Agradecimientos

# Resumen

Las lesiones traumáticas cerebrales son un problema de salud mundial. Por tanto, se hace necesario el estudio de los predictores con el objetivo de establecer estrategias, decisiones clínicas y protocolos para el tratamiento de estas lesiones de forma más óptima y tratando siempre de obtener el mejor resultado en el paciente.

En este estudio se realiza una clasificación sobre la importancia de los predictores para posteriormente utilizar distintos modelos para conseguir la mayor predicción posible.

# Abstract

# Tabla de Contenidos

[Resumen 3](#_Toc516125481)

[Abstract 4](#_Toc516125482)

[Tabla de Contenidos 4](#_Toc516125483)

[Listado de Figuras 6](#_Toc516125484)

[Listado de Tablas 7](#_Toc516125485)

[1. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS 8](#_Toc516125486)

[1.1 Introducción 8](#_Toc516125487)

[1.2 Objetivos 9](#_Toc516125488)

[1.3 Estructura 10](#_Toc516125489)

[2. ESTADO DEL ARTE 11](#_Toc516125490)

[2.1 Big Data 11](#_Toc516125491)

[2.2 Principales fases de Big Data 11](#_Toc516125492)

[2.3 Herramientas usadas en Big Data 13](#_Toc516125493)

[3. DESARROLLO 14](#_Toc516125494)

[3.1 PREPARACIÓN DE LOS DATOS 15](#_Toc516125495)

[3.1.1 Fuente de obtención de los datos 15](#_Toc516125496)

[3.1.2 Nomenclatura del conjunto de los datos 15](#_Toc516125497)

[3.1.3 Clasificación entre: ALIVE, DEATH, NO-DATA y MD/GR 17](#_Toc516125498)

[3.1.4 Clasificación entre: ESCANEADOS y NO ESCANEADOS 20](#_Toc516125499)

[3.1.5 Eliminación y centralización de variables 23](#_Toc516125500)

[3.2 PRE-PROCESADO DE LOS DATOS 25](#_Toc516125501)

[3.2.1 Búsqueda de OUTLIERS (datos anómalos) 25](#_Toc516125502)

[3.2.2 Análisis de normalidad 28](#_Toc516125503)

[3.2.3 Estudio de correlación 32](#_Toc516125504)

[3.2.4 Selección de variables con más importancia 36](#_Toc516125505)

[4. RESULTADOS 49](#_Toc516125506)

[5. CONCLUSIONES 49](#_Toc516125507)

[6. LÍNEAS FUTURAS 49](#_Toc516125508)

[7. BIBLIOGRAFÍA 49](#_Toc516125509)

# Listado de Figuras

[Ilustración 1.Fases de Big Data 13](#_Toc512633212)

# Listado de Tablas

# INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

## Introducción

## 

Las lesiones traumáticas cerebrales (**T**raumatic **B**rain **I**njury) conocidas también como lesiones cerebrales o de la cabeza ocurren cuando un golpe, impacto, sacudida u otra lesionen la cabeza causa daño al cerebro. Son principalmente el resultado de accidentes vehiculares, caídas, actos de violencia y lesiones deportivas.

Se estima que aproximadamente 2 millones de personas sufren anualmente de lesiones cerebrales, el índice de incidencia estimado es de 100 cada 100000 personas. Cada año se producen alrededor de 500000 lesiones cerebrales lo suficientemente graves como para exigir la hospitalización, llegando a causar 52000 fallecimientos anuales.

Las lesiones más comunes se dan entre los varones de 15 y 24 años, pudiendo ocurrir con cualquier edad. Muchas de estas lesiones son benignas y los síntomas desaparecen con el tiempo si reciben la atención adecuada, en otros casos el daño es más grave y puede provocar una incapacidad permanente e incluso la muerte.

Las consecuencias negativas tras un TBI dependen de muchos factores entre los que se pueden destacar la rapidez del diagnóstico y el tratamiento adecuado, que puede contribuir a aliviar algunas consecuencias de las lesiones. Por lo general es complicado predecir las consecuencias de una TBI en las primeras horas e incluso en los primeros meses ya que las consecuencias pueden permanecer ocultas durante muchos meses después.

En este contexto se hace necesario realizar un estudio de predicción que nos permita saber *“a posteriori”* las consecuencias de las lesiones en los próximos 6 meses justo después de haber tenido una lesión traumática cerebral.

## Objetivos

Con esta propuesta de Trabajo de Fin de Máster se persigue analizar una serie de datos provenientes de 10008 pacientes de 239 hospitales situados en 49 países que han sufrido una lesión cerebral traumática (TBI).

El objeto de análisis de los datos es poder crear un modelo idóneo que nos permita predecir la evolución de los pacientes en los próximos seis meses, pudiendo también determinar su estado.

Esta predicción se realizará a partir del conjunto de datos dado, entre los que se encuentran variables tan importantes como la edad, la forma en la que se produjo la lesión y los resultados del paciente habiendo evaluado su estado sobre la escala GSW (escala de Glasgow).

Para conseguir una buena predicción, se probarán varios modelos, teniendo en cuenta ciertas variables y descartando otras. Para la predicción se utilizará el análisis de regresión logística y se tendrá en cuenta la curva ROC, para detectar si el modelo utilizado se ajusta o no, es decir, si el modelo es bueno para realizar predicciones.

La meta a la que se pretende llegar con este trabajo es, en definitiva, obtener un patrón a partir de las características de los datos que nos permita realizar predicciones tempranas a partir de la información de un paciente que haya sufrido un daño cerebral traumático.

La lista de objetivos que se han definido para este trabajo son los siguientes:

* + Estudio del estado del arte y familiarización con el conjunto de datos con el que se va a trabajar.
  + Limpieza y preparación del conjunto de datos.
  + Estudio y comparación de modelos de aprendizaje sobre el conjunto de datos.
  + Validación final del modelo utilizado.
  + Análisis y documentación de los resultados.

## Estructura

La estructura que va a definir el Trabajo Fin de Máster será la siguiente:

**Capítulo 1. Introducción y Objetivos:** En el primer capítulo se definen las necesidades que nos llevan al desarrollo de este trabajo. También se van a definir los objetivos que se persiguen con la realización de este. Por último, se presentará la estructura que tendrá el presente documento.

**Capítulo 2. Estado del Arte:** El objetivo que se pretende conseguir en este capítulo es introducir y situar al lector en el ámbito de Big Data, sus fases y las herramientas que se utilizan para lograr los objetivos deseados.

**Capítulo 3. Desarrollo:** En este capítulo se realiza una explicación detallada de todos los pasos que se van a seguir para conseguir obtener información de nuestros datos.

**Capítulo 4. Resultado:** En esta sección se valorarán los resultados que se han obtenido tras el uso de los distintos modelos analizados.

**Capítulo 5. Líneas futuras:** Este capítulo se centrará en las propuestas de líneas de trabajo futuro en este contexto.

# ESTADO DEL ARTE

## Big Data

Cuando hablamos de Big Data nos referimos a conjuntos de datos o combinaciones de conjuntos de datos cuyo tamaño (volumen), complejidad (variabilidad) y velocidad de crecimiento (velocidad) dificultan su captura, gestión, procesamiento o análisis mediante tecnologías y herramientas convencionales, como por ejemplo bases de datos relacionales, estadísticas convencionales o paquetes de visualización que nos permitan observar estos volúmenes de datos de forma inmediata.

En estas últimas décadas, el termino de Big Data ha sido y es bastante revolucionario, puesto que, aunque antes ya se utilizaba este concepto (cuando en un artículo de la revista Harper’s Magazine se habla por primera vez de Big Data en 1989), no ha sido hasta comienzos del siglo XXI cuando se han empezado a plantear los problemas sobre el uso y almacenamiento de grandes volúmenes de datos. Ya en 2005 nace Hadoop, un entorno de trabajo de Big Data. Pero no es hasta 2016 cuando la palabra “Big Data” se convierte en la palabra de moda.

Centrándonos en el gran volumen de datos y de acuerdo al IDC (International Data Corporation), el volumen total de datos en 2013 fue de 2.8ZB. Los seres humanos estamos creando y almacenando información constantemente y cada vez más en cantidades astronómicas y se espera que en 2020 se alcancen los 40ZB, unos 5247GB por persona.

A su vez, se hace necesario el análisis de estas grandes cantidades de datos con el objetivo -entre otros- de facilitar a las organizaciones el aprovechamiento de estos datos para identificar nuevas oportunidades. Este aprovechamiento se consigue mediante la recopilación y la búsqueda de tendencia dentro de estos.

## Principales fases de Big Data

Las principales fases que se deben realizar a la hora de extraer información a partir de un conjunto de datos son las siguientes:

1. **Obtención de datos:** En esta primera fase lo que prima es la búsqueda y la obtención de los datos a partir de una fuente u origen. Los datos podrán ser estructurados, no estructurados, etc. Existen una serie de fuentes de donde se pueden sacar los datos, como, por ejemplo:
   1. GitHub
   2. Amazon
   3. Facebook
   4. Twitter
   5. Google (datos de mercado)
2. **Procesado de datos:** En esta fase lo que se persigue es la separación, agrupación y filtrado de datos, con el objetivo de producir que la información sea lo más significativa posible.
3. **Limpieza de datos:** Posteriormente, es necesario realizar una limpieza de los datos, puesto que muchas veces existen duplicaciones que son necesarias eliminar e incluso errores en los propios datos. Un ejemplo de estos errores podría ser los datos que se salen fuera de un intervalo cualitativo o cuantitativo determinado.
4. **Análisis exploratorio de datos:** Después de realizar la limpieza de datos estos se someterán a un tratamiento estadístico. Mediante este tratamiento estadístico se buscarán tendencias, se obtendrán histogramas para detectar grupos y se visualizarán distintos gráficos (medias, modas, desviaciones, máximos y mínimos, correlación, normalidad, etc) con el fin de identificar el modelo teórico más adecuado para la representación de estos datos.
5. **Modelado y algoritmos:** Se utilizan los datos estadísticos obtenidos en la fase anterior con el objetivo de buscar el modelo que se adapte mejor a nuestros datos y que pueda proporcionarnos.
6. **Producto de datos**: Se utiliza aplicaciones como PowerBI, Pentaho, QlikView, PeriscopeData e incluso documentos Excel, con el objetivo de visualizar y obtener resultados dinámicos.
7. **Comunicación / visualización de datos:** Se realizan informes por audiencia (comerciales, marketing, estrategia, dirección, técnicos, etc).

