

# Informe TP1

## Grupo null

- Carlos Talavera
- Federico Jure
- Juan Pablo Capurro

- **Github**

[https://github.com/juanpcapurro/tp\\_datos\\_2c2018](https://github.com/juanpcapurro/tp_datos_2c2018)

## **Introducción**

### **Pre-análisis del sitio**

Lo primero que hicimos antes de empezar a analizar el set de datos fue analizar la página de Trocafone para ver cómo podíamos relacionar los tipos de datos, de donde surgían y cómo.

Sabíamos que teníamos un campo *person* en el set de datos, pero no sabíamos de dónde surgía este ID. Si estaba relacionado con una cuenta de la página, o si estaba relacionado con la sesión del navegador.

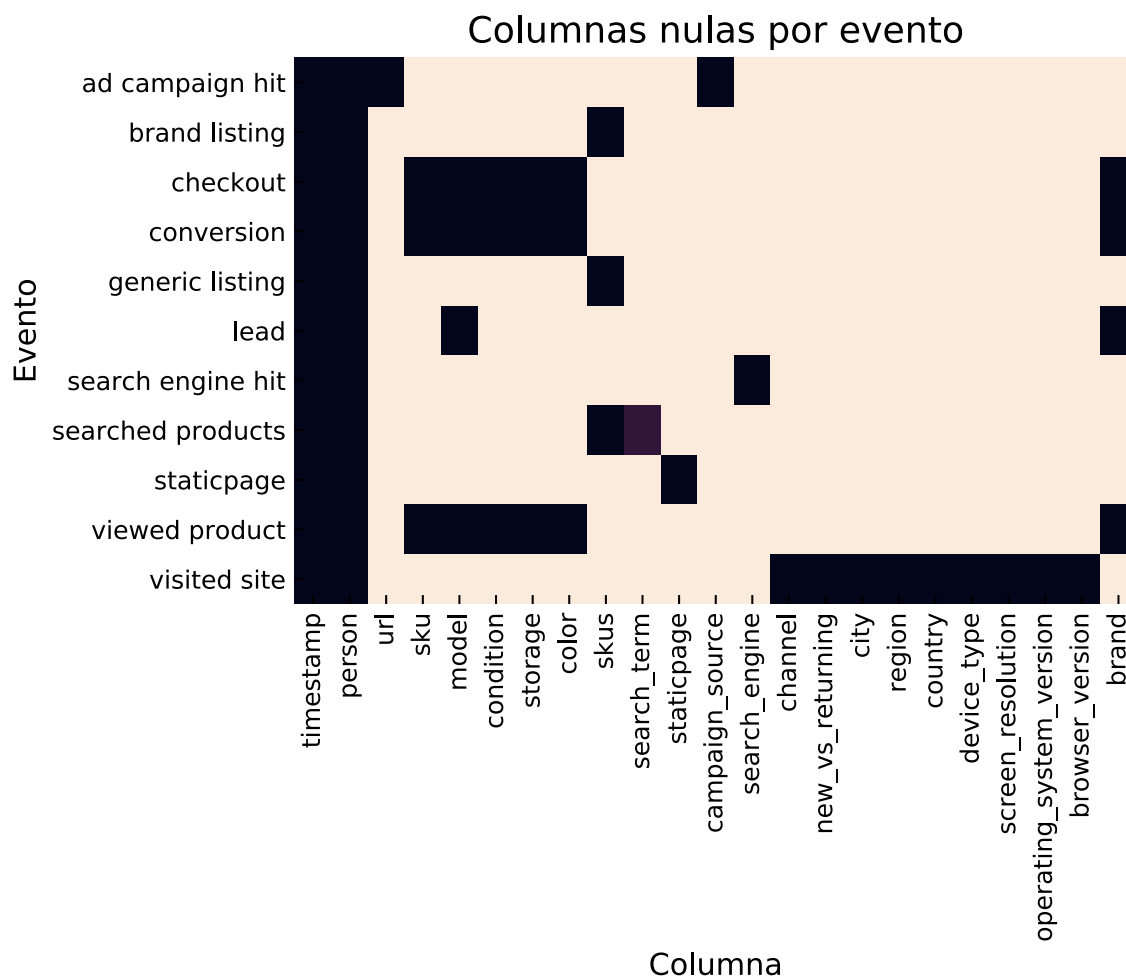
Una de las primeras cosas que notamos al sumergirnos en la página es que no contaba con un sistema de login. Entonces nos surgió la siguiente pregunta: ¿De dónde salía este ID?. Evidentemente, el evento de una única persona podría estar asociado a varios ID's distintos, ya que dependía del dispositivo del cuál estuviese usando.

A grandes rasgos, no representa ninguna desventaja a la hora de hacer análisis globales, pero perdíamos pequeños datos relacionados con los movimientos de las personas y podrían surgir algunas inconsistencias en el set de datos como por ejemplo: Una persona podría entrar a comprar un producto directamente sin pasar previamente por un motor de búsqueda o una campaña publicitaria, entrando al link del producto.

Esto podría pasar cuando una persona ingresa por un dispositivo y se reenvía el link del producto y termina realizando la compra por otro. Teniendo en cuenta este tipo de situaciones, es que consideramos no tomar tales eventos como datos anómalos.

