Tipología y Ciclo de Vida de los Datos: PRA2 - Limpieza y validación de los datos

Autores: Joel Bustos - Iván Ruiz

Junio 2020

Table of Contents

Introducción

Presentación. Práctica 2.

A lo largo de esta segunda práctica, vamos a tratar de profundizar en el análisis que los autores este trabajo planteamos en la primera parte de la asignatura. Así, hacemos referencia al repositorio que creamos y a la documentación generada durante el primer trabajo:

https://github.com/iruiper/Cyberattacks-History

En concreto, a pesar de las dificultades que plantea el set de datos sobre el que trabajaremos (y tal como expondremos a través de las distintas secciones), sí que nos gustaría tratar de cerrar las inquietudes y motivación que nos llevó en primera instancia a trabajar sobre la problemática de los ataques de ciberseguridad. En este sentido, nos gustaría iniciar esta segunda exposición rescatando la motivación que planteábamos en el proyecto de obtención de los datos:

Los equipos de seguridad han necesitado incorporar, cada vez más, perfiles técnicos en el área de la ciberseguridad. Estos equipos técnicos, normalmente con un conocimiento muy específico, en ocasiones no disponen de demasiadas herramientas que les permitan ser proactivos y anticiparse a las nuevas tendencias y técnicas de ciberataque. De esta forma, acaban adaptando un comportamiento reactivo, realizando tareas de mantenimiento y de respuesta ante incidentes.

Nos planteábamos, como contexto para la presente práctica, recopilar datos históricos de ciberataques con el objetivo de crear un modelo predictivo que sirviese de soporte al equipo de seguridad de una empresa. Idealmente, estudiando lo que está ocurriendo en relación a delitos cibernéticos, los equipos internos de las distintas entidades, podrían tratar de prepararse mejor contra aquellos riesgos a los que los modelos estadísticos les pudieran sugerir que se encuentran más expuestos.

Con ese punto de partida, como decimos, a continuación vamos a tratar de plantear un problema concreto que creemos que podría analizarse a través de los datos que hemos conseguido rascar del sitio web https://www.hackmageddon.com/.

Para abordar este segundo proyecto, veremos que los datos brutos extraídos durante la primera práctica conllevan retos y problemas iniciales, tales como la falta de agregación, limpieza y homogenización, o incluso la falta de variables relevantes para el análisis. Dado que, como decimos, hay carencias de calidad de datos de base, a pesar de que la propuesta de práctica se centra en tareas de limpieza y acondicionado mediante R, utilizaremos una combinación de Python y R por los motivos que iremos exponiendo en los distintos puntos del tratamiento de los datos.

---

1. Descripción del dataset. ¿Por qué es importante y qué pregunta/problema pretende resolver?

Tal y como explicábamos en la introducción anterior, disponemos de un set de datos con información histórica y clasificada sobre ataques cibernéticos con gran impacto que han producido desde el año 2017 hasta la actualidad. Con esta información, cabe preguntarse hasta qué punto podemos anticiparnos a los problemas que sobrevendrán a una entidad, o si estos datos pueden ayudar en asuntos financieros y presupuestarios para responder a preguntas tales como:

- ¿Hasta qué punto mi compañía se encuentra más expuesta a ciberataques por el sector en el que se encuentra?
- ¿Debería dotar presupuesto y medios adicionales en algún periodo particular del año?
- ¿Debería analizar la documentación cualitativa y los detalles técnicos de algún tipo de ataque particular que afecte a mi compañía?
- ¿Hasta qué punto el encontrarme en un mundo globalizado me expone a ataques internacionales?
- ¿Existen atacantes bien conocidos, con pautas concretas, a los que me encuentre particularmente expuesto?

Todas las preguntas anteriores están relacionadas con buena parte de la información que sí tenemos ya recabada a partir del set de datos en bruto que obtuvimos en durante la realización de la primera práctica:

- Disponemos de datos sobre las entidades o sectores afectados por los ciberataques que aparecen documentados en el dataset.
- Disponemos de la fecha en la que se han producido los distintos ataques.
- Sabemos si los ataques son de amplia cobertura, dado que sabemos si el ataque se produjo sobre un país concreto, o sobre la agrupación de varios de ellos.
- Sabemos qué ataques se encuentran bien documentados en cuanto a su origen (atacante identificado), versus ataques de difícil trazabilidad (atacante desconocido).
- Conocemos la tipología de ataque a que corresponden los distintos incidentes reportados.