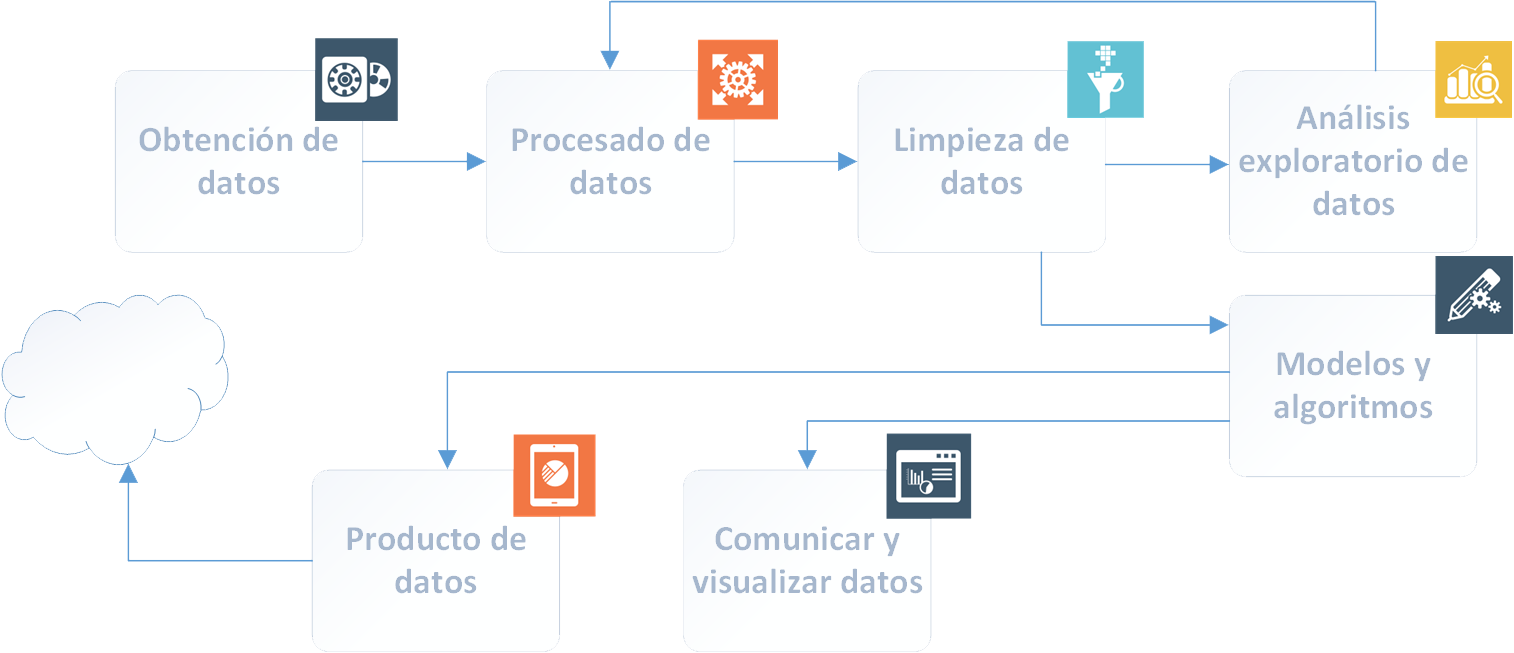


Ilustración 1.Fases de Big Data

Con nuestro proyecto buscaremos alcanzar y tratar los 5 primeros puntos anteriormente comentados.

## Herramientas usadas en Big Data

A continuación, se van a describir algunas de las herramientas que se utilizan para realizar los procesos de Big Data:

1. **Hadoop**

Es una una herramienta Big Data Open Source. Se considera el *“framework”* estándar para el almacenamiento de grandes volúmenes de datos. También se utiliza para el análisis y procesado de datos.

Hadoop utiliza modelos de programación simple (aislando a los desarrolladores de las dificultades de la programación paralela) para el almacenamiento y el procesamiento distribuido. Hadoop distribuye por tanto el gran volumen de datos en nodos. Dispone, por consiguiente, de un sistema de archivos distribuido en cada nodo del cluster: HDFS (Hadoop Distributed File System) y se basa en el proceso de MapReduce.

1. **Apache Spark**

Se trata de un motor de procesamiento de datos de código abierto. Realiza también una programación distribuida que consiste en distribuir el trabajo entre un conjunto de “clusters” que desde un punto de vista abstracto actúa como un solo ente que realiza el procesado. Se puede programar usando distintos lenguajes como Java, Scala, Python o R. Es bastante más rápido en memoria y en disco que Hadoop MapReduce.

1. **Apache Storm**

Es un sistema de computación distribuida en tiempo real orientado a procesar flujos constantes de datos, por ejemplo, datos que provienen de Twitter, pudiendo realizar estudios sobre *“trending topics”* al momento*.*

1. **Lenguaje R.**

Es un lenguaje y un entorno de software frecuentemente usado para el cálculo estadístico y la visualización de gráficos. Es utilizado para la minería de datos, la investigación bioinformática y las matemáticas financieras.

R se asemeja más a un lenguaje matemático más que a un lenguaje de programación, por lo que puede ser un inconveniente para los programadores para realizar análisis de Big Data. Su punto fuerte es el gran número de librerías creadas por la comunidad entre otras herramientas.

1. **Python**

Es un lenguaje avanzado cuya ventaja a otros lenguajes es su uso relativamente fácil para usuarios que no están familiarizados con la programación, pero que necesitan trabajar con análisis de datos.

También dispone de una gran comunidad detrás de este lenguaje que proporcionan un gran número de librerías, haciendo de Python un lenguaje muy eficiente para realizar Big Data.

# DESARROLLO

Como ya se comentó en la sección 2.2 Principales fases de Big Data, en este capítulo se desarrollarán dichas fases.

Las fases que se persiguen alcanzar con este trabajo fin de master, se van a dividir en tres secciones en este documento:

* Preparación de los datos: Abarca las fases de obtención de datos, procesado de datos y limpieza de datos.
* Pre-procesamiento de los datos: Abarca la fase del análisis exploratorio de datos
* Modelado de los datos: Abarca la fase de modelados y algoritmos.

## PREPARACIÓN DE LOS DATOS

### Fuente de obtención de los datos

Los datos a utilizar en el estudio realizado con este trabajo, se han obtenido del siguiente repositorio de datos: <https://ctu-app.lshtm.ac.uk/freebird/index.php/available-trials/>

El nombre del repositorio de datos es el siguiente: **CRASH Corticosteroid Randomisation after Significant Head Injury.**

Estos datos provienen de la siguiente institución: **London School of Hygiene and Tropical Medicine**

### Nomenclatura del conjunto de los datos

La pretensión de esta sección es que el lector entienda el significado de las variables que se van a utilizar en la preparación de los datos.

Las variables que se van a utilizar son las siguientes:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Nombre de la variable** | **Significado** | **Valores** |
| SEX | Género del paciente | 0 = Hombre  1 = Mujer |
| AGE | Edad del paciente |  |
| GCS\_EYE | Escala de Glasgow: Apertura de ojos | 4 =Espontaneo  3 = Al sonido  2 = Al dolor  1 = Ninguno |
| GCS\_MOTOR | Escala de Glasgow: Respuesta motriz | 6 = Obedece ordenes  5 = Localiza el dolor  4 = Flexión normal  3 = Flexión anormal  2 = Extensión  1 = Ninguno |
| GCS\_VERBAL | Escala de Glasgow: Respuesta verbal | 5 = Orientado  4 = Desorientado y hablando  3 = Palabras  2 = Sonidos  1 = Ninguno |
| PUPIL\_REACT\_LEFT | Reactividad de la pupila del ojo izquierdo. | 1 = Si  2= No  3 = Incapaz de valuar |
| PUPIL\_REACT\_RIGHT | Reactividad de la pupila del ojo derecho. | 1 = Si  2= No  3 = Incapaz de valuar |
| Cause | Causa del traumatismo | 1 = Accidente de trafico  2 = Caída de más de 2 metros  3 = Otros |
| Outcome | Vivo o fallecido en las dos primeras semanas del traumatismo. | 1 = Si  2 = No |
| Symptoms | Condición del paciente en los primeros resultados | 1 = Sin síntomas  2 = Síntomas menores  3 = Alguna restricción en el estilo de vida, pero independiente  4 = Dependiente, pero no requiere una constante atención.  5 = Completamente dependiente, requiere atención día y noche  6 = Fallecido  9 = Se sabe que está vivo a los 6 meses pero no se sabe los síntomas en el día 14. |
| Major\_EC\_injury | Lesión extra craneal mayor | 1 = Si  2 = No |
| Head\_CT\_scan | Escáner CT realizado | 1 = Si  2 = No |
| 1\_or\_more\_PH | 1 o más hemorragias petequias en la cabeza | 1 = Si  2 = No |
| Obliteration\_3rdVorBC | Obliteración del 3 ventrículo o deposito basal. | 1 = Si  2 = No |
| Subarachnoid\_bleed | Hemorragia subaracnoidea | 1 = Si  2 = No |
| Midline\_shift>5mm | Cambio en la línea media del cerebro | 1 = Si  2 = No |
| Non\_evac\_haem | Hematoma intracraneal evacuado | 1 = Si  2 = No |
| Evac\_haem | Hematoma intracraneal | 1 = Si  2 = No |
| GOS5 | Evaluación general (Cuestionario 5 niveles) | GR = Buena recuperación  MD = Discapacidad moderada  SD = Discapacidad severa  SD\* = Discapacidad severa no relacionada con el traumatismo  VS = Estado vegetativo  D= Fallecido |
| GOS8 | Evaluación general (Cuestionario 8 niveles) | GR- = Buena recuperación (baja)  GR+ = Buena recuperación (alta)  MD- = Discapacidad moderada (baja)  MD+ = Discapacidad moderada (alta)  SD- = Discapacidad severa (baja)  SD+ = Discapacidad severa (alta)  SD\* = Discapacidad severa no relacionada con el traumatismo  D= Fallecido |

Las **variables con prefijo “EO\_”** son aquellas que pertenecen a las pruebas realizadas en las primeras dos semanas de ingreso en el hospital.