### **Pre-análisis del set de datos**

Al estar todos los eventos en un mismo dataframe, creímos que los eventos iban a tener una cantidad importante de columnas nulas dependiendo del tipo de evento.



Dependiendo del tipo de evento, las columnas son nulas o no en un 100%, con excepción del campo `search_term` en el que hay una pequeña proporción de nulos. En definitiva, podemos decir que este set de datos es bastante consistente en cuanto a los datos de los cuales podemos sacar conclusiones directamente.

Gracias al gráfico de los datos nulos, podemos identificar rápidamente que features relacionar con cuál para sacar conclusiones.

Por ejemplo, observando el gráfico podemos ver que podemos relacionar directamente el campo `conversion` con los campos `sku`, `model`, `condition` y `storage`. Es decir, podemos observar si vale la pena sacar conclusiones de las ventas realizadas de acuerdo a `sku`, el modelo, la condición y el tamaño de la memoria del dispositivo.

También, nos sirve para descartar ideas que no son factibles directamente. Por ejemplo, no podemos relacionar directamente la cantidad de `conversion` con el campo `city` o `region`, ya que todos los tipos de eventos que surgieron como resultado de una compra, no tienen estos campos.

Este análisis previo de como se relacionan los campos del dataset entre sí nos ahorró bastante tiempo a la hora de saber por qué lado encarar los análisis.

### Nueva feature: Marca del dispositivo

Analizando el set decidimos que podría ser bastante útil e interesante hacer análisis no solo de acuerdo al modelo del dispositivo, sino también de acuerdo a la marca dueña del mismo.

Esta nueva feature nos permitiría analizar los resultados discriminando por empresas, y no solo por modelo. Por ejemplo evaluar cuál es la empresa de más renombre en la venta de

dispositivos usados. La mayoría de las marcas tienen varios modelos. Y esta nueva feature nos permitirá tener una visión más global de los agentes influyentes en el set de datos.

## Exploración

### Exploración de tipos de evento por separado

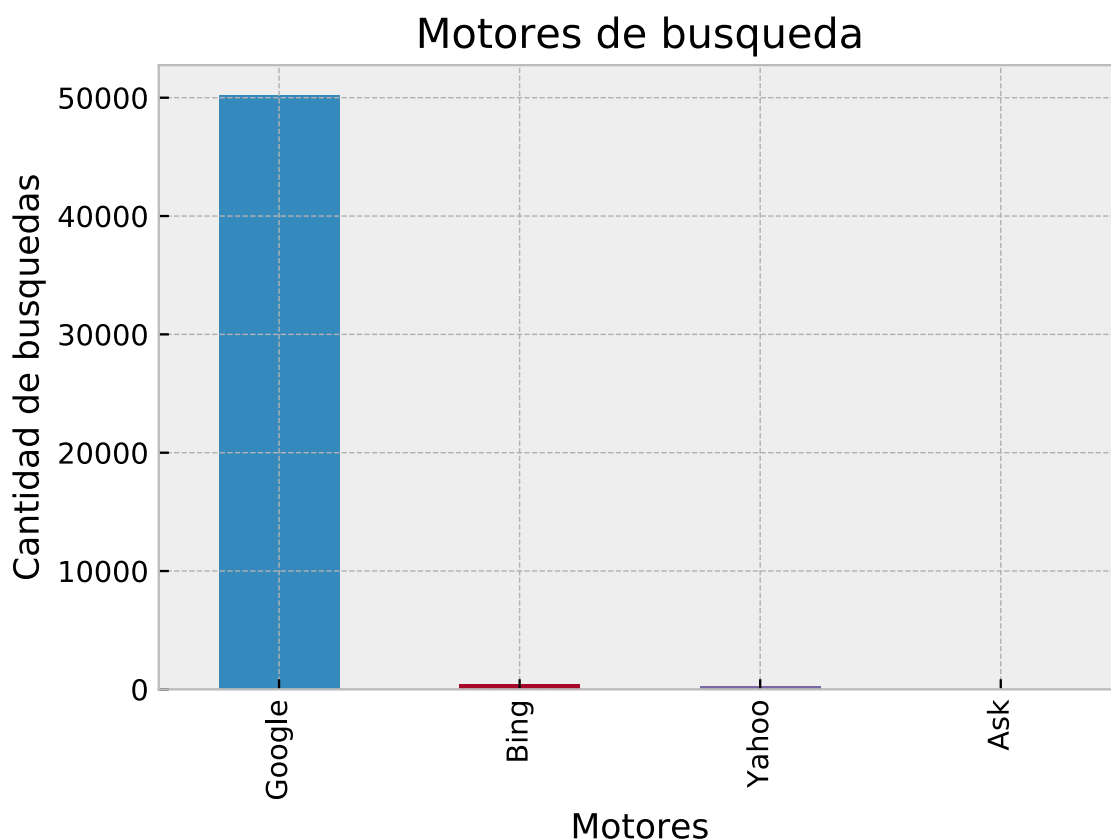
#### Eventos de búsqueda

Procedemos a ver si hay registros inválidos de búsquedas, y si amerita dropear registros. Por un lado, hay una proporción importante (7k nulos en 56k total) de eventos de búsqueda que tienen NaN como `search_term`, pero tienen distintas listas de skus, por lo que podemos suponer que hay otros factores que afectan a la búsqueda.

