesante como la IP desde donde se conecta, el tipo de navegador, el dispositivo si es un teléfono inteligente o un navegador de escritorio, la fecha en que se realizó el acceso y también lo más relevante el destino del usuario.

1.2. Definición del Problema

El problema de la Predicción, ha surgido hace años y diversos investigadores han trabajado con distintos enfoques. Rissman y Langdom en los laboratorios Bell al realizar pruebas con un robot y hacer un experimento con un robot que tiraba una moneda compitiendo con humano, realizaba todos los cálculos markovianos y cálculos de las probabilidades condicionales para que cierto evento ocurra, a diferencia del sujeto que solo estaba esperando un resultado.

Predecir no es trivial, pero si podemos llegar a cercanos y minimizar el error de equivocarnos. Sin embargo, dos áreas han tratado de resolver el problema, LDC y Machine Learning de manera separada. Por parte de LDC los mayores problemas son que los predictores funcionan totalmente desconectados y no dan una disponibilidad inmediata de los resultados, en cambio en el área de Machine Learning debemos crear un modelo para entrenar y luego poder generar una función predictiva.

Planteamos el problema de poder resolver tener un modelo híbrido juntando los patrones de cada área y disponerlo como un servicio inmediato

dando una predictibilidad inmediata que hoy en la industria es necesaria para poder hacer útiles estos algoritmo y dar un valor a los avances.

1.3. Algoritmos como servicio web

Los avances en el desarrollo de nuevas tecnología que brinden mejores experiencia en su uso del día a día, lleva a dar como podemos llevar varios escenarios idealizados a implementaciones empresariales reales. Es bastante común encontrar librerías que son bastante útiles para hacer Minería de Datos, Clustering y muchas operaciones que pueden recurrir en cálculos muy complejos pero no se pueden ofrecer como servicio. Ya en auge de las Infraestructuras Cloud, la capacidad de computo que se puede alcanzar no es un problema a lo que antes se enfrenta un Cientista de Datos.

Una API es un interfaz de programación de Aplicaciones que nos permiten intermediar el Servicio A con el Servicio B. Respectivamente A puede ser el proveedor y B el Demandante de servicios. Si quisiéramos analizar datos que se encuentran dentro de un servidor específico, estos se podrían consumir por esta interfaz. Existen variados clientes que nos permiten ayudar a esta comunicación, incluso se pueden utilizar por una terminal de Unix la cual es posible que mediante el programa *curl*, el cual no permita dialogar.

Ya se dispone de Infraestructura como servicio, Software como servicio, Plataformas como Servicios. Dado lo anterior ofrecer estos algoritmos para hacer que cada vez soluciones de desarrollo den valor agregado a la experiencia requerida por usuario. Es por lo cual hemos decidido utilizar una librería y framework que nos de esta posibilidad. Ofrecer algoritmos a la Industria como un servicio que ayude de manera inteligente y multiplataforma que es el caso de una API.

Las ventajas de este patrón son heredados todo lo que ofrece un API, interoperabilidad, evitar problemas de Infraestructura, Resiliencia de Datos, Persistencia de Datos, Análisis y Procesamiento sin afectar un curso operacional de una aplicación.

Un ejemplo claro de esto son el análisis de datos en sistemas legados los cuales en plan de mejoras, no poseen la compatibilidad para poder realizarlo. Por otro lado no En sí los algoritmos de Compresión ó algoritmos de Machine Learning tienden ocupar recursos los cuales pueden ser razones para no implementarlos.

1.4. Predicción

En esta sección se presenta formalmente framework que se utilizará durante este trabajo. PredictionIO es un servidor de Machine Learning Open Source para Cientistas de Datos y Desarrolladores que permite crear motores de predicción para ambientes de producción, con un bajo tiempo de entrenamiento y despliegue en ambientes productivos. Principalmente esta construido en Apache Spark, HBase y Spray.

Como ya se ha señalado este ambiente de trabajo se encuentra en un maduración completa que permite tanto disponer servidores con motores predictivos, como también toda una infraestructura distribuida para hacer que complejos algoritmos sean utilizados para solucionar problemas reales.

1.4.1. Arquitectura DASE

Un motor de predicción es un tipo de proceso en Machine Learning. Siguiendo una arquitectura de tipo DASE, contendríamos los siguientes componentes.

- **[D] Data Source y Data Preparator**

Los Data Source leen la data desde la entrada original y la transforma en un formato deseado para hacer análisis de estos. En cambio *Data Preparator* pre-procesa la información y la reenvía a los algoritmos para hacer el modelo de entrenamiento.

- **[A] Algoritmo**

Los componentes de algoritmos incluyen algoritmos de Machine Learning, estos por los componentes que son de predictionIO pueden ser provistos por Apache Spark ó se pueden incluir algoritmos propios como también de terceros. Adicionalmente a los algoritmos podemos asignarle parámetros, para determinar como debiese ser construido el modelo predictivo.

- **[S] Servicio**

The Serving component takes prediction queries and returns prediction results. If the engine has multiple algorithms, Serving will combine the results into one. Additionally, business-specific logic can be added in Serving to further customize the final returned results.

- [E] **Evaluación de Métricas**

Las métricas de evaluación cuantifican la precisión de la predicción con una puntuación numérica. Puede ser utilizado para la comparación de algoritmos o ajustes de los parámetros del algoritmo.

PredictionIO ayuda a tener componentes modulares de fácil uso, que hemos descrito para que se puedan construir modelos de predicción de manera mas sencilla, también poder integrarlos con gran facilidad a cualquier sistema o plataforma, por ejemplo, es posible elegir cual de todos los componentes se podrá desplegar al momento de crear un *Engine* (Motor de Predicción.)

Despliegue de Engine

Un Engine pone todos los componentes DASE en un estado específico de despliegue

1. Data Source
2. Data Preparator
3. Un o más Algoritmos
4. Un Servicio

Si se especifica más de un algoritmo, cada uno de los resultados de los modelos de predicción se entregará para ser consumido por cualquier cliente. Cada *Engine* procesa los datos y construye modelos predictivos de forma independiente. Por lo tanto, todos los Engine sirven a su propio conjunto de resultados de predicción. Por ejemplo, puede desplegar dos Engine para su aplicación móvil: uno para recomendar noticias para los usuarios y otro para sugerir nuevos amigos a los usuarios.

Evaluación del Engine

Para evaluar el Accuracy de un Engine, solo se debe especificar la métrica cuando se corre el motor de evaluación, en los capítulos experimentales usted podrá ver como se generan estas métricas y como se usa este motor de predicción.

1.4.2. Modelamiento de Eventos

Modelamiento de Eventos

El modelamiento de eventos, es simplemente el hecho de poder llevar un feature¹ que es del mundo del ML, es en fin una representación de como se debe tener la data de manera RDD para poder acceder a ella posteriormente.

Un evento lo definiremos como entidad que nos permite dar una representación temporalizada de información la cual será procesada por un motor de predicción. Analizaremos los eventos que un usuarios realiza para poder acceder a una web. Adicionalmente cuando cada usuario ingresa a una web automáticamente este genera un sesión, la cual es desde que que llega hasta que abandona la web.

Como ya se ha mencionado en sección anteriores esta información esta totalmente depurada y entregada por los access log, los cuales a efectos de temporalidad nos interesa conocer la secuencialidad discreta de estos accesos.

El modelamiento que se realizará contempla que el usuario :

- Tipo de Evento: Visitar
- Entidad que ejecuta el evento: Usuario
- Propiedades:
 1. Pagina actual
 2. Pagina siguiente
 3. Cierre de Sesión

El interés de tener un modelo totalmente atómico es poder contemplar la información que nos entrega, destacando sus variables y propiedades como restricciones.

1.4.3. Ventajas

Es posible mezclar y aplicar distintas característica si el modelo no puede ser persistido por PredictionIO automáticamente. Se requiere un objeto acompañante heredada de una clase que permite lograr la persistencia en memoria (IPersistentModelLoader), esto permite PredictionIO cargar el modelo persistentemente y automáticamente durante la implementación.

Comprendiendo el concepto de RDD, esta es la abstracción básica de Spark, aún más esto es una de las grandes cualidades de PredictionIO, ya que no solamente podemos disponer de un máquina para hacer estudios o

¹Característica de un cierto dataset para entrenar.

implementar algoritmos, este servidor de Machine Learning permite gracias a sus componentes poder hacer un cluster para lograr entregar mayor eficiencia acorde a los datos o algoritmo a implementar. Esta propiedades

Ya hemos mencionado que un *Resilient Distributed Dataset* (RDD) es un representación inmutable, una colección particionada de elementos que pueden ser operadas en paralelo. Internamente cada RDD tiene cinco principales propiedades:

1. Una lista de particiones.
2. Una función para procesar cada split de datos.
3. Una lista de dependencias en otros RDD's.
4. Opcionalmente una partición de un RDD puede ser representada como $\{llave, valor\}$
5. Opcionalmente, una lista de los lugares preferidos para calcular cada una dividida en (por ejemplo, lugares de bloque para un archivo HDFS), para procesamiento en Clustering.