Las **variables con prefijo “TH\_”** son aquellas que pertenecen a las pruebas realizadas en las primeras dos semanas si se ha transferido el paciente a otro hospital.

### Clasificación entre: ALIVE, DEATH, NO-DATA y MD/GR

En esta fase, se ha realizado una clasificación de los datos dados según 4 resultados finales:

* + Fallecidos o con discapacidades severas (SD-D).
  + Con discapacidad moderada o buena recuperación (MR-GR).
  + Vivos (pero sin resultados finales).
  + Sin datos.

Para este procesado se han tenido en cuenta principalmente las siguientes variables:

* + EO\_Outcome
  + EO\_Symptoms
  + TH\_Outcome
  + TH\_Symptoms
  + GOS5
  + GOS8

#### Cuando las variables de GOS5 y GOS8 tienen datos

Si las filas ya contenían datos en las columnas de GOS5 y GOS8, directamente se han clasificado -según estas variables-. De lo contrario, se ha tenido que analizar las otras variables.

head(datos.modelo[,c(17,18,27,28,29,30)])

## EO\_Outcome EO\_Symptoms TH\_Outcome TH\_Symptoms GOS5 GOS8  
## 1 4 1 NA NA <NA> <NA>  
## 2 4 3 NA NA <NA> MD+  
## 3 4 2 NA NA SD\* <NA>  
## 4 4 2 NA NA <NA> GR+  
## 5 4 1 NA NA <NA> <NA>  
## 6 4 2 NA NA <NA> SD-

#### Cuando las variables de GOS5 y GOS8 no tienen datos

Si las variables de *“outcome”* contenían el valor de 1 (fallecimiento) o las variables de *“Symptoms”* contenían el valor de 6, directamente esas filas del conjunto de datos pasaban a clasificarse como fallecidos.

## EO\_Outcome EO\_Symptoms TH\_Outcome TH\_Symptoms GOS5 GOS8 TH\_Cause  
## 22 1 6 NA NA <NA> <NA> NA  
## 38 1 6 NA NA <NA> <NA> NA  
## 50 1 6 NA NA <NA> <NA> NA  
## 55 1 6 NA NA <NA> <NA> NA  
## 61 1 6 NA NA <NA> <NA> NA  
## 85 1 6 NA NA <NA> <NA> NA

Si las variables de *“outcome”* contenían el valor de 4 (alta) y las de “*Symptoms”* el valor de 1, entonces se han clasificado como “Vivos (pero sin resultados finales)”.

## EO\_Outcome EO\_Symptoms TH\_Outcome TH\_Symptoms GOS5 GOS8 TH\_Cause  
## 1 4 1 NA NA <NA> <NA> NA  
## 5 4 1 NA NA <NA> <NA> NA  
## 18 4 1 NA NA <NA> <NA> NA  
## 20 4 1 NA NA <NA> <NA> NA  
## 36 4 1 NA NA <NA> <NA> NA  
## 51 4 1 NA NA <NA> <NA> NA

Se clasificarán como “Sin datos” todas aquellas filas que no contengan valores ni en las columnas de “*Symptoms”*. Se tienen en cuenta los transferidos a otros hospitales.

## EO\_Outcome EO\_Symptoms TH\_Outcome TH\_Symptoms GOS5 GOS8 TH\_Cause  
## 384 NA NA NA NA <NA> <NA> NA  
## 417 NA NA NA NA <NA> <NA> NA  
## 985 NA NA NA NA <NA> <NA> NA  
## 997 NA NA NA NA <NA> <NA> NA  
## 2270 NA NA NA NA <NA> <NA> NA  
## 2292 NA NA NA NA <NA> <NA> NA

Si los “*Symptoms*” son de 4 o de 5 (Discapacidad Severa), entonces se clasificarán como “Fallecidos o con discapacidades severas”.

## EO\_Outcome EO\_Symptoms TH\_Outcome TH\_Symptoms GOS5 GOS8 TH\_Cause  
## 160 5 5 NA NA <NA> <NA> NA  
## 241 5 5 NA NA <NA> <NA> NA  
## 317 5 5 NA NA <NA> <NA> NA  
## 336 5 5 NA NA <NA> <NA> NA  
## 357 5 5 NA NA <NA> <NA> NA  
## 573 5 5 NA NA <NA> <NA> NA

Así mismo, si las variables de *“outcome”* contenían el valor de 4 y las de *“Symptoms”* el valor de 9, significa que el paciente ha sido dado de alta, pero no se tiene ningún dato sobre el estado final, por lo tanto, se han incluido en la clasificación de “Vivos (pero sin resultados finales)”.

## EO\_Outcome EO\_Symptoms TH\_Outcome TH\_Symptoms GOS5 GOS8 TH\_Cause  
## 409 4 9 NA NA <NA> <NA> NA  
## 1000 4 9 NA NA <NA> <NA> NA  
## 4859 4 9 NA NA <NA> <NA> NA

Se han visto 3 elementos de “NODATA”, cuyos pacientes obtienen un estado de *“Symptoms”* de 4, por lo que se envía a estado de fallecido, son datos anómalos.

## EO\_Outcome EO\_Symptoms TH\_Outcome TH\_Symptoms GOS5 GOS8 TH\_Cause  
## 52 2 4 NA 4 <NA> <NA> 3  
## 699 2 4 NA 4 <NA> <NA> NA  
## 3025 2 4 NA 4 <NA> <NA> 1

#### DATOS FINALES:

* Fallecidos o con discapacidades severas*:* 3559
* Con discapacidad moderada o buena recuperación*:* 5997
* Vivos (pero sin resultados finales)*:* 127
* Sin datos*:* 86
* Con NA*:* 239

### Clasificación entre: ESCANEADOS y NO ESCANEADOS

En primer lugar, se han encontrado ciertos datos anómalos, en los que aparecen datos escaneados (1) y no tienen los datos del escáner, entonces deberíamos ponerlo como no escaneado (2).

## EO\_Head.CT.scan EO\_1.or.more.PH EO\_Subarachnoid.bleed  
## 201 1 NA NA  
## 314 1 NA NA  
## 1277 1 NA NA  
## 3234 1 NA NA  
## 3687 1 NA NA  
## 4256 1 NA NA  
## EO\_Obliteration.3rdVorBC EO\_Midline.shift..5mm EO\_Non.evac.haem  
## 201 NA NA NA  
## 314 NA NA NA  
## 1277 NA NA NA  
## 3234 NA NA NA  
## 3687 NA NA NA  
## 4256 NA NA NA  
## EO\_Evac.haem  
## 201 NA  
## 314 NA  
## 1277 NA  
## 3234 NA  
## 3687 NA  
## 4256 NA

A continuación, se van a clasificar los datos como:

* + Escaneados
  + No escaneados
  + En analisis

Si el *“Outcome”* es 2 (el paciente se ha transferido a otro hospital), se ha escaneado en dicho hospital (“TH\_SCAN”) y no se tiene ninguna información en los escáneres, se clasificarán como “En análisis”.

## EO\_Outcome TH\_Head.CT.scan TH\_1.or.more.PH TH\_Subarachnoid.bleed  
## 52 2 <NA> NA NA  
## 128 2 <NA> NA NA  
## 135 2 <NA> NA NA  
## 188 2 <NA> NA NA  
## 193 2 <NA> NA NA  
## 207 2 <NA> NA NA

Sobre el dataset **NO ESCANEADO**: Si el *“Outcome”* es 2 (el paciente se ha transferido a otro hospital) y no se ha realizado ningún escáner, pero si contiene datos en el escáner, entonces se clasificará como “Escaneado”.

## EO\_Outcome TH\_Head.CT.scan TH\_1.or.more.PH TH\_Subarachnoid.bleed  
## 201 2 1 2 2  
## 217 2 1 2 1  
## 257 2 1 1 2  
## 314 2 1 1 2  
## 318 2 1 2 2  
## 1184 2 1 2 2

Sobre el dataset **NO ESCANEADO**: Nos hemos dado cuenta que existen datos anómalos, que contienen varios escáneres, pero, sin embargo, no se indica como escaneado, son los registros: 2628,3276,3279,8469,8655, etc. (En total son 12)

## EO\_Head.CT.scan EO\_1.or.more.PH EO\_Subarachnoid.bleed  
## 2628 2 2 2  
## 3276 2 2 2  
## 3279 2 2 2  
## 3720 2 2 2  
## 7286 2 2 2  
## 8469 2 2 2

Sobre el dataset **EN ANALISIS**: Nos hemos dado cuenta de que existen datos anómalos. Para las variables de los pacientes que se han transferido a otro hospital (TH), existen variables de escáner *(“TH\_Head.CT.scan”)* que se encuentran vacías, junto con el resto de variables del escáner en particular. Por lo tanto, se ha asignado el valor de 2 a la variable de escáner *(“TH\_Head.CT.scan”)* y se han incluido en los escaneados, puesto que en todos ellos, en la variable *“EO\_Head.CT.scan”* sí que existe un valor de 1 (escaneados) y no se han encontrado más anomalías en dichos datos.