#### Búsquedas por motores

La idea de este análisis era evaluar cuál es el motor de búsqueda más usado para llegar a los productos de la página. Al principio, supusimos que el motor de búsqueda más usado iba a ser Google.

Dado que es uno de los motores de búsquedas más usados a nivel global y este dato es de conocimiento común. Sin embargo, decidimos llevar a cabo este análisis para terminar de confirmar (o no) nuestras hipótesis. Obtuvimos el siguiente resultado:



Tal y como era de esperarse, Google salió en primer lugar, por una diferencia abismal con el resto de los motores. Suponíamos que Google iba a ser el motor de búsqueda más usado, pero no teníamos idea de como iba a ser la relación respecto al uso de los otros motores de búsqueda.

Suponíamos que al menos el resto de los motores iban a sumar por lo menos un cuarto de las búsquedas hechas por Google, pero ni siquiera se acercan. De hecho en el gráfico su presencia respecto a los 50 000 búsquedas por Google es despreciable.

Curiosamente, la distribución del ranking se contrasta con este artículo publicado en este [blog](#) y en tantos otros.

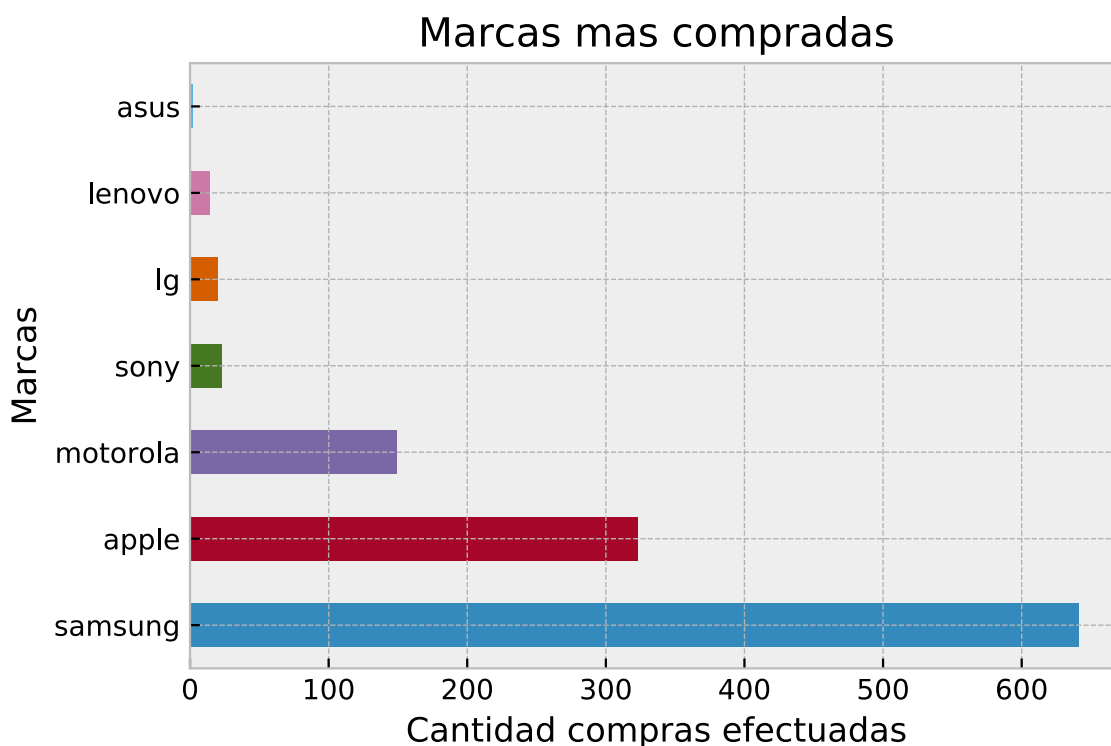
Es decir, los motores de búsqueda más usados a nivel global son: \* Google \* Bing \* Yahoo \* Ask

Lo cuál se refleja exactamente en nuestro análisis, y si nos ponemos a pensar, tiene bastante sentido. Ya que las proporciones a nivel global son relativamente equivalentes cuando lo analizás por tópicos aislados.

### **Compras realizadas a través de búsquedas por motores.**

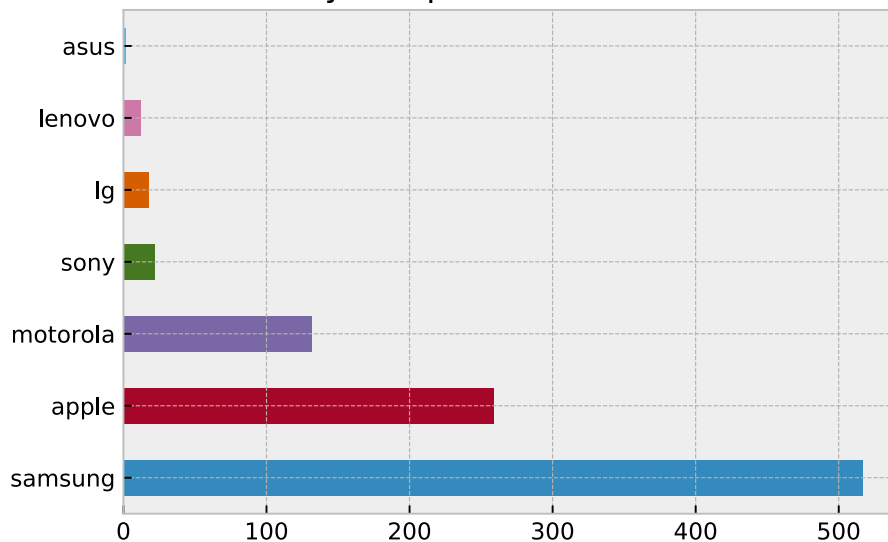
Analizando el gráfico que hicimos inicialmente en el pre-procesamiento de datos nos dimos cuenta de que no podíamos relacionar directamente a las personas que venían de realizar una búsqueda a través de un motor y si terminaban haciendo una compra. Pero podíamos vincularlos a través del ID haciendo un merge entre ambos eventos.