En concreto, para que los resultados y los contrastes que llevemos a cabo sean lo más concretos y realistas posibles, vamos a centrarnos en el caso de que **formemos parte del equipo de seguridad de un organismo público**, por lo que nuestros análisis cuantitativos y cualitativos tratarán poner de relieve las diferencias entre nuestro sector y los demás. Esta distición también puede tener como derivada interesante, averiguar el nivel de gasto e inversión acometido por entidades de otros sectores en materia de ciberseguridad, y a partir de nuestra evaluación del riesgo específico, estudiar si puede ser necesaria la aplicación de nuevas partidas presupuestarias para la defensa contra estas amenazas.

Como hemos visto en los materiales didácticos de Subirats, Pérez y Calvo [1], existen muy diferentes retos a la hora de integrar y asegurar la calidad de los datos que necesitamos para dar repuesta a las inquietudes de cualquier analítica de datos. También, según se desprende de dicho material, y de los ejemplos basados en sets de

datos estructurados, gran parte de los problemas vienen por los datos numéricos que se utilizan en los estudios. Sin embargo, la principal dificultad que ofrece el set de datos que hemos elegido es precisamente que lo que tenemos no son estadísticas numéricas o datos agregados, sino detalle de incidentes individuales. En consecuencia, gran parte del reto al que nos enfrentamos, y gran parte de los problemas de limpieza que vamos a desarrollar a lo largo de la práctica irán dirigidos a "crear" datos numéricos y estadísticos que permitan resolver las cuestiones sobre las que queremos obtener respuestas.

---

2. Integración y selección de los datos de interés a analizar.

El primer reto que deberemos resolver es precisamente la integración e incluso la creación de las variables numéricas que podrán ayudarnos a resolver las preguntas que nos hemos marcado como objetivo en la sección anterior. Si recordamos, como resultado de nuestra primera práctica, fuimos capaces de recopilar el detalle de incidentes reportados y analizados en el sitio web https://www.hackmageddon.com/.

No pretendemos repetir toda la exposición sobre el proceso de extracción, pero es importante explicar y entender que los datos recabados sufren gran heterogeneidad por los distintos motivos

- Los incidentes más actuales (año 2019 en adelante) se reportan mediante informes quincenales, con estructura específica.
- Los incidentes del año 2018 se encuentran agregados en forma tabular.
- Los incidentes del año 2017 se encuentran agregados en forma tabular, pero con formato distinto al año 2018.

En consecuencia, el primer problema con el que nos encontramos (antes incluso de poder generar variables numéricas que cuantifiquen el tipo de ataques), es que tenemos varior archivos csv para distintos periodos temporales, y que el formato de los campos en cada uno de ellos no tiene por qué ser necesariamente igual. A continuación vamos a recordar la estructura de campos del set de datos generado, y vamos a comprobarlo sobre una concatenación sin procesos de tratamiento o limpieza adicionales (llamaremos a este frame *attacks_Raw*).

```
# Almacenamos el set de datos bruto en el frame "attacks_Raw" para un aná
lisis preliminar de algunos de los campos que utilizaremos
attacks_Raw <- read.csv2(file='DatosAtaques_2017_2020_RAW.csv',stringsAsF
actors = TRUE)

# Mostramos la estructura del archivo recién cargado
str(attacks_Raw)
```

```
## 'data.frame':    4468 obs. of  11 variables:
##  $ ID          : int  1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
##  $ Date        : Factor w/ 1054 levels "01/01/2017","01/01/2018",..: 1
1 1 1 71 104 104 104 104 138 ...
##  $ Author      : Factor w/ 564 levels "","  LulzSecITA",..: 17 7 166 7
38 7 289 7 7 186 ...
##  $ Target      : Factor w/ 3518 levels "","  City of Del Rio",..: 2547
2954 1070 2743 1385 1417 1231 969 2080 2528 ...
##  $ Description : Factor w/ 4453 levels "","  Malaysia's Computer Emerge
ncy Response Team (MyCERT) reveal the details of a campaign carried out b
y APT40, ta"| __truncated__,..: 3591 3443 1072 4046 92 1412 1522 1040 389
5 1885 ...
##  $ Attack      : Factor w/ 327 levels "\"view as\" vulnerability",..:
3 280 220 177 91 177 97 177 9 263 ...
##  $ Target.Class: Factor w/ 25 levels "C Manufacturing",..: 13 2 13 16
13 13 7 16 15 23 ...
##  $ Attack.Class: Factor w/ 13 levels " CC",">1","CC",..: 4 6 3 3 10 4
3 3 3 4 ...
##  $ Country     : Factor w/ 158 levels "",">1","AE","AF",..: 47 129 139
139 47 59 16 139 139 2 ...
##  $ Link        : Factor w/ 1144 levels "","http://abcnews.go.com/Polit
ics/fbi-probing-attempted-hack-trump-organization-officials/story?id=4765
2150",..: 268 174 68 714 1042 44 1032 724 815 69 ...
##  $ Tags        : Factor w/ 927 levels "","#OpIsrael, #OpUSA, Anonymous
",..: 352 831 213 754 381 556 456 261 582 245 ...
```