## EO\_Head.CT.scan EO\_1.or.more.PH EO\_Outcome TH\_Head.CT.scan  
## 681 1 2 2 <NA>  
## 1639 1 2 2 <NA>  
## 5743 1 2 2 <NA>  
## 8434 1 2 2 <NA>  
## 8972 1 2 2 <NA>  
## TH\_1.or.more.PH TH\_Subarachnoid.bleed  
## 681 NA NA  
## 1639 NA NA  
## 5743 NA NA  
## 8434 NA NA  
## 8972 NA NA

Sobre el dataset **ESCANEADO**: Se van a eliminar todas las filas que no tengan información en el *“TH\_Major.EC.injury”* y en el *“EO\_Major.EC.injury”.*

## EO\_Outcome TH\_Major.EC.injury  
## 76 2 NA  
## 90 2 NA  
## 315 2 NA  
## 361 2 NA  
## 510 2 NA  
## 565 2 NA

Sobre el dataset **ESCANEADO**: Comprobamos que las variables: *“EO\_Cause”* y *“EO\_Symptoms”*, no contengan valores nulos.

## EO\_Cause EO\_Major.EC.injury  
## 177 3 2  
## 211 NA 1  
## 242 NA 2  
## 255 2 2  
## 293 NA 2  
## 321 NA 1

Sobre el dataset **ESCANEADO**: Comprobamos que la variable: *“EO\_Outcome”* no se encuentre nula. (En total son 2 registros).

## EO\_Cause EO\_Outcome  
## 9036 3 NA  
## 9333 3 NA

Sobre el dataset **ESCANEADO**: Comprobamos que existe un valor anómalo (que se sale del rango) en un registro en la columna de *“EO\_Major.EC.Injury”*. Este valor lo cambiaremos a positivo -> 1.

## EO\_Cause EO\_Major.EC.injury  
## 3862 2 -1

DATOS FINALES:

* Vivos y escaneados: 4157
* Vivos y no escaneados: 1535
* Vivos en análisis: 305
* Fallecidos y escaneados: 2829
* Fallecidos y no escaneados: 439
* Fallecidos en análisis: 291

### Eliminación y centralización de variables

Se va a centralizar las variables de *“PUPIL\_REACT\_LEFT”* y *“PUPIL\_REACT\_RIGHT”.*

## PUPIL\_REACT\_LEFT PUPIL\_REACT\_RIGHT ESTADOESCANER  
## 1 1 1 SCANEADO  
## 2 1 1 SCANEADO  
## 3 1 1 SCANEADO  
## 4 1 1 SCANEADO  
## 5 1 1 SCANEADO  
## 6 1 1 SCANEADO

* Both reactive: 5662
* No response unilateral: 497
* No response: 634
* Unable to assess: 193

Ahora vamos a ver si podemos prescindir o aunar las variables de *“EO\_Cause”* y *“TH\_Cause”*. Para ello veremos en qué caso, ambas variables difieren:

## EO\_Cause TH\_Cause  
## 2307 1 3  
## 2813 3 1  
## 3285 2 3  
## 4021 3 1

Como se puede observar, podríamos prescindir de la variable *“TH\_Cause”*, puesto que recoge la misma información que *“EO\_Cause”*.

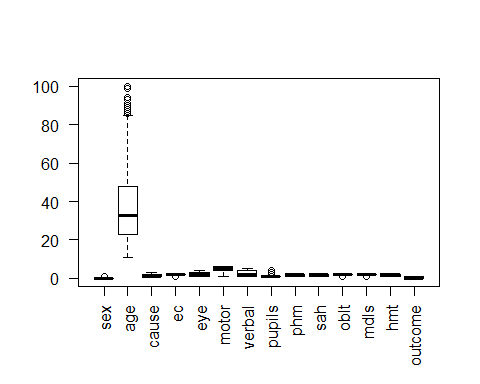
A continuación, vamos a aunar todas las variables del escáner. Si un paciente ha sido transferido a otro hospital y se han realizado los escáneres en dicho hospital, entonces, se mantendrán los últimos valores del escáner. En caso contrario, se usarán los primeros resultados de escáner obtenidos en el primer. Además, eliminaremos todas las variables que no se utilicen.

## sex age cause ec eye motor verbal pupils phm sah oblt mdls hmt outcome  
## 1 0 11 1 1 1 5 1 1 2 2 2 2 2 MDGR  
## 2 0 14 1 2 1 2 1 1 1 2 2 2 1 D  
## 3 0 14 1 2 2 5 1 1 2 2 2 2 1 D  
## 4 0 14 1 2 2 5 2 1 2 2 2 2 2 MDGR  
## 5 0 14 3 2 4 6 4 1 2 1 2 2 2 MDGR  
## 6 0 15 1 2 1 5 1 1 2 2 2 2 2 D

## PRE-PROCESADO DE LOS DATOS

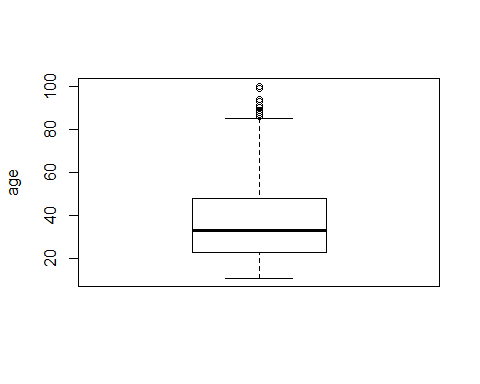
### Búsqueda de OUTLIERS (datos anómalos)

En primer lugar, se ha realizado un diagrama para cada una de las variables del conjunto de datos.



En este gráfico, nos hemos dado cuenta que la variable que contiene un gran numero datos anómalos es *“age”*.

A continuación, pasamos a estudiar a fondo los motivos que producen que esta variable tenga datos anómalos y comprobaremos si es necesario o no la eliminación de dichos datos.



Estas son las edades anómalas:

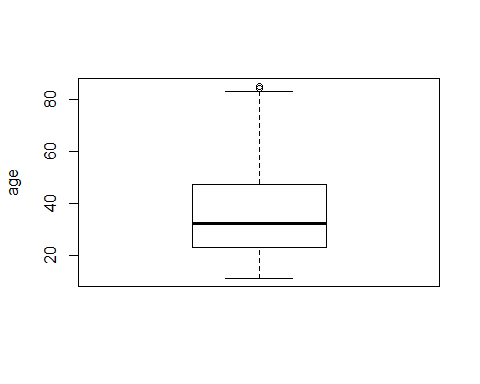
## [1] 86 86 86 86 86 86 87 87 87 87 88 88 88 88 89 89 90  
## [18] 91 91 91 93 93 94 86 86 86 86 86 86 86 87 87 87 87  
## [35] 87 87 87 88 88 88 88 89 89 89 89 89 89 89 90 90 91  
## [52] 91 93 94 99 100

Antes de proceder a eliminar los datos anómalos, vamos a ver la correlación existente con la variable *“Outcome”*: 0.2598931

También vamos a observar como es la media y la mediana:

* Media: 37.02119
* Mediana: 33

A continuación, vamos a proceder con la eliminación relativa de los datos anomalos para ver cómo afecta al conjunto de los datos. Para ello hemos creado una función que nos elimine directamente los datos anómalos, es decir, todos aquellos datos que no se encuentren en el rango Q1-1.5·RIC o superiores a Q3+1.5·RIC se eliminaran. Siendo RIC el rango intercuartil (Q1-Q3)



La correlación obtenida posteriormente a la eliminación de los datos anómalos con la variable de *“Outcome”* es: 0.2452825. Vemos que la correlación ha empeorado un poco. De todas formas, la correlación entre la edad y el *“outcome”* es bastante débil.

También vamos a observar como es la media y la mediana:

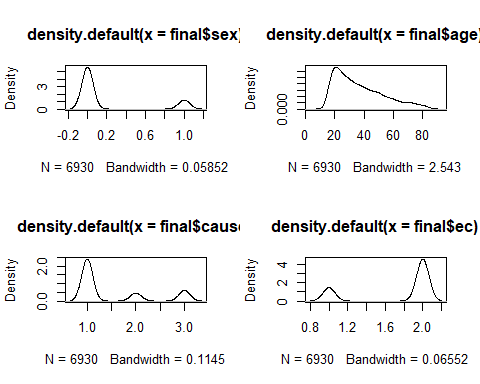
* Media: 36.60303
* Mediana: 32

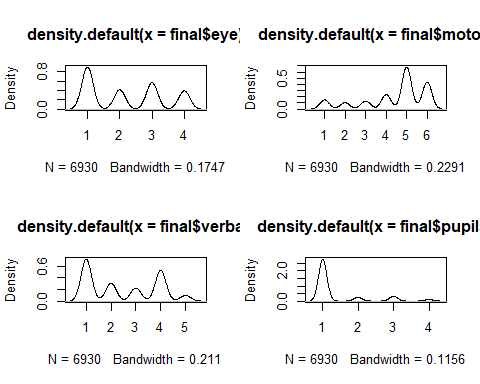
Como se puede comprobar, la eliminación de los “*outliers”* no ha afectado demasiado a las variables estadísticos por lo que no existe motivo para su eliminación.

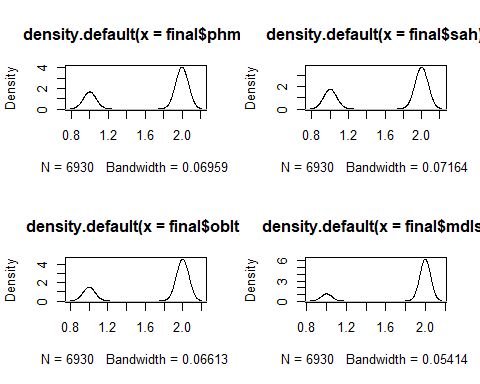
Por otro lado, es necesario destacar que estos pacientes cuya edad es anómala (estadísticamente), en la naturaleza tampoco se consideran pacientes anómalos, ya que se encuentran en un rango de edades en las que sufrir un traumatismo craneocefálico es totalmente posible.

