

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN  
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICO MATEMÁTICAS

Maestria en Ciencia de Datos.

Metodos Estadisticos Multivariados  
Reporte Estadistico

MET.Rosa Isela Hernández Zamora

Alumnos: Jesus Emmanuel Ramos Davila  
Marco Antonio Obregon Flores  
Matricula: 1439401, 1723556

Fecha entrega: 03/28/2023

# Indice

## Introducción

El presente informe tiene como objetivo utilizar técnicas estadísticas multivariadas para analizar un conjunto de datos que contiene múltiples mediciones realizadas a un motor síncrono de imán permanente (PMSM). En específico, se utilizarán el análisis de componentes principales (PCA) y el análisis de factores para reducir la dimensionalidad del conjunto de datos y descubrir patrones y relaciones entre las variables. Estas técnicas se aplicarán en R Studio, utilizando los conocimientos adquiridos en el curso de Métodos Estadísticos Multivariados. El conjunto de datos contiene 13 variables distintas, incluyendo la temperatura del refrigerante del motor, la velocidad del motor, el par del motor y la corriente en el eje d del motor, entre otros. El análisis de componentes principales permitirá simplificar el conjunto de datos encontrando mezclas de variables que describen la mayor parte de la variación en los datos, mientras que el análisis de factores buscará reducir la dimensionalidad de los datos para explicar el máximo de información contenida en ellos.

El análisis del motor síncrono de imán permanente es importante para entender su funcionamiento y optimizar su rendimiento. El objetivo del análisis multivariado es identificar patrones y relaciones entre las variables, lo que puede llevar a descubrir factores importantes que afectan el rendimiento del motor. Al reducir la dimensionalidad de los datos mediante el uso de técnicas como el análisis de componentes principales y el análisis de factores, se puede obtener una mejor comprensión de la estructura subyacente de los datos y reducir la complejidad de la información. Esto puede permitir una mejor visualización de los patrones y relaciones, lo que puede conducir a una mejor identificación de los factores clave que afectan el rendimiento del motor. Además, la reducción de la dimensionalidad también puede ayudar a simplificar el análisis y mejorar la eficiencia del procesamiento de datos.

Los datos utilizados en este análisis son reales y fueron obtenidos de Kirgiz, W. (2021). Electric Motor Temperature. Los datos se pueden encontrar en <https://www.kaggle.com/datasets/wkirgsn/electric-motor-temperature> y contienen mediciones realizadas a un motor síncrono de imán permanente (PMSM). Es importante destacar que no se eliminaron valores atípicos o faltantes en los datos.

Además, se estandarizaron los datos antes de realizar el análisis, lo que significa que se convirtieron todas las variables a la misma escala para que tengan una media de cero y una desviación estándar de uno. Esto se hizo para que las variables se puedan comparar directamente entre sí y para evitar que una variable tenga más peso en el análisis solo porque tiene valores más grandes.

En resumen, este informe utilizará técnicas estadísticas avanzadas para analizar un conjunto de datos complejo y encontrar patrones y relaciones entre las variables del motor síncrono de imán permanente.

## Análisis descriptivo del conjunto de datos

Los registros corresponden a mediciones realizadas a un motor síncrono de imán permanente (PMSM), los cuales fueron muestreados a una frecuencia de 2 Hz. El conjunto de datos contiene múltiples sesiones de medición, las cuales se pueden distinguir por el identificador de perfil (`profile_id`) y tienen una duración variable de entre una y seis horas. En total, se registraron 185 horas de operación del motor.

El dataset utilizado en este análisis contiene un total de 1,330,816 mediciones realizadas al motor síncrono de imán permanente. Este es un conjunto de datos bastante grande que requiere técnicas estadísticas multivariadas avanzadas para su análisis y comprensión. La cantidad de mediciones en este conjunto de datos proporciona una gran cantidad de información sobre el comportamiento del motor, lo que puede ser útil para identificar patrones y relaciones complejas entre las variables y optimizar su rendimiento.

Cabe destacar que el motor es excitado por ciclos de conducción diseñados a mano, que establecen una velocidad de referencia y un par de referencia. Las corrientes y voltajes en coordenadas d/q son resultado de una estrategia de control estándar que intenta seguir la velocidad y el par de referencia, y las variables de velocidad y torque son las cantidades resultantes logradas por esa estrategia, derivadas de las corrientes y voltajes establecidos. La mayoría de los ciclos de conducción corresponden a caminatas aleatorias en el plano velocidad-par, con el fin de imitar ciclos de conducción del mundo real de manera más precisa que las excitaciones y rampas de subida y bajada constantes.

Tabla 1: Variables del conjunto de datos

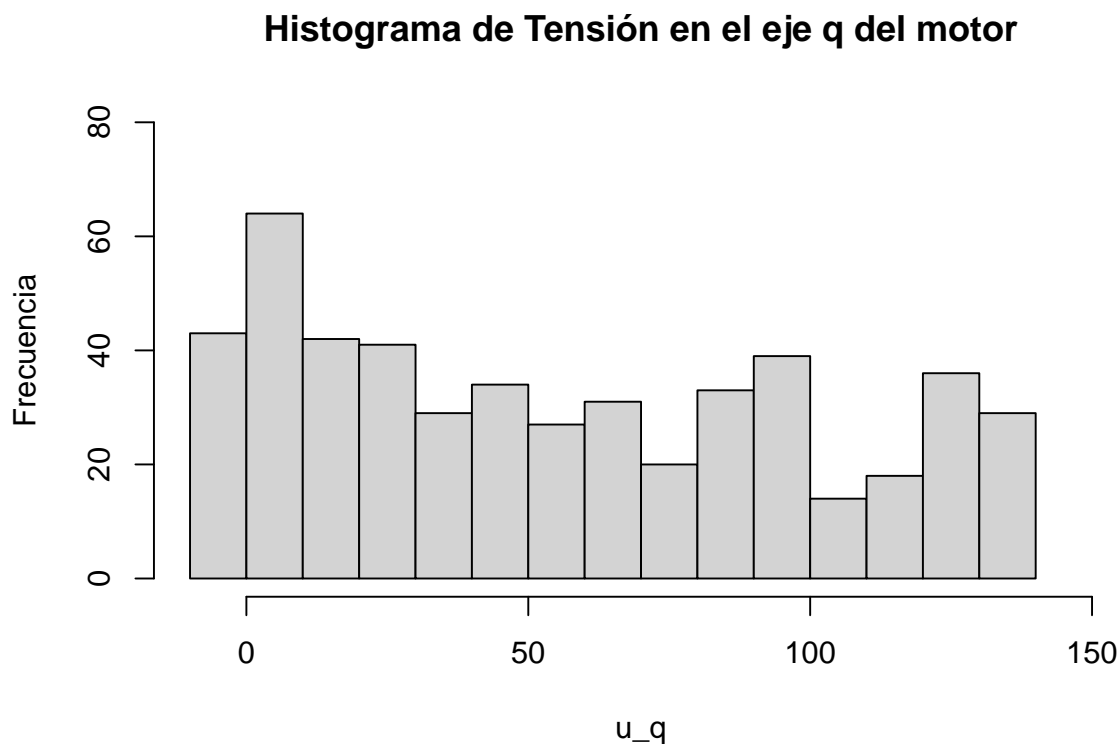
| Variable       | Descripción                                    |
|----------------|--|
| u_q            | Tensión en el eje q del motor                  |
| coolant        | Temperatura del refrigerante del motor         |
| stator_winding | Temperatura del devanado del estator del motor |
| u_d            | Tensión en el eje d del motor                  |
| stator_tooth   | Temperatura del diente del estator del motor   |
| motor_speed    | Velocidad del motor                            |
| i_d            | Corriente en el eje d del motor                |
| i_q            | Corriente en el eje q del motor                |
| pm             | Temperatura del imán permanente del motor      |
| stator_yoke    | Temperatura del yugo del estator del motor     |
| ambient        | Temperatura ambiente durante la medición       |
| torque         | Par del motor                                  |
| profile_id     | Identificador de la sesión de medición         |

## Análisis exploratorio

En esta sección se analizarán los histogramas y boxplot de las variables, para esta sección se incluirán pruebas de normal univariada y multivariada así como grafica de correlación de pearson a fin de encontrar cuales variables se relacionan más con otras. Para esta y demás secciones se omitirá una de las variables mostradas de la sección anterior la cual es **profile\_id** la cual no es una medición de nuestros datos y solo identifica la observación.

### Histogramas

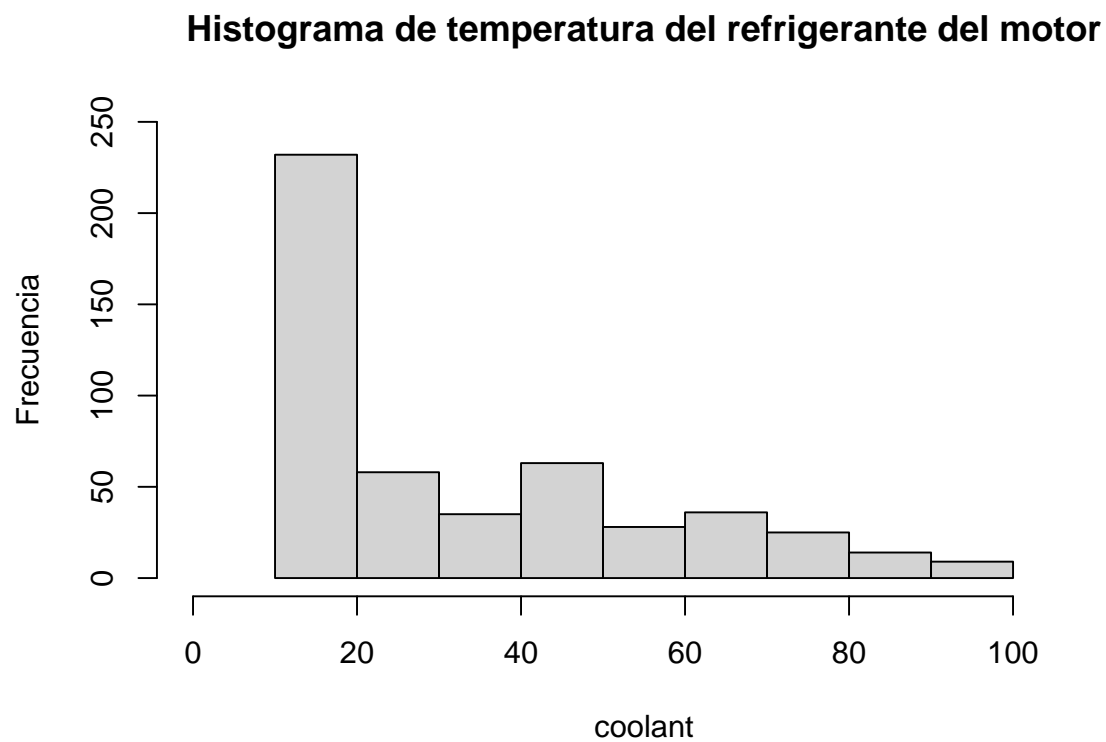
Histograma u\_q (Tensión en el eje q del motor)