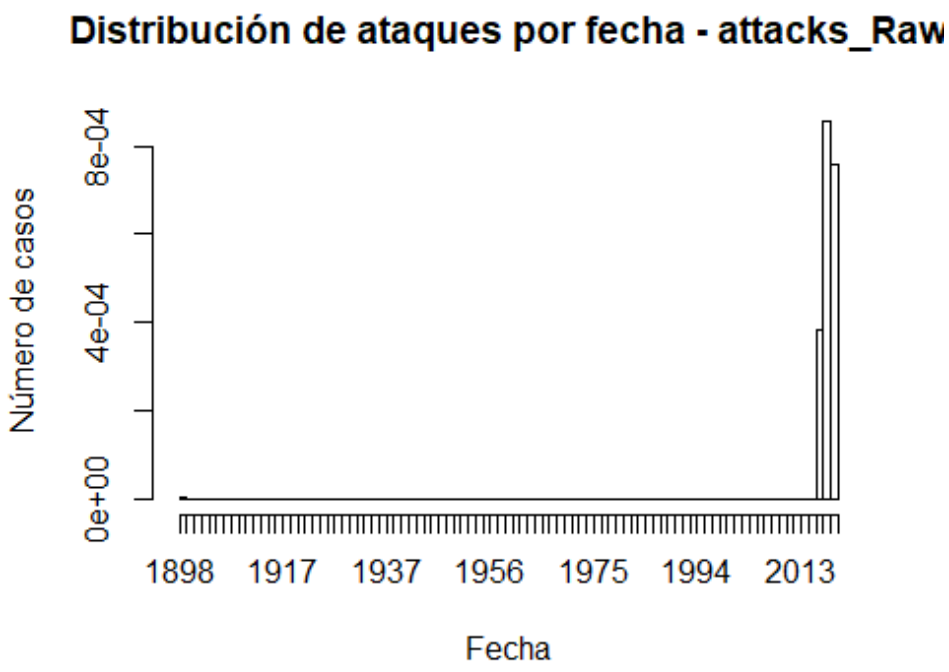
Observamos, ya sobre esta carga inicial, que tenemos varios problemas que resolver:

- Existen campos con mucha información cualitativa, pero que no resultan relevantes para el estudio de los problemas concretos que hemos marcado como objetivo. En consecuencia, podemos comenzar con procesos de **reducción de la dimensionalidad**, a través del descarte de aquellos atributos que no vamos a necesitar:
  - ID. Identificador único dentro de cada informe.
  - Target. Nombre concreto de la entidad atacada, pero nuestro estudio trata de agregar tipologías o sectores.
  - Description. Información de detalle de cada incidente, pero nuestro estudio debe agregar necesariamente tipos de ataques, por lo que el detalle individual no servirá a efectos estadísticos.
  - Attack. De manera análoga a “Description”, es un campo con información detallada sobre el tipo de ataque, pero utilizaremos tipologías agregadas para el análisis.
  - Link. Ofrece un enlace la URL en la que se puede estudiar el detalle que ofrece una noticia sobre el incidente reportado, pero no será de utilidad en el proyectos de explotación de datos que estamos planteando.
  - Tags. Contiene hashtags que resumen categorías, pero de nuevo ofrece información demasiado granular para el objetivo que nos hemos marcado.

