Tecnológico de Monterrey

1 de Septiembre de 2023

**Aplicación de métodos multivariados en ciencia de datos**

MA2003B.101

# **Conocimiento de la naturaleza de contaminantes que influyen en la calidad del aire y sus interrelaciones con el medio**

**Profesoras**

### Monica Guadalupe Elizondo Amaya

### Blanca Rosa Ruiz Hernandez

**Autores**

**(Equipo 6)**

Rubén Darío Castro Terrazas (A00833945)

Christian Jaffe Alarcón Acosta (A00832881)

José Andrés Orantes Guillén (A01174130)

Juan José Montes Raygoza (A00834630)

Pedro Fernández Merino (A01733006)

# Importar librerias y dependencias

##   
## Attaching package: 'Hmisc'

## The following objects are masked from 'package:base':  
##   
## format.pval, units

## corrplot 0.92 loaded

##   
## Attaching package: 'dplyr'

## The following object is masked from 'package:gridExtra':  
##   
## combine

## The following objects are masked from 'package:Hmisc':  
##   
## src, summarize

## The following objects are masked from 'package:stats':  
##   
## filter, lag

## The following objects are masked from 'package:base':  
##   
## intersect, setdiff, setequal, union

##   
## Attaching package: 'zoo'

## The following objects are masked from 'package:base':  
##   
## as.Date, as.Date.numeric

##   
## Attaching package: 'MASS'

## The following object is masked from 'package:dplyr':  
##   
## select

##   
## Attaching package: 'psych'

## The following object is masked from 'package:outliers':  
##   
## outlier

## The following objects are masked from 'package:ggplot2':  
##   
## %+%, alpha

## The following object is masked from 'package:Hmisc':  
##   
## describe

# Etapa I

La problemática de la contaminación del aire se ha erigido como un tema de suma importancia en la agenda global, debido a sus profundos impactos en la salud humana, el entorno ambiental y el fenómeno del cambio climático. La calidad del aire se refiere a la composición y pureza de los gases que conforman la atmósfera que respiramos. Esta contaminación puede originarse de diversas fuentes, tales como la quema de combustibles fósiles, las emisiones industriales, el tráfico vehicular y las prácticas agrícolas. En el contexto específico de Nuevo León y su zona metropolitana, estas cuatro actividades ejercen un notorio impacto.

A medida que estas fuentes emiten contaminantes al aire, sus efectos pueden acarrear consecuencias graves para la sociedad y el planeta en su conjunto. De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud, la contaminación del aire representa uno de los principales riesgos ambientales para la salud, desencadenando una carga significativa de enfermedades como accidentes cerebrovasculares, enfermedades cardíacas, cáncer de pulmón y diversas afecciones pulmonares crónicas y agudas, incluyendo el asma. De hecho, estas enfermedades se asocian con un número anual alarmante de 6.7 millones de muertes prematuras [1].

Por otra parte, estadísticas proporcionadas por la National Weather Service han calculado que los costos económicos relacionados con esta contaminación ascienden a 150 mil millones de dólares anuales, únicamente en los Estados Unidos [2]. De esta manera, resulta claro que por el bienestar de la economía y, lo que es aún más primordial, por la preservación de nuestra salud, se torna imperativo salvaguardar la calidad del aire que nos rodea.

Es fundamental comprender los aspectos cruciales que se consideran al analizar la calidad del aire y familiarizarse con las clasificaciones internacionales de los contaminantes más relevantes, así como identificar los contaminantes más perjudiciales para la salud. Esta información enriquecerá considerablemente el contenido de este informe. Entre los aspectos esenciales para evaluar la calidad del aire se destacan:

§**Partículas en suspensión (PM2.5 y PM10):** Estas partículas diminutas suspendidas en el aire tienen un impacto significativo en la salud. Las PM2.5 son aquellas con un diámetro igual o menor a 2.5 micrómetros, mientras que las PM10 tienen un diámetro igual o menor a 10 micrómetros [3].

§**Niveles elevados de ozono (O3):** Cuando el ozono, un compuesto que nos protege de los rayos ultravioleta en la estratósfera, desciende a niveles del suelo, provoca contaminación atmosférica perjudicial, conocida como “smog” en inglés. Esto tiene consecuencias negativas para la salud comunitaria [4].

§ **Dióxido de nitrógeno:** Este gas contribuye a la formación del “smog” y está relacionado con problemas de salud como afecciones respiratorias.

§ **Dióxido de azufre:** Principalmente emitido por la quema de combustibles fósiles, este compuesto puede dar lugar a la lluvia ácida y otros impactos ambientales [5].

§ **Plomo:** El plomo representa una preocupación mayor debido a sus graves efectos en la salud y desarrollo humano. Estudios, como los citados en un artículo de The Atlantic, han demostrado una relación directa entre la exposición al plomo y la disminución del coeficiente intelectual, daños auditivos, habilidades cognitivas debilitadas e incluso tasas más altas de criminalidad en diferentes estados [6]. En el siglo XX, el plomo desempeñó un papel determinante en el deterioro del desarrollo infantil en Estados Unidos, lo que resalta su impacto negativo en la sociedad.

Es crucial comprender cómo se mide la calidad del aire, qué variables intervienen en este proceso y cómo se llevan a cabo las mediciones. Para llevar a cabo la medición de la calidad del aire, se emplean sistemas de vigilancia equipados con sensores diseñados específicamente para detectar contaminantes particulares. Estos contaminantes pueden originarse tanto de fuentes naturales, como tormentas de polvo, humo de incendios forestales y erupciones volcánicas, como de fuentes antropogénicas, como la quema de combustibles fósiles [7].

Dentro del conjunto de contaminantes mencionados previamente, existen algunos que tienen impactos significativos en la salud humana y el medio ambiente. Entre estos se encuentran PM2.5, PM10, ozono troposférico, dióxido de carbono, dióxido de nitrógeno y dióxido de azufre [8]. La presencia y concentración de estos contaminantes en el aire se traducen en el Índice de Calidad del Aire (ICA), cuyo rango va desde 0 hasta 500. En este índice, un puntaje de 50 o menos se considera seguro, mientras que valores superiores a 100 indican niveles poco saludables [9]

Sin embargo, la evaluación de la calidad del aire no se limita únicamente a los contaminantes presentes en el aire en un momento determinado. Las estaciones meteorológicas también incorporan variables como la dirección y velocidad del viento, la humedad relativa, la temperatura, la precipitación, la presión atmosférica y la radiación solar en su análisis. Estos factores meteorológicos juegan un papel crucial en la dispersión y concentración de los contaminantes, así como en la formación de patrones de contaminación.

Esta comprensión integral de la medición de la calidad del aire nos brinda una perspectiva más completa sobre cómo se evalúa y monitorea esta cuestión crítica, en concordancia con la información previamente proporcionada.

§ **Cuáles son las normas oficiales establecidas de los distintos contaminantes para la protección de la salud.**

Las normas oficiales establecidas de los contaminantes para la protección de la salud son las siguientes:

| **Contaminante** | - | **Norma** | **Concentración** | **Tiempo de exposición(horas)** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Monóxido de Carbono | CO | NOM-021-SSAI-2021 | 26.00 ppm | 1 |
| Monóxido de Carbono | CO | NOM-021-SSAI-2021 | 9.0 ppm | 8 |
| Bióxido de Azufre | SO2 | NOM-022-SSAI-2019 | 0.075 ppm | 1 |
| Bióxido de Azufre | SO2 | NOM-022-SSAI-2019 | 0.04 ppm | 24 |
| Ozono | O3 | NOM-020-SSAI-2021 | 0.090 ppm | 1 |
| Ozono | O3 | NOM-020-SSAI-2021 | 0.065 ppm | 8 |
| Bióxido de Nitrógeno | NO2 | NOM-023-SSAI-2021 | 0.106 ppm | 1 |
| Bióxido de Nitrógeno | NO2 | NOM-023-SSAI-2021 | 0.021 ppm | Promedio Anual |
| Partículas Menores a 10 micras | PM10 | NOM-025-SSAI-2021 | 70 µg/m3 | 24 |
| Partículas Menores a 10 micras | PM10 | NOM-025-SSAI-2021 | 36 µg/m3 | Promedio Anual |
| Partículas Menores a 2.5 micras | PM2.5 | NOM-025-SSAI-2021 | 41 µg/m3 | 24 |
| Partículas Menores a 2.5 micras | PM2.5 | NOM-025-SSAI-2021 | 10 µg/m3 | Promedio Anual |

**Tabla 1. Normas Oficiales, obtenida de: Aire Nuevo León**

En estas normas se establecen los criterios a tomar en cuenta para evaluar la calidad del aire, con respecto a la concentración de cada contaminante.

La medición de la calidad del aire se encuentra confrontada con desafíos considerables debido a una serie de factores complejos. La falta de estandarización en los métodos de medición, la variabilidad en distintos lugares y momentos, y la complejidad inherente de los contaminantes y sus impactos en la salud humana se perfilan como obstáculos centrales [10].

La falta de uniformidad en los enfoques de medición dificulta la comparación y evaluación de datos, lo que a su vez complica la toma de decisiones informadas. La variabilidad en la calidad del aire, impulsada por diversas fuentes de contaminación, condiciones climáticas cambiantes y características topográficas, plantea dificultades para obtener mediciones verdaderamente precisas. Además, la amplia gama de contaminantes y sus efectos multifacéticos en la salud requieren la implementación de equipos y metodologías especializadas [10].

Un factor adicional que contribuye a los desafíos es la falta de requisitos legales para la medición de la calidad del aire en un considerable 37% de los países, según datos del Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente (PNUMA). Esta carencia limita la disponibilidad de datos confiables y obstaculiza la formulación de políticas efectivas para controlar la contaminación del aire y salvaguardar la salud pública [11]. En resumen, la superación de estas dificultades es de vital importancia para comprender plenamente y mitigar los riesgos asociados con la contaminación del aire.

**Socio Formador**

En México, se han establecido los programas ProAire para abordar las necesidades de los estados en cuanto a contar con herramientas preventivas y correctivas en relación con la calidad del aire y la protección de la salud [12]. Un ejemplo de ello es el programa SIMA en el Estado de Nuevo León, que representa el Sistema Integral de Monitoreo Ambiental. En este proyecto, SIMA desempeña un papel fundamental como socio formador en el proyecto actual, trabajando conjuntamente para lograr los objetivos que se describen a continuación.

El programa SIMA es una iniciativa respaldada por el Gobierno del Estado de Nuevo León, cuyo propósito central radica en evaluar la calidad del aire mediante la monitorización de las concentraciones atmosféricas a las que está expuesta la población. Específicamente, en situaciones adversas, el programa tiene la función de alertar a la población sobre episodios en los que los niveles de contaminación atmosférica son elevados [13].

Una de las características destacadas de este programa es su capacidad para suministrar información actualizada de manera constante acerca de la calidad del aire en la región donde opera. Su ámbito de actuación principal abarca la zona metropolitana de Monterrey. La entidad responsable de la gestión de este programa es la Secretaría de Medio Ambiente.