1.5. Descripción del Contenido

Capítulo 2

Conceptos Básicos

En este capítulo se introducirá los conceptos principales que se trabajarán en los siguientes capítulos:

2.0.1. Access Log

Son los registros que se almacenan en un servidor, los cuales dependiendo de sistema operativo pueden tener mayor o menor información. Cuando los usuarios acceden a los sitios web, estos suelen dejar una gran cantidad de información de acceso, la cual si es extraída razonable puede ayudar a los administradores de sitio web para obtener acceso a los patrones de los usuarios.

2.0.2. Árboles Trie

Son estructuras de datos de tipo de árbol que almacenan datos en nodos y es de muy fácil la recuperación de información de estos mismo. Sus características generales es ser un conjunto de llaves las cuales se representan en el árbol y sus nodos internos representan la información, en nuestro caso una carácter o string de tamaño 1.

Un árbol es una estructura general de nodos recursivos. Hay muchos tipos de árboles. Los populares son árbol binario y el árbol de equilibrado. Un Trie es una especie de árbol, conocido por muchos nombres incluyendo árbol prefijo, árbol de búsqueda digital, árbol de la recuperación (de ahí el

nombre de *trie*).

Cada especie de árbol tiene distinta finalidad, estructura y comportamiento. Por ejemplo, un árbol binario almacena una colección de elementos comparables (por ejemplo, números). Por lo tanto, se puede utilizar para almacenar un conjunto de números, o al índice de otros datos que pueden ser representados por los números (por ejemplo, objetos que pueden ser hash). Su estructura está ordenada por lo que se puede buscar rápidamente para encontrar un solo artículo. Otras estructuras de árbol, como árbol de equilibrado son similares en principio.

Un *trie* representa una secuencia en su estructura (ver el artículo de wiki). Es muy diferente en que la almacena secuencias de valores en lugar de valores individuales individuales. Cada nivel de recursividad dice

Durante este trabajo mostraremos que nuestro modelo de predicción usa un *Trie*, para representar un diccionario, en los cuales podemos señalar la siguientes operaciones disponibles:

■

2.0.3. Alfabeto

Un alfabeto discreto A consiste en $M > 1$ simbolos. Dado un volumen de datos experimental, nuestro alfabeto es representado simbólicamente como la representación de un nodo de contenido de un sitio web. Donde A , puede ser definido como la página inicial. Este alfabeto es finito y acotada por la minería de datos de uso web.

2.0.4. Secuencias discretas

Definimos una secuencia de accesos discreta y finita, dado los accesos que tiene un usuario frente a una web, lo anterior es acotado por el concepto de sesión, el cual es desde que se inicia la navegación, es decir secuencia de tamaño $Seq \leq 1$ y de tamaño no superior a un alfabeto A .

2.0.5. Lossless Data Compression

La compresión sin pérdida o LDC, es el arte de poder comprimir bits y poder hacer el proceso inverso, es decir tener la posibilidad de codificar y decodificar. En capitulos posteriores introduciremos mas el tema compresión y como este ayuda a crear un modelo de predicción.

2.0.6. Motor de Predicción

Es la parte fundamental de un sistema dirigida a adivinar el futuro acceso de un usuario. La salida del motor de predicción es la siguiente página, que se compone de un símbolo representando la dirección URL o una sección en particular de un cierta web.

2.0.7. Resilient Distributed Datasets

Los RDD, permiten que en un servidor de Machine Learning pueda mantener un modelo o motor de aprendizaje persistente sin importan el flujo en que se encuentre.

Esta estructura es fundamental dentro de la libería que se introducirá mas adelante, Apache Spark. Esta estructura es una colección distribuida de objetos Inmutable, cada set de datos en un RDD es dividido en particiones lógicas, las cuales puedes ser computdadas en distintos Clusters. Los RDD pueden contener cualquier tipo de objeto de los siguientes lenguajes: Python, Scala y Java, incluyendo clases definidas por el usuario.

Formalmente los RDD son solo de lectura, una colección de objetos particionada. Estos pueden ser creados através de operaciones determinstísticas en una cierta tabla o un almacenamiento externo ó otra RDD. Otra de las características de los RDD, es que son colecciones de elementos toleantes a fallas que puede ser operadas en si mismas o en paralelo. Apache Spark hace el uso del concepto de RDD para lograr rapidez y efeciencia en las operaciones de MapReduce, de ser requeridas. Destacamos la escalabilidad de esta libería para un gran nivel de computo, pero en este trabajo no se explicará el uso de Spark, pero si se utilizarán algunos conceptos como RDD y otros.

2.0.8. Data Source y Dataset

Ambos conceptos están focalizados en proveer información tanto para el servidor de Machine Learning, como para el procesamiento y analisis. En este trabajo los dataset a estudiar son un los registros de accesos de la web española Prisa, los cuales representan 1.000.000 de registros correspondientes.

Nuestro set de datos esta basado en los registros (webaccess log), ya previamente depurados con una representación numérica desde 0 hasta 17

frontpage news tech local opinion on-air misc weather msn-news health living business msn-sports sports summary bbs travel

2.1. Trabajos Relacionados

En la literatura, el tema de la predicción en la web se ha presentado como un tema concurrente tomando bastante atención durante los últimos años y ha sido abarcado por varios autores. Tenemos los siguientes trabajos de interés:

1. **Dynamic and memory efficient web page prediction model using LZ78 and LZW algorithms**

Moghaddam y Kabir [2] realizan una comparación de LZ78 y el algoritmo LZW, el cual es una derivación del anterior. La mayoría de las aplicaciones actuales que predicen el siguiente acceso a una página web posee una componente offline que hace la tarea de preparar data y luego disponer una sección en línea que permite personalizar cierto contenido para un usuario en particular basado en las actividades de navegación

En la mayoría de las técnicas de *Web Usage Mining*, las secuencias se utilizan ya sea para producir las reglas de asociación o para producir estructuras de datos de tipo árbol o cadenas de Markov para representar patrones de navegación. Los Modelos de Markov se basan en una teoría bien establecida y son fáciles de entender.

La propuesta es no crear un modelo predictivo por usuarios. Moghaddam y Kabir proponen modelar la navegación de usuarios mediante un Trie creado por un algoritmo de la familia LZ y usando muchas sesiones de usuarios, tener un modelo predic

2. **Prediction Algorithms for User Actions** (Hartmann & Schreiber, 2007 *et al.* [3]) ,

Se requiere la predicción de la siguiente acción del usuario basada en la historia de interacción que ha tenido con una interfaz. En su trabajo dan una revisión a los algoritmos de predicción Discreta (SPA) y desarrollan dos propuestas de algoritmos basadas en Modelos de Markov que convinan distintos orden de Markov. Y desarrollan una librería en PERL para su propuesta y evaluación.

3. **ActiveLezi** (Gopalratnam & Cook, 2007 *et al.* [4]) Proponen un Algoritmo *On-Demand* que considera varios modelos de Markov. El funcionamiento es basado en almacenar la frecuencia del patrón de *input* en un *Trie* acorde al algoritmo de compresión de LZ78 para superar

algunos de los problemas que surgen con *LZ78*, se usa una ventana de largo variable de los simbolos previamente usados en la construcción del *Trie*. El tamaño de la ventana crece con el numero de las diferentes subsecuencias que se van viendo en la entrada de cada secuencia nueva que ingresa. Sea $suff_l$ el sufijo de largo $l + 1$ el sufijo de longitud $l + 1$ de las inmediatamente historial de interacción a , que es un hacha la probabilidad se define de la siguiente forma recursiva.:

4. Dongshan y Junyi [5] Destacan que un modelo de Markov puede ayudar a predecir el comportamiento de un usuario, pero con ciertas limitaciones . Para solucionarlo presentan un nuevo modelo de Markov basado en una representación de *Tree Order Model*, el cual es un híbrido entre un modelo de markov tradicional y una representación de árbol, bautizada como HTMM (por sus siglas en inglés, *Hybrid-Order Tree Markov Model*). Su modelo fue presentado en 2002, y da una importancia a conocer la predicción de los *web access*, dada la importancia de creación de redes, la minería de datos, e-commerce, y otras áreas.

5. Domenech *et al.* [6]

Muestran un estudio de los rendimientos de técnicas de recuperación de datos. Las mismas se pueden utilizar para dar una entrada ideal a algoritmos de aprendizaje o algoritmos de predicción. Los conceptos más importantes son las nuevas variables de caracterización, temporalidad, espacio y geografía, que se le suman a la predicción. Además de comenzar un trabajo más elaborado de como tomar una predicción, se introducen conceptos como predicciones genéricas o específicas, variables de uso de recursos a nivel de red ó nivel procesamiento. Finalmente, se presenta un modelo predictivo que puede ayudar a disminuir la latencia entre la petición del cliente y la respuesta de la web, dando así un mejor rendimiento y *QoS*.