Antes de realizar este análisis necesitamos saber cuales son las marcas más compradas, sin tener en cuenta el evento por el cual llegaron a la página.



Ahora discernamos aquellos ID's los cuales llegaron por medio de un motor de búsqueda, y realizamos el mismo plot:

## Marcas mas buscadas y compradas a traves de motor de busqueda



Lo primero que podemos observar es que no todas las compras efectuadas son realizadas por personas que llegaron a partir de un motor de búsqueda. Hay algunas compras hechas por personas que se realizaron y no sabemos a través de donde llegaron.

Suponemos que son movimientos realizados de diferentes dispositivos y perdimos la relación. Además, sabemos que los eventos de campañas publicitarias también disparan los eventos de búsquedas a través de motores. (Este dato lo obtuvimos durante el pre-procesamiento analizando los timestamp, notamos que en un mismo segundo se realizaban múltiples eventos)

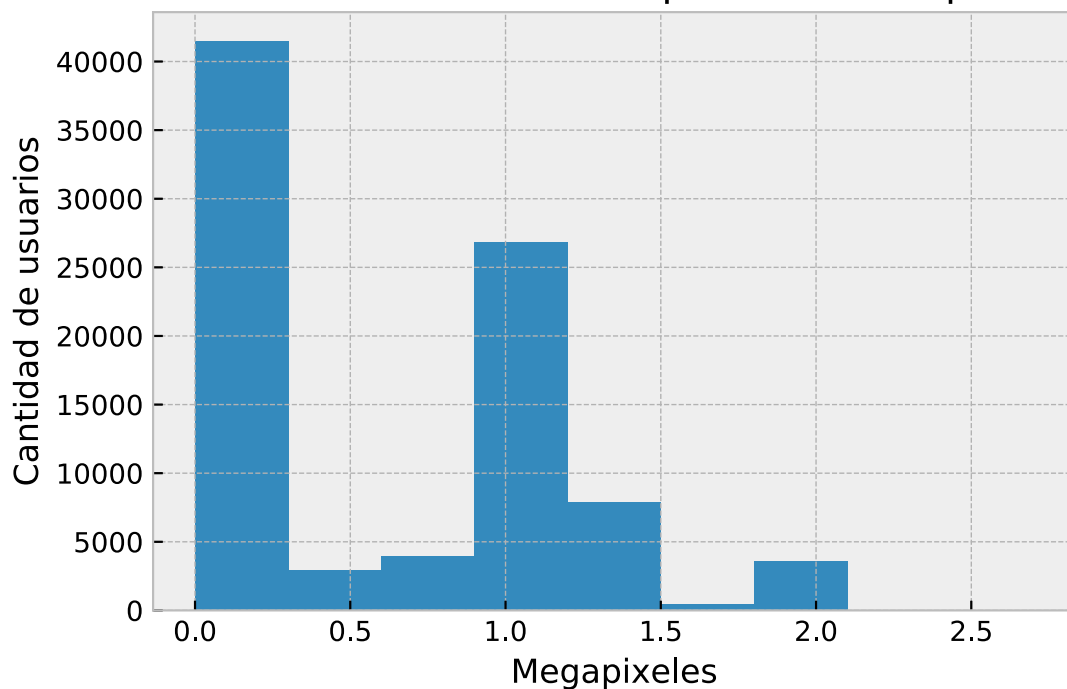
Si comparamos ambos análisis, podemos ver que las marcas más vendidas, son las marcas de las cuales tenemos menos registros de donde vinieron, por ejemplo Apple y Samsung. Esto puede deber a dos cosas:

1. Las personas que compran productos de dichas marcas, tardan más en decidirse si comprar el producto, y lo analizan entrando desde distintos dispositivos. Sabemos que Apple y Samsung tienen los modelos de celulares más caros y más vendidos (i.e.: La gama de los Samsung Galaxy y los iPhones.)
2. El resultado de que las compras en dichas marcas no tengan como origen una búsqueda por navegador es consecuencia del volumen de datos únicamente, y se repite en la misma proporción para todas las marcas, solo que al ser menores las ventas el fenómeno es menos apreciable.