**Observaciones:** podemos observar que no se muestra una curva como una distribución de tipo normal,

*asemeja más a una distribución de tipo uniforme*

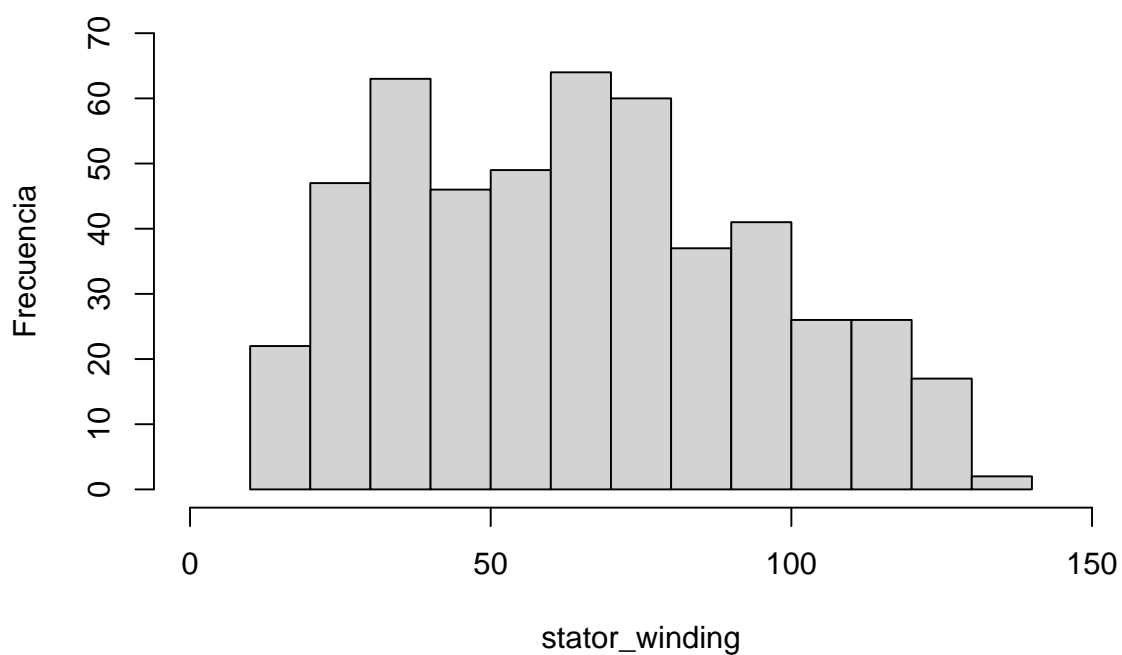
**Histograma coolant (Temperatura del refrigerante del motor)**



**Observaciones:** *podemos observar que no se muestra una curva como una distribución de tipo normal, asemeja más a una distribución de tipo exponencial*

**Histograma stator\_winding (Temperatura del devanado del estator del motor)**

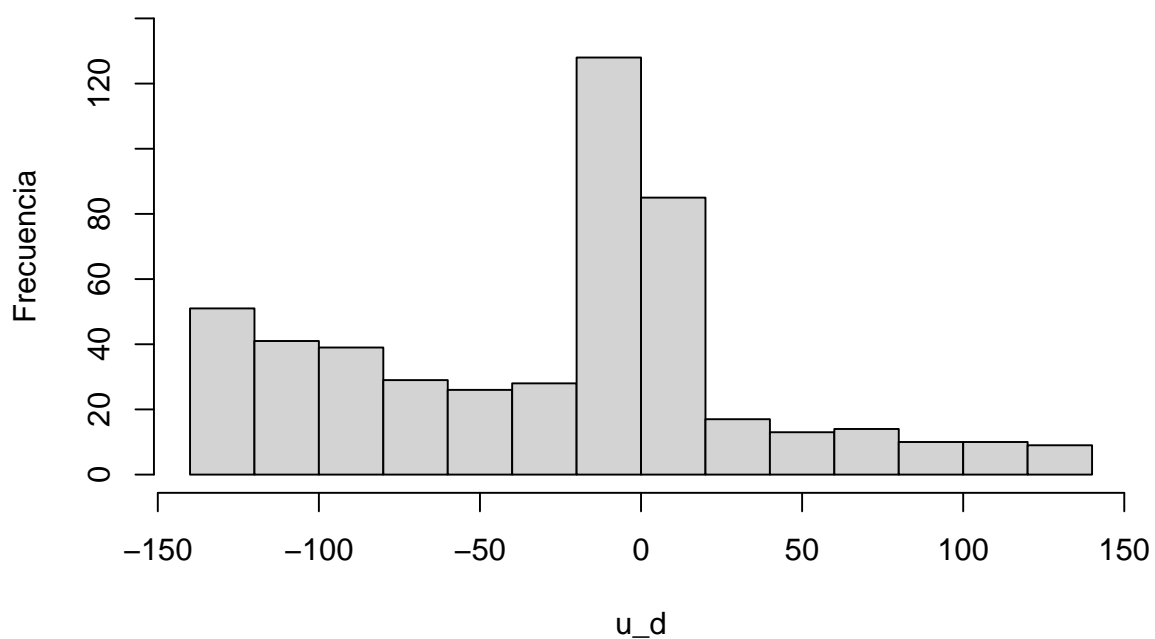
### Histograma de temperatura del devanado del estator del motor



**Observaciones:** Se observa en la grafica que esta variable podria seguir una distribucion de tipo normal, de cualquier manera se realizaran pruebas de normalidad univariada a fin de observar cual variable sigue una distribucion de tipo normal.

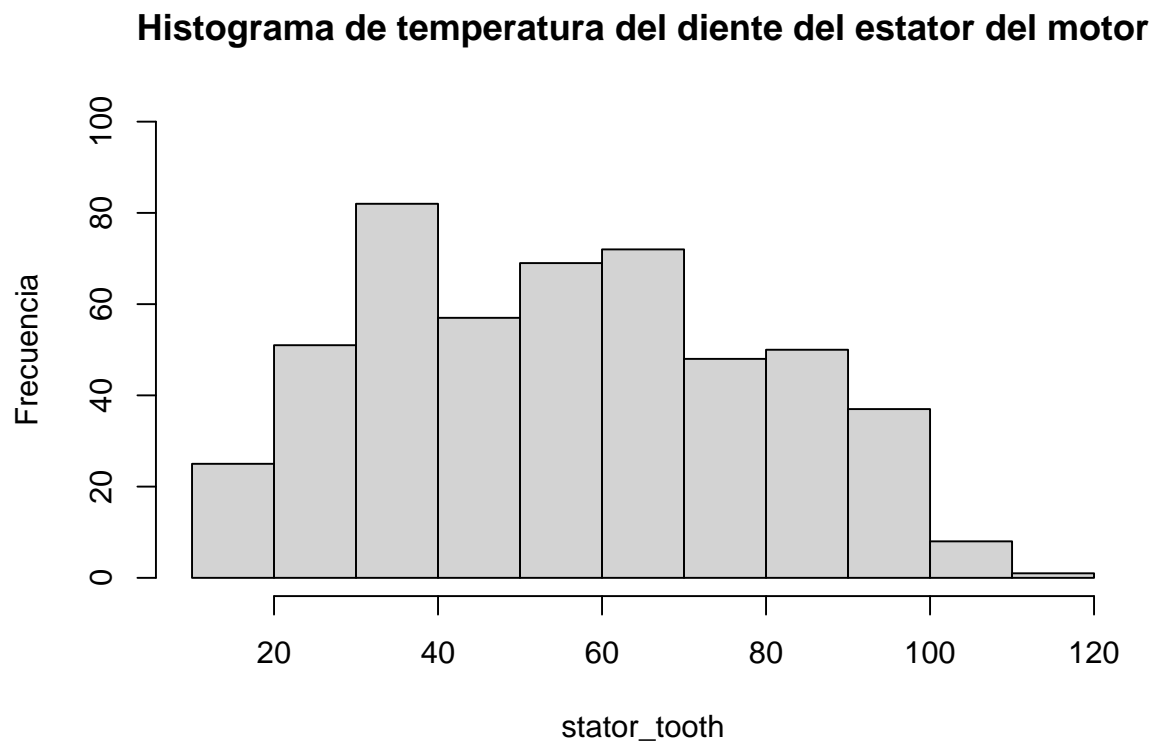
Histograma u\_d (Tensión en el eje d del motor)

### Histograma de Tensión en el eje d del motor



**Observaciones:** Podemos observar que no se muestra una curva como una distribución de tipo normal, se observa solo 2 barras con una gran cantidad de observaciones, se revisara en la sección de **vector de promedios** donde se ubican la media de los datos para esta variable.

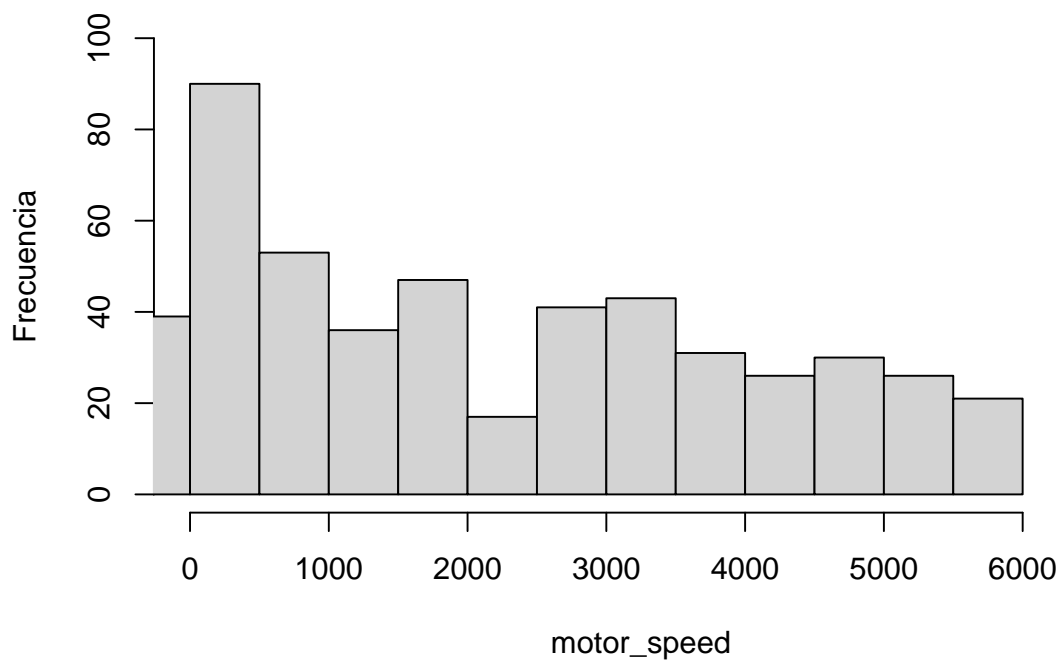
Histograma stator\_tooth (Temperatura del diente del estator del motor)



**Observaciones:** Podemos observar que esta variable podría seguir una distribución de tipo normal dado los extremos y una forma un poco ligera de campana similar a la normal