6. Chen *et al.* [7]

Dan una nueva perspectiva enfocada a entregar una clara recomendación a los usuarios basada en la misma propuesta de este proyecto, los access log. El primer análisis realizado por los autores cubre las reglas asociativas que requiere un sistema de recomendación, pero en las pruebas propiamente tales encuentran que el análisis de los patro-

nes detectados dan una representación clara de como optimizar la web, y finalmente mediante sus pruebas logran una recomendación de calidad.

7. Rajimol y Raju [8] Minaron los patrones de los accesos web, donde el enfoque es usar los registros de acceso para crear subsecuencias y realizar comparaciones. La literatura presenta un interés para poder anticipar el patrón de comportamiento de la web.

8. Kewen [9]

Realizó un análisis más profundo del *web usage minning*. Parte de la importancia de este trabajo, es que después de minar los registros de accesos, logran reducir la “*bad data*”.

9. Poornalatha y Raghavendra [10]

Establecen que se pueden utilizar máquinas de aprendizaje para predecir basándose en distintas entre clusters. Estos autores, al igual que Domenech *et al.* [6] y Dongshan y Junyi [5], comparan el objetivo de optimizar los recursos tanto en redes (disminución de latencia) y experiencia de usuario.

10. Claude *et al.* [11]

presentan una estructura de representación eficiente que permite dar una representación de *web access log* y ofrecen las operaciones básicas de WUM.

Capítulo 3

Predicciones sobre Web Access

Dado los nuevos sistemas es cada vez más común conocer sistemas Inteligentes y diversos en variadas áreas, una de estas cualidades de los nuevos sistemas este tener la posibilidad de predecir ocurrencia de eventos para poder adaptarse y tener versatilidad al tomar decisiones en variadas situaciones. Aún mas necesaria es esta propiedad en problemas que requieren predicciones secuenciales, es decir dada una secuencia de eventos, como poder predecir el siguiente evento basado en nuestro conocimiento histórico limitado.

En los últimos años el contenido de muchos sitios web son dinámicos y nuevas páginas también se añaden al sitio de forma dinámica. Por lo cual un modelo predictivo que pueda servir como un modelo predictivo *online* e ir considerando los cambios web que se van produciendo, como también el comportamiento de los usuarios que interactúan con ella.

En [2] proponen un modelo predictivo online que cubre la eficiencia de la memoria como un factor importante para un algoritmo en línea.

Para cualquier secuencia de eventos, estas se pueden modelar como proceso estocásticos, estos algoritmos emplean Modelos de Markov para optimizar las predicciones del siguiente símbolo, en cualquier secuencia estocástica. Otros escenarios requieren que el algoritmo de predicción sea capaz de incrementar su recuperación de información y poder dar resultados de forma inmediata, es decir predicciones *online*.

El problema de la predicción secuencial se puede establecer de la siguiente manera, dado una secuencia de símbolos x_1, x_2, \dots, x_n , ¿Cuál es el siguiente

simbolo x_{i+1} ? Señalado el problema la literatura converge a que gracias Risseman y Langodom un buen compresor, o mejor dicho que cualquier compresor de datos sin pérdida se aproxima a un *predictor*.

Para poder crear un modelo predictivo acorde a la Teoría de la Información, un predictor que construye un modelo cuya entropía se aproxima a la de la fuente de datos, consigue una mayor precisión predictiva.

Las predicciones son un área importante dentro del dominio de las Machine Learning y la Inteligencia Artificial, las cuales pueden ofrecer un sistema de inteligencia que las aplicaciones necesitan para un optimio desempeño, también ayudan a dar información para la elección de decisiones. Ciertos dominios requieren que la predicción se pueda realizar en las secuencias de eventos que por lo general se puede modelar como un proceso estocástico.

Nuestro interés se focaliza en las predicciones de secuencias discretas, en el cual queremos demostrar la convergencia en el cual un modelo de compresión, como el caso de LZ78 que se explicará mas detalladamente en el capitulo posterior. La eficiencia de un algoritmo de compresión ofrece una nueva perspectiva a las predicciones, la cual ha despertado un interés en investigadores.

Nos enfocaremos en el caso del los acceso que un usuario realiza a un sitio web, el tiempo en el que pasa en este es registrado por el servidor, en esta investigación no se requiere indagar en temas de Information Retrieval, ya que se entrega una colección de datos ya procesada, la cual es representa secuencias de acceso por parte de usuarios.

Nuestro interés se presetna en dada un sequencia acceso, un usuario entra accede a la web, dado sus accesos web cual será la predicción de su sesión. Dentro de los registros existen respaldo de sesiones de usuarios, páginas no encontradas, accesos denegados y otra información en relación al funcionamiento. Sin importar el tipo de servidor que utilicemos podemos identificar a usuarios con distintas técnicas y/o combinaciones, por ejemplo podemos interpretar que el *request* que ha realizado el usuario mas su *session* nos da la información necesaria para poder crear un modelo predictivo.

Dado lo anterior podemos hacer minería de los datos que un servidor ha recolectado durante un periodo de tiempo, de lo anterior podemos mencionar que existen varias técnicas para poder hacer *Web Access Pattern* y también "Web Usage Minning", de sus siglas en ingles es minería del uso de una *web*. Nuestro interés no es abordar este tema pero si explicarlo para poder realizar un estudio predictivo de secuencias de acceso, con el objetivo de

poder predecir el siguiente comportamiento que tiene un usuario al momento de visitar un sitio web.

3.1. Predictores de Estado finito

Sea Σ un alfabeto finito. Para poder entrenar un secuencia $q_1^n = q_1 q_2 \dots q_n$, donde $q_i \in \Sigma$ y $q_i q_{i+1}$ es la concatenación de los símbolos q_i y q_{i+1} . Dado lo anterior el objetivo es poder entrenar un modelo M que entregue como resultado la probabilidad respectiva de cualquier futuro símbolo dado algún pasado. Específicamente, para cualquier contexto de secuencia $s \in \Sigma^*$ y un símbolo $\sigma \in \Sigma$, el aprendizaje de la secuencia dado por el entrenamiento debe dar una distribución de probabilidad $M(\sigma|s)$. El rendimiento del modelo predictivo se puede medir mediante una función del promedio de registro de errores $L(M, x_1^T)$ de $M(\cdot|\cdot)$, con respecto a una secuencia $s = x_1^T$ con $x_1^T = x_1, x_2, \dots, x_n$ por lo tanto podemos definir L como

$$L(M, x_1^T) = -\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \log M(x_i | x_i \dots x_{i-1}) \quad (3.1)$$

, donde el logaritmo es en base 2.

El promedio de L es directamente relacionado a $M(x_1^R) = \prod_{i=1}^T M(x_i | x_i \dots x_{i-1})$ y minimizar el promedio de L es completamente equivalente a maximizar la asignación de probabilidades a una secuencia de pruebas $x_1^T = x_1, x_2, \dots, x_n$, teniendo en cuenta que esta equivalencia es totalmente válida. Sea $M(x_1^T)$ una asignación de probabilidad consistente para una secuencia completa, la cual satisface que

$$M(x_1^{t-1}) = \sum_{x_t \in \Sigma} M(x_1 \dots x_{t-1} x_t) \quad (3.2)$$

, para todo $t = 1, \dots, T$, induce la asignación de probabilidad,

$$M(x_t | x_1^{t-1}) = M(x_1^t) / M(x_1^{t-1}), \quad t = 1, \dots, T \quad (3.3)$$

.

El registro de pérdida L tiene variadas interpretaciones. Tal vez la más importante se encuentra en su equivalencia a la compresión sin pérdidas *LDC*. La cantidad $-\log M(x_i | x_1 \dots x_{i-1})$, que también se llama la *auto-información*, puede ser la de compresión ideal o "largo de secuencia" de x_i , en

bits por símbolo, con respecto a la distribución de probabilidad condicional

$$M(X|x_1 \cdots x_{i-1}) \quad (3.4)$$

, esta puede ser implementado *online* (con pequeña redundancia arbitraria) usando codificación aritmética (Rissanen y Langdon, 1979) [12] .

Por lo tanto, el promedio de L también mide la tasa de compresión media de una secuencia de prueba, cuando se utilizan las predicciones generadas por M , es decir un bajo promedio de L sobre la secuencia x_1^T puede implicar una buena compresión de esta secuencia [13].

Suponiendo que los entrenamientos y las secuencias de pruebas fueron generados de una fuente desconocida¹ P . Sea una secuencia dada por valores aleatorios $X_1^T = X_1 \cdots X_T$, podemos decir que claramente la distribución P minimiza unicamente *log-loss* o como la hemos llamado anteriormente L , lo cual es

$$P = \arg \min_M \{-E_P\{\log M(X_1^T)\}\} \quad (3.5)$$

Dada la equivalencia de *log-loss* y la compresión, como se ha visto anteriormente, el significado de *log-loss* de P logra la mejor compresión posible, ó logra una entropía

$$H_T(P) = -E \log P(X_1^T) \quad (3.6)$$

. Aún no conociendo realmente cual es la distribución de probabilidad de P , un entrenamiento genera una aproximación a M usando una secuencia de entrenamiento. La pérdida extra que podemos obtener la llamaremos *Redundancia* y esta dada por el valor de

$$D_T(P||M) = E_P\{-\log M(X_1^T) - (-\log P(X_1^T))\} \quad (3.7)$$

.

