Técnicas de Programación

Actividad 2: Análisis de datos de navegación y conversión usando R



Máster en Gestión y Análisis de Grandes Volúmenes de Datos:

Big Data

07/03/2022

Cristina Varas Menadas





Índice

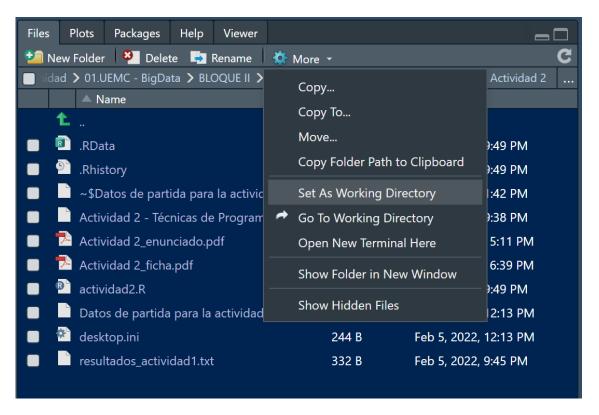
1. Configuración del entorno e instalación de librerías	3
2. Lectura de los datos de los dataset de navegación y conversión	4
3. Importar los datos generados en la actividad 1	4
4. Calcular las desviaciones típicas De la media que tarda el call center en ponerse en contacto con el usuario De la media de ratio de conversión por campaña, adgroup, sitelink y anuncio	6 6
5. Calcular el intervalo de confianza al 95% de las desviaciones típicas del punto	110
6. Calcular la previsión de número de llamadas que debe soportar en los próximo el call center	s días 11
7. Analizar el tipo de distribución que siguen los ratios de conversión por product	:o14





1. Configuración del entorno e instalación de librerías

Para trabajar cómodamente en RStudio, se ha establecido la carpeta del proyecto donde se alojarán los scripts de R y los datasets de entrada como directorio de trabajo para trabajar cómodamente y poder utilizar rutas relativas.



Además, se han instalado e importado las librerías necesarias:

```
1 # Librerias
2 install.packages("lubridate")
3 install.packages("tidyverse")
4 install.packages("rriskDistributions")
5 install.packages("readxl")
6
7 library(lubridate)
8 library(tidyverse)
9 library(rriskDistributions)
10 library(readxl)
```

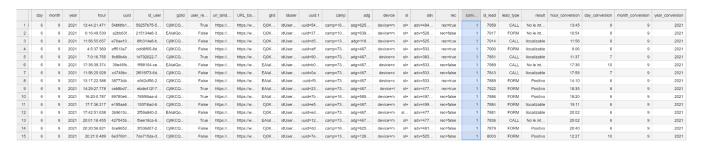




2. Lectura de los datos de los dataset de navegación y conversión

El dataset utilizado ha sido el dataset preparado en la actividad 1, ya que la limpieza y los datos obtenidos fueron los correctos como se indican en las notas de la actividad. Este dataset contiene toda la información de aquellos clientes que SÍ han convertido.

1. Lectura de los datos de los dataset de navegación y conversión
df <- read_excel("Datos de partida para la actividad 2.xlsx")</pre>



3. Importar los datos generados en la actividad 1

```
15 # 2. Importar los datos generados en la actividad 1
16 metricas <- read.table("resultados_actividad1.txt", header = TRUE, sep = ',', dec = '.')
```

Dado que en la actividad 1 solo se pedía la media que tarda el call center en contestar, independientemente del tipo de "result" (Positivo, No le interesa, Ilocalizable), se hicieron estos cálculos previos de estas medias sobre el código Python de la actividad 1, obteniéndose los siguientes resultados:

También se han calculado los ratios por producto

Estos resultados junto a otros datos de la actividad 1 se han añadido a un csv para trabajar en R con mayor comodidad. Contiene los siguientes datos:





metrica \$	valor1 ‡	valor2 [‡]
media_call_center	23:29:00	1409.0
media_call_center_positivo	28:41:00	1721.0
media_call_center_noleinteresa	58:38:00	3518.0
media_call_center_ilocalizable	03:08:00	188.33
media_ratio_campana	0.3816888179265104	
camp=1648174978	0.07692307692307693	
camp=1042446156	0.008403361344537815	
camp=13352768134	0.05	
camp=732187328	0.001885014137606032	
camp=732401031	0.2	
camp=732401028	0.012	
camp=1646744098	0.01666666666666666	
camp=732187355	0.004016064257028112	
camp=1648648995	0.0009250693802035153	
camp=13352855428	0.010869565217391304	
media_ratio_adgroup	0.47719938514674987	
adg=62589482065	0.1111111111111111	
adg=63912889335	0.008403361344537815	
adg=118216881250	0.1111111111111111	
adg=46724581628	0.0020964360587002098	
adg=46724585508	0.2	
adg=46724585188	0.012	
adg=58527617970	0.01666666666666666	
adg=46724587148	0.004016064257028112	
adg=62589383945	0.0009250693802035153	
adg=126733863807	0.010869565217391304	
media_ratio_sitelink	0.04463465479471415	
sl=*vacío*	0.002967988128047488	
sl=43115966789	0.04166666666666664	
media_ratio_adv	0.8711688578755147	
adv=494939238432	0.1111111111111111	-