- El campo fecha (**Date**) tiene un nivel de granularidad excesivo, ya que no resultará muy dificil encontrar varios ataques reportados en el mismo día. El nivel de granularidad que vamos a marcar para cada observación del set de datos será el número de ataques reportados en un mes concreto, por lo que será necesario separar este campo en dos: “Anyo” y “Mes”.
- Otro problema adicional de la fecha es que podría haberse registrado mal en origen. Podemos hacer un par de breves análisis sobre este campo, que nos confirmarán la necesidad de analizar y limpiar dicho campo:

```
# Extracción y conversión del campo que registra la fecha del incidente
fechas <- as.Date(attacks_Raw$Date, format="%d/%m/%Y")

# Análisis gráfico de la distribución de incidentes por fecha
hist(fechas, breaks=100, main="Distribución de ataques por fecha - attack
s_Raw", xlab = "Fecha", ylab="Número de casos")
```

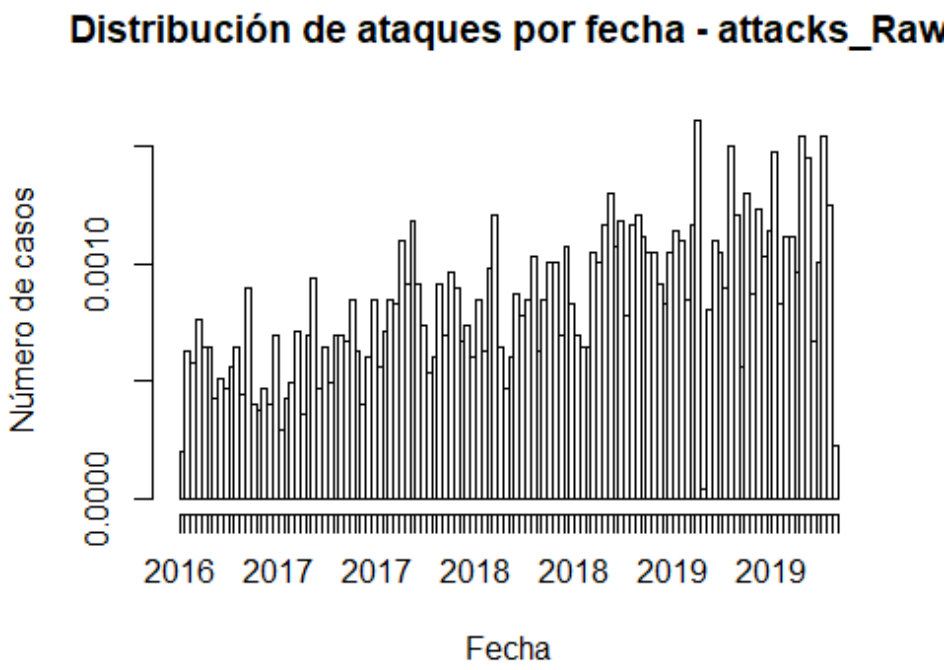



```
# Se observa que necesariamente hay valores erróneos (el típico registro
de valor nulo y/o conversión a 01/01/1900). Veámoslo en modo tabla.
table(format(fechas,"%Y"))

##
## 1900 2017 2018 2019 2020
##    4  951 1338 1693  482

# Analicemos de nuevo la distribución de casos por fecha si eliminamos lo
s casos de 1900
```

```
hist(fechas[format(fechas,"%Y")!="1900"], breaks=100, main="Distribución
de ataques por fecha - attacks_Raw", xlab = "Fecha", ylab="Número de caso
s")
```



- En relación al tipo de ataque (**Attack.Class**), lo que vamos a tratar de analizar es si hay alguna tipología de ataque concreto que afecte en mayor medida a nuestra entidad, o poder estudiar qué tipo de relación puede existir en cuestión de tendencias, correlación entre distintos tipos de ataques, etc. Para ello, nuestra propuesta consiste en la **creación de variables numéricas** que recojan el número de ataques por cada tipo, así como el número total de ataques por mes y año. Sin embargo, tenemos que analizar primero la calidad de datos de esta variable:

```
# Analizaremos la calidad de los datos de la variable Tipo de Ataque

tipoAtaque <- attacks_Raw$Attack.Class
table(tipoAtaque)

## tipoAtaque
##              CC              >1              CC              CE
##               1               1            1469             232
##              CW             CW?     Cyber Crime Cyber Espionage
##              50               1            1094             172
##   Cyber Warfare               H      Hacktivism             N/A
##              33              58              38               5
##       Not Found
##            1314
```