Para normalizar la *redundancia* $D_T(P||M)/T$, de una secuencia de largo T , da los *bits* extra por símbolo (sobre la tasa de la entropía) al comprimir una secuencia utilizando P .

Este ajuste probabilístico motiva un objetivo deseable, al entregar un algoritmo de propósito general para la predicción: minimizar la redundancia de manera uniforme, con respecto a todas las posibles distribuciones.

¹Mas adelante usaremos el término en ingles Data Source, para referirnos a fuentes de datos , tanto conocidas como desconocidas.

Un algoritmo de predicción el cual pueda acotar la redundancia de manera uniforme, con respecto a todas las distribuciones dada una clase.

Una cota inferior de la redundancia para cualquier *Predictor Universal* y *Compresor Universal*

$$\Omega(K \frac{\log T}{2T}) \quad (3.8)$$

, donde K es (más o menos) el número de parámetros del modelo que codifica la distribución P (Rissanen [14], 1984).

Si llamamos al siguiente símbolo b_t , diremos que el resultado de nuestro predictor es entregar este valor. Dado esto, existe una función de pérdida asociada $L(b_t, x_t)$ para cada predicción realizada.

El objetivo de cada predictor es tener una función de minimización tal que minimize la fracción de predicciones erróneas, a lo anterior lo llamaremos T que será:

3.2. Modelos tradicionales

Primero asumimos que cada evento por si

En secciones anteriores se ha hablado de como los eventos secuenciales se pueden modelar como un proceso estocástico.

Ciertamente el uso de reconocer frecuencia patrones secuenciales, reglas de asociación puede requerir mucha información y entregar mejor precisión en la información de los usuarios y su comportamiento en la web. Pero un enfoque en que la temporalidad de los datos se debe modelar con un modelo de Markov es la clave para poder realizar esto, y estos ya han ayudado a predecir los accesos de los usuarios, como señala pero en la práctica existen muchas limitaciones técnicas que permiten que se implementen.

3.2.1. Limitaciones de los modelos tradicionales de Markov

Los modelos tradicionales de Markov predicen la siguiente página Web que un usuario puede acceder considerando el acceso más probable, iterando coincidir su secuencia de acceso actual con secuencias de acceso Web histórica.

Usando estos modelos se ha comparado los investigadores comparan el máximo de elementos prefijos de cada secuencia histórica de web access con los elementos sufijos de la misma longitud de secuencia de web access actual del usuario y obteniendo secuencias históricas con la probabilidad más alta de elementos que coinciden.

El modelo de Markov de orden cero es la tasa base de probabilidad incondicional, la cual es la probabilidad de la página visitada, dada por

$$p(x_n) = Pr(X_n), \quad (3.9)$$

donde x_n es x_n y X_n es otra X_n .

El modelo de Markov de orden uno observa la probabilidad de la transición de un pagina a otra, la podemos interpretar así:

$$p(x_2|x_1) = Pr(X_2 = x_2|X_1 = x_1) \quad (3.10)$$

El K-ésimo orden del Modelo de Markov considera la probabilidad condicional que un usuario cambie a una nueva n-ésima página dado su anterior pagina visitada, teniendo que $k = n - 1$ paginas vistas:

$$p(x_n|x_{n-1}, \dots, x_{n-k}) = Pr(X_n = x_n|X_{n-1} = x_{n-1}, \dots, X_{n-k} = x_{n-k}) \quad (3.11)$$

Modelos de Markov, en (3.11), de orden inferior no pueden predecir con éxito total el futuro de los web access log, ya que no se ven lo suficientemente atrás en el pasado para discriminar el modo en que se comporta el usuario. Este comportamiento de los usuarios tanto requiere de buenas predicciones los cuales a su vez requieren modelos de Markov de orden superior, pero los modelos de orden superior resultaran de alta complejidad en espacio de estado y cobertura.

Modelos con mayor Orden de estados son distintas combinaciones de las acciones observadas en un set de datos, entonces el numero de estados tiende a crecer exponencial-mente al igual que el Orden del modelo.

Este aumento puede limitar significativamente la aplicabilidad de los modelos de Markov para aplicaciones en las que las predicciones rápidas son críticas para el rendimiento en tiempo real o para aplicaciones con restricciones de uso de memoria. Además, muchos ejemplos en los test podrían no tener estados correspondientes en los modelos de Markov de mayor orden, por lo que reduciría su alcance.

Capítulo 4

Compresión y Machine Learning

El uso de Algoritmos de compresión en tareas de Machine Learning como clusterización y clasificación ha tenido presencia en variados campos, con la intención de reducir problemas de selección explícita de ciertas características que se usan en estudios y algoritmos de Machine Learning.

Un punto de vista de esta inclusión de áreas muestra que los algoritmos de compresión mapean implícitamente string en representaciones vectoriales de dichas características las cuales son cotas superiores. Podemos señalar que los trabajos como Langdon y Rissman han sido claves para determinar que modelos de compresión pueden usarse para realizar predicciones y esto ha sido una área de gran interés en Machine Learning.

Un punto de vista alternativo muestra algoritmos de compresión mapean implícitamente cuerdas en vectores implícitos espacio de características, y por compresión similitud medidas basadas computan similitud dentro de estos espacios de características.

Esta idea de usar algoritmos de compresión en máquinas de aprendizaje no es nueva, pero no ha sido explotada mayormente explorada.

Los algoritmos de compresión han sido estudiados e investigados por durante varios años, la motivación fundamental es poder optimizar el espacio, para mayor uso o almacenamiento de datos. Estos algoritmos se encuentran sin saberlo en nuestro día a día, desde el núcleo de un sistema operativo como linux hasta por ejemplo los formatos *zip*, *rar*, *7z*, también en formatos de imágenes y audios, etc. los cuales son útiles para poder optimizar una trans-

ferencia de archivos de un equipo a otro mediante Internet o simplemente comprimir datos para respaldar en dispositivos físicos, etc.

La motivación de profundizar en el área de compresión de datos se debe a una de la razones mencionadas con anterioridad, Internet. Esta red de redes, constante crea nuevos contenidos, registros, imágenes etc. los cuales no es conveniente mover de un lugar a otro mediante un transferencia directa, estos archivos crecen innumerablemente y aquí es uno de los mayores aporte que poseen los algoritmos de compresión con relación a nuestra red de redes.

A diferencia del volúmenes de datos las infraestructura de redes y su velocidad no crece directamente proporcional, que esto genera un sin fin de problemas para los usuarios e industria web. La latencia es el tiempo de respuesta que demora un usuario en solicitar, hacer un *REQUEST*, a un servidor, simplemente es un el tiempo de respuesta desde iniciada una acción demandada. Uno de los grandes ejemplos que tenemos en la web es la proliferación de archivos comprimidos para su descarga, los cuales en su interior poseen variados recursos multimedia, texto, etc.

Las propiedades de estos algoritmo no solo permiten juntar un set de archivos y lograr un tasa de compresión optima para ser transmitido por Internet, también pueden ayudar a realizar análisis en grandes volúmenes de información, por ejemplo; el análisis de texto, clasificación de proteínas, moderación de contenidos en web y predicciones del comportamiento de usuarios que navegan en un sitio de Internet. Sobre este último punto es nuestro mayor interés debido a ya las antes mencionadas similitudes que poseen un algoritmo de compresión y un modelo variable de Markov.

Para introducir el camino se debe presentar formalmente los algoritmos de compresión y su clasificación más general. Entre ellos tenemos los algoritmos con pérdida y sin pérdida, nos enfocaremos en los algoritmos *Lossless Compression Algorithm*, algoritmos de compresión sin pérdida.

Learning of sequential data continues to be a fundamental task and a challenge in pattern recognition and machine learning.

4.1. Modelos de Compresión

Existen muchos modelos y algoritmos de compresión, nuestro enfoque es usar los algoritmos de compresión que tengan un espacio vectorial de características conjunto con Machine Learning y además tengan propiedades para ser candidatos a un predictor.

4.1.1. Prediction by Partial Match (PPM)

El algoritmo de predicción por certeza parcial es considerado uno de los mejores algoritmos del tipo *Lossless Compression Algorithms*. El algoritmo requiere un tope superior D en el máximo del orden de Markov de un modelo variable de Markov (*VMM*) para construirse. PPM maneja el problema de frecuencia cero usando dos mecanismos llamados

- Escape
- Exclusion

For a method that considers different orders of models, we turn once again to data compression and the Prediction by Partial Match (PPM) family of predictors. This has been used to great effect in (Ref. 4), for a predictive framework based on LZ78. PPM algorithms consider different-order Markov models in order to build a probability distribution by weighting different-order models appropriately. In our predictive scenario, Active LeZi builds an order- k Markov model. We now employ the PPM strategy of exclusion (Ref. 7) to gather information from models of order 1 through k to assign the next symbol its probability value. This method is illustrated by considering the example sequence used in the previous sections: “aaababbbbbaabccddc-baaaa”. The window maintained by Active LeZi represents the set of contexts used to compute the probability of the next symbol. In our example, the last phrase “aaa” (which is also the current ALZ window) is used. Within this phrase, the contexts that can be used are all suffixes within the phrase, except the window itself (i.e. “aa”, “a”, and the null context).