### Eventos de visita de sitio

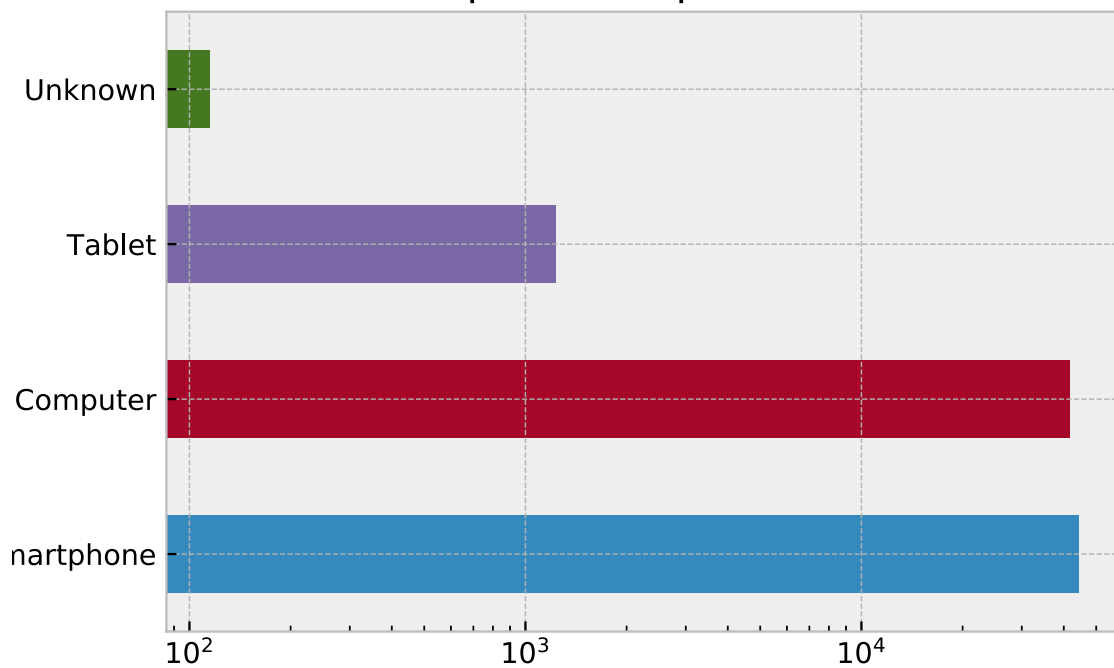
Consideramos la resolución de pantalla una forma de ver qué poder adquisitivo tienen las personas que visitan el sitio. Medimos la cantidad de píxeles de las pantallas, porque hay muchas variantes de resoluciones y solo nos importa el tamaño.

## Distribución de cantidad de pixeles de las pantallas



Nos interesó también que proporción de los usuarios accedían desde móvil y cuántos desde desktop

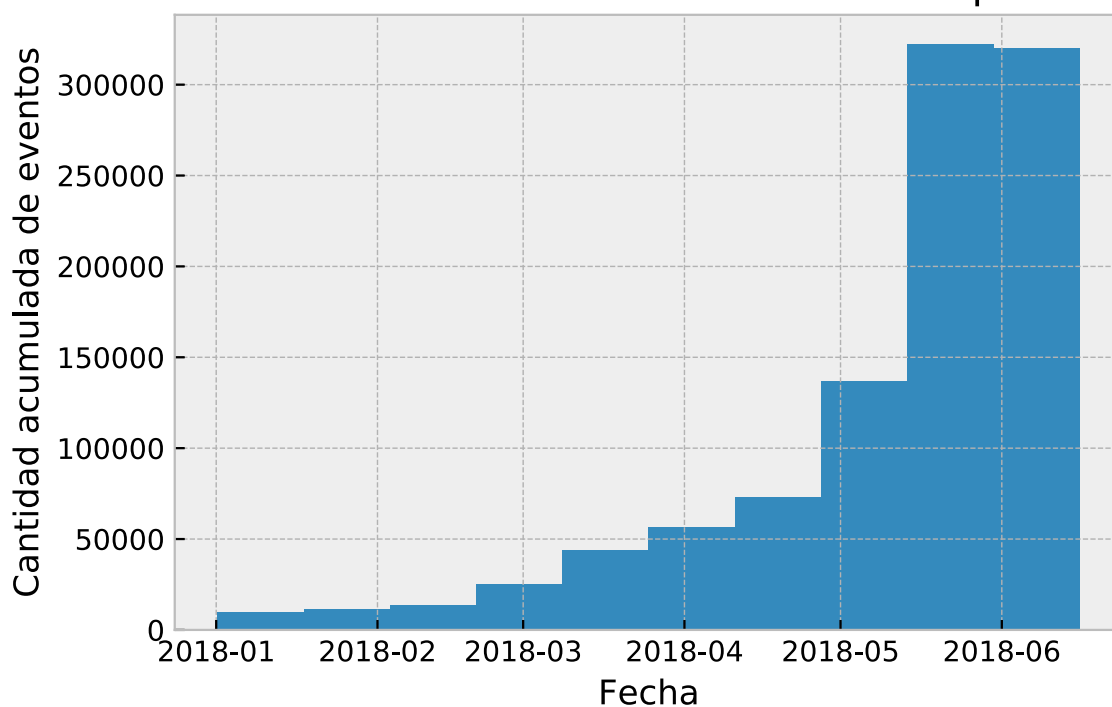
## Tipos de dispositivos



## Exploración de los eventos en conjunto

El uso de la plataforma aumentó enormemente a lo largo de los últimos meses:

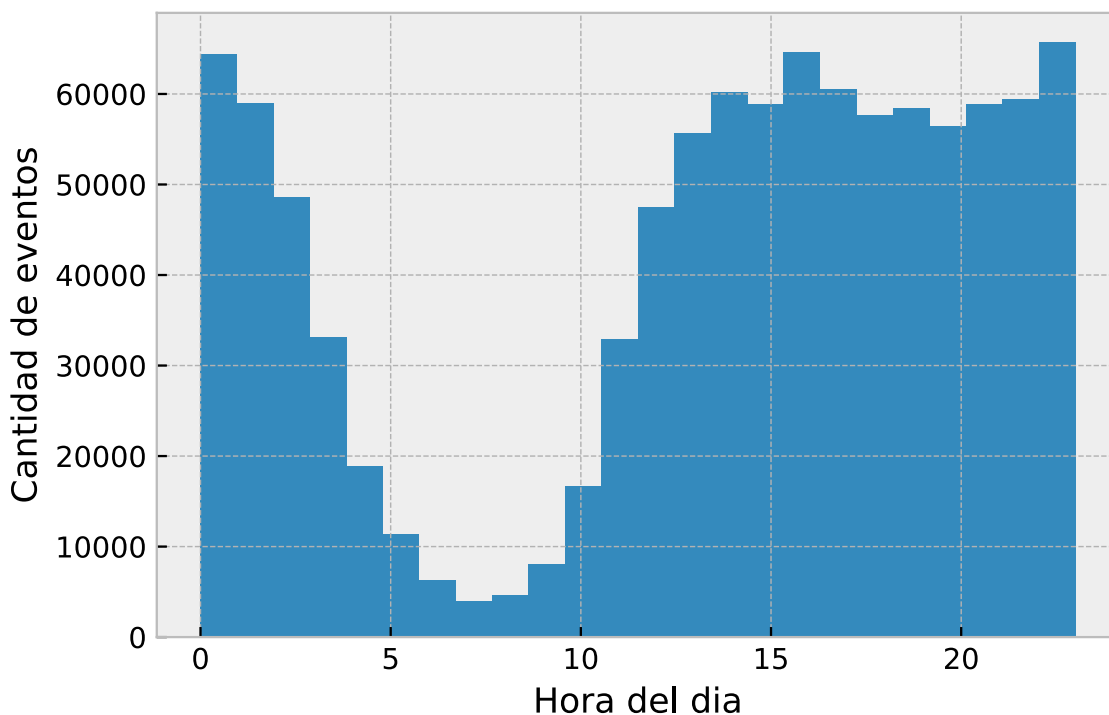
## distribución de eventos en el tiempo



Hay una aparente caída de la cantidad de eventos en el último mes, pero esto es consecuencia de que los datos para este se encuentran truncados a mitad de mes.

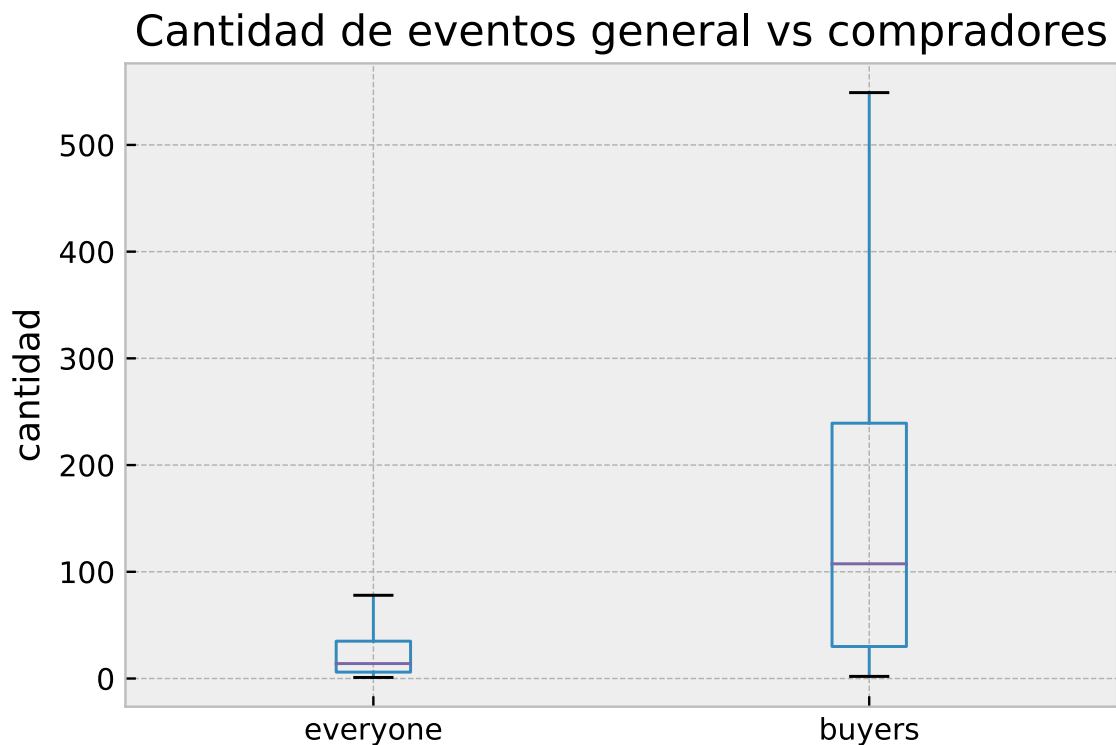
Y la distribución de los eventos a lo largo del día no nos da muchas sorpresas:

## Distribucion de eventos en las horas del dia



Los usuarios pueden tener una cantidad variable de eventos, y es usual que tengan algunos cientos, con outliers teniendo un par de miles. Estos outliers no aparecen en el gráfico porque lo volverían ilegible.