·**Descripción del problema específico (preguntas de investigación)**

El problema es la contaminación del aire producida por diferentes contaminantes en el estado de Nuevo León y diferentes cuestiones climatológicas, por eso se abordarán las siguientes preguntas de investigación para enfocarnos en el problema específico:

* ¿Hay una relación entre los contaminantes que tenga un impacto significativo en la calidad del aire?
* ¿La calidad del aire se ve afectada por una relación entre las cuestiones climatológicas y los contaminantes?
* ¿Qué tanto se ve afectada la calidad del aire con relación a la concentración de cada contaminante?

·**Objetivos (se definen con base en las preguntas de investigación)**

**Pregunta 1:**

1. **Objetivo General:** Identificar si existen relaciones entre los contaminantes atmosféricos que se encuentran en la base de datos y a su vez determinar si estas relaciones tienen un impacto importante en la calidad del aire.
2. **Objetivos Específicos:**
3. Analizar el impacto de cada contaminante en la calidad del aire.
4. Identificar patrones de comportamiento temporales en los contaminantes y su impacto en la calidad del aire.
5. Comparar el impacto de los contaminantes en la calidad del aire.

**Pregunta 2:**

1. **Objetivo General:** Observar la relación entre las variables climatológicas y las variables contaminantes para determinar el impacto de esta relación en la calidad del aire.
2. **Objetivos Específicos:**
3. Analizar el impacto de las variables climatológicas en la calidad del aire.
4. Realizar el análisis de la relación entre las variables climatológicas y las contaminantes.
5. Evaluar de qué forma varía el impacto de las variables climatológicas y contaminantes en la calidad del aire, debido a la variación geográfica.
6. Identificar patrones de comportamiento temporales en la relación entre las variables climatológicas y contaminantes.

**Pregunta 3:**

1. **Objetivo General:** Determinar el impacto de diferentes niveles de concentración de contaminantes atmosféricos en la calidad del aire, y en la salud humana y ambiental.
2. **Objetivos Específicos:**
3. Indagar sobre el impacto de los contaminantes en la salud humana y ambiental, y definir rangos aceptables para cada contaminante.
4. Comparar el impacto que tiene cada contaminante en la calidad del aire.
5. Verificar si existen variaciones entre los niveles de contaminantes y la calidad del aire dadas por variación geográfica.
6. Elaborar una serie de recomendaciones y medidas de prevención en base a los resultados que se obtengan.

· **Justificación de los objetivos**

La contaminación es un problema que no se puede dejar de abordar, especialmente cuando cada vez nos acercamos más al año 2030, en el cual deberíamos tener cumplidos varios ODS. En el estado de Nuevo León el principal problema de contaminación, de acuerdo a la ciudadanía, es el aire [14], por lo que resulta de interés hacer un análisis que permita encontrar información que ayude de alguna manera a disminuir este problema. A continuación se presentan las razones para la realización de este trabajo y sus objetivos:

1. **Impacto en la Salud de la Población:** La comprensión de las relaciones entre los contaminantes y la calidad del aire permitirá impactar en gran medida la salud de la población, pues podrá servir para saber hacia dónde dirigir las políticas que buscan la reducción de esta contaminación.
2. **Variabilidad climática:** El análisis de la relación entre las variables climatológicas y contaminantes, permitirá comprender cómo su relación tiene un impacto en la calidad del aire y, a su vez, en la salud humana. La comprensión de esta relación permitirá la toma de decisiones relacionadas con la prevención de problemas de salud de los ciudadanos.
3. **Evaluación e identificación de contaminantes que presentan mayor riesgo para la salud:** El conocimiento de la concentración de los contaminantes en el aire permitirá conocer el daño potencial que presentan para los habitantes del estado. Teniendo en cuenta esto, se podrá realizar la identificación de contaminantes que presenta mayor riesgo, y se podrá buscar una manera en la que se pueda mitigar la emisión de estos contaminantes.
4. **Toma de Decisiones guiada por la información obtenida:** El análisis de esta información permitirá que se puedan tomar decisiones que lleven a la mitigación del problema. Además que con estos datos se podrán planificar nuevas estrategias y políticas, generales y específicas, que permitan la prevención del aumento de la contaminación y un aumento en la afectación de la salud de los ciudadanos y del medio ambiente.

·**Descripción de las fuentes de información (datos)**

Las fuentes de información que han sido utilizadas para la realización de este trabajo hasta el momento son principalmente gubernamentales, puesto que buscamos entregar un trabajo que se sustente de fuentes que a la consideración del equipo se consideren confiables, no olvidando que se quiere primeramente tomar fuentes primarias o secundarias. Algunas de estas fuentes son la Organización Mundial de la Salud, el Servicio Nacional del Clima de Estados Unidos, las Naciones Unidas, y el gobierno de Nuevo León a través del SIMA.

Para realizar el trabajo estadístico que se presentará a continuación se hará uso de una base de datos proporcionada por el Sistema Integral de Monitoreo Ambiental de Nuevo León. Estos datos se encuentran divididos por estaciones de monitoreo, que se pueden encontrar en la página de SIMA en tiempo real. Los datos que se recopilaron son de contaminantes presentes en el aire en ciertas horas y fechas, además que son de igual manera de carácter climatológico.

· **Impacto social principal**

Se espera que el desarrollo del proyecto tenga un impacto positivo para la sociedad a través de la generación de conocimiento e información que permita la generación de planes de mitigación para el problema actual que resulta ser actualmente la contaminación del aire. Estos planes de mitigación se espera que aporten un gran beneficio a la población en general. Además de los planes de mitigación se espera que se puedan generar políticas para problemas específicos que se puedan encontrar a través de la información generada.

# Etapa II: Comprensión y preparación de los datos

Para dirigir la solución al reto, seguirás la metodología CRISP-DM. En esta primera actividad realizarás el segundo paso Comprensión y Preparación de los datos que permitirá añadir el análisis descriptivo e introductorio de las variables.

## 1) Comprensión de los datos del negocio

### Importar base de datos

sheet\_names = excel\_sheets("datos2022\_2023\_estaciones.xlsx")  
  
for (i in 1:length(sheet\_names)) {  
 variable\_name = paste("M",sheet\_names[i],sep="\_")  
 value = read\_excel("datos2022\_2023\_estaciones.xlsx",sheet = sheet\_names[i])  
 assign(variable\_name,value) #guardamos cada hoja en una variable  
}

Lo que se hizo en el código de arriba fue guardar los datos de cada estación en una variable. Por fines prácticos utilizaremos solamente una de ellas para realizar el análisis descriptivo de esta entrega.

### A Dimensión del dataset

cat("Número de observaciones:",dim(M\_CENTRO)[1])

## Número de observaciones: 14255

cat("\nNúmero de variables:",dim(M\_CENTRO)[2])

##   
## Número de variables: 16

### Describe claramente cada una de las variables, incluyendo su nombre, descripción, tipo (categórico/Numérico) y valores posibles que puede tomar, valores nulos.

cat("Tipo dato de cada variable\n")

## Tipo dato de cada variable

t(sapply(M\_CENTRO,class))

## date CO NO NO2 NOX O3   
## [1,] character,2 "character" "character" "character" "character" "character"  
## PM10 PM2.5 PRS RAINF RH SO2   
## [1,] "character" "character" "character" "character" "character" "character"  
## SR TOUT WSR WDR   
## [1,] "character" "character" "character" "character"

summary(M\_CENTRO)

## date CO NO   
## Min. :2022-01-01 00:00:00.00 Length:14255 Length:14255   
## 1st Qu.:2022-05-29 11:30:00.00 Class :character Class :character   
## Median :2022-10-24 23:00:00.00 Mode :character Mode :character   
## Mean :2022-10-24 23:18:54.42   
## 3rd Qu.:2023-03-22 11:30:00.00   
## Max. :2023-08-17 23:00:00.00   
## NO2 NOX O3 PM10   
## Length:14255 Length:14255 Length:14255 Length:14255   
## Class :character Class :character Class :character Class :character   
## Mode :character Mode :character Mode :character Mode :character   
##   
##   
##   
## PM2.5 PRS RAINF RH   
## Length:14255 Length:14255 Length:14255 Length:14255   
## Class :character Class :character Class :character Class :character   
## Mode :character Mode :character Mode :character Mode :character   
##   
##   
##   
## SO2 SR TOUT WSR   
## Length:14255 Length:14255 Length:14255 Length:14255   
## Class :character Class :character Class :character Class :character   
## Mode :character Mode :character Mode :character Mode :character   
##   
##   
##   
## WDR   
## Length:14255   
## Class :character   
## Mode :character   
##   
##   
##

Si observamos a simple vista la tabla hecha por la función summary(), inicialmente vemos que las variables que deberían catalogarse como cuantitativas se identifican como carateres, lo cual no resulta eficiente para hacer un analisis estadistico y descriptivo. Para solucionar esto, transformaremos los datos de las variables para que sean numéricos.

### Transformación a variables numéricas

variables\_names = colnames(M\_CENTRO)  
M\_CENTRO[,2:length(variables\_names)] = sapply(M\_CENTRO[,2:length(variables\_names)],as.numeric)  
t(sapply(M\_CENTRO,class))

## date CO NO NO2 NOX O3 PM10   
## [1,] character,2 "numeric" "numeric" "numeric" "numeric" "numeric" "numeric"  
## PM2.5 PRS RAINF RH SO2 SR TOUT   
## [1,] "numeric" "numeric" "numeric" "numeric" "numeric" "numeric" "numeric"  
## WSR WDR   
## [1,] "numeric" "numeric"

cat("Valores únicos por cada variable\n")

## Valores únicos por cada variable

for (i in 1:length(variables\_names)) {  
cat("\n-",variables\_names[i],":",length(unique(sapply(M\_CENTRO [,i],as.list)))) #Transformamos las columnas a vectores para poder calcular sus valores únicos  
}

##   
## - date : 14255  
## - CO : 404  
## - NO : 655  
## - NO2 : 617  
## - NOX : 1021  
## - O3 : 133  
## - PM10 : 1090  
## - PM2.5 : 4420  
## - PRS : 240  
## - RAINF : 2  
## - RH : 93  
## - SO2 : 226  
## - SR : 984  
## - TOUT : 3222  
## - WSR : 209  
## - WDR : 360

cat("\nNúmero de valores nulos (NA) por variable")

##   
## Número de valores nulos (NA) por variable

for (i in 1:length(variables\_names)){  
 cat(cat("\n-",variables\_names[i],":",length(which(is.na(M\_CENTRO[,i]),arr.ind=TRUE))))  
}

##   
## - date : 0  
## - CO : 544  
## - NO : 1546  
## - NO2 : 446  
## - NOX : 444  
## - O3 : 908  
## - PM10 : 586  
## - PM2.5 : 2506  
## - PRS : 452  
## - RAINF : 424  
## - RH : 584  
## - SO2 : 2258  
## - SR : 266  
## - TOUT : 424  
## - WSR : 426  
## - WDR : 458

### Exploración de los datos

1. Variables cuantitativas
   * Medidas de posición no-central: cuartiles, outlier (valores atípicos), boxplots

summary(M\_CENTRO)