4.1.2. Probabilistic Suffix Tree (PST)

Los árboles de sufijos implementados como un algoritmo de predicción intentan construir el único y mejor VMM con límite superior D , acorde a la secuencia de entrenamiento de entrada. Esto asume que un límite superior a la orden de Markov de un "fuente certera"^{es} conocida como *learner*.

4.1.3. Cadenas de Markov Dinámicas

Los Algoritmos DMC ó *Dinamyc Markov Compression* son modelos de información con máquinas de estados finitos. Las asociaciones están hechas entre todos los símbolos posibles en el alfabeto origen y la distribución de

probabilidad sobre todos los simbolos en el alfabeto. Esta distribución de probabilidad es usada para predecir el siguiente digito binario. Los *DMC* comienzan en un estado ya previamente definido, cambiando de estado cuando nuevos bits son leídos desde la entrada. La frecuencia de transmisión ya sea un 0 or un 1 son sumados cuando un nuevo simbolo entra. La estructura puede también ser actualizada usando *state cloning method*.

4.1.4. Lempel & Ziv [1]

LZ78 algorithm is proposed by Jacob Ziv and Abraham Lempel in 1977. An online prediction method needs not rely on time-consuming preprocessing of the available historical data in order to build a prediction model. The preprocessing is done when we have a new request. LZW and LZ78 basically are lossless data compression algorithms with good functionality. The most important part of these algorithms is the dictionary construction algorithm that we use it for creating the prediction model.

```

initialize dictionary := null
initialize phrase w := null
loop
wait for next symbol v
if ((w.v) in dictionary):
w := w.v
else
add (w.v) to dictionary
w := null
increment frequency for every possible prefix of phrase

endif
forever

```

LZ78 is a lossless compression algorithm. Fig.2 shows that how the dictionary constructed from sequences using LZ78. In web environment we use user web page requests sequence as input sequence of LZ78 algorithm. Fig.3 shows how prediction tree is constructed. In Fig.2 and 3 variable w is sequence that is saved in each user session. This algorithm can insert sequences with long length, but generally total number of sequences that inserted in

tree is less than PPM algorithm. We explain this algorithm with an example. Suppose the user requests the pages ABABCBC sequentially. If we use the LZ78 algorithm, then the A, B, AB, C and BC should be inserted in the tree. In Table 1 the first row shows the user requests. The second row shows the sequences inserted in the tree and the third row shows the sequences that maintained in active user session. When a sequence is inserted in the tree the weights of edges that represent the pass from the root to the last request of sequence is incremented. Now assume that user B requests the sequence of pages ABCABCD. Table 2 shows the results. If user A requests ABABCBC

Problems in LZ78 parsing Any practical implementation of LZ78 suffers from the following two drawbacks: i. In any LZ parsing of an input string, all the information crossing phrase boundaries is lost. In many situations, there will be significant patterns crossing phrase boundaries, and these patterns will affect the next symbol in the sequence. ii. The convergence rate of LZ78 to the optimal predictability as defined above is slow. The results outlined in (Ref. 1) by Feder, et al state that LZ78 asymptotically approaches optimal predictability.

Capítulo 5

Experimental

Lo que se busca es un modelo de navegación de accesos de navegación secuencial creado por un algoritmo de compresión, Lempel Ziv, y usarlo como un modelo predicción. Se usará para predecir secuencias finitas discretas de accesos webs. Al momento de generar el árbol este creará una representación Trie de un diccionario de símbolos, el cual utilizaremos para poder hacer predicciones.

En base a lo anterior y teniendo funcionando el algoritmo para crear un modelo de predicción, se integrará con el servidor de Machine Learning Prediction.IO que ya se ha explicado anteriormente.

Usaremos la misma API que ofrece Prediction.IO para poder realizar las evaluaciones de nuestras métricas propuestas, dado el dominio de nuestro problema la métrica a usar será Accuracy (Exactitud) frente a distintas porciones de datos.

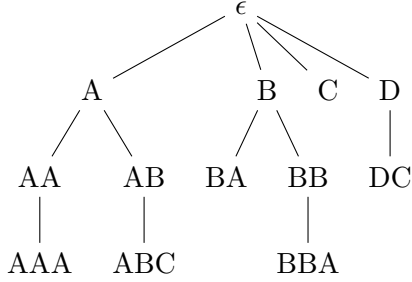
Con el dataset que tenemos haremos variadas pruebas para ver métricas como Accuracy, usaremos Cross Validation en distintos escenarios.

5.0.5. Nuestro Modelo de Predicción ML-LDC

Basados en un servidor de Machine Learning, hemos desarrollado un motor de predicción con un algoritmo basado en Lempel Ziv 78. Cada sesión es representada por un nodo y sus hijos. Sea la sesión

$$\{A, A, A, B, A, B, B, B, B, B, A, A, B, C, C, D, D, C, B, A, A, A, A\} \quad (5.1)$$

, la cual representaremos con nuestro modelo de predicción



Dado nuestro modelo de predicción podemos determinar que nuestra salida resultante será:

$$\{A, AA, B, AB, BB, BBA, ABC, C, D, DC, BA, AAA\} \quad (5.2)$$

Acotamos los siguientes casos en que nuestro Modelo de predicción funcionará

1. Nodos Intermedios probabilidad Equivalente

Dada la $P(x|A\epsilon)$, siendo x la probabilidad de encontrar el siguiente símbolo. Este caso nos muestra que tenemos dos secuencias posibles $\{A, AB\}$, por lo cual podemos hacer la función $arc_{max}(AA, AB)$ ó calcular una función $random(AA, AB)$, al ser un caso con solamente dos posibilidades tenemos solo un 50 % de éxito.

2. Nodos intermedios con un nodo hijo

Dada la $P(x|AB) = ABC$, ya que el nodo C , es el único hijo por tanto tiene toda la certeza de ser la predicción acorde al árbol de entrenamiento.

3. Nodo hoja y vuelta a la raíz

Este caso es uno de los más sencillos ya que nuestro modelo al no tener más secuencias para poder hacer las operaciones, se proyectará el árbol para todos los posibles accesos dentro de nuestro alfabeto. Para el caso $\Sigma = \{A, B, C, D\}$ y la probabilidad para cada acceso representado por símbolos es de 25 %.

Dada la probabilidad $P(x)$ al momento de retornar a la raíz, la siguiente secuencia es absorbida por ϵ .

5.0.6. Ambientes Experimental

Para los ambientes experimentales se han dispuestos dos máquinas para realizar las pruebas.

Máquinas

- Procesador 2,8 GHz Intel Core i7, 16 GB de Memoria RAM y Sistema Operativo OSX
- Procesadores Intel Xeon E5-2670 v2 (Ivy Bridge) de alta frecuencia 32 vCPU, 244 GB de Memoria RAM y Sistema Operativo Ubuntu 14.14

Para el proceso de desarrollo con IntelliJ y dataset menores a 500 sesiones se usará la máquina con 16GB y para experimentos con sesiones mayores a 1000 sesiones de usuarios se usará la máquina 240GB.

Software

- C++11
- Java 1.8
- Java(TM) SE Runtime Environment (build 1.8)
- Java HotSpot(TM) 64-Bit Server VM (build 25.51 – b03, mixed mode)
- Scala code runner version 2.11.7 – Copyright 2002-2013, LAMP/EPFL
- SBT 0.13.9
- Python 2.7.10
- GNU bash 3.2.57 (*x86₆₄ – apple – darwin15*)
- Prediction.IO 0.9.4
- Elasticsearch 1.4.4
- Apache Spark-1.4.1
- Hbase 1.0.0
- Zookeeper

El motor de predicción es Prediction.IO, como se ha señalado anteriormente es un framework para desplegar servidores con algoritmos de Maquinas de Aprendizaje, Decission Tree, K-Means, RNN y todos los algoritmos ofrecidos por la suite de Apache Spark y MLib.

Para desarrollar un motor que se acople con *PIO* se deberá seguir el patrón *DASE* y crear un modelo con persistencia en memoria RAM que nos permita un acceso rápido a las predicciones por consultar.

Usaremos *SBT* para gestionar todas las librerías que se requieran como dependencia. Inherentemente usaremos Java, ya que el lenguaje Scala corre sobre la Java Virtual Machine. Prediction.IO no solo ocupa Scala, adicionalmente provee el uso de Apache Spark con sus librerías de MLIB (Machine Learning Library), Zookeeper, Hbase (Hadoop) y Elasticsearch. Hemos utilizado Python para realizar un cliente por linea de comando en el cual poder hacer pruebas y adicionalmente hacer un cliente que realice la carga de eventos desde nuestro set de datos experimental. Para mayor referencia de los clientes python ver los fuentes en los anexos.