Histograma motor\_speed (Velocidad del motor)

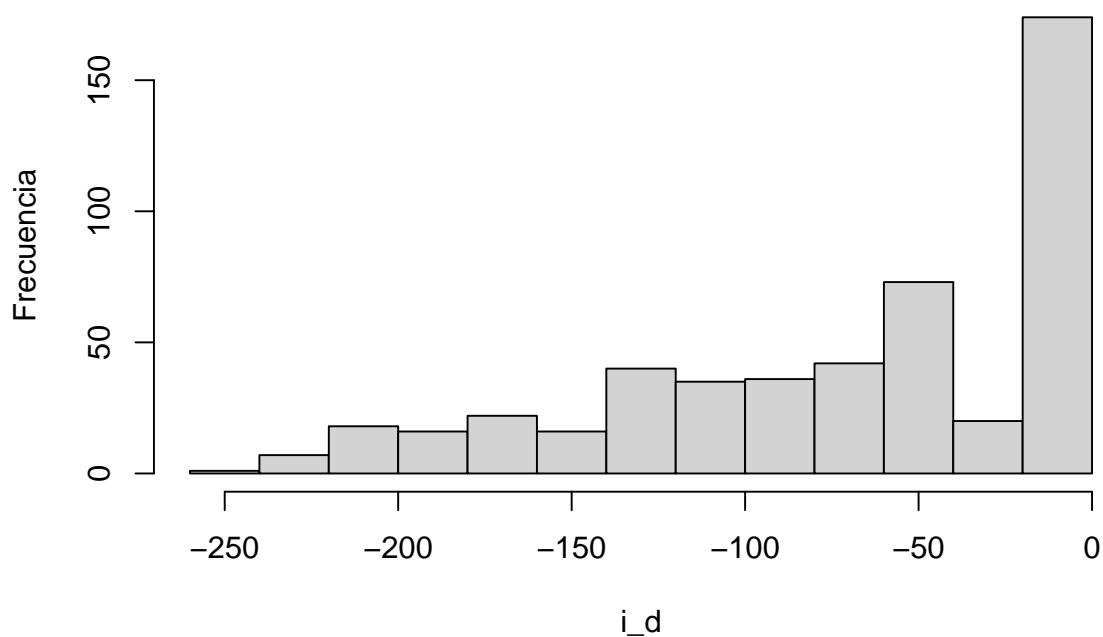
### Histograma de Velocidad del motor



**Observaciones:** Podemos observar que no se muestra una curva como una distribución de tipo normal

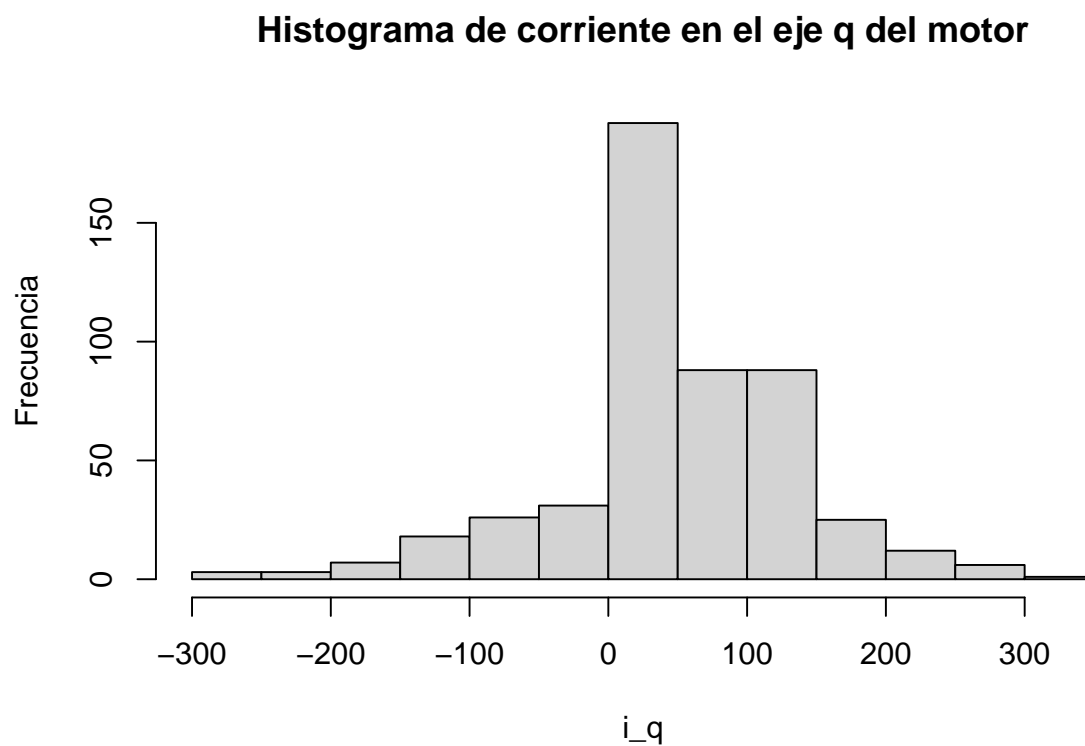
Histograma  $i_d$  (Corriente en el eje d del motor)

### Histograma de corriente en el eje d del motor



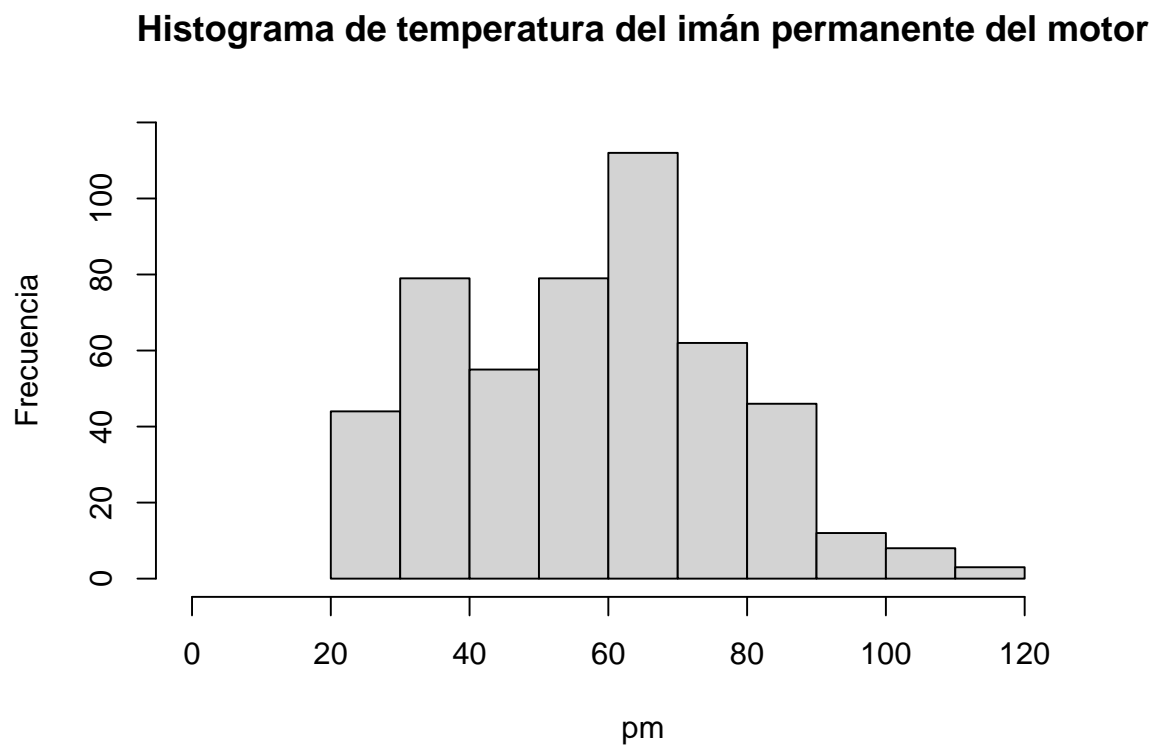
**Observaciones:** Podemos observar que esta variable no sigue una distribución normal, se asemeja más a una distribución de tipo exponencial.

Histograma  $i_q$  (Corriente en el eje q del motor)



Observaciones: Podemos observar que esta variable no sigue una distribución normal.

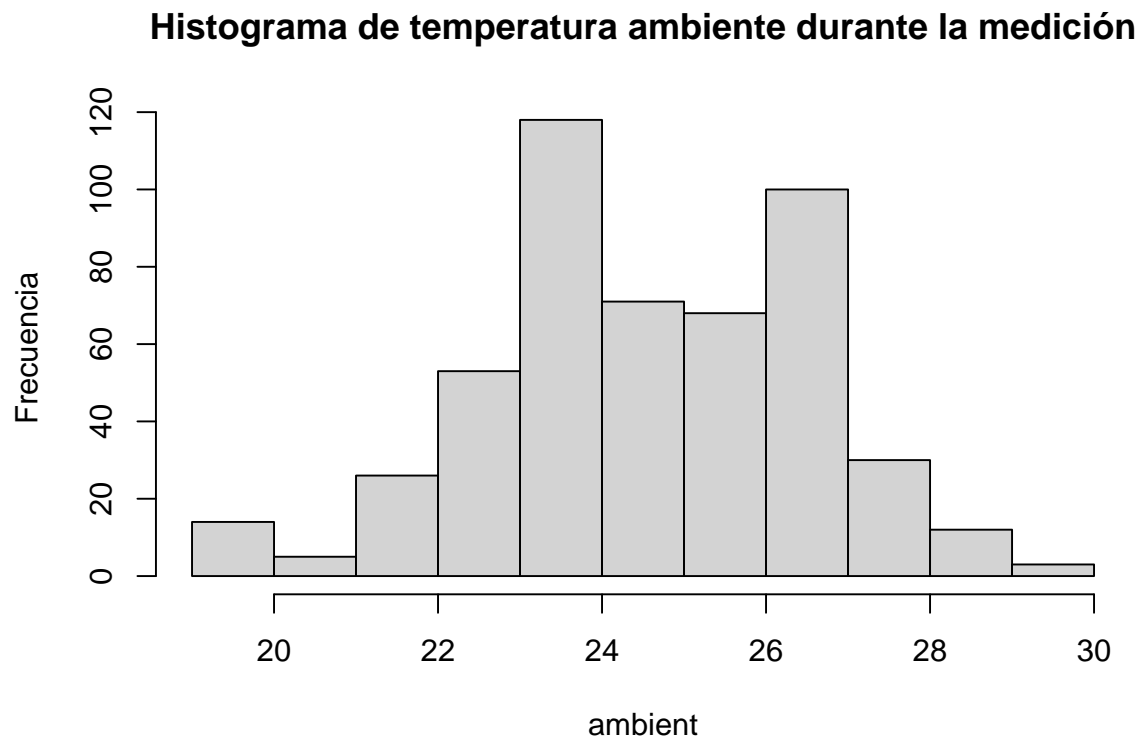
Histograma  $pm$  (Temperatura del imán permanente del motor)