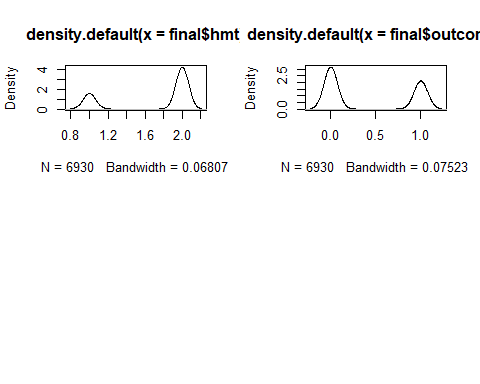
### Análisis de normalidad

En primer lugar, visualizaremos la densidad de nuestras variables (individualmente), con el objetivo de observar a simple vista si cumplen o no con una distribución normal.









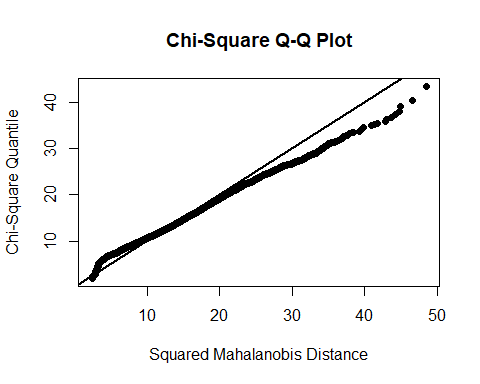
Como podemos comprobar, al tratarse de variables discretas (excepto la variable de edad -*age*-), no lograremos conseguir una distribución normal de forma individual.

Otro aspecto a tener en cuenta es que para que un conjunto de datos (teniendo en cuenta todas las variables) posea una distribución normal, es necesario que todas las variables verifiquen normalidad univariante, ya que es una condición necesaria (aunque no suficiente). Por lo tanto, rechazamos la hipótesis de normalidad del conjunto de datos.

Aun así, comprobaremos los resultados obtenidos mediante el Test de normalidad de Mardia:

## [1] 2  
## Mardia's test for class 1   
## mard1= 34629.84   
## pvalue for m3= 0   
## mard2= 74.78288   
## p-value for m4= 0   
## There is not statistical evidence for normality in class 1   
## Mardia's test for class 2   
## mard1= 6201.334   
## pvalue for m3= 0   
## mard2= -7.620724   
## p-value for m4= 2.531308e-14   
## There is not statistical evidence for normality in class 2

También vamos a utilizar el test de Henze-Zirkler:



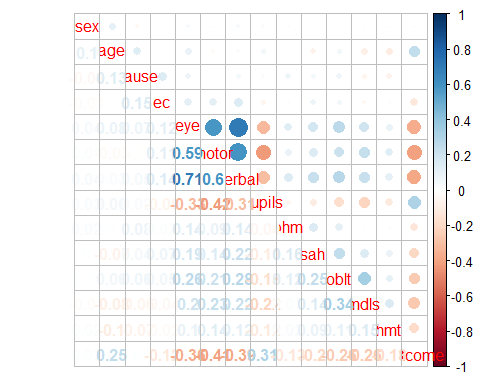
## Henze-Zirkler test for Multivariate Normality   
##   
## data : final   
##   
## HZ : 15.38209   
## p-value : 0   
##   
## Result : Data are not multivariate normal (sig.level = 0.05)

Como se puede comprobar, al ser el p-value menor de 0.05 en ambos test, los datos no se ajustan a una distribución normal.

Estos resultados no son positivos puesto que nuestro modelo no será tan eficiente como podría serlo si tuviéramos datos que sí que cumplieran con el supuesto de normalidad. Tampoco se pueden realizar otras labores para obtener un mejor rendimiento puesto que la mayoría de las variables son discretas.

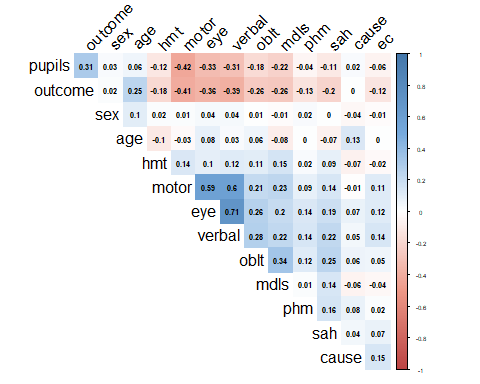
### Estudio de correlación

Para el estudio de la correlación, utilizaremos el **coeficiente de correlación de Pearson (R)**. Mediante el siguiente gráfico, vamos a observar las relaciones que tienen los pares de variables entre sí.

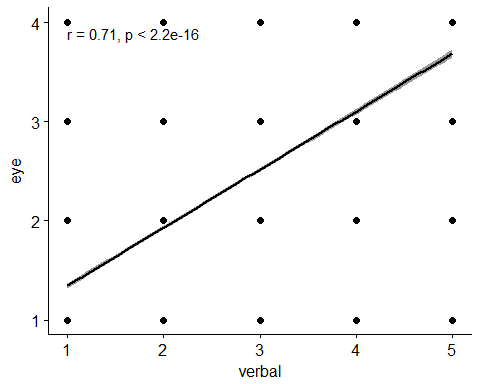


En este grafico podemos observar como por ejemplo las variables de *“motor”*, *“verbal”* y *“eye”* tienen bastante relación y dependencia entre sí. Sin embargo, hay algo que no nos cuadra y es que no existe una gran dependencia entre la variable “age” y la variable de “*outcome*”, aspecto que podría ser más sustancial en la naturaleza.

Teniendo en cuenta los valores de la variable *“outcome”* (1 fallece y 0 vive), la correlación negativa de las variables del test de Glasgow (eye, motor, verbal) tiene sentido, puesto que en general, cuanto mayor sea el valor de estas variables, mejor pronóstico de vida hay. La variable de “*pupils*” es, al contrario, cuanto mayores sean sus valores, más probable es el pronóstico de fallecimiento.

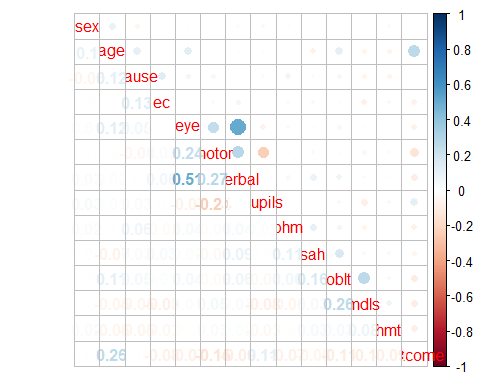


Como se ha podido apreciar en las dos graficas anteriores, existe una gran correlación entre las variables *“motor”*, *“eye”* y *“verbal”*.



En la gráfica anterior podemos volver a comprobar que existe una gran relación lineal positiva entre las variables más correlacionadas que son “*verbal*” y “*eye*”.

A continuación, se muestra la matriz de correlaciones parciales.



Con la matriz de correlaciones parciales, obtendremos las correlaciones parciales que existe entre los pares de variables eliminando el efecto de las restantes. Vemos que las correlaciones fuertes se encuentran entre los mismos pares de variables que en la matriz de correlación total.

A continuación, a modo de información, se muestra un listado en orden descendente con las mayores correlaciones existentes:

## First.Variable Second.Variable Correlation  
## 89 eye verbal 0.7088056  
## 90 motor verbal 0.5989863  
## 75 eye motor 0.5863534  
## 104 motor pupils -0.4224881  
## 188 motor outcome -0.4098411  
## 189 verbal outcome -0.3893489  
## 187 eye outcome -0.3618281  
## 165 oblt mdls 0.3377311  
## 103 eye pupils -0.3254853  
## 190 pupils outcome 0.3099949  
## 105 verbal pupils -0.3073014  
## 147 verbal oblt 0.2765892  
## 194 mdls outcome -0.2634093  
## 145 eye oblt 0.2609820  
## 193 oblt outcome -0.2570853

Las correlaciones entre las variables y la clase ordenadas en orden descendente son las siguientes:

## First.Variable Second.Variable Correlation  
## 188 motor outcome -0.40984112  
## 189 verbal outcome -0.38934889  
## 187 eye outcome -0.36182805  
## 190 pupils outcome 0.30999486  
## 194 mdls outcome -0.26340926  
## 193 oblt outcome -0.25708526  
## 184 age outcome 0.24528254  
## 192 sah outcome -0.20016386  
## 195 hmt outcome -0.18246423  
## 191 phm outcome -0.13254914  
## 186 ec outcome -0.12180868  
## 183 sex outcome 0.01988148  
## 185 cause outcome 0.00362152  
## 196 outcome outcome 0.00000000

Por consiguiente, consideramos que, aunque exista una correlación importante entre las variables “*eye*”, “*verbal*” y “*motor*”, no es lo suficientemente fuerte como para concluir que estas variables contienen la misma información y sea necesario la eliminación de algunas de ellas. Por lo que no se procede a descartar ninguna de estas variables en estudios posteriores.

### Selección de variables con mayor importancia

En esta sección se utilizarán varios algoritmos para la selección de variables para la construcción de futuros modelos.

En muchas ocasiones se dispone de un gran conjunto de posibles variables explicativas, por lo que es necesario preguntarse si todas ellas deben utilizarse en los modelos a predecir, y en caso negativo, es necesario saber que variables deben utilizarse y cuáles no.

En general, existe el problema que, si se incluyen más variables en un modelo, el ajuste de los datos mejora, aumenta la cantidad de parámetros a estimar, pero disminuye la precisión individual (mayor varianza), y se produce un mayor sobreajuste. Por el contrario, si se menos variables de las necesarias en el modelo, las varianzas se reducen y se produciría, debido al sesgo, una peor descripción de los datos.

Por otro lado, algunas variables predictores podrían perjudicar la confiabilidad del modelo, concretamente si estas estuvieran correlacionadas con otras.

#### Uso de “Random Forest”

En este apartado, se buscará obtener un listado con las variables más importantes, usando el algoritmo de *“Random Forest”* para posteriormente tener en cuenta posibles descartes de variables en estudios posteriores.