## date CO NO   
## Min. :2022-01-01 00:00:00.00 Min. :0.070 Min. : 0.600   
## 1st Qu.:2022-05-29 11:30:00.00 1st Qu.:1.150 1st Qu.: 2.500   
## Median :2022-10-24 23:00:00.00 Median :1.510 Median : 3.600   
## Mean :2022-10-24 23:18:54.42 Mean :1.675 Mean : 8.444   
## 3rd Qu.:2023-03-22 11:30:00.00 3rd Qu.:2.030 3rd Qu.: 8.700   
## Max. :2023-08-17 23:00:00.00 Max. :4.940 Max. :166.600   
## NA's :272 NA's :773   
## NO2 NOX O3 PM10   
## Min. : 0.40 Min. : 2.70 Min. : 1.00 Min. : 3.00   
## 1st Qu.: 7.90 1st Qu.: 10.90 1st Qu.: 12.00 1st Qu.: 41.00   
## Median :14.20 Median : 18.70 Median : 23.00 Median : 57.00   
## Mean :16.76 Mean : 25.17 Mean : 26.65 Mean : 64.19   
## 3rd Qu.:22.60 3rd Qu.: 31.90 3rd Qu.: 37.00 3rd Qu.: 78.00   
## Max. :89.10 Max. :186.80 Max. :164.00 Max. :735.00   
## NA's :223 NA's :222 NA's :454 NA's :293   
## PM2.5 PRS RAINF RH   
## Min. : 0.00 Min. :698.7 Min. :0 Min. : 1.00   
## 1st Qu.: 14.89 1st Qu.:709.0 1st Qu.:0 1st Qu.:36.00   
## Median : 21.68 Median :711.0 Median :0 Median :53.00   
## Mean : 24.86 Mean :711.4 Mean :0 Mean :51.99   
## 3rd Qu.: 31.42 3rd Qu.:713.3 3rd Qu.:0 3rd Qu.:69.00   
## Max. :120.10 Max. :724.9 Max. :0 Max. :92.00   
## NA's :1253 NA's :226 NA's :212 NA's :292   
## SO2 SR TOUT WSR   
## Min. : 0.500 Min. :0.0000 Min. :-1.89 Min. : 0.700   
## 1st Qu.: 3.200 1st Qu.:0.0010 1st Qu.:18.27 1st Qu.: 5.100   
## Median : 4.800 Median :0.0080 Median :23.79 Median : 7.800   
## Mean : 5.175 Mean :0.1918 Mean :22.91 Mean : 8.213   
## 3rd Qu.: 6.100 3rd Qu.:0.3190 3rd Qu.:28.04 3rd Qu.:10.800   
## Max. :73.900 Max. :1.0570 Max. :41.47 Max. :24.800   
## NA's :1129 NA's :133 NA's :212 NA's :213   
## WDR   
## Min. : 1.0   
## 1st Qu.: 47.0   
## Median : 72.0   
## Mean :102.1   
## 3rd Qu.:117.0   
## Max. :360.0   
## NA's :229

#Desviacion estandar por variable  
cat("Desviacion estandar por variable")

## Desviacion estandar por variable

for (i in 1:length(variables\_names)) {  
cat(cat("\n-",variables\_names[i],":",sapply(M\_CENTRO[,i],var))) #omitimos los valores faltantes  
}

##   
## - date : 2.195167e+14  
## - CO : NA  
## - NO : NA  
## - NO2 : NA  
## - NOX : NA  
## - O3 : NA  
## - PM10 : NA  
## - PM2.5 : NA  
## - PRS : NA  
## - RAINF : NA  
## - RH : NA  
## - SO2 : NA  
## - SR : NA  
## - TOUT : NA  
## - WSR : NA  
## - WDR : NA

Vemos que obtenemos “NA”s o “valores faltantes” cuando tratamos de obtener la desviación estándar de cada variable-a excepción de la variable de fecha ya que esa es categórica y no aporta valor al análisis. Esto se debe principalmente a que R no acepta valores faltantes al calcular la desviación estandar o la varianza por cada columna. Mucho del análisis requiere que no haya valores faltantes, por lo que tendremos que omitir estos los datos faltantes.

#Desviacion estandar por variable  
cat("Desviacion estandar por variable")

## Desviacion estandar por variable

for (i in 1:length(variables\_names)) {  
cat(cat("\n-",variables\_names[i],":",sapply(na.omit(M\_CENTRO[,i]),var)))  
}

##   
## - date : 2.195167e+14  
## - CO : 0.5596336  
## - NO : 156.9811  
## - NO2 : 131.475  
## - NOX : 434.7073  
## - O3 : 368.5081  
## - PM10 : 1192.019  
## - PM2.5 : 202.4671  
## - PRS : 12.95555  
## - RAINF : 0  
## - RH : 415.1135  
## - SO2 : 8.156039  
## - SR : 0.08182824  
## - TOUT : 56.2214  
## - WSR : 15.14082  
## - WDR : 7491.107

* Análisis de distribución de los datos (Histogramas). Identificar si tiene forma simétrica o asimétrica

#Histograma  
list <-lapply(1:ncol(M\_CENTRO),  
 function(col) ggplot2::qplot(M\_CENTRO[[col]],  
 geom = "histogram",  
 binwidth = 1))

## Warning: `qplot()` was deprecated in ggplot2 3.4.0.  
## This warning is displayed once every 8 hours.  
## Call `lifecycle::last\_lifecycle\_warnings()` to see where this warning was  
## generated.

cowplot::plot\_grid(plotlist = list)

## Warning: Computation failed in `stat\_bin()`  
## Caused by error in `bin\_breaks\_width()`:  
## ! The number of histogram bins must be less than 1,000,000.  
## ℹ Did you make `binwidth` too small?

## Warning: Removed 272 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

## Warning: Removed 773 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

## Warning: Removed 223 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

## Warning: Removed 222 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

## Warning: Removed 454 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

## Warning: Removed 293 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

## Warning: Removed 1253 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

## Warning: Removed 226 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

## Warning: Removed 212 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

## Warning: Removed 292 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

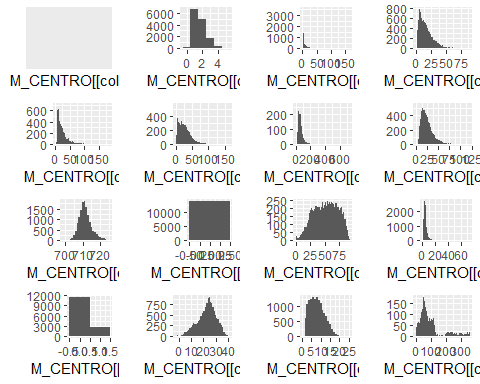
## Warning: Removed 1129 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

## Warning: Removed 133 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

## Warning: Removed 212 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

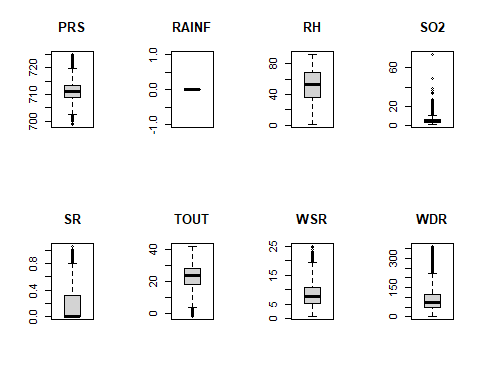
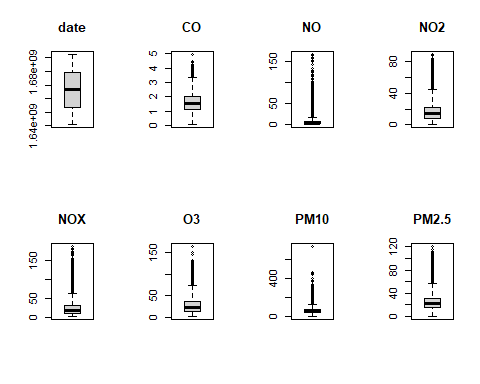
## Warning: Removed 213 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

## Warning: Removed 229 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).



A simple vista, podemos deducir que la mayoría de las variables cauntitativas tienen un sesgo hacia la derecha, a excepción de variables como “PRS”,“RH”,y “TOUT”.

par(mfrow = c(2, 4)) #Despliega los boxplot en una sola hoja  
for (col in variables\_names) {  
 boxplot(na.omit(M\_CENTRO[[col]]), main = col)  
}



* Análisis de correlación de los datos, mapa de calor

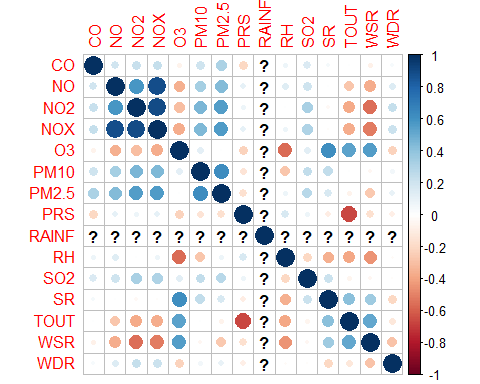
cor\_matrix = cor(na.omit(M\_CENTRO[,2:length(variables\_names)]))