**Observaciones:** *Podemos observar que esta variable no sigue una distribución normal.*

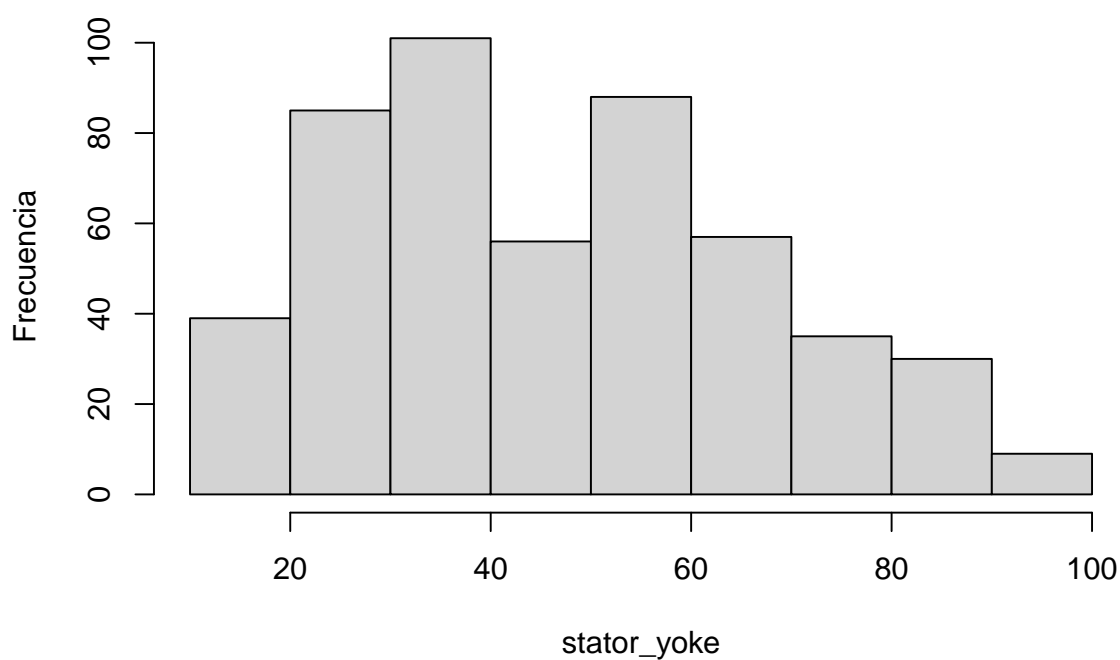
**Histograma ambient** (Temperatura ambiente durante la medición)



**Observaciones:** *Podemos observar que esta variable podría seguir una distribución de tipo normal dado los extremos.*

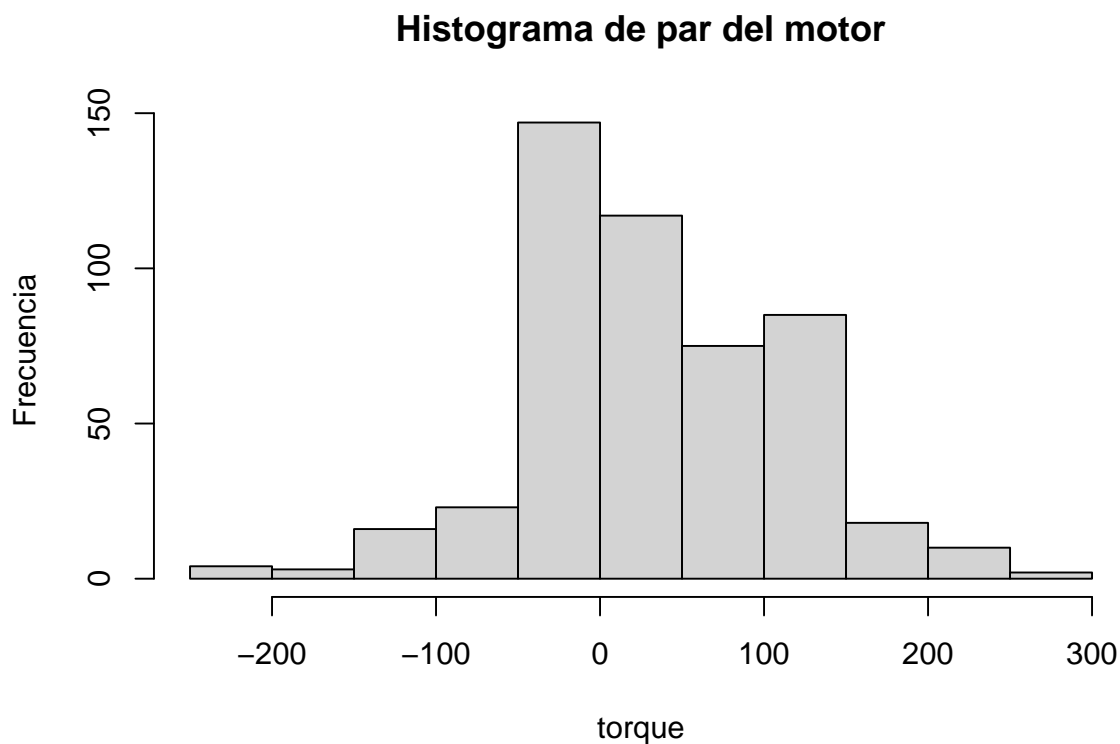
**Histograma stator\_yoke** (Temperatura del yugo del estator del motor)

### Histograma de temperatura del yugo del estator del motor



**Observaciones:** Podemos observar que esta variable podría seguir una distribución de tipo normal dado los extremos.

### Histograma torque (Par del motor)



**Observaciones:** Podemos observar que esta variable podría seguir una distribución de tipo normal dado

los extremos.

### Vector de Promedios

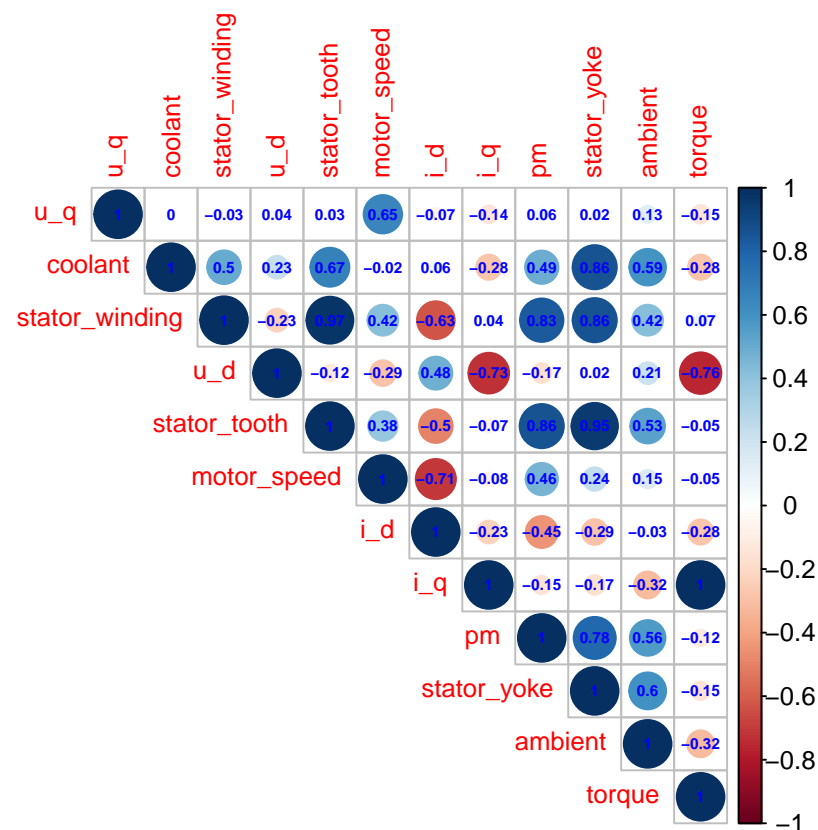
Antes de realizar una estandarización de los datos, procederemos a obtener el vector de promedios de cada una de las variables

Tabla 2: Medias del conjunto de datos

| Variable       | Promedio |
|----------------|----------|
| u_q            | 55.6     |
| coolant        | 35.5     |
| stator_winding | 64.7     |
| u_d            | -27.5    |
| stator_tooth   | 55.7     |
| motor_speed    | 2254.6   |
| i_d            | -69.5    |
| i_q            | 40.3     |
| pm             | 57.8     |
| stator_yoke    | 47.2     |
| ambient        | 24.5     |
| torque         | 33.4     |

**Observaciones:** Se observa que la mayoría de los promedios de los datos se encuentran en un rango similar a excepción de la variable **motor\_speed** la cual hace sentido ya que es la velocidad del motor.

### Matriz de Correlaciones



**Observaciones:** Se observa fuertes correlaciones tanto positivas como negativas, Las correlaciones mas notables mostradas en la grafica son:

Tabla 3: Variables con mayor correlacion

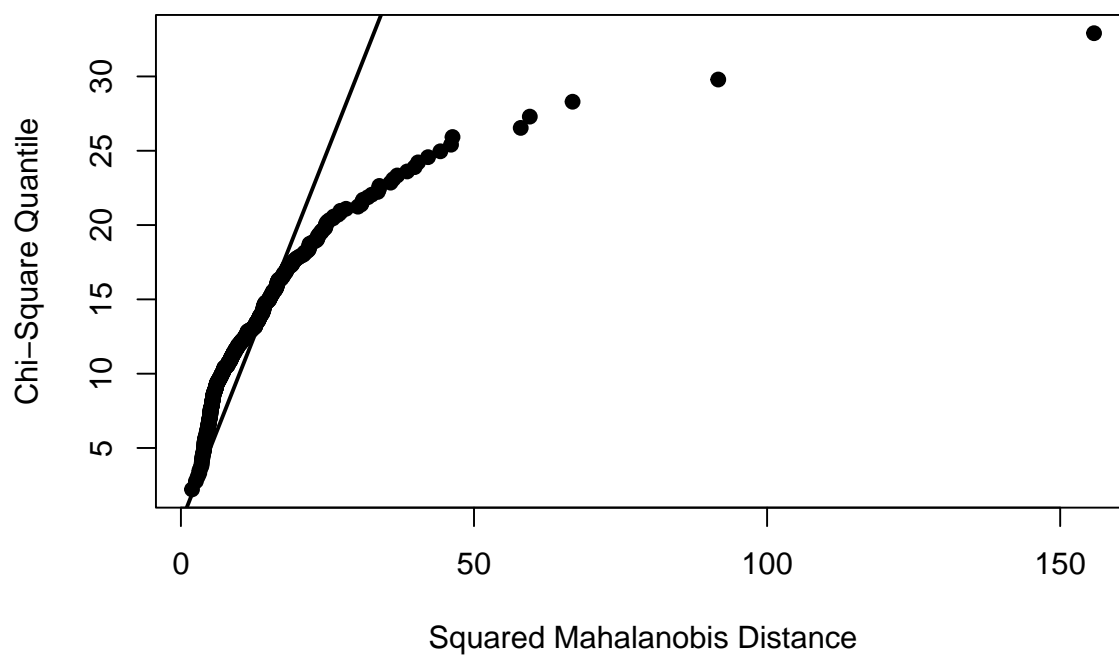
| Relacion                      | Coeficiente |
|-------------------------------|-------------|
| coolant - stator_tooth        | 0.67        |
| stator_winding - stator_tooth | 0.97        |
| stator_winding - i_d          | -0.63       |
| u_q - motor_speed             | 0.62        |
| u_d - i_q                     | -0.73       |
| motor_speed - i_d             | -0.71       |
| stator_tooth - pm             | 0.86        |
| stator_winding - pm           | 0.83        |
| coolant - stator_yoke         | 0.86        |
| stator_winding - stator_yoke  | 0.86        |
| stator_tooth - stator_yoke    | 0.95        |
| pm - stator_yoke              | 0.78        |
| coolant - ambient             | 0.59        |
| stator_tooth - stator_yoke    | 0.95        |
| pm - ambient                  | 0.56        |
| u_d - torque                  | -0.76       |
| i_q - torque                  | 1           |

**Observaciones:** Se observa una cantidad de fuertes correlaciones arriba de 0.70, tanto negativas como positivas. Una de las correlaciones más notorias es una correlación perfecta entre la variable **i\_q** y **torque** las cual es de 1.