4. Calcular las desviaciones típicas

1. De la media que tarda el call center en ponerse en contacto con el usuario

Los datos se han obtenido de los resultados de la actividad 1.

• La media que tarda el call center en ponerse en contacto con el usuario sin tener en cuenta el resultado es 23 horas y 29 minutos (23:29:00), equivalente a 1409 minutos.

Si se quiere tener en cuenta la media que tarda en ponerse en contacto con el usuario por cada "result":

- Media que tarda el call center en ponerse en contacto con el usuario para result = "Positivo": 28 horas y 41 minutos (28:41:00), equivalente a 1721 minutos.
- Media que tarda el call center en ponerse en contacto con el usuario para result = "No le interesa": 58 horas y 38 minutos (58:38:00), equivalente a 3518 minutos.
- Media que tarda el call center en ponerse en contacto con el usuario para result = "Ilocalizable": 3 horas y 8 minutos (03:08:00), equivalente a 188.33 minutos.

```
18 # 3. <u>Desviación tipica</u> de la media de <u>tiempo</u> que <u>tarda</u> el call center en <u>ponerse</u> en <u>contacto</u>
19 # con el <u>usuarió</u> en <u>caso</u> de <u>que</u> el <u>tipo</u> de lead sea FORM <u>por tipo</u> de <u>respuesta</u>
20 # ('<u>Positivo</u>', 'No le <u>interesa</u>', '<u>Ilocalizable</u>')
21 medias_call_center <- c (1721.0, 3518.0, 188.33)
22 desviación_tipica_medias <- sd(medias_call_center)
```

> desviacion_tipica_medias [1] 1666.583

2. De la media de ratio de conversión por campaña, adgroup, sitelink y anuncio

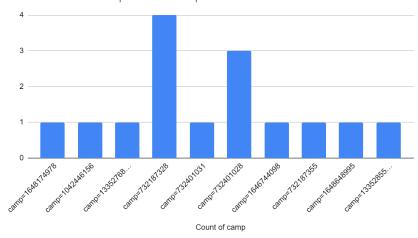
Para el cálculo del ratio de conversión se dividió el número total de clientes totales registrados entre el número de clientes que convirtieron. El resultado fue 0,0025, es decir un 0,25% de ratio de conversión.

Para hacer este cálculo por campaña, adgroup, sitelink y anuncio, se recogieron los siguientes gráficos:





Número de veces que cada campaña ha convertido



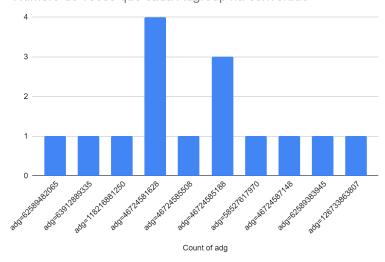
Se obtuvieron los siguientes ratios por campaña:

- camp=1648174978: 0.07692307692307693
- camp=1042446156: 0.008403361344537815
- camp=13352768134: 0.05
- camp=732187328: 0.001885014137606032
- camp=732401031: 0.2
- camp=732401028: 0.012
- camp=1646744098: 0.016666666666666666
- camp=732187355: 0.004016064257028112
- camp=1648648995: 0.0009250693802035153
- camp=13352855428: 0.010869565217391304





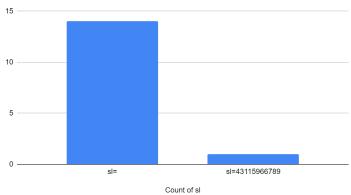
Número de veces que cada Adgroup ha convertido



Se obtuvieron los siguientes ratios por adgroup:

- adg=62589482065: 0.1111111111111111
- adg=63912889335: 0.008403361344537815
- adg=118216881250: 0.11111111111111111
- adg=46724581628: 0.0020964360587002098
- adg=46724585508: 0.2
- adg=46724585188: 0.012
- adg=58527617970: 0.016666666666666666
- adg=46724587148: 0.004016064257028112
- adg=62589383945: 0.0009250693802035153
- adg=126733863807: 0.010869565217391304