5.0.7. Datos Experimentales

Se usará las secuencias disponibles de acceso web pública de los sitios MSNBC. El set de datos provienen de los registros de un servidor IIS (Internet Information Services) msnbc.com de un día completo de la fecha 28 de Septiembre de 1999. Contiene secuencias de acceso web de 989,818 usuarios con un promedio de 5,7 categorías Página web visitas por secuencia, el tamaño de letras de este conjunto de datos es $\sigma = 17$.

Ejemplo de estructura de Dataset MSNBC :

```
% Different categories found in input file:

frontpage news tech local opinion on-air misc weather msn-news health living business msn-
sports sports summary bbs travel

% Sequences:

A A
B
C B B D B B B C C
E
A
F
A A
F
F G G G F F H H H H
F I D D D J C J E J D D D
A A A K A A A
```



```
L L
A A
H H H H H H
```

Utilizaremos un simple programa en C++ para filtrar y listar los dataset y transformarlos a símbolos, caracteres en mayúscula, por ejemplo: ¹

```
1 1
2
3 2 2 4 2 2 2 3 3
5
1
6
1 1
6
6 7 7 7 6 6 8 8 8 8
6 9 4 4 4 10 3 10 5 10 4 4 4
```

Ejemplo de sub-dataset creados:

- Secuencias de webaccess con sesiones de más de 5 secciones web visitadas
- Secuencias de webaccess con sesiones de más de 10 secciones web visitadas
- Secuencias de webaccess con sesiones de más de 100 secciones web visitadas
- Secuencias de webaccess con sesiones equivalentes a 10 secciones web visitadas
- Secuencias de webaccess con sesiones menores a 5 secciones web visitadas

Trabajaremos con 1.000.000 de registros de los cuales hemos realizados distintas subconjuntos para hacer una validación cruzada:

- 10 Sesiones de usuarios
- 100 Sesiones de usuarios
- 500 Sesiones de usuarios
- 1.000 Sesiones de usuarios
- 5.000 Sesiones de usuarios

¹Este programa se encuentra junto en el anexo de la memoria

Page	Symbol
frontpage	A
news	B
tech	C
local	D
opinion	E
on-air	F
misc	G
weather	H
msn-news	I
health	J
living	K
business	L
msn-sports	M
sports	N
summary	O
bbs	P
travel	Q

Tabla 5.1. Para poder interpretar la entrada anterior se debe tener esta relación de símbolos con respecto a las páginas

- 10.000 Sesiones de usuarios
- 50.000 Sesiones de usuarios
- 100.000 Sesiones de usuarios
- 500.000 Sesiones de usuarios
- 750.000 Sesiones de usuarios
- 1.000.000 Sesiones de usuarios

Es importante señalar que la división de nuestro set de datos es debido a que no conocemos la naturaleza de los mismo, pero con nuestro modelo podemos hacer un estudio para ir detectando patrones que puedan ser claves para medir el rendimiento en función a los criterios de volumen de datos versus el Accuracy(Exactitud).

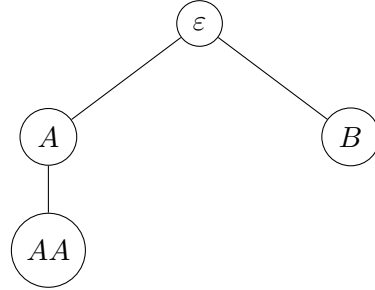
5.0.8. Experimentos con Nuestro Modelo

Sesiones con un valor mínimo de visitas a secciones

Dentro de nuestro experimentos para probar la exactitud de nuestro modelo podemos demostrar que al tener una menor cantidad de secciones visitadas,

la probabilidad de no acertar crece considerablemente.

Sea la siguiente sesión de un usuario $\{A, B, A\}$ para un alfabeto $\Sigma = \{A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K, L, M, N, O, P, Q\}$



Como usted puede ver a menor cantidad de símbolos en la sesión estos generan un árbol de menor altura y menos nodos, cada nodo como se ha señalado en el capítulo 4 representa un visita a una sección en particular de la web de MSNBC, pero al ser un sesión tan corta y en la extensión de probabilidades esto hace que la probabilidad del siguiente acceso sea equiprobable dentro del los símbolos de nuestro diccionario.

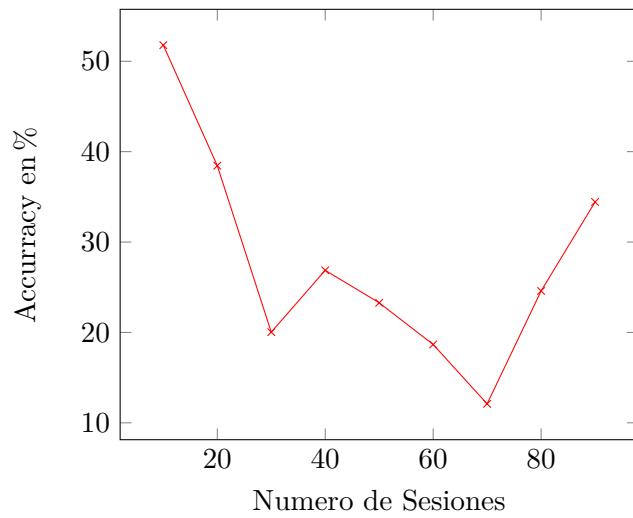
Sea x el evento a predecir dada una secuencia discreta Eventualmente la probabilidad de $P(x|AB) = A$ para esta sesión de entrenamiento, pero la probabilidad $P(x|AAB) = ?$ si extendieramos los simbolos de este nodo cada nodo hijo tendría un probabilidad de $\frac{1}{\Sigma} = \frac{1}{17} = 0.0588$.

Para corroborar este comportamiento haremos dos experimentos en distintos volúmenes de datos, usaremos una validación cruzada para medir el Accuracy. Con esto demostraremos que lamentablemente la sesiones con menor visitas generar un tipo de ruido a nuestra métrica la cual se ve totalmente afecta en su rendimiento esperado.

1. Sesiones con menos de 5 webaccess para generar el Trie

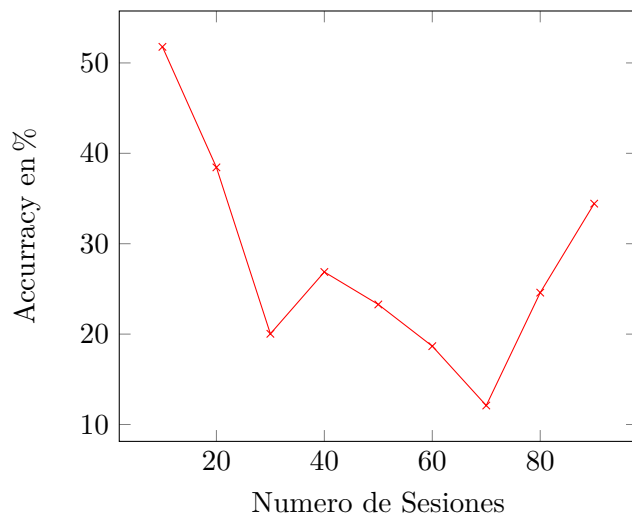
Hacemos una validación cruzada para una muestra de data de 100 sesiones de usuarios para probar como se comporta el algoritmo con muestras de pruebas en una escala de 10.

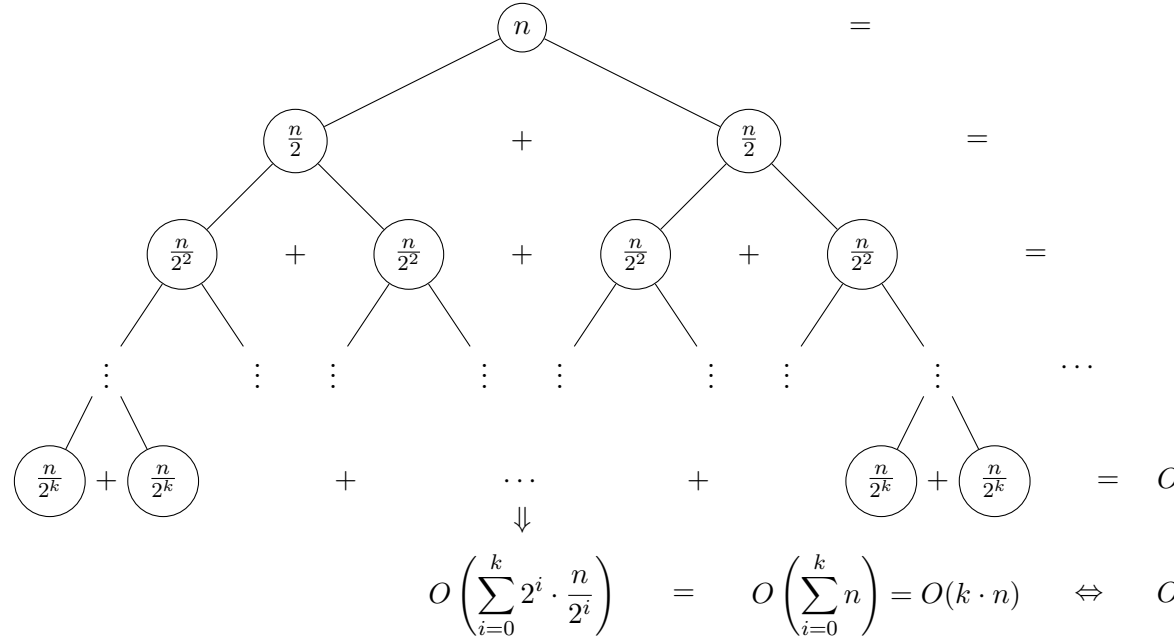
EXPERIMENTAL



2. Sesiones con mas de 10 webaccess para generar el Trie

Lo que se busca es ver como se comporta el algoritmo con datos discretos de cinco símbolos o más, es decir sesiones de usuarios que por lo menos han visitado cinco secciones de una web. Aquí se mide también lo estocástico de cada evento.