## Warning in cor(na.omit(M\_CENTRO[, 2:length(variables\_names)])): the standard  
## deviation is zero

cor\_matrix

## CO NO NO2 NOX O3  
## CO 1.000000000 0.19353971 0.221381461 0.23363881 -0.060324305  
## NO 0.193539705 1.00000000 0.580690148 0.88537926 -0.351398080  
## NO2 0.221381461 0.58069015 1.000000000 0.89258016 -0.307119487  
## NOX 0.233638815 0.88537926 0.892580156 1.00000000 -0.369923780  
## O3 -0.060324305 -0.35139808 -0.307119487 -0.36992378 1.000000000  
## PM10 0.207063641 0.33136889 0.456616861 0.44431124 0.116993654  
## PM2.5 0.317259624 0.43788977 0.558567133 0.56146053 0.002511103  
## PRS -0.204045029 0.10875113 0.076754243 0.10401368 -0.225746458  
## RAINF NA NA NA NA NA  
## RH 0.070084617 0.13053453 0.006596992 0.07609906 -0.561263150  
## SO2 0.157169515 0.20563440 0.327395845 0.30085697 0.120416545  
## SR 0.044555682 0.00986736 -0.038940546 -0.01643090 0.613314553  
## TOUT 0.004046107 -0.27839827 -0.371887216 -0.36652437 0.530126241  
## WSR -0.074799619 -0.36505226 -0.556834892 -0.51991603 0.557319641  
## WDR 0.034489860 0.14405507 0.239185499 0.21629718 -0.228699299  
## PM10 PM2.5 PRS RAINF RH SO2  
## CO 0.207063641 0.317259624 -0.20404503 NA 0.070084617 0.15716952  
## NO 0.331368888 0.437889773 0.10875113 NA 0.130534533 0.20563440  
## NO2 0.456616861 0.558567133 0.07675424 NA 0.006596992 0.32739585  
## NOX 0.444311239 0.561460534 0.10401368 NA 0.076099058 0.30085697  
## O3 0.116993654 0.002511103 -0.22574646 NA -0.561263150 0.12041655  
## PM10 1.000000000 0.621287860 -0.14847902 NA -0.275698268 0.24318405  
## PM2.5 0.621287860 1.000000000 -0.16403977 NA 0.079819492 0.27154944  
## PRS -0.148479020 -0.164039773 1.00000000 NA 0.162557657 0.07308559  
## RAINF NA NA NA 1 NA NA  
## RH -0.275698268 0.079819492 0.16255766 NA 1.000000000 -0.20790529  
## SO2 0.243184050 0.271549440 0.07308559 NA -0.207905288 1.00000000  
## SR 0.248180155 0.161793362 -0.09233537 NA -0.359562359 0.21501328  
## TOUT 0.003881171 -0.061258671 -0.66167650 NA -0.388931959 -0.05850601  
## WSR -0.046744827 -0.268046001 -0.16906494 NA -0.442403622 -0.04950906  
## WDR 0.058628751 0.099633611 -0.08722834 NA -0.022897182 -0.01038542  
## SR TOUT WSR WDR  
## CO 0.04455568 0.004046107 -0.07479962 0.03448986  
## NO 0.00986736 -0.278398274 -0.36505226 0.14405507  
## NO2 -0.03894055 -0.371887216 -0.55683489 0.23918550  
## NOX -0.01643090 -0.366524371 -0.51991603 0.21629718  
## O3 0.61331455 0.530126241 0.55731964 -0.22869930  
## PM10 0.24818016 0.003881171 -0.04674483 0.05862875  
## PM2.5 0.16179336 -0.061258671 -0.26804600 0.09963361  
## PRS -0.09233537 -0.661676498 -0.16906494 -0.08722834  
## RAINF NA NA NA NA  
## RH -0.35956236 -0.388931959 -0.44240362 -0.02289718  
## SO2 0.21501328 -0.058506014 -0.04950906 -0.01038542  
## SR 1.00000000 0.412479613 0.35248587 -0.20694581  
## TOUT 0.41247961 1.000000000 0.51221300 -0.12470607  
## WSR 0.35248587 0.512212995 1.00000000 -0.28785509  
## WDR -0.20694581 -0.124706072 -0.28785509 1.00000000

# Visualiza la matriz de correlación utilizando corrplot  
corrplot(cor\_matrix, method = "circle")

 Visualmente, se observan los siguientes aspectos:

* Las variables NO y NOX parecen tener una correlación positiva fuerte
* Las variables TOUT y PRS parecen tener una correlación negativa fuerte
* NO y NO2 parecen tener una correlación positiva fuerte o moderada
* La variable O3 parece ser que tiene correlaciones moderadas con NO,NO2, NOX,SR,TOUT,WSR
* La variable WSR tiene correlaciones débiles o moderadas con NO,NO2 Y NOX
* Las variables PM10 Y PM2.5 parecen tener correlaciones moderadas con NO,NO2 y NOX
* La variable RAINF no tiene ninguna relación con ninguna otra variable

Se encuentran varios patrones dentro de los datos, sin embargo, resulta central realizar pruebas de *independencia* y de *colinealidad* entre nuestras posibles variables predictoras para poder reducir la dimensionalidad de nuestra matríz de datos y la complejidad del problema. Del mismo modo, nuestras variables de interés o dependientes tendrán que ser los contaminantes que describimos en la etapa I-estos incluyen a “O3”, “PM10”,“PM2.5” o “NO”

1. Variables categóricas
   * Distribución de los datos (diagramas de barras, diagramas de pastel)

* En este caso nadamas tenemos una variable categórica, la cual el la variable “date”, por lo que no tiene mucho caso analizar esta misma

### Verificación de datos

1. Valores faltantes

Como ya se vió anteriormente, se necesitan eliminar a los valores faltantes y en el proceso de hacerlo, tenemos que asegurarnos de no haber perdido tanta información. Para esto necesitamos ver que porcentaje de los datos totales son “NA”.

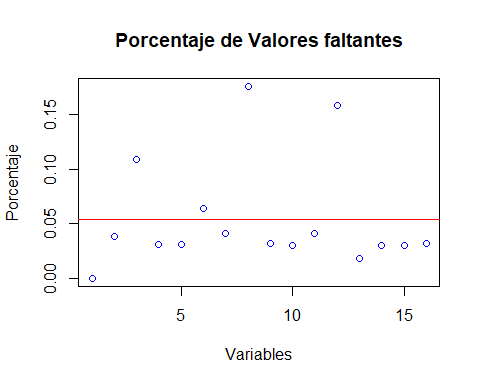
cat("\nNúmero de valores nulos (NA) por variable")

##   
## Número de valores nulos (NA) por variable

props\_NA = c()  
for (i in 1:length(variables\_names)){  
 prop = length(which(is.na(M\_CENTRO[,i]),arr.ind=TRUE)) / nrow(M\_CENTRO)  
 cat("\n-",variables\_names[i],":",prop)  
 props\_NA[length(props\_NA) + 1] = prop  
}

##   
## - date : 0  
## - CO : 0.03816205  
## - NO : 0.1084532  
## - NO2 : 0.03128727  
## - NOX : 0.03114697  
## - O3 : 0.06369695  
## - PM10 : 0.04110838  
## - PM2.5 : 0.175798  
## - PRS : 0.03170817  
## - RAINF : 0.02974395  
## - RH : 0.04096808  
## - SO2 : 0.1584006  
## - SR : 0.01866012  
## - TOUT : 0.02974395  
## - WSR : 0.02988425  
## - WDR : 0.03212908

plot(1:length(variables\_names),props\_NA,col="blue",xlab="Variables",ylab="Porcentaje",main="Porcentaje de Valores faltantes")  
abline(h=mean(props\_NA ),col="red") #media de valores faltantes



Vemos que el mayor porcentaje que representan los datos faltantes es de 5.3805682%, y el máximo de ellos siendo el de la variable “PM2.5”, “so2” y “NO”,respectivamente. No hay un estandar que diga a que porcentaje es seguro eliminar los valores faltantes sin perder una gran cantidad de información; sin embargo, como en este caso tenemos un gran número de valores válidos con respecto a los inválidos, tomaremos la decisión empírica de eliminarlos

1. Valores de los datos

summary(M\_CENTRO)

## date CO NO   
## Min. :2022-01-01 00:00:00.00 Min. :0.070 Min. : 0.600   
## 1st Qu.:2022-05-29 11:30:00.00 1st Qu.:1.150 1st Qu.: 2.500   
## Median :2022-10-24 23:00:00.00 Median :1.510 Median : 3.600   
## Mean :2022-10-24 23:18:54.42 Mean :1.675 Mean : 8.444   
## 3rd Qu.:2023-03-22 11:30:00.00 3rd Qu.:2.030 3rd Qu.: 8.700   
## Max. :2023-08-17 23:00:00.00 Max. :4.940 Max. :166.600   
## NA's :272 NA's :773   
## NO2 NOX O3 PM10   
## Min. : 0.40 Min. : 2.70 Min. : 1.00 Min. : 3.00   
## 1st Qu.: 7.90 1st Qu.: 10.90 1st Qu.: 12.00 1st Qu.: 41.00   
## Median :14.20 Median : 18.70 Median : 23.00 Median : 57.00   
## Mean :16.76 Mean : 25.17 Mean : 26.65 Mean : 64.19   
## 3rd Qu.:22.60 3rd Qu.: 31.90 3rd Qu.: 37.00 3rd Qu.: 78.00   
## Max. :89.10 Max. :186.80 Max. :164.00 Max. :735.00   
## NA's :223 NA's :222 NA's :454 NA's :293   
## PM2.5 PRS RAINF RH   
## Min. : 0.00 Min. :698.7 Min. :0 Min. : 1.00   
## 1st Qu.: 14.89 1st Qu.:709.0 1st Qu.:0 1st Qu.:36.00   
## Median : 21.68 Median :711.0 Median :0 Median :53.00   
## Mean : 24.86 Mean :711.4 Mean :0 Mean :51.99   
## 3rd Qu.: 31.42 3rd Qu.:713.3 3rd Qu.:0 3rd Qu.:69.00   
## Max. :120.10 Max. :724.9 Max. :0 Max. :92.00   
## NA's :1253 NA's :226 NA's :212 NA's :292   
## SO2 SR TOUT WSR   
## Min. : 0.500 Min. :0.0000 Min. :-1.89 Min. : 0.700   
## 1st Qu.: 3.200 1st Qu.:0.0010 1st Qu.:18.27 1st Qu.: 5.100   
## Median : 4.800 Median :0.0080 Median :23.79 Median : 7.800   
## Mean : 5.175 Mean :0.1918 Mean :22.91 Mean : 8.213   
## 3rd Qu.: 6.100 3rd Qu.:0.3190 3rd Qu.:28.04 3rd Qu.:10.800   
## Max. :73.900 Max. :1.0570 Max. :41.47 Max. :24.800   
## NA's :1129 NA's :133 NA's :212 NA's :213   
## WDR   
## Min. : 1.0   
## 1st Qu.: 47.0   
## Median : 72.0   
## Mean :102.1   
## 3rd Qu.:117.0   
## Max. :360.0   
## NA's :229

## Preparación de los datos

### 1) Selección de variables predictoras

Es importante escoger las variables a utilizar para reducir la complejidad de los modelos y también para facilitar la interpretación de estos mismos. Para este caso en particular utilizaremos nos quedaremos con el siguientes listado de variables predictoras:

* PM10
* PM2.5
* N0
* N02
* N0X
* O3
* RH
* SR
* TOUT
* WSR

Las variables anteriores fueron seleccionadas en base al mapa de calor anterior donde muestra las matríz de correlaciones, y donde se visualiza la maginitud de las correlaciones.Además, se eligieron ese conjunto de contaminantes y variables metereologicas con fines de predecir los niveles de O3, PM2.5 Y PM10. No obstante, quedará pendiente realizar una prueba de independencia entre las variables.

selected\_names = c("PM10","PM2.5","SO2","O3","NO","CO","NO2","NOX","RH","SR","TOUT","WSR")  
  
x\_pred = M\_CENTRO[,selected\_names]  
head(x\_pred)

## # A tibble: 6 × 12  
## PM10 PM2.5 SO2 O3 NO CO NO2 NOX RH SR TOUT WSR  
## <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>  
## 1 134 91 5.3 15 3.5 2.6 44.9 48.5 46 0 21.4 3.4  
## 2 141 113. 6.1 19 2.9 2.23 32.9 36 48 0 20.8 3.3  
## 3 117 92.5 5.8 21 2.9 1.99 27.6 30.7 46 0 20.5 5.9  
## 4 108 69.2 6 18 NA 2.03 NA NA 46 0 20.1 5.1  
## 5 106 68.0 5.6 20 NA 1.86 NA NA 46 0 19.8 4.7  
## 6 81 49.6 5.3 20 NA 1.76 NA NA 42 0 19.8 4.2