Número de veces que cada Sitelink ha convertido





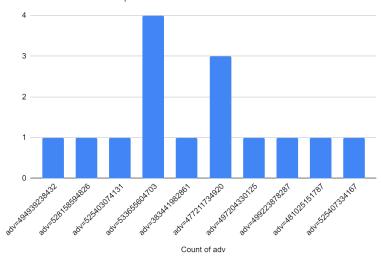


Se obtuvieron los siguientes ratios por sitelink:

• sl=*vacío* : 0.002967988128047488

• sl=43115966789: 0.04166666666666664

Número de veces que cada anuncio ha convertido



- adv=494939238432: 0.1111111111111111
- adv=528158594826: 0.009009009009009009
- adv=525403074131: 0.11111111111111111
- adv=533655604703: 0.002233389168062535
- adv=383441982861: 0.25
- adv=477211734920: 0.024
- adv=499223878287: 0.004132231404958678
- adv=481025151787: 0.0018484288354898336
- adv=525407334167: 0.024390243902439025

Por último se han calculado los ratios por marca de coche, lo cual no se pedía en la actividad 1:

- cea: 0.0037593984962406013
- dep30: 0.006493506493506494
- clin200: 0.005208333333333333
- clin400: 0.014035087719298246
- cea-electrico: 0.00819672131147541
- tria: 0.0008764241893076249





Calculando la desviación típica de estos ratios de conversión:

```
# <u>Desviacion tipica</u> de la media de ratio de conversion <u>por campaña</u>, <u>adgroup</u>, <u>sitelink</u> y <u>anuncio</u> medias_ratio_conversion <- c ( 0.3816888179265104, 0.47719938514674987, 0.04463465479471415, 0.8711688578755147) desviacion_tipica_medias_ratio_conversion <- sd(medias_ratio_conversion)
```

Obtenemos:

```
> desviacion_tipica_medias_ratio_conversion
[1] 0.3400737
```

5. Calcular el intervalo de confianza al 95% de las desviaciones típicas del punto 1

Para el cálculo del intervalo de confianza de las desviaciones típicas del punto anterior se ha utilizado el paquete "BSA".

Para la desviación típica de las medias de call center se ha obtenido lo siguiente:

```
# 4. Intervalo de confianza al 95% de las desviaciones tipicas del punto anterior nivel_confianza <- 0.95 media_medias_call_center <- mean(medias_call_center) zsum.test(mean.x=media_medias_call_center,sigma.x=desviacion_tipica_medias, n.x=length(df),conf.level=nivel_confianza)
```

```
One-sample z-Test

data: Summarized x
z = 4.4757, p-value = 7.616e-06
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
95 percent confidence interval:
1016.881 2601.339
sample estimates:
mean of x
1809.11
```

Esta función nos indica directamente el intervalo de confianza para el tamaño medio poblacional. Vemos que es $I=[1016.881,\ 2601.339]$ y por lo tanto sabemos que $P(1016.881 < \mu < 2601.33) = 0.95$, o lo que es lo mismo, el intervalo I contendrá el verdadero valor de la media poblacional, μ , con una probabilidad del 95%.

Para la desviación típica de las medias de ratio de conversión:

media_medias_ratio_conversion <- mean(medias_ratio_conversion)
zsum.test(mean.x=media_medias_ratio_conversion,sigma.x=desviacion_tipica_medias_ratio_conversion, n.x=length(df),conf.level=nivel_confianza





```
One-sample z-Test

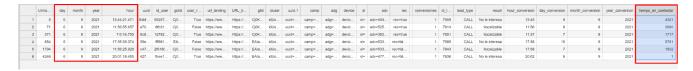
data: Summarized x
z = 5.3792, p-value = 7.483e-08
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
95 percent confidence interval:
0.2820151 0.6053307
sample estimates:
mean of x
0.4436729
```

Vemos que el intervalo de confianza es I = [0.2820151, 0,6053307] y por lo tanto sabemos que $P(0.2820151 < \mu < 0,6053307) = 0.95$, o lo que es lo mismo, el intervalo I contendrá el verdadero valor de la media poblacional, μ , con una probabilidad del 95%.

6. Calcular la previsión de número de llamadas que debe soportar en los próximos días el call center

ARIMA es un modelo estadístico que utiliza variaciones y regresiones de datos estadísticos con el fin de encontrar patrones para una predicción hacia el futuro. Se trata de un modelo dinámico de series temporales, es decir, las estimaciones futuras vienen explicadas por los datos del pasado y no por variables independientes.