5.0.9. Detección de Ruido en sesiones

Al modelar una navegación de usuario mediante un trie basado en un algoritmo como LZ78, adoptamos un enfoque basado en la frecuencia por lo cual si realizamos experimentos para poder encontrar ruido veremos que que son secuencias de acceso comunes y estas no dan relevancia o aportan a la exactitud ó precisión del algoritmo.

Sea la secuencia $\{A, A, A, A, A, A, A, A, A, A, A, A, A\}$ a la cual llamaremos secuencia R , si A es representado por el *home* ó página de inicio, esto da a interpretación que existe un usuario en su sesión R que se encuentra accediendo constantemente a esta sección. Podemos señalar que esta es una sesión ruidosa si:

$$P(x|AAAAAAAAA) = A \quad (5.3)$$

, pero siendo la sesión R de tamaño $= 12$, en el siguiente acceso tendremos una probabilidad equiprobable dentro de las secciones en nuestro alfabeto, la cual generará un probabilidad de éxito "falso positivo".

En el siguiente experimento veremos como se comporta nuestro modelo dado entradas *Ruidosas*. Además se mostrará como el árbol suele perder su balance a medida que va creciendo los niveles de altura.

Por otro lado teniendo la noción de como es el funcionamiento de un

servidor IIS, y al ser una página con un gran número de visitas, podemos señalar que los datos proporcionados no son totalmente representativos de usuarios reales, ya que la web al bien indexada en los buscadores existen un cantidad indeterminada de *Crawlers* ó *Bots* que están constantemente generando accesos tanto para almacenar en caché páginas o generando accesos automatizados a ciertas secciones sin ser datos representativo. Dejamos como discusión que algoritmo se podría implementar para detección de estos patrones por las ramas que hemos generado para la detección de *bots* o *robots*

Hacemos un experimento con datos totalmente aleatorios de una muestra de 100 acceso aparte de darle mas diversidad a las sesiones acotamos también a sesiones que por lo menos tengan 3 webaccess

El orden de como se ingresan las sesiones afecta directamente proporcional a la construcción del modelo LZ Trie, por lo cual es un factor ya que es como un FIFO al momento de crear, lo primero que lee es lo primero que entrena por lo cual se debise tener un criterior para ordenar los webaccess antes de poder pasarlos al entrenador

@Discusión: Como LZ Trie, es en sí un compresor este no toma decisión, una posible mejora sería implementar intrinsecamente un Decission tree dentro de subarboles dentro del trie para poder elegir el más optimo acorde a los criterios historicos, asi podría darse el caso de ser un compresor-predictor “menos tonto”

@Pregunta : ¿Porque se presenta el patron que a menos datos de que tenga el trie mayor es accurarcy?

5.0.10. Experimento con Largo de Ventana

5.1. Conclusiones

Aún cuando se presenta varios antecedentes, podemos decir que nuestro modelo ocupa bastante menos memoria pero esto va directamente relacionado el tamaño del trieNode de predicción generado.

Aun cuando el trieNode que representa totalmente el modelo de navegación del los usuarios de un sitio web, este no puede generalizar completamente el comportamiento estocástico de los usuarios y/o agentes que acceden a los recursos de MSNBC o un cualquier web en general.

Una de las mayores ventajas de nuestro modelo es que al estar embebido en un servidor de Machine Learning, cada nuevo evento que ingresa para la siguiente nueva ejecución esta estará mejor preparado, podríamos decir que

la recolección de data de cada evento en particular nos ayudaría a que nuestro modelo en futuros trabajos vaya aprendiendo mas y más precisamente.

Referencias bibliográficas

- [1] J. Ziv and A. Lempel, “A universal algorithm for sequential data compression,” *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 23, pp. 337–343, May 1977.
- [2] A. Moghaddam and E. Kabir, “Dynamic and memory efficient web page prediction model using lz78 and lzw algorithms,” pp. 676–681, Oct 2009.
- [3] M. Hartmann and D. Schreiber, “Prediction algorithms for user actions,” pp. 349–354, 2007.
- [4] K. Gopalratnam and D. Cook, “Online sequential prediction via incremental parsing: The active lezi algorithm,” *Intelligent Systems, IEEE*, vol. 22, pp. 52–58, Jan 2007.
- [5] X. Dongshan and S. Junyi, “A new markov model for web access prediction,” *Computing in Science Engineering*, vol. 4, pp. 34–39, Nov 2002.
- [6] J. Domènech, J. A. Gil, J. Sahuquillo, and A. Pont, “Web prefetching performance metrics: A survey,” *Performance Evaluation*, vol. 63, no. 9–10, pp. 988–1004, 2006.
- [7] Y. Chen, X. Chen, and H. Chen, “Improve on frequent access path algorithm in web page personalized recommendation model,” pp. 83–86, March 2011.
- [8] A. Rajimol and G. Raju, “Web access pattern mining, a survey,” 2012.
- [9] L. Kewen, “Analysis of preprocessing methods for web usage data,” *International Conference on Measurement, Information and Control (MIC)*, 2012.
- [10] G. Poornalatha and P. Raghavendra, “Web page prediction by clustering and integrated distance measure,” in *Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), 2012 IEEE/ACM International Conference on*, pp. 1349–1354, Aug 2012.
- [11] F. Claude, R. Konow, and G. Navarro, “Efficient indexing and representation of web access logs,” 2014.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [12] J. Rissanen and J. Langdon, G.G., “Arithmetic coding,” *IBM Journal of Research and Development*, vol. 23, pp. 149–162, March 1979.
- [13] R. Begleiter, R. El-Yaniv, and G. Yona, “On prediction using variable order markov models,” *J. Artif. Int. Res.*, vol. 22, pp. 385–421, Dec. 2004.
- [14] J. Rissanen, “Universal coding, information, prediction, and estimation,” *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 30, pp. 629–636, Jul 1984.
- [15] Z. Eremic, D. Radosav, and B. Markoski, “Mining user access logs to optimize navigational structure of adaptive web sites,” pp. 271–276, Nov 2010.
- [16] T. Gueniche, P. Fournier-Viger, R. Raman, and V. Tseng, “Cpt+: Decreasing the time/space complexity of the compact prediction tree,” in *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining* (T. Cao, E.-P. Lim, Z.-H. Zhou, T.-B. Ho, D. Cheung, and H. Motoda, eds.), vol. 9078 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 625–636, Springer International Publishing, 2015.
- [17] B. Kotiyal, A. Kumar, B. Pant, R. Goudar, S. Chauhan, and S. Juneja, “User behavior analysis in web log through comparative study of eclat and apriori,” pp. 421–426, Jan 2013.
- [18] J. Langdon, G.G., “A note on the ziv - lempel model for compressing individual sequences (corresp.),” *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 29, pp. 284–287, Mar 1983.
- [19] J. Li, “Research of analysis of user behavior based on web log,” pp. 601–604, June 2013.
- [20] J. de-la Pena-Sordo, I. Pastor-Lopez, I. Santos, and P. G. Bringas, “Using compression models for filtering troll comments,” pp. 655–660, June 2015.
- [21] J. Rissanen, “A universal data compression system,” *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 29, pp. 656–664, Sep 1983.
- [22] D. Sculley and C. Brodley, “Compression and machine learning: a new perspective on feature space vectors,” pp. 332–341, March 2006.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [23] X. Shan and H. Sun, “The research of web users’ behavior mining based on association rules,” pp. 7415–7418, Aug 2011.

ANEXOS

Anexo A

Primer anexo

A.1. Uso de linea de Comando Prediction.IO

La interacción con *PIO* es a través de una interface de linea de comando, esta sigue el siguiente formato de uso:

```
pio <command> [options] <args>...
```

En caso de tener duda usted al igual que los comandos de bash puede ejecutar

```
pio help <command>
```

, para ver mas detalles de cada detalle de los comandos disponibles.