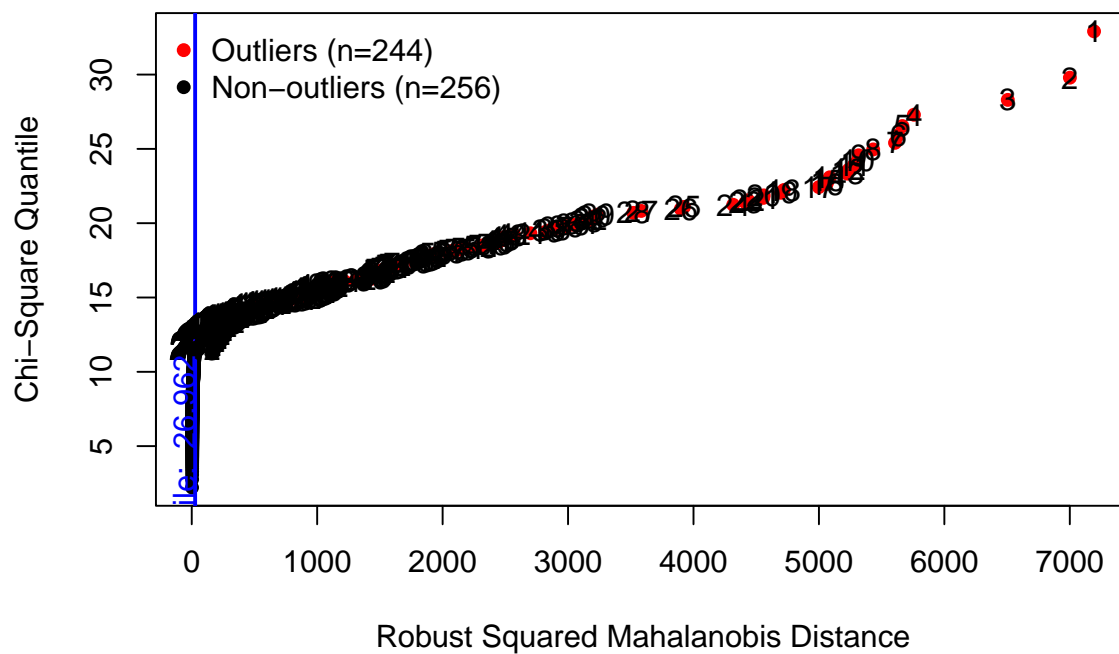
### Prueba de Normalidad

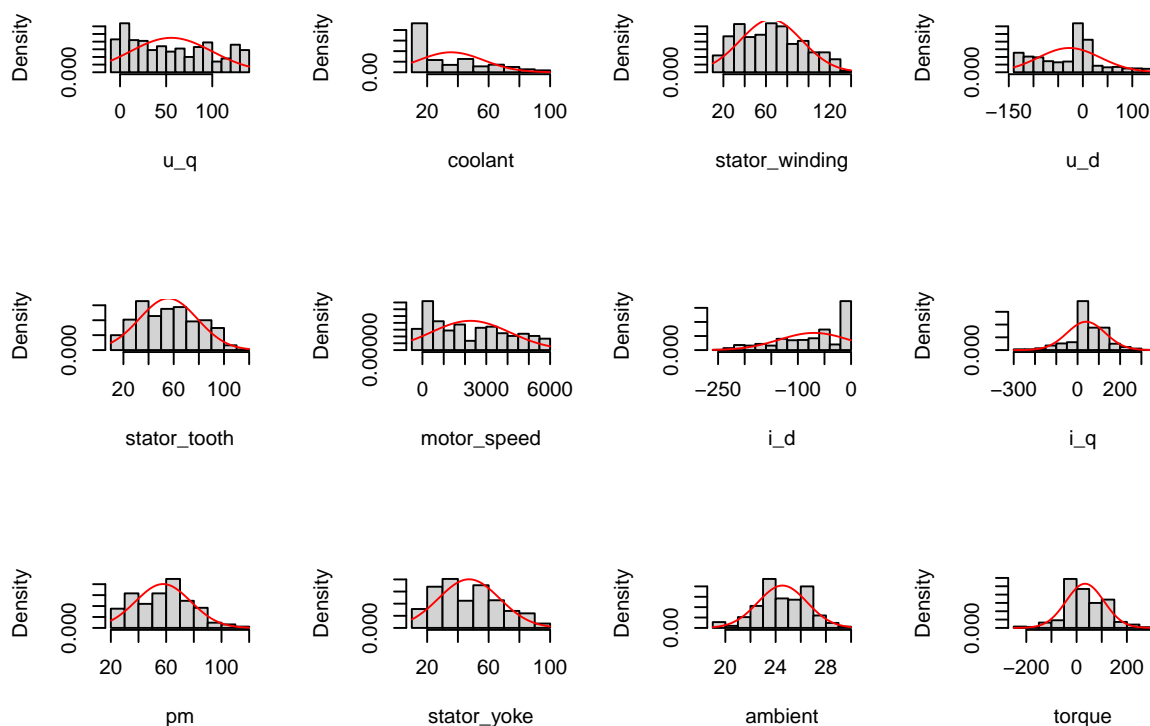
Para esta sección haremos uso de la librería en R **nortest**, la cual aplicaremos para nuestra prueba de normalidad tanto univariada como multivariada. Aunque nuestros datos provienen de una muestra grande , la cual es considerada como  $n-p > 40$  la cual se igual a  $500 - 13 > 50$  , se concluye muestra grande. Se aplicara de igual manera la prueba de normal multivariada.

Chi-Square Q-Q Plot



Adjusted Chi-Square Q-Q Plot





```
## $multivariateNormality
```

```
##      Test      H      p value MVN
```

```
## 1 Royston 338.9202 1.517446e-69 NO
```

```
##
```

```
## $univariateNormality
```

```
##      Test      Variable Statistic      p value Normality
```

```
## 1 Cramer-von Mises      u_q      1.7079 <0.001      NO
```

```
## 2 Cramer-von Mises      coolant      6.5682 <0.001      NO
```

```
## 3 Cramer-von Mises stator_winding      0.4716 <0.001      NO
```

```
## 4 Cramer-von Mises      u_d      2.5217 <0.001      NO
```

```
## 5 Cramer-von Mises stator_tooth      0.6004 <0.001      NO
```

```
## 6 Cramer-von Mises motor_speed      1.6783 <0.001      NO
```

```
## 7 Cramer-von Mises      i_d      2.6892 <0.001      NO
```

```
## 8 Cramer-von Mises      i_q      1.6388 <0.001      NO
```

```
## 9 Cramer-von Mises      pm      0.3527 1e-04      NO
```

```
## 10 Cramer-von Mises stator_yoke      0.9116 <0.001      NO
```

```
## 11 Cramer-von Mises      ambient      0.5591 <0.001      NO
```

```
## 12 Cramer-von Mises      torque      1.6742 <0.001      NO
```

```
##
```

```
## $Descriptives
```

```
##      n      Mean      Std.Dev      Median      Min      Max
```

```
## u_q      500 55.56100 44.359436 49.790200 -2.29622857 131.995239
```

```
## coolant      500 35.59623 21.101023 26.929087 15.43173929 92.645082
```

```
## stator_winding 500 64.79923 28.914310 63.992186 19.46124458 131.490416
```

```
## u_d      500 -27.51719 62.915778 -7.905764 -130.91442871 130.416699
```

```
## stator_tooth      500 55.73174 23.050638 54.164327 18.89172935 110.369407
```

```
## motor_speed      500 2254.60852 1855.546786 1999.976440 -0.01265136 5999.957031
```

```
## i_d      500 -69.56402 65.385654 -46.203419 -240.66177368 -1.994301
```

```
## i_q      500 40.32900 89.740666 21.085450 -269.57560348 301.703308
```

```
## pm      500 57.80232 19.891348 58.957228 21.54023552 112.971924
```

```
## stator_yoke      500 47.24290 19.895538 45.475449 18.80884743 99.868602
```

```
## ambient      500    24.54791    1.954389    24.703144    19.34749413    29.549906
## torque       500    33.48011    75.231563    17.894003   -225.55560853    258.307434
##              25th      75th      Skew    Kurtosis
## u_q          13.2850962   94.3078025   0.2974538  -1.2696476
## coolant      18.6867557   49.7834830   1.0342137  -0.1116668
## stator_winding 39.4519179   86.9731099   0.2857520  -0.8505268
## u_d         -84.3779923    0.8870415   0.1316162  -0.3471005
## stator_tooth  35.5898691   72.0191218   0.2030437  -1.0135644
## motor_speed  499.9754379  3740.9020605   0.3643730  -1.1351510
## i_d         -118.7993946   -3.4489692  -0.7005720  -0.6250497
## i_q          1.0961654   109.0134249  -0.1520373   0.8415012
## pm           40.7730618   70.8915024   0.1683998  -0.6501505
## stator_yoke   30.0590935   60.6632499   0.4716363  -0.6746356
## ambient      23.1755805   26.2644056  -0.1541419  -0.3213925
## torque       -0.2358166   95.6061493  -0.1431499   0.8663066
```

Establecemos las hipótesis a considerar para normal multivariada y univariada.

Ho: Los datos provienen de una normal multivariada H1: Los datos no provienen de una normal multivariada

Ho: La variable proviene de una distribución normal, H1: La variable sigue otro tipo de distribución.

**Observaciones:** Con respecto a la prueba de normal multivariada se establece que se rechaza Ho si p-valor (**0.00000000157**) es menor a alfa 0.05 por lo tanto se rechaza Ho, los datos **no provienen de una distribución normal multivariada**. Para las pruebas de normal univariada se establece que se rechaza Ho si p-valor es menor a alfa 0.05, Se rechaza Ho para todas las variables, **ninguna de las variables cumplió la normal univariada**. Por otra parte la grafica de outliers muestra la mayoría de los puntos como **outliers los cuales fueron 244/500** observaciones los cuales son casi la mitad de las observaciones ,con respecto a la gráfica de QQplot se observa que las observaciones al inicio se ajustaron a la línea de la normal pero la mayoría de las observaciones no pudieron ajustarse a la línea.