Para llevar a cabo este apartado, lo primero que se ha hecho es tomar los datos de las conversiones que han tenido lugar por medio de CALL. Son las siguientes:



Lo que buscamos predecir es cuánto tiempo tardarán en dar respuesta cuando los clientes realicen una consulta de tipo CALL. Para ello, restando la diferencia de tiempo entre la hora de la consulta y la respuesta, se han calculado los minutos que tardan en dar respuesta.

Dado que todas estas conversiones realizadas por medio de CALL son en el **mismo día**, se ha utilizado el campo de la hora para hacer predicciones sobre ella. Con el dato del día, mes y año no obtendríamos ninguna predicción porque el campo temporal no varía.

Por lo tanto, el data frame construido para ejecutar ARIMA es el siguiente:

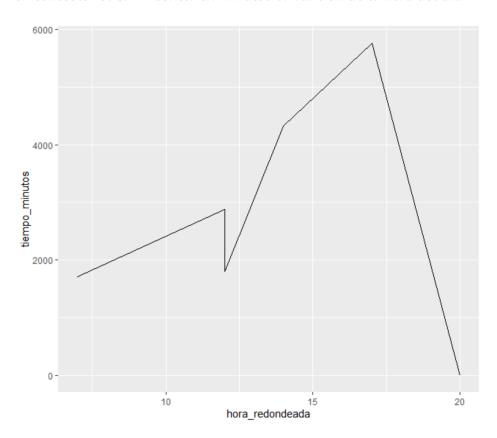




*	id_conversion	hora [‡]	hora_redondeada 💠	tiempo_minutos 🗘
1	5	13:44:21	14	4321
2	71	11:56:56	12	2880
3	371	7:00:17	7	1717
4	854	17:35:39	17	5761
5	1794	11:56:26	12	1802
6	4246	20:01:18	20	1

Aclarar que, dado que las conversiones son tan solo 15, específicamente de tipo CALL son menos aún, 6, y son muy pocos datos para poder hacer una correcta predicción con un modelo ARIMA.

A continuación vemos el gráfico de líneas de representación de los datos (tiempo que tarda en contestar el CALL center en minutos en función de la hora del día.







Ejecutando el siguiente código:

Obtenemos el siguiente resumen de nuestro modelo:

```
> summary(ajuste)
Series: tiempo_minutos_ts
ARIMA(0,0,0) with non-zero mean
Coefficients:
      2747.0000
      765.1112
s.e.
sigma^2 = 4214760: log likelihood = -53.73
AIC=111.46 AICc=115.46 BIC=111.04
Training set error measures:
                               RMSE
                                        MAF
                                                   MPE
                                                           MAPE MASE
                                                                           ACF1
                        ME
Training set -4.547474e-13 1874.113 1573.667 -45769.84 45800.97 NaN -0.1558963
```

Obtenemos ARIMA (0,0,0), por lo que parece que el modelo no está correctamente ajustado. Estos datos no son los más apropiados para predecir con ARIMA.

Realizando las predicciones obtenemos lo siguiente:

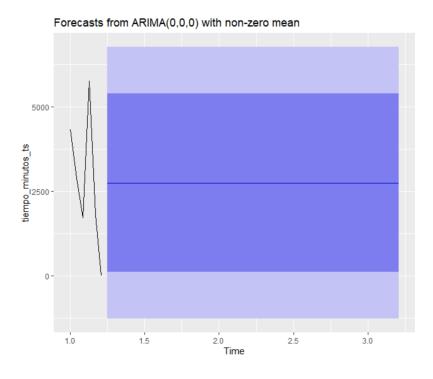
```
# Predicciones
predicciones <- forecast(ajuste)
min(predicciones[['lower']])
min(predicciones[['upper']])

p_predict <- autoplot(predicciones)
p_predict

> predicciones <- forecast(ajuste)
> min(predicciones[['lower']])
[1] -1276.783
> min(predicciones[['upper']])
[1] 5378.01
```







En la gráfica vemos en negro la línea de tiempo de los datos introducidos durante un día (extremadamente poco) y en morado la predicción. Como vemos, el modelo no se ajusta ni predice nada más allá de la media de minutos, por lo que con este modelo y con tan pocos datos es muy difícil predecir cuánto tardará el CALL center en responder dependiendo de la hora a la que se haga la consulta.