- Sobre la tabla anterior, observamos que necesitaremos tendremos que llevar a cabo algunas tareas:
- Homogenizar los valores. Vemos que encontramos tanto valores “Cyber Crime” como “CC”, o “Cyber Warfare” como “CW”. Deberemos acordar un criterio, que será el de las iniciales, y crearemos una estructura tipo *crosstab* [2] con la distribución de ataques por tipo, teniendo en cuenta que tendremos una observación por cada año, mes y tipo de entidad (comentaremos a continuación las particularidades que contempla el tipo de entidad).
- Vemos que hay valores atípicos como “>1” o “N/A”, que agruparemos en “Otros”.
- Observamos la existencia de **valores ausentes**. En los procesos de obtención de datos, es posible que se produzcan errores por distintos motivos, o que incluso en el propio informe de la web no se haya registrado ese dato. Sea por el motivo que sea, hay que tomar una decisión sobre qué hacer con dichos valores, como se nos indica en [1]. Una de las posibilidades pasaría por completar los datos manualmente, como indica Osborne [3], o volver a corregir las tareas del proceso de obtención (podría servir para mejora la calidad de los procesos de obtención de datos, corrigiendo o contemplando nuevas particularidadesd desde la fase de *scraping*).
- La manera de distinguir estos casos va a ser incluir estos ataques en la sección de “Otros”, pero utilizaremos también una variable dicotómica “ProblemasQC”, y que podremos incluso utilizar en nuestros análisis estadísticos para tratar de averiguar si las características de otras observaciones podrían ayudar a tomar una decisión sobre el tipo de ataque a que podría corresponder el valor que no pudo obtenerse.
- En relación al tipo de entidad (**Target.Class**), analizaremos con la misma metodología la necesidad de tener en cuenta algún tipo de consideración particular.

```
# Analizaremos la calidad de los datos de la variable Entidad Atacada

tipoEntidad <- attacks_Raw$Target.Class
table(tipoEntidad)

## tipoEntidad
##                                                                C Manufacturing
##                                                                             82
##                   D Electricity gas steam and air conditioning supply
##                                                                             46
## E Water supply, sewerage waste management, and remediation activities
##                                                                              7
##                                                 G Wholesale and retail trade
##                                                                             86
##                                                 H Transportation and storage
##                                                                             38
```

```
##                             I Accommodation and food service activities
##                                                                      71
##                                       J Information and communication
##                                                                     201
##                                    K Financial and insurance activities
##                                                                     193
##                                                L Real estate activities
##                                                                       4
##                     M Professional scientific and technical activities
##                                                                      68
##                        N Administrative and support service activities
##                                                                      33
##                                                                Not Found
##                                                                    1314
##       O Public administration and defence, compulsory social security
##                                                                     263
##          O Public administration, defence, compulsory social security
##                                                                     167
##                                                              P Education
##                                                                     201
##                               Q Human health and social work activities
##                                                                     281
##                                     R Arts entertainment and recreation
##                                                                     119
##                                               S Other service activities
##                                                                      57
##             U Activities of extraterritorial organizations and bodies
##                                                                      25
##                                                                 V Fintech
##                                                                      88
##                                                               X Individual
##                                                                     672
##                                                      Y Multiple Industries
##                                                                     352
##                                                         Y Multiple targets
##                                                                      78
##                                                         Y Multiple Targets
##                                                                       9
##                                                                 Z Unknown
##                                                                      13
```

- Sobre la tabla anterior, observamos que necesitaremos tendremos que llevar a cabo algunas tareas:

- Existe un identificador único (Primera letra), que nos indica algún valor que no tiene exactamente el mismo texto. De hecho, el caso de la entidad que queremos analizar (organismos públicos) está afectada por este error de **calidad de los datos**: “O Public administration and defence, compulsory social security” y “O Public administration, defence, compulsory social security”. Será necesario, por

tanto, tener en cuenta como identificador único la letra de la categoría, y utilizar un descriptivo único.

- Como decíamos anteriormente, vamos a considerar un caso como el número de ataques sufridos por un tipo de organismo por mes, por lo que necesitaremos que la estructura *crosstab* que utilicemos considere como claves de reparto del número de ataques estos tres atributos: **Anyo**, **Mes** y **TipoEntidad**.

- Volvemos a tener el problema de **valores perdidos**, que contienen el valor "Not Found". De nuevo, utilizaremos la dicotómica "ProblemasQC" para conservar el número de casos, y tendremos que crear una entidad *dummy* que denominaremos "_ Errores" (sustituimos la letra mayúscula de valor único por el caracter guión bajo).