## Análisis de Factores

El Análisis Factorial es, por tanto, una técnica de reducción de la dimensionalidad de los datos. Su propósito último consiste en buscar el número mínimo de dimensiones capaces de explicar el máximo de información contenida en los datos.

Para desarrollar el análisis de factores se realizaron pasos previos tales como estandarizar los datos , verificar si los datos cumplen la **normal multivariada**, revisar la **matriz de correlaciones** y realizar **supuestos e hipótesis**.

### Paso 1: Carga de Datos

```
## # A tibble: 1,330,816 x 12
##       u_q coolant stator_win~1      u_d stator~2 motor_~3      i_d      i_q      pm
##   <dbl>   <dbl>         <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl> <dbl>
## 1 -0.451    18.8         19.1 -0.350    18.3  2.87e-3  4.42e-3  3.28e-4  24.6
## 2 -0.326    18.8         19.1 -0.306    18.3  2.57e-4  6.06e-4 -7.85e-4  24.5
## 3 -0.441    18.8         19.1 -0.373    18.3  2.35e-3  1.29e-3  3.86e-4  24.5
## 4 -0.327    18.8         19.1 -0.316    18.3  6.10e-3  2.56e-5  2.05e-3  24.6
## 5 -0.471    18.9         19.1 -0.332    18.3  3.13e-3 -6.43e-2  3.72e-2  24.6
## 6 -0.539    18.9         19.1  0.00915    18.3  9.64e-3 -6.14e-1  3.37e-1  24.6
## 7 -0.653    18.9         19.1  0.239      18.3  1.34e-3 -1.01e+0  5.54e-1  24.6
## 8 -0.758    19.0         19.1  0.395      18.3  1.42e-3 -1.29e+0  7.06e-1  24.6
## 9 -0.727    19.0         19.1  0.547      18.3  5.77e-4 -1.49e+0  8.17e-1  24.6
##10 -0.874    19.0         19.1  0.579      18.3 -1.25e-3 -1.63e+0  8.98e-1  24.6
## # ... with 1,330,806 more rows, 3 more variables: stator_yoke <dbl>,
```

```
## #   ambient <dbl>, torque <dbl>, and abbreviated variable names
## #   1: stator_winding, 2: stator_tooth, 3: motor_speed
```

## Paso 2: Estandarizar datos

```
##           u_q      coolant stator_winding      u_d stator_tooth motor_speed
## [1,] -1.27834410 -0.8311962  -1.43987472  0.4603935  -1.4450026  -1.2150662
## [2,] -1.29998946  0.3778941  -0.40021908  0.4642469  -0.2280093  -1.2150626
## [3,]  0.68739232  1.3867850   1.38311958 -1.1322555   1.5957661   1.4795303
## [4,]  0.08919665 -0.5129853   0.08196488 -1.1405594  -0.1277971  -0.2900407
## [5,]  0.93365153 -0.8302683  -1.35853668  0.4270964  -1.2968917  -0.1372255
## [6,] -0.94387184 -0.8088649  -0.87802889  0.2524234  -1.0398530  -1.0803338

##           i_d      i_q      pm stator_yoke      ambient      torque
## [1,]  1.0333025 -0.4371630 -0.09350299 -1.37623227  0.7425053 -0.3724405
## [2,]  1.0333128 -0.4371546  0.71427036 -0.04505362  0.9194281 -0.4450275
## [3,] -0.9582591  0.1539443  1.71937546  1.60801206  0.9222913  0.1856948
## [4,] -0.2317817  1.7182056 -0.41674479 -0.39157610 -0.7370514  1.6244578
## [5,]  1.0332965 -0.4371743 -1.20503791 -1.20390935 -0.3008730 -0.4487295
## [6,]  0.3984230  1.0283933 -1.35716354 -1.04509760 -0.8976195  0.9337019
```

## Paso 3: Revisar de cumplimiento de normal multivariada

Para este cumplimiento de normal multivariada creamos nuestras hipótesis

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 \dots \mu_k$$

$$H_1 : \mu_1 \neq \mu_2 \dots \neq \mu_k$$

```
##           Test      HZ p value MVN
## 1 Henze-Zirkler 4.782402      0 NO
```

Para el cumplimiento de normal univariada creamos de igual manera nuestras hipótesis

**H<sub>0</sub>** : los datos provienen de una distribución normal.

**H<sub>1</sub>** : los datos provienen de otra distribución.

```
##           Test      Variable Statistic  p value Normality
## 1 Anderson-Darling      u_q      12.0822 <0.001      NO
## 2 Anderson-Darling    coolant      37.8195 <0.001      NO
## 3 Anderson-Darling stator_winding      3.6821 <0.001      NO
## 4 Anderson-Darling      u_d      13.2541 <0.001      NO
## 5 Anderson-Darling stator_tooth      4.5108 <0.001      NO
## 6 Anderson-Darling motor_speed      11.8267 <0.001      NO
## 7 Anderson-Darling      i_d      17.9452 <0.001      NO
## 8 Anderson-Darling      i_q      8.2897 <0.001      NO
## 9 Anderson-Darling      pm      2.6402 <0.001      NO
## 10 Anderson-Darling stator_yoke      6.2023 <0.001      NO
## 11 Anderson-Darling    ambient      3.2206 <0.001      NO
## 12 Anderson-Darling    torque      8.5511 <0.001      NO
```

**Observaciones:** Se observa que no se cumplió con la prueba de normal multivariada dado su *p-valor* es **0** menor a alfa **0.05**, se rechaza **H<sub>0</sub>** los datos **no provienen de una normal multivariada**, con respecto a las pruebas de **normalidad univariada** se observa que **ninguna variable** cumplió con normalidad dados sus *p-valores* cercanos al cero y menores a alfa **0.05** por lo tanto los datos siguen otro tipo de distribución.



## Matriz de Correlaciones

Análisis incluido en la sección **Análisis exploratorio** - *subsección: Matriz de Correlaciones*

### Paso 4: Prueba de esfericidad

Para esta prueba se usara la prueba de esfericidad de bartlett la cual sirve para identificar si la correlación entre pares de variables es cero o no.

Definimos nuestras hipótesis

Ho: La correlación entre cada par de variables es cero H1: La correlación entre cada par de variable diferente de cero

```
## $chisq
## [1] 2300.478
##
## $p.value
## [1] 0
##
## $df
## [1] 66
```

**Observaciones:** Dado que el  $p\_valor$  es menor a alfa **0.05** , se rechaza Ho por lo tanto las correlaciones son diferente de 0.

### Paso 5: Determinar numero de factores

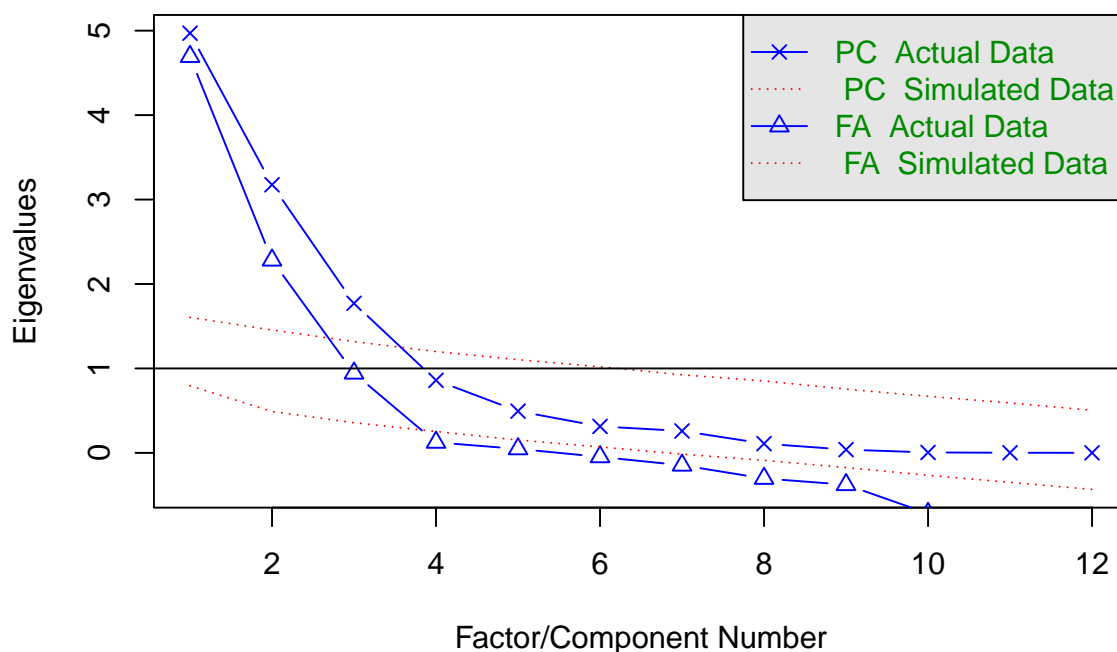
**Prueba de PCA** Para determinar el número de factores, procederemos a realizar un Análisis de Componentes Principales (PCA), el cual nos sugerirá el número de factores a considerar.

```
## Importance of components:
##              PC1    PC2    PC3    PC4    PC5    PC6    PC7
## Standard deviation  2.2293 1.7819 1.3309 0.92737 0.7031 0.56018 0.50943
## Proportion of Variance 0.4142 0.2646 0.1476 0.07167 0.0412 0.02615 0.02163
## Cumulative Proportion 0.4142 0.6787 0.8263 0.89801 0.9392 0.96536 0.98698
##              PC8    PC9    PC10   PC11   PC12
## Standard deviation  0.33131 0.19658 0.07310 0.04296 0.02463
## Proportion of Variance 0.00915 0.00322 0.00045 0.00015 0.00005
## Cumulative Proportion 0.99613 0.99935 0.99980 0.99995 1.00000
```

**Observaciones:** Se puede observar que el numero de factores optimo esta entre 3 y 4, Dada la varianza acumulada que contienen.

**Grafica de Codo** Creamos nuestra grafica de codo la cual no sugiere de igual manera elegir entre 3 y 4 factores.

## Parallel Analysis Scree Plots



## Parallel analysis suggests that the number of factors = 3 and the number of components = 3

**Observaciones:** Se puede observar que al elegir 3 factores obtenemos 82% de la varianza explicada, la cual es un buen porcentaje, Procedemos a usar el algoritmo ahora rotando los ejes usando el metodo de 'varimax'.