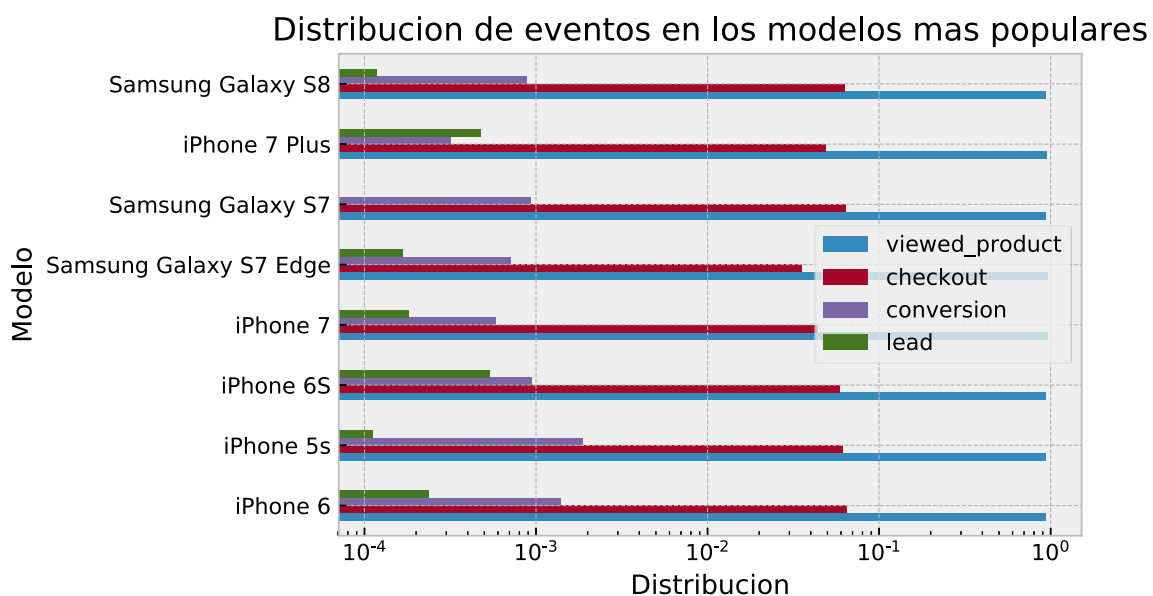


Los usuarios que realizan una conversión tienen muchos más eventos que el público en general.

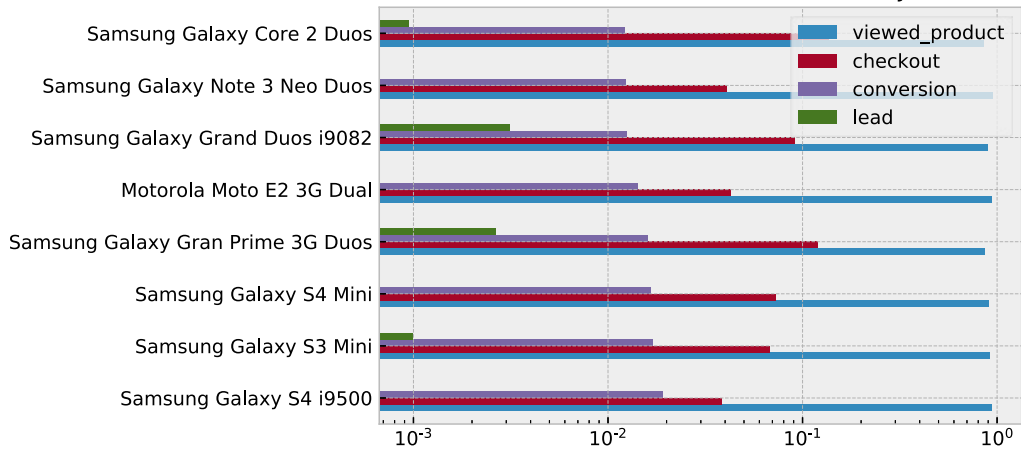
### Exploraciones de los distintos modelos

Encontramos que incluso filtrando aquellos modelos con menos de 100 eventos, buscar cuáles presentaban mejor ratio de leads introducía bastante ruido. Por ejemplo, aparecían modelos sin conversiones, por lo que consideramos esta columna relativamente desestimable.