### 2) Transformación de datos

Descomponeremos la variable de Fecha de la matriz de datos original para crear nuevas variables categóricas que ayudarán en los modelos

#Crear una variable de hora  
hour = c()  
for (i in 1:length(M\_CENTRO$date)){  
 parsed\_timestamp = strptime(M\_CENTRO$date[i],format = "%Y-%m-%d %H:%M:%S")  
 hour[length(hour) + 1] = parsed\_timestamp$hour #Obtenemos la hora  
}  
  
x\_pred$Hour = hour  
x\_pred$Hour[is.na(x\_pred$Hour)] = 0 #Reemplazamos los valores NA por el cero, el ciclo no lo detecto

#Crear una variable de dia  
dayCounter = 1  
dias = c()  
for (i in 1:length(M\_CENTRO$date)){  
 parsed\_timestamp = strptime(M\_CENTRO$date[i],format = "%Y-%m-%d %H:%M:%S")  
 #Reemplaazamos el valor NA por el dia correspondiente  
 day = dayCounter  
 dayCounter =dayCounter + 1  
 day = parsed\_timestamp$mday #  
 dias[length(dias) + 1] = day #dia  
}  
  
for (i in 1:length(dias)) {  
if(is.na(dias[i])) {  
 dias[i] = dias[i + 1] #Reemplazamos los NA con el mes que corresponden  
}   
}  
  
x\_pred$Day = dias

#Crear una variable de mes  
  
mesCounter = 1  
meses = c()  
for (i in 1:length(M\_CENTRO$date)){  
 parsed\_timestamp = strptime(M\_CENTRO$date[i],format = "%Y-%m-%d %H:%M:%S")  
 #Reemplaazamos el valor NA por el dia correspondiente  
 mes = mesCounter  
 mesCounter =mesCounter + 1  
 mes = as.numeric(format(parsed\_timestamp, format = "%m"))  
 meses[length(meses) + 1] = mes #mes  
}  
  
for (i in 1:length(meses)) {  
if(is.na(meses[i])) {  
 meses[i] = meses[i + 1] #Reemplazamos los NA con el mes que corresponden  
}   
}  
  
x\_pred$Month = meses

## Transformación de Datos

### Creacion de variable predictora

#### Variable objetivo o dependiente

Para el caso de variable dependiente, decidimos crear una variable categórica la cual toma en cuenta los promedios móviles ponderados de los contaminantes PM10, PM2.5 y NO2, los cuales se clasifican en base a normas de salud establecidas internacionalmente.

Calidad del aire

Niveles de riesgos:

* Buena ~ 1
* Aceptable ~ 2
* Mala ~ 3
* Muy mala ~ 4
* Extremadamente Mala ~ 5

promediosContaminantes =function(contaminantes) {  
 intervalos = c(12,12,1,8,1,24,8)  
 for (i in 1:ncol(contaminantes)) {  
 contaminante = contaminantes[,i]  
 intervalo = intervalos[i]  
 contaminantes[,i] = rollapply(contaminante, width = intervalo, FUN = function(x) weighted.mean(x, w = seq\_along(x)), align = "right", fill = NA)  
 }  
   
 return(contaminantes)  
}  
  
promediosTabla = data.frame(PM10\_12horas = M\_CENTRO$PM10,  
 PM2.5\_12horas = M\_CENTRO$PM2.5,  
 O3\_1hora = M\_CENTRO$O3 /1000, #Convertimos las unidades de ppb a ppm  
 O3\_8horas =M\_CENTRO$O3 / 1000,  
 NO2\_1hora = M\_CENTRO$NO2 / 1000,  
 SO2\_24horas = M\_CENTRO$SO2 / 1000,  
 CO\_8horas = M\_CENTRO$CO)  
  
promediosTabla = promediosContaminantes(promediosTabla)  
#promediosTabla = cbind(M\_CENTRO$date, promediosTabla)  
head(promediosTabla)

## PM10\_12horas PM2.5\_12horas O3\_1hora O3\_8horas NO2\_1hora SO2\_24horas CO\_8horas  
## 1 NA NA 0.015 NA 0.0449 NA NA  
## 2 NA NA 0.019 NA 0.0329 NA NA  
## 3 NA NA 0.021 NA 0.0276 NA NA  
## 4 NA NA 0.018 NA NA NA NA  
## 5 NA NA 0.020 NA NA NA NA  
## 6 NA NA 0.020 NA NA NA NA

#Categorizamos la calidad del aire en base a los promedios moviles ponderados de los contaminante. Se tienen que cumplir todos ellos  
  
calidadPM10 = function(contaminante) {  
 calidades = c()  
 for (j in 1:length(contaminante)) {  
 if (!is.na(contaminante[j]) && contaminante[j] <= 50) {  
 calidades[length(calidades) + 1] = 1  
 }   
 else if(!is.na(contaminante[j]) && (contaminante[j] > 50 & contaminante[j] <= 75)) {  
 calidades[length(calidades) + 1] = 2  
 }  
 else if(!is.na(contaminante[j]) && (contaminante[j] > 75 & contaminante[j] <= 155)) {  
 calidades[length(calidades) + 1] = 3  
 }  
 else if(!is.na(contaminante[j]) && (contaminante[j] > 155 & contaminante[j] <= 235)) {  
 calidades[length(calidades) + 1] = 4  
 }  
   
 else if(!is.na(contaminante[j]) && (contaminante[j] > 236)) {  
 calidades[length(calidades) + 1] = 5  
 }   
   
 else if(is.na(contaminante[j])) {  
 calidades[length(calidades) + 1] = 0 #inclasificable   
 }  
 }  
 return(calidades)  
}  
  
calidadPM2.5 = function(contaminante) {  
 calidades = c()  
 for (j in 1:length(contaminante)) {  
 if (!is.na(contaminante[j]) && contaminante[j] <= 25) {  
 calidades[length(calidades) + 1] = 1  
 }   
 else if(!is.na(contaminante[j]) && (contaminante[j] > 25 & contaminante[j] <= 45)) {  
 calidades[length(calidades) + 1] = 2  
 }  
 else if(!is.na(contaminante[j]) && (contaminante[j] > 45 & contaminante[j] <= 79)) {  
 calidades[length(calidades) + 1] = 3  
 }  
 else if(!is.na(contaminante[j]) && (contaminante[j] > 79 & contaminante[j] <= 147)) {  
 calidades[length(calidades) + 1] = 4  
 }  
   
 else if(!is.na(contaminante[j]) && (contaminante[j] > 147)) {  
 calidades[length(calidades) + 1] = 5  
 }   
   
 else if(is.na(contaminante[j])) {  
 calidades[length(calidades) + 1] = 0 #inclasificable   
 }  
 }  
 return(calidades)  
}

Para obtener una variable dependiente fiable que contenga la mayor cantidad de información sobre la calidad del aire, sumamos las media móviles ponderados de cada contaminante y la dividimos entre el numero de contaminantes utilizados.

Numero de contaminantes utilizados Media móvil ponderada

calidadpm2.5 = calidadPM2.5(promediosTabla$PM2.5\_12horas)  
calidadpm10 = calidadPM10(promediosTabla$PM10\_12horas)  
  
y = c() #variable predictora  
for (i in 1:length(calidadpm2.5)) {  
 suma = calidadpm2.5[i] + calidadpm10[i]  
 y[length(y) + 1] = ceiling(suma / 2)  
}  
  
#Creamos una matriz de datos completa incluyendo las variables predictoras y la dependiente  
X = cbind(x\_pred,y)  
head(X)

## PM10 PM2.5 SO2 O3 NO CO NO2 NOX RH SR TOUT WSR Hour Day Month y  
## 1 134 91.00 5.3 15 3.5 2.60 44.9 48.5 46 0 21.37 3.4 0 1 1 0  
## 2 141 112.61 6.1 19 2.9 2.23 32.9 36.0 48 0 20.83 3.3 1 1 1 0  
## 3 117 92.46 5.8 21 2.9 1.99 27.6 30.7 46 0 20.52 5.9 2 1 1 0  
## 4 108 69.20 6.0 18 NA 2.03 NA NA 46 0 20.12 5.1 3 1 1 0  
## 5 106 68.03 5.6 20 NA 1.86 NA NA 46 0 19.85 4.7 4 1 1 0  
## 6 81 49.64 5.3 20 NA 1.76 NA NA 42 0 19.80 4.2 5 1 1 0

### 3) Limpieza de datos

1. Elimina valores faltantes

#Tratamiento de valores faltantes  
X = na.exclude(X)  
X\_names = colnames(X)  
cat("\nNúmero de valores nulos (NA) por variable")

##   
## Número de valores nulos (NA) por variable

for (i in 1:length(X\_names)){  
 cat(cat("\n-",X\_names[i],":",length(which(is.na(X[,i]),arr.ind=TRUE))))  
}

##   
## - PM10 : 0  
## - PM2.5 : 0  
## - SO2 : 0  
## - O3 : 0  
## - NO : 0  
## - CO : 0  
## - NO2 : 0  
## - NOX : 0  
## - RH : 0  
## - SR : 0  
## - TOUT : 0  
## - WSR : 0  
## - Hour : 0  
## - Day : 0  
## - Month : 0  
## - y : 0

dim(X)

## [1] 11351 16

1. Elimina duplicados

cat("Valores únicos por cada variable\n")

## Valores únicos por cada variable

for (i in 1:length(X\_names)) {  
cat("\n-",X\_names[i],":",length(unique(sapply(X[,i],as.list)))) #Transformamos las columnas a vectores para poder calcular sus valores únicos  
}

##   
## - PM10 : 1055  
## - PM2.5 : 4205  
## - SO2 : 212  
## - O3 : 131  
## - NO : 579  
## - CO : 400  
## - NO2 : 597  
## - NOX : 954  
## - RH : 91  
## - SR : 977  
## - TOUT : 3076  
## - WSR : 202  
## - Hour : 24  
## - Day : 31  
## - Month : 12  
## - y : 5

cat("\n\nNumero de observaciones totales: ",dim(X)[1])

##   
##   
## Numero de observaciones totales: 11351

X = distinct(X)  
cat("\n\nNumero de observaciones totales: ",dim(X)[1])

##   
##   
## Numero de observaciones totales: 11351

Parace ser que no se encontraban observaciones duplicadas

1. Corrige valores érroneos

La correción de los errores se realizaron al principio de la etapa 2, donde originalmente el tipo de dato de las observaciones de todas las variables eran de caractér.

En base al analisis que realizamos de los valores faltantes en los puntos anteriores, vimos que no representan un porcentaje significativo en respecto con las observaciones totales, por lo que decidimos eliminarlos. Sin embargo, queda pendiente si hacer otras técnicas de sustitución de NAs mejora el rendiemiento del modelo multivariado-tal y como sustituirlos por la media de cada variable.