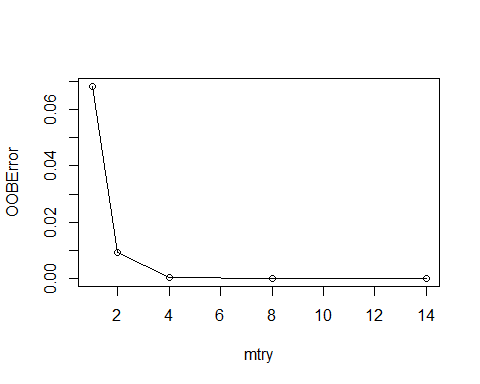
La idea que existe detrás de los *“Random Forest”* es generar un número importante de árboles, entrenarlos y calcular el promedio de su salida.

En cada iteración del algoritmo de *“Random Forest”* se genera un error conocido como **OOB**, este error ira aumentando o disminuyendo en cada iteración y por cada variable que se incluya en el algoritmo.

En cada paso (nodo) se recalcula el conjunto de **“m”** predictores permitidos. Lo más típico es elegir la raíz cuadrada del número total de variables. En nuestro caso, contamos con un total de 13 variables, por lo que se escogerían 4 variables (redondeando hacia arriba en caso de no ser un número entero) en el caso de **árboles de clasificación** y **m=p/3** en el caso de **árboles de regresión**. Siendo **“p”** el número de variables.

Aun así, es necesario calcular la variable **“mtry”**, puesto que es el único parámetro ajustable al cual los bosques aleatorios son algo sensibles. El “mtry” es el número de variables aleatorias utilizadas en cada árbol. La reduccion del “mtry” reduce tanto la correlación como la fuerza, aumentando ambas en caso contrario.

En algún punto intermedio hay un rango “óptimo” de “mtry”, generalmente bastante ancho. Usando la tasa de error de OOB, se puede encontrar rápidamente un valor de mínimo en el rango.



## mtry OOBError  
## 1 1 6.830054e-02  
## 2 2 9.155807e-03  
## 4 4 2.020574e-04  
## 8 8 8.633286e-07  
## 14 14 1.526225e-07

Como se puede comprobar, el error OOB, se estabiliza, indicando cuantas particiones se deben realizar para obtener los mejores resultados En este caso, con **4 variables sería suficiente** (puesto que es el numero donde se estabiliza el error OOB).

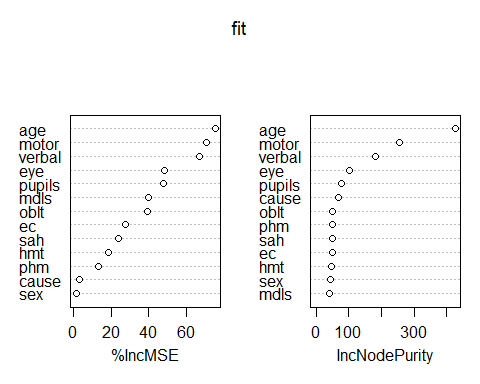
Las variables más importantes utilizando el “mtry” son las siguientes:

## X.IncMSE IncNodePurity  
## sex 1.722602 43.18384  
## cause 3.414805 67.70075  
## phm 13.530135 49.85977  
## hmt 18.625224 45.77766  
## sah 23.916382 49.68159  
## ec 27.739004 49.00917  
## oblt 39.137262 50.54574  
## mdls 39.767808 40.05219  
## pupils 47.516489 76.13479  
## eye 48.270418 101.46189  
## verbal 66.382751 181.83672  
## motor 70.147994 255.89314  
## age 74.945217 426.70467

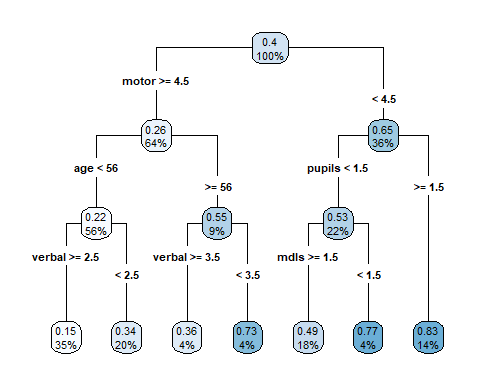
La variable **“IncNodePurity”** se la conoce también como la media de decrecimiento de de Gini. El índice de Gini es una “medida de desorden” en este caso *“IncNodePurity”* tiene el siguiente sentido, a mayor medida, mayor importancia en los modelos creados, puesto que valores próximos a 0 implican un mayor desorden. Por tanto, si computamos la media del “decrecimiento” del índice de Gini cuanto mayor sea esta medida, mas variabilidad aporta a la variable dependiente.

Por otro lado, la variable **“IncMSE”** es la media de decrecimiento en la precisión, y es también un indicador sobre la importancia de las variables en el modelo.

El siguiente grafico representa la importancia de las variables según su media y los valores de *“Random Forest”* mostrados anteriormente:



A continuación, se va a utilizar un árbol de clasificación, que nos mostrara la importancia de las variables según este algoritmo de clasificación.



## n= 6930   
##   
## node), split, n, deviance, yval  
## \* denotes terminal node  
##   
## 1) root 6930 1664.39500 0.4008658   
## 2) motor>=4.5 4458 864.83090 0.2633468   
## 4) age< 56.5 3861 661.19090 0.2193732   
## 8) verbal>=2.5 2445 306.28790 0.1468303 \*  
## 9) verbal< 2.5 1416 319.81920 0.3446328 \*  
## 5) age>=56.5 597 147.88940 0.5477387   
## 10) verbal>=3.5 296 68.32095 0.3614865 \*  
## 11) verbal< 3.5 301 59.20266 0.7308970 \*  
## 3) motor< 4.5 2472 563.21680 0.6488673   
## 6) pupils< 1.5 1504 374.27060 0.5339096   
## 12) mdls>=1.5 1260 314.79680 0.4873016 \*  
## 13) mdls< 1.5 244 42.60246 0.7745902 \*  
## 7) pupils>=1.5 968 138.18900 0.8274793 \*

Si recordamos, un resultado en el *“outcome”* de 0 eran aquellos pacientes que a los 6 meses habían vivido mientras que un resultado de 1, significaba que los pacientes fallecían. Teniendo en cuenta este dato, podemos observar que los nodos del árbol son aquellas variables que el algoritmo considera más relevantes y que hacen que un paciente viva o fallezca.

La interpretación que se da al árbol es la siguiente: Cada nodo contiene el porcentaje de información que contiene además de la media de la variable *“outcome”* en cada partición. Por ejemplo, la media de *“outcome”* es de 0.4, que coincide con el 0.4 del nodo raíz. Sin embargo, cuando la variable *“motor”* es mayor de 4.5, entonces el número de datos se reduce al 64% y la media de *“outcome”* se vuelve a 0.26, significando para este caso que la mayoría de los pacientes viven, puesto que se aproxima a 0.

Como conclusiones, utilizaremos las variables que se han considerado como más importantes en el algoritmo del árbol de clasificación y son las siguientes: *“motor”*, *“age”*, *“pupils”*, *“verbal”* y *“mdls”*.

#### Uso del método de regresión paso a paso (Stepwise Regression)

Este método es uno de los que se utilizan en la selección algorítmica del modelo. Se utiliza para identificar aquellas variables que se deberán integrar o no en los modelos a estudiar.

La lógica subyacente de este algoritmo consiste en conservar las variables independientes que contienen información relevante y a la vez prescindir de aquellas que resulten redundantes respecto de las que quedaron en el modelo.

##   
## Call:  
## glm(formula = outcome ~ ., family = binomial, data = final)  
##   
## Deviance Residuals:   
## Min 1Q Median 3Q Max   
## -2.7765 -0.7606 -0.3985 0.7762 2.6408   
##   
## Coefficients:  
## Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)   
## (Intercept) 5.054157 0.310487 16.278 < 2e-16 \*\*\*  
## sex 0.041738 0.080207 0.520 0.603   
## age 0.041875 0.001976 21.187 < 2e-16 \*\*\*  
## cause -0.024701 0.040518 -0.610 0.542   
## ec -0.437802 0.069418 -6.307 2.85e-10 \*\*\*  
## eye -0.237643 0.038838 -6.119 9.43e-10 \*\*\*  
## motor -0.289910 0.025841 -11.219 < 2e-16 \*\*\*  
## verbal -0.237017 0.032541 -7.284 3.25e-13 \*\*\*  
## pupils 0.378928 0.043887 8.634 < 2e-16 \*\*\*  
## phm -0.394038 0.065282 -6.036 1.58e-09 \*\*\*  
## sah -0.279699 0.065385 -4.278 1.89e-05 \*\*\*  
## oblt -0.638613 0.073955 -8.635 < 2e-16 \*\*\*  
## mdls -0.709317 0.091718 -7.734 1.04e-14 \*\*\*  
## hmt -0.488884 0.067500 -7.243 4.40e-13 \*\*\*  
## ---  
## Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
##   
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)  
##   
## Null deviance: 9332.8 on 6929 degrees of freedom  
## Residual deviance: 6751.1 on 6916 degrees of freedom  
## AIC: 6779.1  
##   
## Number of Fisher Scoring iterations: 4

Como podemos comprobar a simple vista, todas las variables son estadísticamente significantes excepto *“age”* y *“cause”*, cuyo p-valor es mayor a 0.05.

A continuación, utilizamos el algoritmo de regresión paso a paso:

## Stepwise Model Path   
## Analysis of Deviance Table  
##   
## Initial Model:  
## outcome ~ sex + age + cause + ec + eye + motor + verbal + pupils +   
## phm + sah + oblt + mdls + hmt  
##   
## Final Model:  
## outcome ~ age + ec + eye + motor + verbal + pupils + phm + sah +   
## oblt + mdls + hmt  
##   
##   
## Step Df Deviance Resid. Df Resid. Dev AIC  
## 1 6916 6751.097 6779.097  
## 2 - sex 1 0.2704474 6917 6751.368 6777.368  
## 3 - cause 1 0.4047151 6918 6751.772 6775.772

Una vez más podemos comprobar que las variables de *“cause”* y *“sex”* son las que se descartan usando este algoritmo.