Por otro lado, encontramos que los modelos con más vistas no overlapean mucho con los que tienen mayor ratio de conversiones:



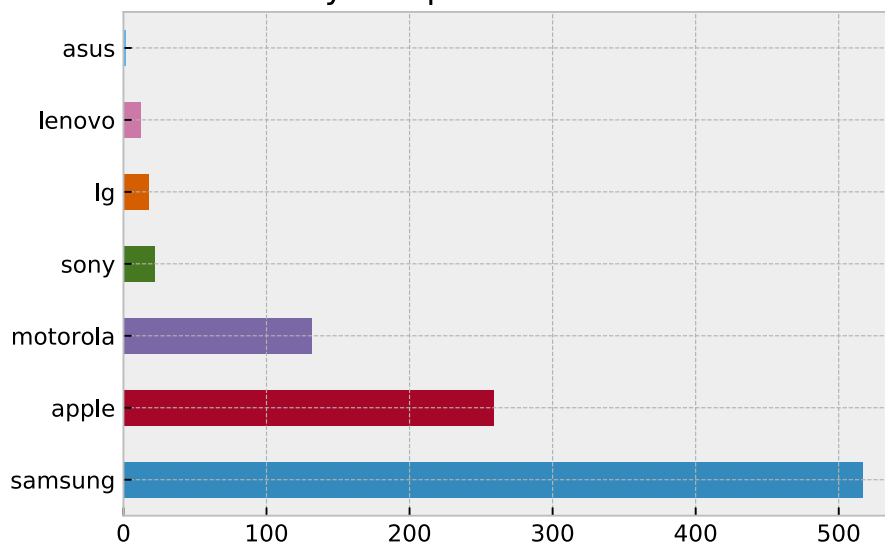
Distribucion de eventos en los modelos con mejor conversion rate



## Ventas por mes y marca

En general las ventas por marca tienen una distribución algo parecidas al market share de las distintas empresas [a nivel global](#)

Marcas mas buscadas y compradas a traves de motor de busqueda



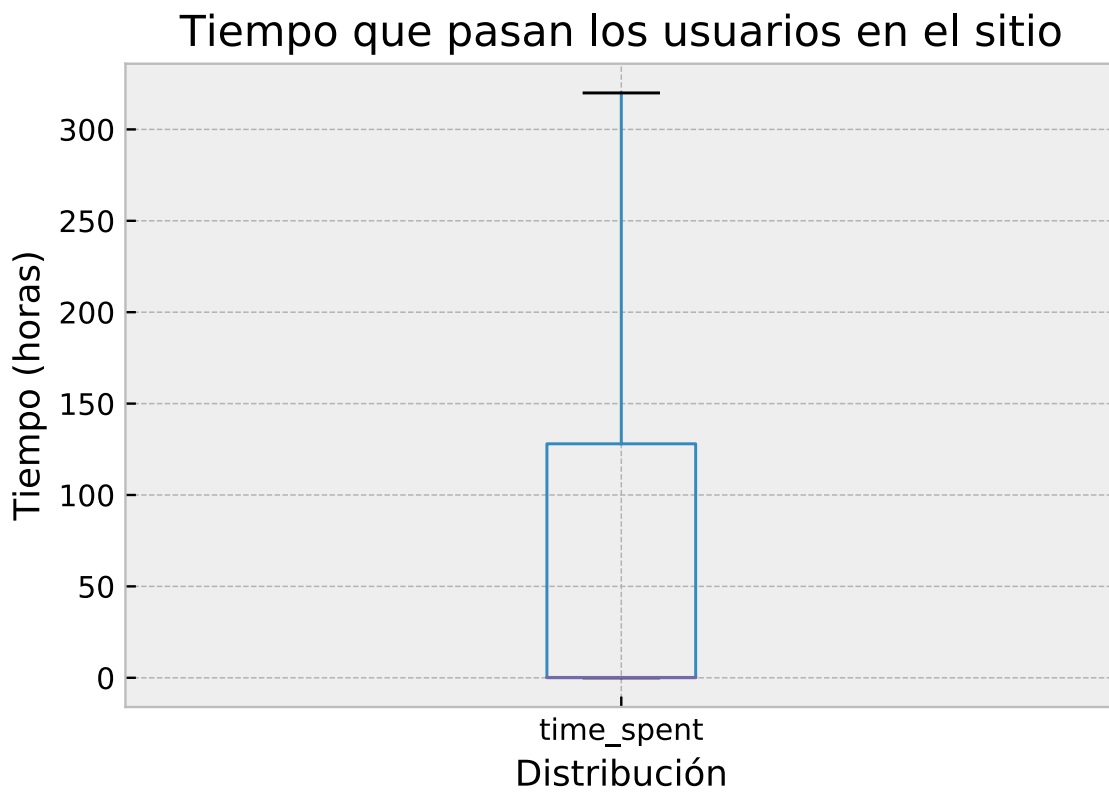
Pero se puede ver que Samsung tiene una parte mas grande de las ventas en la plataforma que a nivel global.

Las ventas por mes muestran que, por un lado, los datos están truncados en el ultimo mes, y que hubo pequeñas fluctuaciones en la proporción de ventas de Motorola respecto a las demás, pero siempre se mantuvo en primer lugar Samsung, seguido de Apple.

## Exploración sobre los usuarios

Pudimos observar que en el caso del primer evento del usuario, se hallan en el mismo segundo varios otros eventos de tipos relacionados, que refieren a la misma acción pero desde distintos puntos de vista:





Por otro lado, no se encontró relación entre el tiempo que un usuario lleva usando el sitio y la cantidad de eventos de algún tipo en particular que genera.

### Insights