Por el momento, decidimos no incluir la variable de las fechas en nuestro análisis.Todavía no descartamos el potencial que pudiera representar esta variable para realizar un análisis de temporalidad o épocas del año.

t(sapply(X,class))

## PM10 PM2.5 SO2 O3 NO CO NO2   
## [1,] "numeric" "numeric" "numeric" "numeric" "numeric" "numeric" "numeric"  
## NOX RH SR TOUT WSR Hour Day   
## [1,] "numeric" "numeric" "numeric" "numeric" "numeric" "numeric" "integer"  
## Month y   
## [1,] "numeric" "numeric"

head(X)

## PM10 PM2.5 SO2 O3 NO CO NO2 NOX RH SR TOUT WSR Hour Day Month y  
## 1 134 91.00 5.3 15 3.5 2.60 44.9 48.5 46 0.000 21.37 3.4 0 1 1 0  
## 2 141 112.61 6.1 19 2.9 2.23 32.9 36.0 48 0.000 20.83 3.3 1 1 1 0  
## 3 117 92.46 5.8 21 2.9 1.99 27.6 30.7 46 0.000 20.52 5.9 2 1 1 0  
## 4 71 39.01 4.9 22 2.8 1.55 16.4 19.4 37 0.000 20.05 4.3 6 1 1 0  
## 5 59 26.40 4.6 21 2.9 1.41 13.5 16.5 31 0.000 21.15 5.1 7 1 1 0  
## 6 57 16.85 4.1 17 3.0 1.31 13.1 16.3 26 0.008 22.53 5.9 8 1 1 0

Asi se muestra la trabla final de la matriz de datos

1. Revisa si es necesario discretizar los datos (binning)

En este caso no haremos discretizaremos los datos, ya que no lo vemos necesario para el modelo que implementaremos.

1. Si es necesario escala y normaliza los datos.

X$O3 = X$O3 / 1000 #ppb A ppm  
X$NO2 = X$NO2 / 1000  
X$SO2 = X$SO2 / 1000  
  
head(X)

## PM10 PM2.5 SO2 O3 NO CO NO2 NOX RH SR TOUT WSR Hour Day  
## 1 134 91.00 0.0053 0.015 3.5 2.60 0.0449 48.5 46 0.000 21.37 3.4 0 1  
## 2 141 112.61 0.0061 0.019 2.9 2.23 0.0329 36.0 48 0.000 20.83 3.3 1 1  
## 3 117 92.46 0.0058 0.021 2.9 1.99 0.0276 30.7 46 0.000 20.52 5.9 2 1  
## 4 71 39.01 0.0049 0.022 2.8 1.55 0.0164 19.4 37 0.000 20.05 4.3 6 1  
## 5 59 26.40 0.0046 0.021 2.9 1.41 0.0135 16.5 31 0.000 21.15 5.1 7 1  
## 6 57 16.85 0.0041 0.017 3.0 1.31 0.0131 16.3 26 0.008 22.53 5.9 8 1  
## Month y  
## 1 1 0  
## 2 1 0  
## 3 1 0  
## 4 1 0  
## 5 1 0  
## 6 1 0

### Detección de datos atípicos

Ahora, trataremos de detectar los outliers o valores atípicos dentro de los datos de la estación central (M\_CENTRO) calculando los rangos intercuartílicos (IQR) de cada variable.

# Etapa III: Adecuación y/ovalidación del Modelo

El objetivo es detectar las relaciones que se establecen en entre los contaminantes del aire y su relación con el clima en las distintas estaciones metereológicas de la Ciudad de Monterrey. Para esta etapa, realizaremos dos diferentes tipos de modelo para predecir en la calidad del aire-con la variable predictora que creamos anteriormente. La primera sera implementar una *regresión lineal multivariada* para clasificar las observaciones en su respectiva categoría. El segundo modelo será un análisis discriminante. Finalmente haremos un análisis de los residuos en cada uno de los modelos.

## Analisis factorial de la matriz de datos original

### Indicadores de bondad del ajuste

#### Esfericidad de Bartlett

H0: Las correlaciones entre par de variables es nula. H1: Las correlaciones entre par de variables NO es nula. a = 0.05

p < 0.05 se rechaza H0 y sugiere que no hay correlaciones entre par de variables.

Vemos que el p valor es extremedamente grande, por lo que inferimos que se cumple la esfericidad de Barlett-lo cual nos indica que las variables estan correlaciondas entre la poblacion. En otras palabras, el analisis nos esta diciendo que con los datos seleccionados no es recomendable realizar el analisis factorial.

library(polycor)

## Warning: package 'polycor' was built under R version 4.2.3

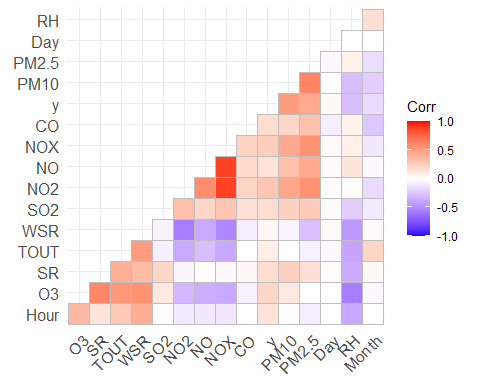
##   
## Attaching package: 'polycor'

## The following object is masked from 'package:psych':  
##   
## polyserial

library(ggcorrplot)

## Warning: package 'ggcorrplot' was built under R version 4.2.3

mat\_cor <- hetcor(X)$correlations #matriz de correlación policórica  
ggcorrplot(mat\_cor,type="lower",hc.order = T)



#### Prueba de esferacidad de Barlett

library(performance)

## Warning: package 'performance' was built under R version 4.2.3

check\_sphericity\_bartlett(X)

## # Test of Sphericity  
##   
## Bartlett's test of sphericity suggests that there is sufficient significant correlation in the data for factor analysis (Chisq(120) = 190225.49, p < .001).

Como valor p < 0.05 se rechaza la hipotesis nula y por tanto las correlaciones teoricas entre cada par de variables no son nulas y recomienda aplicación de Analisis Factorial.

R = cor(X)  
K = KMO(R)  
  
cat("El valor del estadístico es: ", K$MSA)

## El valor del estadístico es: 0.6746961

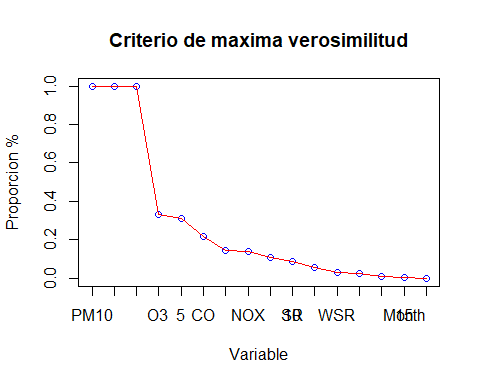
El valor de KMO oscila entre 0 y 1, y una puntuación más alta indica una mejor adecuación de los datos para el análisis factorial. Lo que nos indica el resultado es que nuestras variables observables tienen un coeficiente KMO de 0.6746961%, lo cual se encuentra dentro de un rango mediocre según el estandar.

### 5.- Si los datos pasaron la prueba de los puntos anteriores 3 y 4, hacer un análisis factorial usando el criterio de máxima verosimilitud y el de mínimo residuo

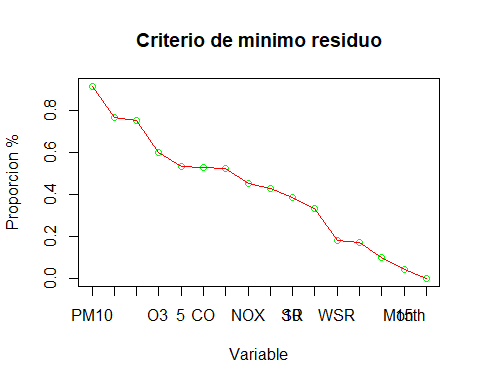
modelo1 = fa(R, nfactors =2, rotate = "none", fm = "mle") # de máxima verosimilitud  
modelo2 = fa(R, nfactors = 2, rotate = "none", fm = "minres") # Modelo de mínimo residuo  
M1\_commd = sort(modelo1$communality,decreasing = T)  
M2\_commd= sort(modelo2$communality,decreasing = T)  
cbind(M1\_commd,M2\_commd)

## M1\_commd M2\_commd  
## NOX 0.9980548558 9.143785e-01  
## NO2 0.9959927361 7.678800e-01  
## NO 0.9959367223 7.515120e-01  
## PM2.5 0.3329894474 6.010809e-01  
## WSR 0.3126087939 5.311852e-01  
## PM10 0.2163354388 5.298633e-01  
## TOUT 0.1443993587 5.214921e-01  
## O3 0.1399975647 4.534080e-01  
## SO2 0.1081107647 4.268350e-01  
## y 0.0899706175 3.862851e-01  
## CO 0.0558225778 3.332860e-01  
## Month 0.0327731804 1.812346e-01  
## RH 0.0247285916 1.713947e-01  
## Hour 0.0107612917 1.000468e-01  
## SR 0.0030706460 4.406981e-02  
## Day 0.0002747731 1.223229e-05

plot(1:length(M1\_commd),M1\_commd,col="blue",ylab = "Proporcion %",xlab = "Variable",main="Criterio de maxima verosimilitud")  
axis(1, at = 1:ncol(R), labels = colnames(R))   
lines(1:length(M1\_commd), M1\_commd, col = "red", type = "l")



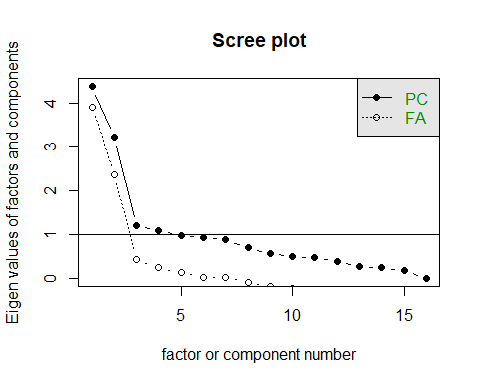
plot(1:length(M1\_commd),M2\_commd,col="green",ylab = "Proporcion %",xlab = "Variable",main="Criterio de minimo residuo")  
axis(1, at = 1:ncol(R), labels = colnames(R))   
lines(1:length(M1\_commd), M2\_commd, col = "red", type = "l")

 Observamos la varianza explicada en cada variable por los factores

### 6.- Determine el número de factores adecuado según el criterio del gráfico de Cattell

scree(R) # se grafican los valores propios de R, y del análisis Factoria

## Warning in fa.stats(r = r, f = f, phi = phi, n.obs = n.obs, np.obs = np.obs, :  
## The estimated weights for the factor scores are probably incorrect. Try a  
## different factor score estimation method.