- Al igual que comentábamos el caso de necesidad de homogenización en la entidad "O", apreciamos que también es necesario hacer lo mismo en "Y".

- En relación al autor (**Author**), dado el alto número de posibles valores (564 niveles, como veíamos anteriormente), lo que nos parece más interesante aquí es distinguir, en cada observación, distinguir cuántos de los ataques son de delincuentes u organizaciones bien identificadas, y cuántos corresponden a autores anónimos o desconocidos. Esta distinción podría ayudarnos a identificar si estamos más expuestos a ataques de redes conocidas, y por lo tanto dedicar recursos a analizar sus sistemas y tipos de ataques, o si necesitamos mecanismos de defensa mucho más heterogénos porque el número de atacantes diversos sea alto. Veamos cómo podríamos crear dos variables cuantitativas que recojan el **número de ataques de atacantes conocidos**, y **número de ataques de atacantes desconocidos**.

```
# Analizaremos la calidad de los datos de la variable Author
head(sort(table(attacks_Raw$Author), decreasing = T), n = 20)
```

```
##
##                          ?                  Anonymous
##                       3612                         25
##                    Russia?       APT28 AKA Fancy Bear
##                         15                         14
##                     China?                      TA505
##                         12                         12
##                    OurMine          The Dark Overlord
##                         11                         11
##                      Turla
##                         10                          9
##              Lazarus Group                   Magecart
##                          9                          9
##                      APT28                       FIN7
##                          8                          8
##                      APT10             Gnosticplayers
##                          7                          7
```

```
##                       AnonPlus                   Hidden Cobra
##                              6                              6
## LulzSec ITA and AntiSec ITA                     MuddyWater
##                              6                              6
```

- Sobre la tabla anterior, observamos que necesitaremos tener en cuenta las siguientes consideraciones:
- En la estructura *crosstab*, la variable "**CasosAutorDesconocido**" contendrá los casos para los casos "?" y " " de la tabla anterior.
- El resto de casos sí que tienen un valor asignado de autor conocido, por lo que el resto de autores sumarán en la variable "**CasosAutorConocido**".
- Por último, en relación al país afectado (**Country**), observamos que el número de casos documentados es muy alto (158 niveles), por lo que hemos decidido que para el estudio que queremos hacer, será suficiente segmentar el número de casos de ámbito local, versus número de casos con impacto internacional. Para ello, vamos a crear una variable dicotómica "**ImpactoGlobal**" que nos diga si para el tipo de entidad, mes y año, se ha producido algún caso con impacto internacional (valor binario). Veamos a partir de los posibles valores de la variable país, cómo considerar ese valor verdadero o falso:

```
# Analizaremos la calidad de los datos de la variable Country
head(sort(table(attacks_Raw$Country), decreasing = T), n = 20)
```

```
##
##   US   >1   UK   CA   IT   AU   IN        RU   KR  N/A   DE   JP   FR
BR
## 1594 1460  160   90   82   63   63   58   51   50   48   47   44   38
35
##   CN   UA   IL   HK   NL
##   34   29   26   22   21
```

- A partir de la tabla anterior, consideraremos que ha habido casos de impacto internacional en cada registro que construyamos, si encontramos casos con país ">1" en la combinación Entidad/Año/Mes que compone cada observación.

• 2.1 Resumen de tratamientos previos

Como indicábamos en la sección introductoria, en el proyecto de limpieza de datos que hemos planteado, puede que uno de los principales retos con nuestro set de datos, sea precisamente todo lo relativo a **integración**, **selección**, **reducción** y **conversión** de datos, porque partimos de una situación en la que ni siquiera tenemos una información totalmente tabulada y con las variables cuantitativas que necesitaríamos para el estudio.

En consecuencia, y dado que resulta necesario dar un paso atrás, y combinar las fuentes "*raw*" que creamos en la primera práctica, hemos considerado más eficiente y eficaz llevar a cabo los preprocesamientos anteriores mediante Python y la fuente de datos "DatosAtaques_2017_2020_RAW.csv" que consolida todos los archivos recreados mediante *scraping* en la primera práctica.