7. Analizar el tipo de distribución que siguen los ratios de conversión por producto

Teniendo en cuenta las medias de los ratios de conversión por marca de coche:

- cea: 0.0037593984962406013
- dep30: 0.006493506493506494
- clin400: 0.014035087719298246
- cea-electrico: 0.00819672131147541
- tria: 0.0008764241893076249

Y utilizando el paquete *rriskDistributions*, el cual permite realizar el diagnóstico de las diferentes distribuciones sobre un rango de datos:

tipo_distribucion <- fit.cont(medias_ratio_conversion_marcas\$media_ratio_conversion)</pre>





Se han obtenido los siguientes resultados:

Distribution										
Normal ■ Normal	Family	logL	AIC	BIC	Chisq(value)	Chisq(p)	AD(value)	H(AD)	KS(value)	H(KS)
	Normal	24.48	-44.96	-45.38	0.62	NULL	0.24	{not rejected}	0.17	NULL
C Cauchy	Cauchy	23.79	-43.57	-43.99	0.14	NULL	0.15	{not rejected}	0.13	NULL
C Logistic	Logistic	24.43	-44.86	-45.28	0.36	NULL	0.19	{not rejected}	0.14	NULL
○ Beta	Beta	24.9	-45.81	-46.22	0.16	NULL	0.22	NULL	0.17	NULL
	Exponential	24.28	-46.56	-46.77	0.79	0.37	0.40	{not rejected}	0.28	NULL
C Exponential	Chi-square	15.65	-29.3	-29.51	15.44	0	2.01	NULL	0.55	NULL
Chi-square	Uniform	NULL	NULL	NULL	0.94	NULL	Inf	NULL	0.21	NULL
O Uniform	Gamma	24.9	-45.8	-46.21	0.16	NULL	0.22	{not rejected}	0.17	NULL
	Lognormal	24.35	-44.69	-45.11	0.24	NULL	0.36	{not rejected}	0.22	NULL
C Gamma	Weibull	25.02	-46.05	-46.46	0.21	NULL	0.20	{not rejected}	0.14	NULL
C Lognormal	F	14.56	-25.12	-25.54	19.37	NULL	2.55	NULL	0.62	NULL
C Weibull	Gompertz	25.07	-46.13	-46.55	0.47	NULL	0.19	NULL	0.16	NULL

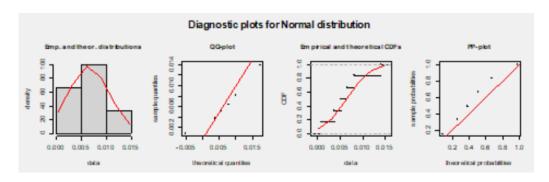
Siguiendo esta tabla, sabemos que el modelo que tenga menor valor de AIC es el mejor modelo. No solo para modelos probabilísticos, sino para series de tiempo y de regresión. Vemos que todas las distribuciones tienen un AIC muy bajo.

La prueba que más fuerza tiene para ver si hay un ajuste de curva en los datos es H(AD). Podemos ver que no rechaza las siguientes distribuciones:

- Normal
- Cauchy
- Logistica
- Exponential
- Gamma
- Lognormal
- Weibull

A continuación de muestran los gráficos que mejor se adaptan a la distribución de los datos:

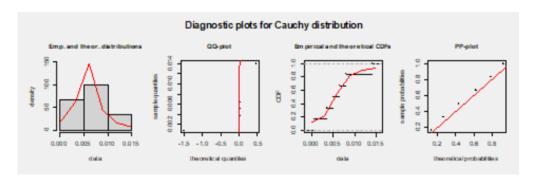
Normal



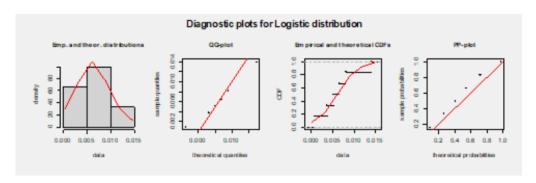




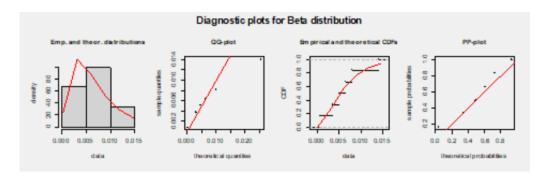
Cauchy



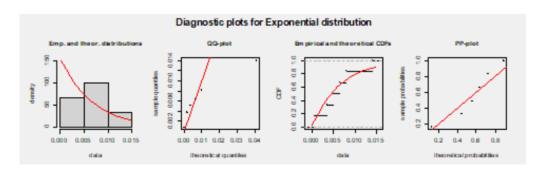
Logistica



Beta



Exponencial







Vemos que la distribución de los datos se ajusta bastante bien a las rectas en diferentes distribuciones.