### Factores usando Varimax

```
## Principal Components Analysis
## Call: principal(r = R, nfactors = 3, rotate = "varimax")
## Standardized loadings (pattern matrix) based upon correlation matrix
##
```

|                   | RC1   | RC2   | RC3   | h2   | u2    | com |
|-------------------|-------|-------|-------|------|-------|-----|
| ## u_q            | -0.09 | 0.23  | 0.77  | 0.65 | 0.349 | 1.2 |
| ## coolant        | 0.78  | 0.31  | -0.22 | 0.76 | 0.244 | 1.5 |
| ## stator_winding | 0.90  | -0.24 | 0.21  | 0.92 | 0.084 | 1.3 |
| ## u_d            | -0.04 | 0.88  | -0.20 | 0.81 | 0.193 | 1.1 |
| ## stator_tooth   | 0.97  | -0.09 | 0.16  | 0.97 | 0.034 | 1.1 |
| ## motor_speed    | 0.24  | -0.10 | 0.95  | 0.97 | 0.035 | 1.1 |
| ## i_d            | -0.37 | 0.50  | -0.59 | 0.74 | 0.265 | 2.7 |
| ## i_q            | -0.13 | -0.92 | -0.14 | 0.89 | 0.112 | 1.1 |
| ## pm             | 0.85  | -0.04 | 0.28  | 0.81 | 0.192 | 1.2 |
| ## stator_yoke    | 0.98  | 0.07  | 0.01  | 0.96 | 0.044 | 1.0 |
| ## ambient        | 0.66  | 0.35  | 0.03  | 0.55 | 0.448 | 1.5 |
| ## torque         | -0.11 | -0.94 | -0.11 | 0.91 | 0.086 | 1.1 |

```
##
##
```

|                         | RC1  | RC2  | RC3  |
|-------------------------|------|------|------|
| ## SS loadings          | 4.70 | 3.10 | 2.11 |
| ## Proportion Var       | 0.39 | 0.26 | 0.18 |
| ## Cumulative Var       | 0.39 | 0.65 | 0.83 |
| ## Proportion Explained | 0.47 | 0.31 | 0.21 |

```
## Cumulative Proportion 0.47 0.79 1.00
##
## Mean item complexity = 1.3
## Test of the hypothesis that 3 components are sufficient.
##
## The root mean square of the residuals (RMSR) is 0.07
##
## Fit based upon off diagonal values = 0.98
```

**Observaciones:** Se observa una varianza acumulada del **83 %**, con respecto a los **residuales RSMR** se observa un valor muy bajo de **0.07** cercano a cero. Con respecto a las cargas elegidas estas muestran comunalidades (

$$h_2$$

) altas y la varianza no explicada

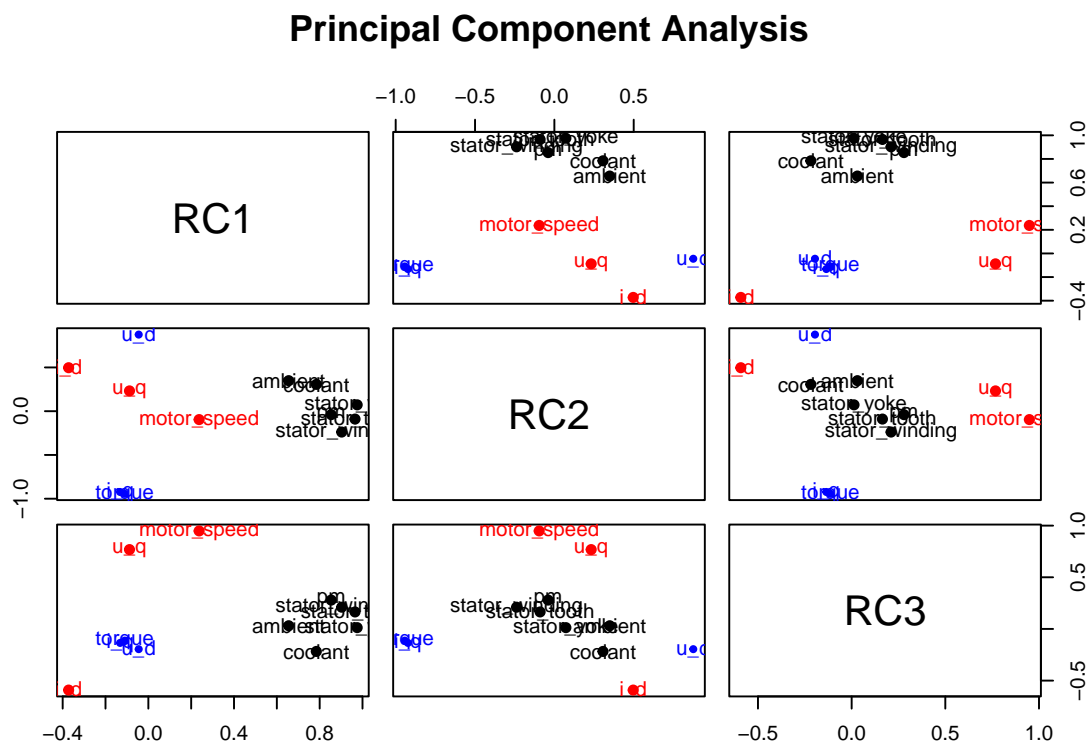
$$u_2$$

es muy baja. También observamos con el método de *varimax* de una manera muy clara los **variables dominantes para cada factor** los cuales son:

- **Factor 1 :** stator\_winding, stator\_tooth, pm, stator\_yoke, coolant, ambient
- **Factor 2 :** u\_d,i\_q,torque
- **Factor 3 :** u\_q,motor\_speed,i\_d,

### Paso 6: Representación gráfica

Representacion grafica de cada uno de las variables.



**Observaciones:** Se puede observar una agrupación muy notoria en las variables “stator\_winding, stator\_tooth, pm, stator\_yoke, coolant, ambient”, mientras que motor\_speed y u\_q están cercanas entre ellas, también se observa que las variable torque y u\_d están muy cercanas, la única variable que está muy alejada de los grupos antes mencionados es la variable i\_d.

## Conclusiones

Se concluye que aunque no se cumplieron los supuesto de normal multivariada dadas las pruebas de hipótesis, se obtuvo una varianza acumulada de 82 % usando 3 factores con lo cual se redujo la dimensión de variables de 12 variables a solo 3, Por otra estos factores mostraron **comunalidades muy altas y varianza no explicada muy baja**, Con respecto a las variables dominantes de cada factor estas quedaron de la siguiente forma:

- **Factor 1** : stator\_winding, stator\_tooth, pm, stator\_yoke, coolant, ambient
- **Factor 2** : u\_d,i\_q,torque
- **Factor 3** : u\_q,motor\_speed,i\_d

**Nota:** Dados las variables dominantes para cada factor daremos un nombre que haga sentido a los factores.

- **Factor 1** : ‘Componentes del motor’
- **Factor 2** : ‘Variables eléctricas y de torque’
- **Factor 3** : ‘Variables de velocidad y corriente directa’

## Análisis de Componentes Principales

El análisis de componentes principales (PCA) es un método estadístico que sirve para simplificar y resumir un conjunto de datos con muchas variables. En vez de usar todas las variables originales, el PCA encuentra mezclas de estas variables que capturan la mayor parte de la variación en los datos. Estas mezclas se llaman “componentes principales” y se usan para describir el conjunto de datos de una manera más sencilla y comprensible.

Piensa que tienes muchos datos distintos sobre un motor eléctrico, como la temperatura, el torque, la velocidad, etc. Puede ser complicado saber cómo todos estos datos se relacionan entre sí y qué información es la más relevante. Si el análisis de componentes principales descubre que la temperatura y el torque están muy relacionados, entonces puede juntarlos en un nuevo componente principal que abarque ambas variables a la vez. Así, se puede disminuir el número de variables y hacer que los datos sean más sencillos de entender.

### Paso 1: Carga de datos y preprocesamiento

En este primer paso se procede a la carga de los datos, los cuales deben ser preprocesados para asegurar que el análisis posterior sea correcto. En el código se utiliza la función `read.csv` para leer el archivo de datos `measures_v2.csv`, y se utiliza la librería `dplyr` para eliminar la columna `profile_id`, que contiene identificadores únicos para cada observación y no aporta información relevante para el análisis.

```
##           u_q  coolant stator_winding           u_d stator_tooth  motor_speed
## 1 -0.4506815 18.80517      19.08667 -0.350054592      18.29322 0.0028655678
## 2 -0.3257370 18.81857      19.09239 -0.305803001      18.29481 0.0002567817
## 3 -0.4408640 18.82877      19.08938 -0.372502625      18.29409 0.0023549714
## 4 -0.3270257 18.83557      19.08303 -0.316198707      18.29254 0.0061046658
## 5 -0.4711501 18.85703      19.08253 -0.332272142      18.29143 0.0031328229
## 6 -0.5389726 18.90155      19.07711  0.009147473      18.29063 0.0096361237
##           i_d           i_q           pm stator_yoke  ambient  torque
## 1 4.419137e-03 0.0003281022 24.55421      18.31655 19.85069 0.1871008
## 2 6.058724e-04 -0.0007853527 24.53808      18.31495 19.85067 0.2454175
## 3 1.289587e-03 0.0003864682 24.54469      18.32631 19.85066 0.1766153
## 4 2.558433e-05 0.0020456610 24.55402      18.33083 19.85065 0.2383027
## 5 -6.431678e-02 0.0371837765 24.56540      18.32666 19.85064 0.2081967
## 6 -6.136352e-01 0.3367473483 24.57360      18.32386 19.85063 0.4762178
```

## Paso 2: Estandarización de datos

Antes de realizar el análisis de componentes principales, es necesario estandarizar los datos. En este paso se utiliza la función `fn_std` para estandarizar los datos de cada variable, es decir, se resta la media y se divide por la desviación estándar. Luego se aplica esta función a cada columna del dataframe `df` utilizando la función `apply`, y se muestran los primeros registros de los datos estandarizados.

```
##          u_q      coolant stator_winding      u_d stator_tooth motor_speed
## [1,] -1.238978 -0.7998120   -1.648158 0.3928195   -1.681116   -1.184127
## [2,] -1.236150 -0.7991969   -1.647958 0.3935209   -1.681047   -1.184129
## [3,] -1.238756 -0.7987288   -1.648063 0.3924637   -1.681078   -1.184127
## [4,] -1.236179 -0.7984168   -1.648285 0.3933561   -1.681145   -1.184125
## [5,] -1.239442 -0.7974315   -1.648302 0.3931013   -1.681194   -1.184127
## [6,] -1.240977 -0.7953882   -1.648491 0.3985128   -1.681229   -1.184124
##          i_d      i_q      pm stator_yoke  ambient      torque
## [1,] 1.058337 -0.4058548 -1.786836   -1.494243 -2.443385 -0.4008379
## [2,] 1.058278 -0.4058668 -1.787685   -1.494323 -2.443395 -0.4000818
## [3,] 1.058289 -0.4058541 -1.787337   -1.493755 -2.443403 -0.4009738
## [4,] 1.058269 -0.4058361 -1.786846   -1.493528 -2.443408 -0.4001741
## [5,] 1.057278 -0.4054549 -1.786248   -1.493737 -2.443412 -0.4005644
## [6,] 1.048818 -0.4022052 -1.785816   -1.493877 -2.443415 -0.3970897
```

De igual manera se validan las dimensiones del dataset.