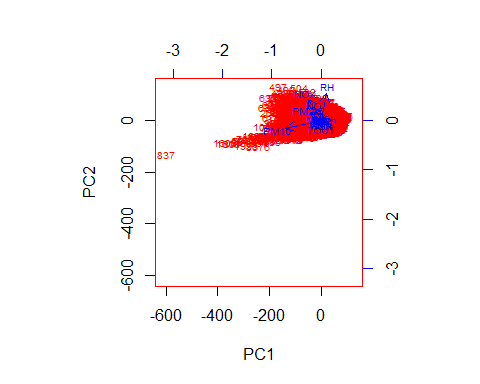
Visualmente observamos que nos podriamos quedar con tres factores o componentes y conservar la variabilidad de los datos.

cpa = prcomp(X, scale=FALSE)  
names(cpa)

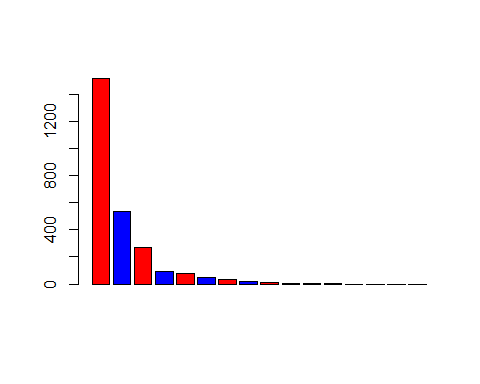
## [1] "sdev" "rotation" "center" "scale" "x"

biplot(x = cpa, scale = 0, cex =0.6, col = c("red", "blue"))

## Warning in arrows(0, 0, y[, 1L] \* 0.8, y[, 2L] \* 0.8, col = col[2L], length =  
## arrow.len): zero-length arrow is of indeterminate angle and so skipped  
  
## Warning in arrows(0, 0, y[, 1L] \* 0.8, y[, 2L] \* 0.8, col = col[2L], length =  
## arrow.len): zero-length arrow is of indeterminate angle and so skipped  
  
## Warning in arrows(0, 0, y[, 1L] \* 0.8, y[, 2L] \* 0.8, col = col[2L], length =  
## arrow.len): zero-length arrow is of indeterminate angle and so skipped  
  
## Warning in arrows(0, 0, y[, 1L] \* 0.8, y[, 2L] \* 0.8, col = col[2L], length =  
## arrow.len): zero-length arrow is of indeterminate angle and so skipped



barplot(cpa$sdev^2, col =c( "red", "blue"))



Grupo A (Velocidad del viento, temperatura, presión atmosférica): Este grupo podría representar variables meteorológicas que influyen en la calidad del aire. La velocidad del viento podría afectar la dispersión de contaminantes en el aire, la temperatura podría influir en la formación de contaminantes secundarios, y la presión atmosférica podría estar relacionada con la estabilidad atmosférica y la concentración de contaminantes.

Grupo B (Monóxido de carbono, monóxido de nitrógeno, dióxido de nitrógeno, PM10, PM2.5, dióxido de azufre, dirección del viento): Este grupo parece estar compuesto principalmente por contaminantes atmosféricos y la dirección del viento. Podría representar la contaminación del aire propiamente dicha, donde los contaminantes como el monóxido de carbono, el dióxido de nitrógeno, las partículas PM10 y PM2.5, y el dióxido de azufre están relacionados entre sí y con la dirección del viento, que puede indicar la fuente y la dispersión de contaminantes.

Grupo C (Humedad relativa): La humedad relativa puede ser un factor importante en la calidad del aire, ya que puede influir en la formación de partículas, la absorción de contaminantes y la sensación de confort humano. Este grupo podría representar la influencia de la humedad en la calidad del aire.

Grupo D (Radiación solar): La radiación solar puede tener un impacto en la calidad del aire al influir en las reacciones fotoquímicas que afectan a los contaminantes atmosféricos. La radiación solar también puede influir en la temperatura y la estabilidad atmosférica. Este grupo podría representar la influencia de la radiación solar en la calidad del aire.

### Analisis por regresion multivariada

Podemos concluir que no es óptimo utilizar un modelo de regresión lineal múltiple, ya que, primeramente, es cuestionable debido a que las variables están auto correlacionadas y eso influye significativamente en la precisión del modelo, además que los datos no cumplen con los supuestos para utilizar un modelo de regresión lineal, como la normalidad.

### Análisis de discriminante

El modelo que utilizaremos para este modelo será mediante el análisis de discriminantes

#matriz de covarianzas y varianzas  
S = cov(X[,-which(names(X) == "y")])  
S

## PM10 PM2.5 SO2 O3 NO  
## PM10 1264.44087196 314.265058883 2.485363e-02 8.275713e-02 131.233830147  
## PM2.5 314.26505888 202.349206314 1.110336e-02 6.617850e-04 69.409995632  
## SO2 0.02485363 0.011103362 8.261753e-06 6.873134e-06 0.006592869  
## O3 0.08275713 0.000661785 6.873134e-06 3.946172e-04 -0.077808245  
## NO 131.23383015 69.409995632 6.592869e-03 -7.780824e-02 124.143984441  
## CO 5.51880296 3.379298928 3.388956e-04 -8.939211e-04 1.612432361  
## NO2 0.18701884 0.091516602 1.084462e-05 -7.025442e-05 0.074513915  
## NOX 318.31332164 160.944019951 1.743825e-02 -1.480943e-01 198.781782367  
## RH -197.61132885 22.951718734 -1.203936e-02 -2.250032e-01 29.471549829  
## SR 2.58974269 0.674987891 1.811230e-04 3.574599e-03 0.032023580  
## TOUT 1.17906518 -6.490674935 -1.254379e-03 7.879244e-02 -23.195629887  
## WSR -6.45362097 -14.877117696 -5.524775e-04 4.320733e-02 -15.872996615  
## Hour -2.71287385 -6.246463877 -1.321045e-04 4.925427e-02 -7.128921877  
## Day -2.12623645 -3.609234085 4.798889e-04 -1.122133e-03 1.612092223  
## Month -23.32914924 -6.299107026 -8.030245e-04 -1.928979e-03 -0.576670842  
## CO NO2 NOX RH SR  
## PM10 5.5188029581 1.870188e-01 318.31332164 -1.976113e+02 2.5897426933  
## PM2.5 3.3792989284 9.151660e-02 160.94401995 2.295172e+01 0.6749878908  
## SO2 0.0003388956 1.084462e-05 0.01743825 -1.203936e-02 0.0001811230  
## O3 -0.0008939211 -7.025442e-05 -0.14809434 -2.250032e-01 0.0035745986  
## NO 1.6124323612 7.451392e-02 198.78178237 2.947155e+01 0.0320235796  
## CO 0.5602641067 1.911322e-03 3.52502472 1.056677e+00 0.0097134527  
## NO2 0.0019113216 1.326478e-04 0.20713533 1.631211e-03 -0.0001325288  
## NOX 3.5250247213 2.071353e-01 406.02068343 3.116705e+01 -0.0982955740  
## RH 1.0566772823 1.631211e-03 31.16705174 4.071141e+02 -2.1297257735  
## SR 0.0097134527 -1.325288e-04 -0.09829557 -2.129726e+00 0.0861464933  
## TOUT 0.0253431669 -3.201275e-02 -55.21056753 -5.869999e+01 0.9057282104  
## WSR -0.2167986252 -2.499833e-02 -40.85355044 -3.483615e+01 0.4031201753  
## Hour -0.0613140340 -6.655138e-03 -13.78750140 -4.983364e+01 0.2719948920  
## Day -0.4420191090 1.214806e-03 2.81128751 -1.965192e+00 0.0201752720  
## Month -0.5749716245 -5.637705e-03 -6.20912895 1.109359e+01 0.0292119455  
## TOUT WSR Hour Day Month  
## PM10 1.179065184 -6.453621e+00 -2.712874e+00 -2.1262364549 -2.332915e+01  
## PM2.5 -6.490674935 -1.487712e+01 -6.246464e+00 -3.6092340847 -6.299107e+00  
## SO2 -0.001254379 -5.524775e-04 -1.321045e-04 0.0004798889 -8.030245e-04  
## O3 0.078792438 4.320733e-02 4.925427e-02 -0.0011221335 -1.928979e-03  
## NO -23.195629887 -1.587300e+01 -7.128922e+00 1.6120922227 -5.766708e-01  
## CO 0.025343167 -2.167986e-01 -6.131403e-02 -0.4420191090 -5.749716e-01  
## NO2 -0.032012753 -2.499833e-02 -6.655138e-03 0.0012148062 -5.637705e-03  
## NOX -55.210567526 -4.085355e+01 -1.378750e+01 2.8112875110 -6.209129e+00  
## RH -58.699991116 -3.483615e+01 -4.983364e+01 -1.9651918809 1.109359e+01  
## SR 0.905728210 4.031202e-01 2.719949e-01 0.0201752720 2.921195e-02  
## TOUT 55.971080308 1.494802e+01 1.420732e+01 -1.9763832039 5.326742e+00  
## WSR 14.948015282 1.521944e+01 1.109959e+01 0.6180950759 2.387146e-01  
## Hour 14.207321170 1.109959e+01 4.487344e+01 -0.2991626269 -1.082604e-03  
## Day -1.976383204 6.180951e-01 -2.991626e-01 77.9947788566 1.366280e-01  
## Month 5.326742067 2.387146e-01 -1.082604e-03 0.1366279902 1.002335e+01

#matriz de correlaciones  
  
cor(X[,-which(names(X) == "y")])