Tal y como subimos al GitHub, complementa al código dinámico de R que incluye el presente informe, el código "**XXX.py**" **[por desarrollar]**, que viene a tratar de resolver todos los problemas que hemos expuesto y analizado anteriormente. Como resultado, hemos generado el fichero que nos acompañará en el resto del estudio, y que denominamos "**EstadisticasAtaques2017_2020_Input.csv**" **pendiente de crear**

Como hemos comentado anteriormente, las variables que componen cada observación del dataset que utilizaremos para limpiar y analizar son las siguientes:

- **Anyo**. Año en el que se se documenta el número de ataques que recoge la observación.
- **Mes**. Mes en el que se se documenta el número de ataques que recoge la observación.
- **Entidad**. Tipo de entidad para la que se documenta el número de ataques, fabricada a partir de la variable original "Target.Class".
- **ImpactoGlobal**. Variable dicotómica, verdadero o falso, indica si en ese tipo de entidad, en el mes y año correspondiente, se han producido ataques de impacto internacional. Atributo creado a partir de la variable original "Country".
- **CasosAutorConocido**. Número de ataques con autor conocido e identificable que se han producido para ese tipo de entidad, en el mes y año correspondiente. Variable creada a partir de la variable original "Author".
- **CasosAutorDesconocido**. Número de ataques con autor desonocido e identificable que se han producido para ese tipo de entidad, en el mes y año correspondiente. Variable creada a partir de la variable original "Author".
- **AtaquesCC**. Número de ataques de tipo "Cyber Crime" que se han producido que se han producido para ese tipo de entidad, en el mes y año correspondiente. Variable creada a partir de conteo de casos, a través de la variable original "Attack.Class".
- **AtaquesCE**. Número de ataques de tipo "Cyber Espionage" que se han producido que se han producido para ese tipo de entidad, en el mes y año correspondiente. Variable creada a partir de conteo de casos, a través de la variable original "Attack.Class".
- **AtaquesCW**. Número de ataques de tipo "Cyber Warfare" que se han producido que se han producido para ese tipo de entidad, en el mes y año correspondiente. Variable creada a partir de conteo de casos, a través de la variable original "Attack.Class".
- **AtaquesH**. Número de ataques de tipo "Hacktivism" que se han producido que se han producido para ese tipo de entidad, en el mes y año correspondiente. Variable creada a partir de conteo de casos, a través de la variable original "Attack.Class".

- **AtaquesOtros**. Número de ataques de tipo “Otros” (valores “N/A”, “>1” o “Not Found”) que se han producido que se han producido para ese tipo de entidad, en el mes y año correspondiente. Variable creada a partir de conteo de casos, a través de la variable original “Attack.Class”.
- **AtaquesTotal**. Número de ataques de tipo “Cyber Crime” que se han producido que se han producido para ese tipo de entidad, en el mes y año correspondiente. Variable creada a partir de conteo de casos, a través de la variable original “Attack.Class”.
- **ProblemasQC**. Identificador que señala si la observación concreta ha tenido problemas de calidad identificados en la etapa de generación de la información. Nos indica que los valores cuantificados pueden ser imprecisos, estar clasificados en categorías genéricas, o en entidades no identificadas.

---

3. Limpieza de los datos.

- ### 3.1 ¿Los datos contienen ceros o elementos vacíos? ¿Cómo gestionarías cada uno de estos casos?

- ### 3.2 Identificación y tratamiento de valores extremos

---

4. Análisis de los datos

- ### 4.1 Selección de los grupos de datos que se quieren analizar/compararar (planificación de los análisis a aplicar)

- ### 4.2 Comprobación de la normalidad y homogeneidad de la varianza

- ### 4.3 Aplicación de pruebas estadísticas para comparar los grupos de datos

---

5. Representación de los resultados a partir de tablas y gráficas

6. Resolución del problema. A partir de los resultados obtenidos, ¿cuáles son las conclusiones? ¿Los resultados permiten responder al problema?

Contribuciones

Investigación Previa	JBP – IRP
Redacción de las respuestas	JBP – IRP
Desarrollo código	JBP – IRP

Bibliografía

[1] Subirats, Laia - Pérez, Diego O. - Calvo, Mireia (2019). "Introducción a la limpieza y análisis de los datos", Universidad Oberta de Catalunya

[2] Bock, Tim (2019). "What is a Crosstab", Display R Blog. [en línea] [Última consulta: 15/May/2020] https://www.displayr.com/what-is-a-crosstab/

[3] Osborne, Jason W. (2013). "Best practices in data cleaning: A complete guide to everything you need to do before and after collecting your data." Thousand Oaks, CA. Sage Publications.