A continuación se va a utilizar la funcion train() del paquete caret que proporciona un flujo de trabajo sencillo para realizar selecciones paso a paso. Para esta prueba se ha utilizado la validación cruzada con 10 iteraciones para estimar el error promedio de predicción (RMSE) de cada uno de los modelos. La métrica estadística RMSE se usa para comparar los modelos y elegir automáticamente el mejor, donde el mejor se define como el modelo que minimiza el RMSE.

Se ha utilizado el parametro “nvmax” que corresponde al número máximo de predictores que se incorporarán en el modelo. Nosotros hemos utilizado todos.

El parámetro “nvmax” busca el mejor modelo de 1 variable, el mejor modelo de 2 variables, de 3, etc.

Una vez que construido el modelo con la función train(), se muestra el número de variables que se utilizan para construir el mejor modelo.

## nvmax  
## 11 11

Por ultimo mostramos todos los modelos creados utilizando la función summary().

## Subset selection object  
## 13 Variables (and intercept)  
## Forced in Forced out  
## sex FALSE FALSE  
## age FALSE FALSE  
## cause FALSE FALSE  
## ec FALSE FALSE  
## eye FALSE FALSE  
## motor FALSE FALSE  
## verbal FALSE FALSE  
## pupils FALSE FALSE  
## phm FALSE FALSE  
## sah FALSE FALSE  
## oblt FALSE FALSE  
## mdls FALSE FALSE  
## hmt FALSE FALSE  
## 1 subsets of each size up to 11  
## Selection Algorithm: 'sequential replacement'  
## sex age cause ec eye motor verbal pupils phm sah oblt mdls hmt  
## 1 ( 1 ) " " " " " " " " " " "\*" " " " " " " " " " " " " " "  
## 2 ( 1 ) " " "\*" " " " " " " "\*" " " " " " " " " " " " " " "  
## 3 ( 1 ) " " "\*" " " " " " " "\*" "\*" " " " " " " " " " " " "  
## 4 ( 1 ) " " "\*" " " " " " " "\*" "\*" " " " " " " "\*" " " " "  
## 5 ( 1 ) " " "\*" " " " " " " "\*" "\*" "\*" " " " " "\*" " " " "  
## 6 ( 1 ) " " "\*" " " " " " " "\*" "\*" "\*" " " " " "\*" "\*" " "  
## 7 ( 1 ) " " "\*" " " " " " " "\*" "\*" "\*" " " " " "\*" "\*" "\*"  
## 8 ( 1 ) " " "\*" " " " " " " "\*" "\*" "\*" "\*" " " "\*" "\*" "\*"  
## 9 ( 1 ) " " "\*" " " "\*" " " "\*" "\*" "\*" "\*" " " "\*" "\*" "\*"  
## 10 ( 1 ) " " "\*" " " "\*" "\*" "\*" "\*" "\*" "\*" " " "\*" "\*" "\*"  
## 11 ( 1 ) " " "\*" " " "\*" "\*" "\*" "\*" "\*" "\*" "\*" "\*" "\*" "\*"

NOTA: Un asterisco especifica que la variable dada se incluye en el modelo correspondiente.

Vemos que el mejor modelo contendría 11 variables y seria aquel que tendría en cuenta todos los predictores menos los predictores “sex” y “cause” como era de esperar.

#### Análisis de PCA

En primer lugar, antes de proceder con el análisis de componentes principales, vamos a tener en cuenta la matriz de correlaciones, puesto que un PCA tiene sentido si existen altas correlaciones entre las variables, ya que como se ha comentado con anterioridad, esto es indicativo de que existe información redundante y, por tanto, pocos factores explicaran gran parte de la variabilidad total.

Como ya vimos con las matrices de correlaciones solo obtuvimos correlaciones medianamente fuertes entre las variables de *“motor”*, *“eye”* y *“verbal”*, pero la correlación no era significativa por lo que no se descartó ninguna variable.

Un problema en el análisis de datos multivariante es la reducción de la dimensionalidad: es decir, si se puede conseguir con precisión los valores de las variables (p) con un pequeño subconjunto de ellas (r<p), habremos conseguido reducir la dimensión a costa de una pequeña perdida de información.

El análisis de componentes principales tiene este objetivo. Dada n observaciones de p variables, se analiza si es posible representar adecuadamente esta información con un conjunto menor de variables (construidas como combinaciones lineales de las originales).

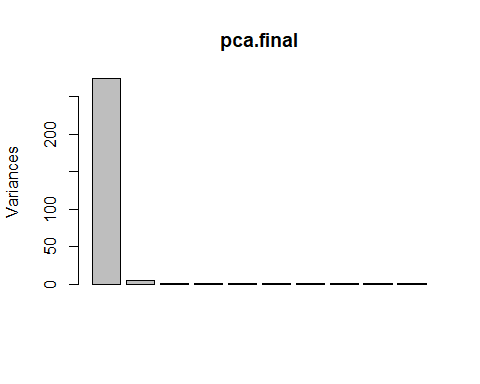
El primer paso en el análisis de componentes principales consiste en la obtención de los valores y vectores propios de la matriz de covarianzas muestral o de la matriz de coeficientes de correlación que se obtienen a partir de los datos.

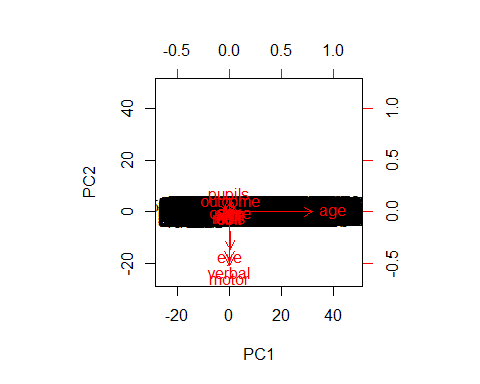
Debemos saber que el análisis de componentes principales utiliza la versión normalizada de los predictores originales. Estas variables pueden encontrarse en distintas escalas (kilómetros, litros, euros, etc.) y por lo tanto, las varianzas también tendrán varias escalas.

Realizar el PCA con variables no normalizadas dará lugar a que haya cargas bastante grandes para variables con una varianza alta y a su vez, esto llevará a la dependencia de una componente principal con la variable con la varianza más alta. Esto no es deseable. Por lo que se llevara a cabo una normalización de las variables. Al normalizar las variables, la distribución de la variabilidad entre las componentes parece más racional.

Veamos qué ocurre si utilizamos la **matriz de covarianza**, sin haber normalizado las variables:

## Importance of components:  
## PC1 PC2 PC3 PC4 PC5 PC6  
## Standard deviation 16.5659 2.0860 0.96050 0.76858 0.68086 0.6514  
## Proportion of Variance 0.9713 0.0154 0.00327 0.00209 0.00164 0.0015  
## Cumulative Proportion 0.9713 0.9867 0.98999 0.99208 0.99373 0.9952  
## PC7 PC8 PC9 PC10 PC11 PC12  
## Standard deviation 0.51378 0.4441 0.42801 0.41667 0.40227 0.3766  
## Proportion of Variance 0.00093 0.0007 0.00065 0.00061 0.00057 0.0005  
## Cumulative Proportion 0.99616 0.9969 0.99751 0.99812 0.99870 0.9992  
## PC13 PC14  
## Standard deviation 0.37091 0.29861  
## Proportion of Variance 0.00049 0.00032  
## Cumulative Proportion 0.99968 1.00000

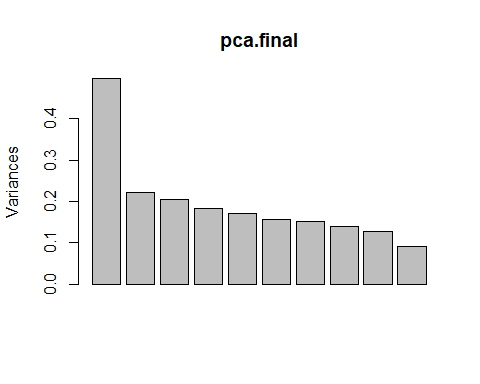


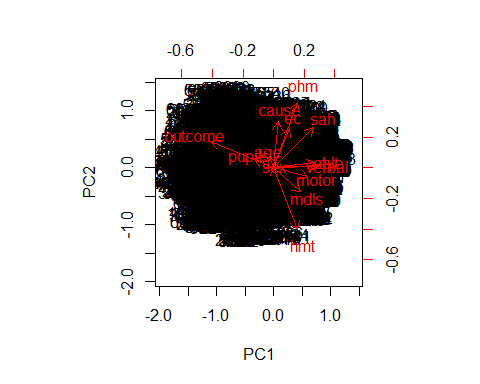


Como se puede comprobar en la gráfica anterior, al no haber escalado las variables, la primera componente principal (PC1) está dominada por la variable *“age”*, mientras que la segunda componente principal está dominada por las variables: *“eye”*, *“motor”* y *“verbal”*.

Ahora vamos a utilizar la **matriz de covarianza**, habiendo normalizado todas las variables.

## Importance of components:  
## PC1 PC2 PC3 PC4 PC5 PC6  
## Standard deviation 0.7051 0.4706 0.45354 0.42754 0.41448 0.39605  
## Proportion of Variance 0.2351 0.1047 0.09728 0.08644 0.08124 0.07418  
## Cumulative Proportion 0.2351 0.3398 0.43709 0.52353 0.60477 0.67895  
## PC7 PC8 PC9 PC10 PC11 PC12  
## Standard deviation 0.39038 0.37255 0.35681 0.29999 0.23364 0.20575  
## Proportion of Variance 0.07207 0.06564 0.06021 0.04256 0.02582 0.02002  
## Cumulative Proportion 0.75101 0.81665 0.87686 0.91941 0.94523 0.96525  
## PC13 PC14  
## Standard deviation 0.19667 0.18658  
## Proportion of Variance 0.01829 0.01646  
## Cumulative Proportion 0.98354 1.00000





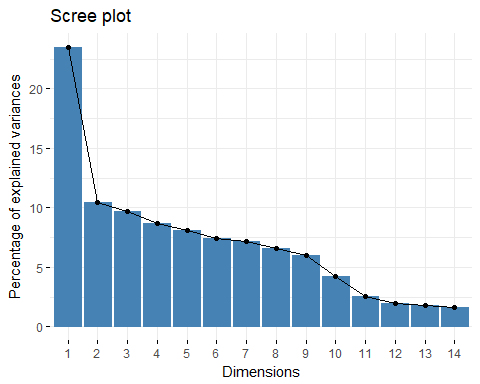
Como se puede comprobar en la gráfica anterior, al normalizar las variables, vemos que el peso de estas se distribuye de forma más uniforme entre las 2 componentes principales.