## PM10 PM2.5 SO2 O3 NO  
## PM10 1.000000000 0.621292458 0.24316686 0.117156979 0.331233079  
## PM2.5 0.621292458 1.000000000 0.27156116 0.002341953 0.437933758  
## SO2 0.243166864 0.271561162 1.00000000 0.120373451 0.205861683  
## O3 0.117156979 0.002341953 0.12037345 1.000000000 -0.351540031  
## NO 0.331233079 0.437933758 0.20586168 -0.351540031 1.000000000  
## CO 0.207347701 0.317379928 0.15751916 -0.060119425 0.193340245  
## NO2 0.456652815 0.558597741 0.32758824 -0.307068817 0.580663576  
## NOX 0.444254129 0.561500326 0.30108743 -0.369978407 0.885400293  
## RH -0.275425719 0.079966185 -0.20759134 -0.561361573 0.131093769  
## SR 0.248135300 0.161668879 0.21469335 0.613084720 0.009792379  
## TOUT 0.004432071 -0.060989807 -0.05833255 0.530169456 -0.278266859  
## WSR -0.046521618 -0.268082625 -0.04926961 0.557532352 -0.365171357  
## Hour -0.011389001 -0.065552429 -0.00686099 0.370135919 -0.095513843  
## Day -0.006770637 -0.028729729 0.01890479 -0.006396226 0.016383032  
## Month -0.207225473 -0.139869086 -0.08824421 -0.030671358 -0.016347775  
## CO NO2 NOX RH SR  
## PM10 0.207347701 0.456652815 0.44425413 -0.275425719 0.248135300  
## PM2.5 0.317379928 0.558597741 0.56150033 0.079966185 0.161668879  
## SO2 0.157519161 0.327588242 0.30108743 -0.207591339 0.214693350  
## O3 -0.060119425 -0.307068817 -0.36997841 -0.561361573 0.613084720  
## NO 0.193340245 0.580663576 0.88540029 0.131093769 0.009792379  
## CO 1.000000000 0.221711086 0.23371775 0.069966136 0.044213860  
## NO2 0.221711086 1.000000000 0.89254503 0.007019434 -0.039204996  
## NOX 0.233717745 0.892545026 1.00000000 0.076659072 -0.016620385  
## RH 0.069966136 0.007019434 0.07665907 1.000000000 -0.359622455  
## SR 0.044213860 -0.039204996 -0.01662039 -0.359622455 1.000000000  
## TOUT 0.004525667 -0.371527715 -0.36624043 -0.388864330 0.412474636  
## WSR -0.074243895 -0.556367484 -0.51970435 -0.442560536 0.352059732  
## Hour -0.012228376 -0.086260585 -0.10214493 -0.368697197 0.138339835  
## Day -0.066867006 0.011943298 0.01579787 -0.011028441 0.007783373  
## Month -0.242629450 -0.154612954 -0.09733076 0.173663057 0.031436572  
## TOUT WSR Hour Day Month  
## PM10 0.004432071 -0.04652162 -1.138900e-02 -0.006770637 -2.072255e-01  
## PM2.5 -0.060989807 -0.26808263 -6.555243e-02 -0.028729729 -1.398691e-01  
## SO2 -0.058332546 -0.04926961 -6.860990e-03 0.018904789 -8.824421e-02  
## O3 0.530169456 0.55753235 3.701359e-01 -0.006396226 -3.067136e-02  
## NO -0.278266859 -0.36517136 -9.551384e-02 0.016383032 -1.634778e-02  
## CO 0.004525667 -0.07424389 -1.222838e-02 -0.066867006 -2.426295e-01  
## NO2 -0.371527715 -0.55636748 -8.626058e-02 0.011943298 -1.546130e-01  
## NOX -0.366240432 -0.51970435 -1.021449e-01 0.015797866 -9.733076e-02  
## RH -0.388864330 -0.44256054 -3.686972e-01 -0.011028441 1.736631e-01  
## SR 0.412474636 0.35205973 1.383398e-01 0.007783373 3.143657e-02  
## TOUT 1.000000000 0.51215605 2.834886e-01 -0.029912764 2.248916e-01  
## WSR 0.512156053 1.00000000 4.247298e-01 0.017940029 1.932739e-02  
## Hour 0.283488639 0.42472980 1.000000e+00 -0.005056848 -5.104677e-05  
## Day -0.029912764 0.01794003 -5.056848e-03 1.000000000 4.886528e-03  
## Month 0.224891647 0.01932739 -5.104677e-05 0.004886528 1.000000e+00

cat("Medias para cada variable predictora\n\n")

## Medias para cada variable predictora

sapply(X[,1:11],mean)

## PM10 PM2.5 SO2 O3 NO CO   
## 66.48745133 25.12980354 0.00521488 0.02712096 8.03785570 1.67692274   
## NO2 NOX RH SR TOUT   
## 0.01730808 25.55266496 50.85992424 0.21068646 23.19748480

1. Determine la(s) funcion(es) lineal(es) discriminante(s) para un análisis discriminante.

# modelo LDA  
X <- X[, -c(3, 4, 7)]  
lda\_model=lda(y~.,data=X)  
  
#output  
lda\_model

## Call:  
## lda(y ~ ., data = X)  
##   
## Prior probabilities of groups:  
## 0 1 2 3 4   
## 0.056470796 0.330455466 0.410007929 0.197603735 0.005462074   
##   
## Group means:  
## PM10 PM2.5 NO CO NOX RH SR TOUT  
## 0 68.35287 25.11649 8.259282 1.695086 24.93323 50.39158 0.2023791 23.34209  
## 1 43.55784 17.97642 6.021568 1.481144 19.66140 60.06665 0.1339507 22.39137  
## 2 66.34630 24.26397 7.699312 1.708906 24.90814 47.75355 0.2288107 23.15461  
## 3 101.40248 37.93382 11.905796 1.926460 36.37200 42.62595 0.2980789 24.49342  
## 4 181.90274 59.82403 13.214516 1.905323 45.34355 29.75806 0.4169677 26.80677  
## WSR Hour Day Month  
## 0 8.529017 10.90796 11.98284 4.780031  
## 1 7.946521 10.66702 15.88936 6.445748  
## 2 8.529738 12.27997 15.54125 5.345294  
## 3 8.414445 13.32367 15.19171 4.693268  
## 4 9.064516 14.09677 19.79032 3.112903  
##   
## Coefficients of linear discriminants:  
## LD1 LD2 LD3 LD4  
## PM10 -0.0203683701 0.01056995 0.0011157033 0.023722799  
## PM2.5 -0.0430012506 0.01309578 -0.0007875287 -0.021929097  
## NO 0.0233005591 -0.04456134 0.0299051684 0.031859339  
## CO -0.0952391490 -0.58550528 -0.2682121231 -0.447229332  
## NOX -0.0129450622 0.03077311 -0.0035620918 -0.057626939  
## RH 0.0177657129 0.04784603 0.0135085498 -0.001556619  
## SR 0.2867824383 -0.91982828 -0.7039483895 -0.205854300  
## TOUT -0.0120084104 0.06696451 0.0471254804 -0.024091358  
## WSR -0.0269283410 0.04844964 0.0763072990 -0.038058579  
## Hour -0.0212298097 -0.00120008 -0.0608944267 -0.027395507  
## Day 0.0005174657 0.02159971 -0.0868947421 0.025289376  
## Month 0.0305605794 0.04065496 -0.1624487043 -0.069731196  
##   
## Proportion of trace:  
## LD1 LD2 LD3 LD4   
## 0.9396 0.0362 0.0165 0.0076

Algunas de las variables predictoras tienen el mismo valor para todas las observaciones dentro de al menos una categoría de la variable y. Esto puede causar problemas en el análisis de discriminante lineal (LDA) porque no hay suficiente variabilidad en esas variables para distinguir entre los grupos. La informacion nos indica la proporcion de cada especie respecto a la variable, sus medias y la funcion discriminante. El máximo numero de funciones discriminantes útiles que pueden separar los datos es el mínimo entre y donde es el número de grupos (clases) y es el número de variables predictoras. En este caso será el mínimo entre 4 y 13. Por lo que el modelo ajusta a lo más 4 funciones discriminante para separar las flores por especie utilizando las 13 variables numérica.

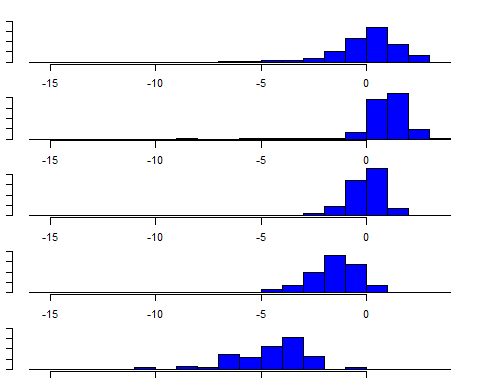
1. Realice predicciones del modelo

predicted=predict(lda\_model)  
  
  
head(predicted$x)

## LD1 LD2 LD3 LD4  
## 1 -4.58447895 1.0634044 1.892496 -1.1630653  
## 2 -5.44976415 1.3325900 1.942153 -0.6178910  
## 3 -4.12603416 0.8007729 2.110373 -0.4483753  
## 4 -0.90089927 -1.0154794 1.747023 0.4539097  
## 5 -0.22360485 -1.4950396 1.765374 0.6036751  
## 6 0.09635842 -1.7099226 1.793198 0.7401344

1. Muestre gráficamente la segmentación de los datos.

par(mar = c(1, 1, 1, 1)) # Ajusta los márgenes izquierdo, derecho, superior e inferior  
ldahist(data=predicted$x[,1],g=X$y, main="Histograma de la función discriminante LD1", col = "blue")



1. ¿El modelo es bueno para pronosticar? Indique el porcentaje de predicciones erróneas.

table(pred=predicted$class, true=X$y)

## true  
## pred 0 1 2 3 4  
## 0 0 0 0 0 0  
## 1 200 2563 877 55 0  
## 2 334 1150 3423 952 1  
## 3 87 33 342 1178 25  
## 4 20 5 12 58 36

# porcentaje de observaciones clasificadas correctamente  
mean(predicted$class==X$y)

## [1] 0.6343053

Observamos que existe una tasa de prediccion de los valores correctos del 63.34%. Faltaría ver como sería si inyectaramos los datos de los 4 factores del analisi factorial, para mejorar el procentaje de predicción.

**Referencias**

[1][<https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ambient-(outdoor)-air-quality-and-health>](<https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ambient-(outdoor)-air-quality-and-health>)

[2][<https://www.weather.gov/safety/airquality>](<https://www.weather.gov/safety/airquality>)

[3][<https://www.ecologistasenaccion.org/17842/que-son-las-pm25-y-como-afectan-a-nuestra-salud/>](<https://www.ecologistasenaccion.org/17842/que-son-las-pm25-y-como-afectan-a-nuestra-salud/>)

[4][<https://www.epa.gov/ground-level-ozone-pollution/ground-level-ozone-basics>](<https://www.epa.gov/ground-level-ozone-pollution/ground-level-ozone-basics>)

[5][<https://www.epa.gov/so2-pollution/sulfur-dioxide-basics>](<https://www.epa.gov/so2-pollution/sulfur-dioxide-basics>)

[6][<https://www.theatlantic.com/health/archive/2016/02/an-american-history-of-lead-poisoning/462576/>](<https://www.theatlantic.com/health/archive/2016/02/an-american-history-of-lead-poisoning/462576/>)

[7][<https://www.milenio.com/estados/calidad-del-aire-como-se-mide-y-que-es>](<https://www.milenio.com/estados/calidad-del-aire-como-se-mide-y-que-es>)

[8][<https://www.ecologiaverde.com/que-es-y-como-se-mide-la-calidad-del-aire-2423.html>](<https://www.ecologiaverde.com/que-es-y-como-se-mide-la-calidad-del-aire-2423.html>)

[9][<https://www.unep.org/es/noticias-y-reportajes/reportajes/como-se-mide-la-calidad-del-aire>](<https://www.unep.org/es/noticias-y-reportajes/reportajes/como-se-mide-la-calidad-del-aire>)

[10][<https://www.epa.gov/sites/default/files/2015-05/documents/aqm\_200608\_challenges.pdf>](<https://www.epa.gov/sites/default/files/2015-05/documents/aqm_200608_challenges.pdf>)

[11][<https://www.un.org/es/our-work/support-sustainable-development-and-climate-action>](<https://www.un.org/es/our-work/support-sustainable-development-and-climate-action>)

[12][<https://www.gob.mx/semarnat/acciones-y-programas/programas-de-gestion-para-mejorar-la-calidad-del-aire>](<https://www.gob.mx/semarnat/acciones-y-programas/programas-de-gestion-para-mejorar-la-calidad-del-aire>)

[13][<http://aire.nl.gob.mx/>](<http://aire.nl.gob.mx/>)

[14] <https://consejocivico.org.mx/noticias/2023/03/23/aumenta-preocupacion-sobre-mala-calidad-del-aire-ciudadania-respalda-mayores-medidas/#:~:text=La%20contaminaci%C3%B3n%20del%20aire%20es,contaminaci%C3%B3n%20del%20agua%20(17.6%25)>.