Los comandos de PredictionIO se pueden separar en tres categorías:

- **help** Muestra un resumen del uso *pio help <command>* para leer sobre un sub comando
- **Version** Muestra la version instalada de PredictionIO
- **Status** Muestra la ruta de instalación y el estatus de ejecución de sistema, como también sus dependencias

Comandos del servidor de eventos

- **app** Muestra un resumen del uso *pio help <command>* para leer sobre un sub comando

- **Version** Muestra la version instalada de PredictionIO
- **app** Administra todas las aplicaciones que usa el servidor de eventos
- **pio app data-delete <name>** Borra toda la data contenida por una aplicación específica
- **pio app delete <name>** Borra una aplicación completa
- **eventserver** Lanza el servidor de eventos
- **-ip <value>** Une la IP seleccionada, el valor por defecto es *localhost*
- **accesskey** Administra todas las llaves de acceso al servidor de eventos ó app

Comandos del Motor de Predicción

Es requerido que estos comandos se ejecuten desde la misma carpeta que contiene el proyecto ó aplicación desplegada.

Las opciones `-debug` y `-verbose` muestran información detallada sobre los conectoes de las aplicaciones complementarias a las que esta compuesta PredictionIO

- **build** Construye y compila el proyecto completo desde la carpeta fuente, tiene un flag adicional `-clean`, para una compilación limpia.
- **train** Ejecuta el entrenamiento declarado en el motor
- **deploy** Despliega el motor para ser usado mediante REST como Algoritmo como Servicio. Si no existe ninguna nueva instancia desplegada, por defecto usará la última creada.

A.2. Configuraciones para hacer correr IntelliJ con Apache SPARK y Prediction.IO 0.94

```
Main class: io.prediction.workflow.CreateWorkflow

VM options: -Dspark.master=local -Dlog4j.configuration=file:/Users/jguzman/PredictionIO/conf/log4j.properties

Program arguments: --engine-id dummy --engine-version dummy --engine-variant engine.json
```



```
io.prediction.workflow.CreateWorkflow
-Dspark.master=local -Dlog4j.configuration=file:/Users/jguzman/PredictionIO/conf/log4j.
  properties -Dorg.xerial.snappy.lib.name=libsnappyjava.jnilib
--engine-id dummy --engine-version dummy --engine-variant engine.json

SPARK_HOME=/Users/jguzman/PredictionIO/vendors/spark-1.4.1/bin
PIO_FS_BASEDIR=/Users/jguzman/.pio_store
PIO_FS_ENGINESDIR=/Users/jguzman/.pio_store/engines
PIO_FS_TMPDIR=/Users/jguzman/.pio_store/tmp
PIO_STORAGE_REPOSITORIES_METADATA_NAME=pio_meta
PIO_STORAGE_REPOSITORIES_METADATA_SOURCE=ELASTICSEARCH
PIO_STORAGE_REPOSITORIES_MODELDATA_NAME=pio_model
PIO_STORAGE_REPOSITORIES_MODELDATA_SOURCE=LOCALFS
PIO_STORAGE_REPOSITORIES_APPDATA_NAME=pio_appdata
PIO_STORAGE_REPOSITORIES_APPDATA_SOURCE=ELASTICSEARCH
PIO_STORAGE_REPOSITORIES_EVENTDATA_NAME=pio_event
PIO_STORAGE_REPOSITORIES_EVENTDATA_SOURCE=HBASE
PIO_STORAGE_SOURCES_ELASTICSEARCH_TYPE=elasticsearch
PIO_STORAGE_SOURCES_ELASTICSEARCH_HOSTS=localhost
PIO_STORAGE_SOURCES_ELASTICSEARCH_PORTS=9300
PIO_STORAGE_SOURCES_LOCALFS_TYPE=localfs
PIO_STORAGE_SOURCES_LOCALFS_HOSTS=/Users/jguzman/.pio_store/models
PIO_STORAGE_SOURCES_LOCALFS_PORTS=0
PIO_STORAGE_SOURCES_HBASE_TYPE=hbase
PIO_STORAGE_SOURCES_HBASE_HOSTS=0
PIO_STORAGE_SOURCES_HBASE_PORTS=0

Main class: io.prediction.workflow.CreateServer
Program Arguments: --engineInstanceId **replace_with_the_id_from_pio_train**

Try -- for more information.
Usage: pio train [--batch <value>] [--skip-sanity-check]
               [--stop-after-read] [--stop-after-prepare]
               [--engine-factory <value>] [--engine-params-key <value>]
               [--scratch-uri <value>]
               [common options...]

Kick off a training using an engine (variant) to produce an engine instance.
This command will pass all pass-through arguments to its underlying spark-submit
command.

--batch <value>
    Batch label of the run.
--skip-sanity-check
    Disable all data sanity check. Useful for speeding up training in
    production.
--stop-after-read
    Stop the training process after DataSource.read(). Useful for debugging.
--stop-after-prepare
    Stop the training process after Preparator.prepare(). Useful for
    debugging.
--engine-factory
    Override engine factory class.
--engine-params-key
    Retrieve engine parameters programmatically from the engine factory class.
--scratch-uri
    URI of the working scratch space. Specify this when you want to have all
    necessary files transferred to a remote location. You will usually want to
    specify this when you use --deploy-mode cluster.
```

Como hacer llamadas curl desde la consola o terminal Linux

```
curl -H "Content-Type: application/json" -d '{"webaccess" : "AC", "num" : 10}' http://52.33.180.212:8000/queries.json
```

Para hacer uso de estos scripts en python es necesario tener instalado el package de prediction para python sdk.

Si se tiene pip instalado correctamente se puede utilizar

```
pip install predictionio
```

ó

```
$ easy_install predictionio
```

Es recomendable tener acceso sudo para evitar problemas con permisos

(ie. sudo pip install predictionio)

```
import predictionio

engine_client = predictionio.EngineClient(url="http://localhost:8000")

print engine_client.send_query({"webaccess": "A", "num": 10})
```

```
"""
Send sample query to prediction engine
"""

import predictionio
import readline

engine_client = predictionio.EngineClient(url="http://localhost:8000")
while True:
    word = raw_input('Enter a Sequences or a single page to predict the next user webaccess:
    \n')
    print engine_client.send_query({"webaccess": word, "num": 10})
```

Programa para poder pasar la data de msnbc a una representación de símbolos.

```
#include <iostream>      // cout
#include <fstream>       // ifstream
#include <sstream>
#include <algorithm>
#include <string>
#include <cmath>
#include <cstdio>
#include <vector>
#include <map>
#include <iterator>

using namespace std;

/**
alias lseq = g++ -std=c++11 letterSequences.cpp -o letterSequences
./letterSequences
```

```
% Different categories found in input file:

frontpage news tech local opinion on-air misc weather msn-news health living business msn-
sports sports summary bbs travel
**/

int main()
{
    map<string, int> mapCategories;

    // Inserting data in map
    mapCategories.insert(make_pair("frontpage", 1));
    mapCategories.insert(make_pair("news", 2));
    mapCategories.insert(make_pair("tech", 3));
    mapCategories.insert(make_pair("local", 4));
    mapCategories.insert(make_pair("opinion", 5));
    mapCategories.insert(make_pair("on-air", 6));
    mapCategories.insert(make_pair("misc", 7));
    mapCategories.insert(make_pair("weather", 8));
    mapCategories.insert(make_pair("msn-news", 9));
    mapCategories.insert(make_pair("health", 10));
    mapCategories.insert(make_pair("living", 11));
    mapCategories.insert(make_pair("business", 12));
    mapCategories.insert(make_pair("msn-sports", 13));
    mapCategories.insert(make_pair("sports", 14));
    mapCategories.insert(make_pair("summary", 15));
    mapCategories.insert(make_pair("bbs", 16));
    mapCategories.insert(make_pair("travel", 17));

    vector<char> alphabet = { 'A','B','C','D','E','F','G',
                              'H','I','J','K','L','M','N','O',
                              'P','Q','R','S','T','U','V','W',
                              'X','Y','Z'};

    // Iterate through all elements in map
    map<string, int>::iterator it = mapCategories.begin();

    ifstream fin("msnbc990928.seq");
    string file_line;
    int fold = 0 ;

    while(getline(fin, file_line)){

        string buf; // Have a buffer string
        stringstream ss(file_line); // Insert the string into a stream
        vector<string> tokens; // Create vector to hold our words

        while (ss >> buf) tokens.push_back(buf);

        if( tokens.size() < 6 ){
            ++fold;
            for (int i = 0; i < tokens.size(); ++i){
                string tmp = tokens.at(i);
                cout << alphabet.at( stoi(tmp) - 1) << " ";
            }cout<< endl;
        }

        //this value is for make the size of the folds of data
        if( fold == 1000000 ) break;
    }

    return 0;
}
```


Anexo B

Segundo anexo