Para elegir nuestras componentes principales, podremos utilizar dos métodos:

* Por un lado, podemos utilizar el **criterio de Kaiser**, que consiste en conservar aquellos factores cuya desviación estándar al cuadrado asociada sea mayor que 1.

## [1] 0.49713279 0.22143722 0.20570161 0.18278879 0.17178962 0.15685861  
## [7] 0.15239376 0.13879386 0.12731397 0.08999118 0.05458915 0.04233462  
## [13] 0.03867736 0.03481073

Como se puede comprobar, utilizando este criterio, podríamos quedarnos con los componentes PC1, PC2, PC3, PC4 y PC5.

* Otra forma para saber cuántos componentes tener en cuenta es mantener el número de componentes necesarios para explicar al menos un porcentaje del total de la varianza. Por ejemplo, es importante **explicar al menos un 80%** de la varianza.
* ## eigenvalue variance.percent cumulative.variance.percent  
  ## Dim.1 0.49713279 23.509395 23.50940  
  ## Dim.2 0.22143722 10.471760 33.98115  
  ## Dim.3 0.20570161 9.727623 43.70878  
  ## Dim.4 0.18278879 8.644076 52.35285  
  ## Dim.5 0.17178962 8.123926 60.47678  
  ## Dim.6 0.15685861 7.417839 67.89462  
  ## Dim.7 0.15239376 7.206697 75.10132  
  ## Dim.8 0.13879386 6.563557 81.66487  
  ## Dim.9 0.12731397 6.020674 87.68555  
  ## Dim.10 0.08999118 4.255680 91.94123  
  ## Dim.11 0.05458915 2.581520 94.52275  
  ## Dim.12 0.04233462 2.002003 96.52475  
  ## Dim.13 0.03867736 1.829051 98.35380  
  ## Dim.14 0.03481073 1.646198 100.00000
* 

Según este criterio, deberíamos quedarnos con los primeros componentes principales: PC1, PC2, PC3, PC4, PC5, PC6, PC7, PC8 y PC9.

A continuación, podremos ver la carga de cada variable respecto a las componentes principales.

## PC1 PC2 PC3 PC4 PC5  
## sex 0.00754185 0.004825702 -0.05061100 0.09673923 -0.08169835  
## age -0.03305719 0.089077063 0.02955650 -0.01094135 -0.09084363  
## cause 0.03634525 0.376804210 0.18316340 -0.09565336 0.12960828  
## ec 0.12719737 0.321982271 0.52579134 -0.25862893 0.53735713  
## eye 0.37584853 0.019196020 0.23805982 0.11908233 -0.21180882  
## motor 0.27860212 -0.072483884 0.17979746 0.09522108 -0.10943985  
## verbal 0.35002340 0.010691932 0.18829500 0.08182141 -0.15454678  
## pupils -0.15858549 0.076136117 -0.06963948 -0.02843065 0.05073360  
## phm 0.19546358 0.532494470 -0.37457091 0.67612986 0.14592864  
## sah 0.32519856 0.328128704 -0.48960240 -0.55085227 0.09217214  
## oblt 0.34248291 0.040645898 -0.19093528 -0.28120171 -0.30335822  
## mdls 0.22183247 -0.197257325 -0.10251020 -0.10980630 -0.19521708  
## hmt 0.19633261 -0.505774550 -0.31239966 0.05260687 0.65098174  
## outcome -0.51555059 0.217405899 -0.18078512 -0.17100730 -0.11188899  
## PC6 PC7 PC8 PC9 PC10  
## sex 0.468631120 -0.545637298 0.56848224 -0.362100975 0.05449783  
## age 0.213465260 -0.004555270 -0.05438566 0.015539408 -0.06192319  
## cause 0.266773385 0.351493551 -0.30349198 -0.693069485 0.13967486  
## ec 0.075208510 -0.005328975 0.31834880 0.361266429 0.09920550  
## eye 0.216580398 -0.199155308 -0.32508940 0.111568280 -0.05697973  
## motor 0.059764349 -0.130958699 -0.16923921 0.085139555 0.03200627  
## verbal 0.158055809 -0.182516720 -0.24157401 0.110972727 -0.03748816  
## pupils 0.012761929 0.016462188 0.05708582 -0.041706107 -0.07740804  
## phm -0.007730786 0.116800019 0.08439404 0.173756733 0.08844781  
## sah -0.230815829 -0.386705035 -0.15835007 -0.053806287 0.02958798  
## oblt 0.305400757 0.515894927 0.33718561 0.134660703 -0.41366626  
## mdls 0.047519909 0.225944825 0.14468847 0.082413000 0.86550643  
## hmt 0.374508857 0.059210871 -0.18071620 0.002877392 -0.06071833  
## outcome 0.541525055 -0.066325752 -0.29153155 0.407445568 0.13989249  
## PC11 PC12 PC13 PC14  
## sex -0.046320481 0.051178890 -0.043546584 0.008349846  
## age 0.064650181 -0.794933844 0.526023857 -0.127687713  
## cause -0.058199593 0.082271746 -0.018041653 0.006485046  
## ec 0.007524695 -0.018597326 -0.011587465 0.011292569  
## eye 0.283758366 -0.264686334 -0.509573504 0.352793604  
## motor -0.444932122 0.256671073 0.528239380 0.513066463  
## verbal 0.222888103 0.350653837 0.224483179 -0.676707194  
## pupils 0.791456558 0.250663510 0.353092549 0.368086924  
## phm -0.024586186 -0.001250305 0.003211589 0.006193667  
## sah -0.020857062 -0.040982217 0.022648597 0.025366341  
## oblt -0.045305471 0.083331468 -0.030150696 0.035015405  
## mdls 0.134062896 -0.046673682 0.029152475 0.008125267  
## hmt 0.024565131 -0.026644622 0.008717377 0.001351517  
## outcome -0.118307105 0.158441132 -0.069394421 0.018965211

Como conclusiones teniendo en cuenta el PCA y las matrices de correlaciones, no se puede descartar ninguna variable por los siguientes motivos:

* Las correlaciones entre las variables *“eye”*, *“motor”* y *“verbal”* no son lo suficientemente fuertes como para considerar que existe información redundante. El resto de pares de variables tienen una correlación poco significativa.
* Los criterios utilizados para elegir las componentes principales nos han indicado que se necesitan al menos 5 componentes principales usando el criterio de Kaiser y 9 utilizando el criterio del 80% de la proporción de la varianza. Teniendo en cuenta que poseemos 14 variables, la reducción no es significativa y se perdería interpretabilidad.

# RESULTADOS

Sección pendiente de desarrollo

# CONCLUSIONES

Sección pendiente de desarrollo

# LÍNEAS FUTURAS

Sección pendiente de desarrollo

# BIBLIOGRAFÍA

[Manual abreviado de Análisis Estadístico Multivariante. Jesús Montanero Fernández] http://matematicas.unex.es Recuperado el 28 de marzo de 2018 de: https://ignsl.es/historia-del-big-data/

[Análisis Multivariente, usando R. José Carlos Vega Vilca] http://cicia.uprrp.edu Recuperado el 28 de marzo de 2018 de: http://cicia.uprrp.edu/publicaciones/Papers/ManualESTA5503.pdf

[Ambrosio Torres] https://www.r-bloggers.com. Recuperado el 2 de abril de 2018 de: https://www.r-bloggers.com/lang/spanish/940

[Selva Prabhakaran] http://r-statistics.co. Recuperado el 2 de abril de 2018 de: http://r-statistics.co/Outlier-Treatment-With-R.html

[Tema 3. Contraste de la normalidad multivariante. César A. Sanchez Sellero] http://eio.usc.es. Recuperado el 7 de abril de 2018 de: http://eio.usc.es/eipc1/base/BASEMASTER/FORMULARIOS-PHP/MATERIALESMASTER/Mat\_142400\_mmulti1011tema3.pdf

[Contrading. Victor A. Rico] http://www.cotradingclub.com. Recuperado el 7 de abril de 2018 de: http://www.cotradingclub.com/2017/05/25/prueba-de-normalidad-en-modelos-de-prediccion/

[Un análisis con R. Datos Multivariantes. Francesc Carmona] http://www.ub.edu. Recuperado el 9 de abril de 2018 de: http://www.ub.edu/stat/docencia/EADB/Ejemplo.pdf

[Javier Seoane, Carlos P. Carmona, Rocío Tarjuelo y Aimara Planillo] http://www.uam.es. Recuperado el 11 de abril de 2018 de: http://www.uam.es/personal\_pdi/ciencias/jspinill/CFCUAM2014/RF\_BRT-CFCUAM2014.html

[Manuel Sigüeñas Gonzales] https://rpubs.com Recuperado el 15 de abril de 2018 de: https://rpubs.com/MSiguenas/122473

[Analytics Vidhya Content Team] https://www.analyticsvidhya.com. Recuperado el 17 de abril de 2018 de: https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/03/practical-guide-principal-component-analysis-python/

[Grupo IGN] https://ignsl.es. Recuperado el 25 de abril de 2018 de: https://ignsl.es/historia-del-big-data/

[Instituto de Ingeniería del Conocimiento] http://www.iic.uam.es. Recuperado el 28 de abril de 2018 de: http://www.iic.uam.es/innovacion/herramientas-big-data-para-empresa/