Tabla 4: Tabla de dimensiones del dataset

| Filas   | Columnas |
|---------|----------|
| 1330816 | 12       |

## Paso 3: Análisis de componentes principales

El análisis de componentes principales (PCA) se utiliza para identificar patrones en los datos y reducir la dimensionalidad de los mismos. En este paso se utiliza la función `prcomp` para realizar el análisis de componentes principales sobre los datos estandarizados.

```
## Standard deviations (1, ..., p=12):
## [1] 2.20580098 1.77382168 1.31839690 0.94318021 0.76770930 0.58383387
## [7] 0.52207927 0.33680085 0.18901079 0.07615769 0.04278316 0.02535302
##
## Rotation (n x k) = (12 x 12):
##          PC1          PC2          PC3          PC4          PC5
## u_q      0.10700072 0.01661259 0.574460657 -0.595496339 0.2193584376
## coolant  0.31078520 0.21312209 -0.288548744 -0.309999643 0.3336760048
## stator_winding 0.41588420 -0.12735453 -0.094115390 0.200596971 0.1205939851
## u_d      -0.05306894 0.49366940 0.024871306 0.128221868 0.1853026530
## stator_tooth 0.43832602 -0.03926350 -0.122777788 0.063301863 0.1526011702
## motor_speed 0.24295909 -0.15374050 0.588758490 -0.007240699 0.0171154510
## i_d      -0.23488550 0.32097641 -0.257817655 -0.454883976 0.0721479240
## i_q      -0.06611979 -0.49905940 -0.226244621 -0.286189478 0.0116207365
## pm       0.39880295 -0.01336623 -0.003557004 0.112557069 -0.2957437807
## stator_yoke 0.42185478 0.06471435 -0.210672036 -0.094462485 0.2338878077
## ambient  0.25586599 0.22701419 -0.069899226 -0.340256158 -0.7877650919
## torque   -0.05489022 -0.51108550 -0.220475643 -0.249708688 -0.0002577344
##          PC6          PC7          PC8          PC9          PC10
## u_q      -0.001712885 -0.25182557 -0.15571150 0.40826759 -0.034208524
## coolant  -0.066696030 0.52618574 0.33932067 0.10517559 -0.384147757
```

```

## stator_winding -0.094112782 -0.28808332 -0.41281209 -0.12599407 -0.593847224
## u_d           -0.540101985 -0.49343068  0.39049596 -0.11149535  0.003287108
## stator_tooth  -0.001323098 -0.17394160 -0.25485258 -0.12150953  0.230889314
## motor_speed   -0.008406877  0.21226641  0.24515612 -0.68091441  0.001735467
## i_d           0.471842392 -0.25741885 -0.12402040 -0.50159335 -0.077394267
## i_q          -0.208755737 -0.20460606  0.22349260 -0.10223947  0.032535497
## pm            0.531110752 -0.34274389  0.53864350  0.21520428 -0.063674866
## stator_yoke   -0.013369836  0.03804004 -0.06317565 -0.02181754  0.658395937
## ambient      -0.333783659  0.07692902 -0.14410970 -0.06031060 -0.004827930
## torque       -0.187151797 -0.15801046  0.18010427 -0.05537057 -0.025896349
##              PC11      PC12
## u_q           0.002549219  3.396984e-03
## coolant       -0.021003495  1.084474e-01
## stator_winding -0.008434708 -3.410545e-01
## u_d           0.042492461  1.260929e-02
## stator_tooth  -0.041997105  7.738957e-01
## motor_speed   0.020184334 -3.269149e-02
## i_d           0.030348780 -2.051029e-02
## i_q          -0.681896572 -3.815568e-02
## pm            0.002829883 -2.381642e-02
## stator_yoke   0.060810404 -5.162995e-01
## ambient       0.002296022  3.480655e-05
## torque        0.725182231  5.251892e-02

```

Las desviaciones estándar (standard deviations) indican la variabilidad de los datos originales en cada una de las 12 dimensiones consideradas. La primera dimensión tiene la mayor variabilidad, con una desviación estándar de 2.206, mientras que la última dimensión tiene la menor variabilidad, con una desviación estándar de 0.025.

La matriz de rotación (rotation) muestra las cargas de cada variable en cada una de las 12 componentes principales resultantes del PCA. Las cargas indican cuánto contribuye cada variable a cada componente principal y en qué dirección. Por ejemplo, la variable “u\_q” tiene una carga positiva en la primera componente principal y una carga negativa en la cuarta componente principal.

#### Paso 4: Selección de componentes principales

En este paso se seleccionan los componentes principales que explican más del 80 % de la varianza en los datos. Primero se utiliza la función cumsum para calcular la suma acumulativa de las varianzas explicadas por cada componente principal, y luego se determina el número de componentes necesarios para alcanzar el 80 % de la varianza explicada. En este caso, se obtiene que se necesitan 3 componentes principales.

Tabla 5: Tabla de varianza acumulada explicada por cada componente principal

| Componente | Varianza_acumulada |
|------------|--------------------|
| 1          | 0.4054632          |
| 2          | 0.6676668          |
| 3          | 0.8125143          |
| 4          | 0.8866467          |
| 5          | 0.9357615          |
| 6          | 0.9641667          |
| 7          | 0.9868806          |
| 8          | 0.9963335          |
| 9          | 0.9993106          |
| 10         | 0.9997939          |
| 11         | 0.9999464          |

| Componente | Varianza_acumulada |
|------------|--------------------|
| 12         | 1.0000000          |

### Paso 5: Visualización de componentes principales

Finalmente, se muestran los primeros registros de los componentes principales utilizando la función `head`. Además, se utiliza la función `pca1$rotation` para obtener la matriz de rotación, que contiene las cargas de cada variable en cada componente principal, y se muestran los primeros 3 componentes principales y sus respectivas cargas.

Tabla 6: Tabla de las primeras 6 observaciones de las componentes principales

|           | PC1       | PC2        | PC3 |
|-----------|-----------|------------|-----|
| -4.279881 | 0.5804482 | -0.4075527 |     |
| -4.279713 | 0.5805494 | -0.4062443 |     |
| -4.279425 | 0.5805816 | -0.4078177 |     |
| -4.278972 | 0.5807450 | -0.4065993 |     |
| -4.278651 | 0.5804482 | -0.4084601 |     |
| -4.276867 | 0.5774260 | -0.4090651 |     |

Tabla 7: Tabla de componentes principales

|                | PC1        | PC2        | PC3        |
|----------------|------------|------------|------------|
| u_q            | 0.1070007  | 0.0166126  | 0.5744607  |
| coolant        | 0.3107852  | 0.2131221  | -0.2885487 |
| stator_winding | 0.4158842  | -0.1273545 | -0.0941154 |
| u_d            | -0.0530689 | 0.4936694  | 0.0248713  |
| stator_tooth   | 0.4383260  | -0.0392635 | -0.1227778 |
| motor_speed    | 0.2429591  | -0.1537405 | 0.5887585  |
| i_d            | -0.2348855 | 0.3209764  | -0.2578177 |
| i_q            | -0.0661198 | -0.4990594 | -0.2262446 |
| pm             | 0.3988029  | -0.0133662 | -0.0035570 |
| stator_yoke    | 0.4218548  | 0.0647144  | -0.2106720 |
| ambient        | 0.2558660  | 0.2270142  | -0.0698992 |
| torque         | -0.0548902 | -0.5110855 | -0.2204756 |

Los valores en la tabla indican cómo cada variable contribuye a cada una de las tres componentes principales.

La primera componente principal (PC1) está compuesta principalmente por las variables `stator_yoke`, `stator_tooth`, `stator_winding` y `pm`, lo que indica que estas variables están altamente correlacionadas entre sí. Esta componente principal puede representar la cantidad de energía eléctrica que se está generando en el motor.

La segunda componente principal (PC2) está compuesta principalmente por las variables `torque`, `i_q` e `i_d`, lo que indica que estas variables también están altamente correlacionadas entre sí. Esta componente principal puede representar la carga mecánica en el motor.

La tercera componente principal (PC3) está compuesta principalmente por las variables `coolant` y `motor_speed`, lo que indica que estas variables están altamente correlacionadas entre sí. Esta componente principal puede representar la eficiencia de enfriamiento del motor.

## Conclusiones

En esta seccion se detalla las conclusiones de cada una de las secciones principales , tanto del Analisis exploratorio como de los metodos aplicados (Analsis de Factores y PCA)

### Análisis exploratorio.

En este análisis se observaron que las variables sus histogramas a manera de sospecha seguían una distribución de tipo normal, otras asemejaban otro tipo de distribución, al realizar la prueba de normalidad tanto univarida como multivariada concluimos que las los datos no seguían una distribución normal multivariada y individualmente ninguna de las variables seguía una distribución de tipo normal dados sus p-valores para cada uno de las pruebas. Con respecto a la grafica de QQplot y de outliers se observo que las observaciones para QQplot no se ajustaban a la línea y la parte de los outliers la mitad de las observaciones de nuestro conjunto de datos se clasificaron como outliers.

### Análisis de Factores

En esta sección se reviso la matriz de correlaciones la cual se observaron correlación muy altas tanto positivas como negativas también se observaron variables independientes la cual su correlación entre variable fue 0, Con respecto a la prueba de esfericidad se establecieron las hipótesis correspondientes y se aplico la prueba la cual se concluyo que las correlación entre las variables son diferentes de 0 dado su p-valor. Para la parte de el numero optimo de factores se aplico una grafica de codo la cual observamos que el numero optimo de factores se encontraba entre 3 y 4 factores, al aplicar el algoritmo de factores usando varimax para la rotación de vectores, se obtuvo una varianza explicada del **82 %** la cual es un buen porcentaje, con respecto a los residuales RSMR los valores fueron muy bajos cercanos a 0, se mostraron comunialidades alta y varianza explicada muy baja. **Concluimos para este método que pudimos reducir nuestro numero de variables de 12 a solo 3 variables manteniendo un porcentaje muy bueno de varianza explicada, se revisó de acuerdo a la variables dominantes de cada uno de los factores y se dieron nombres que dieran sentido a estas nuevas variables.**

### Análisis de Componentes Principales

Después de realizar el análisis de componentes principales en el dataset del motor eléctrico, podemos concluir que esta técnica estadística nos ha permitido identificar las variables más importantes que explican la variabilidad de los datos. Además, hemos podido observar que las variables del dataset están altamente correlacionadas entre sí, lo que sugiere la presencia de multicolinealidad.

En este sentido, el análisis de componentes principales ha sido útil para reducir la dimensionalidad del dataset, al combinar las variables en tres componentes principales que representan la cantidad de energía eléctrica generada, la carga mecánica en el motor y la eficiencia de enfriamiento.

Asimismo, durante el proceso de análisis de componentes principales, hemos utilizado la técnica de normalización de los datos, lo que ha permitido comparar las variables en una misma escala. También hemos evaluado la varianza explicada por cada componente principal y hemos utilizado el criterio de Kaiser para seleccionar el número de componentes principales a retener.

## Referencias

- Jolliffe, I. T. (2002). Principal component analysis. Springer.
- Kirgiz, W. (2021). Electric Motor Temperature. Recuperado el 10 de enero de 2023, de <https://www.kaggle.com/datasets/wkirgsn/electric-motor-temperature>