PRA2 - Obsesidad en Latino América

Jinni Li

Junio 2024

Contents

```
##
## Attaching package: 'ggplot2'

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

##
## Attaching package: 'dplyr'

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

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

## corrplot 0.92 loaded

## Welcome! Want to learn more? See two factoextra-related books at https://goo.gl/ve3WBa

## randomForest 4.7-1.1

## Type rfNews() to see new features/changes/bug fixes.

##
## Attaching package: 'randomForest'

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

## The following object is masked from 'package:ggplot2':
##
##     margin

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

## Loading required package: lattice

##
## Attaching package: 'DescTools'

## The following objects are masked from 'package:caret':
##
##     MAE, RMSE

## The following objects are masked from 'package:psych':
##
##     AUC, ICC, SD
```

1. Introducción

La obesidad es un desafío de salud pública en constante aumento en Colombia, Peru and Mexico. Según la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar de Perú (ENDES) 2021, el 36,9 % de personas mayores de 15 años presentan sobrepeso, mientras que el 25,8% tiene obesidad. Estas cifras destacan la urgencia de abordar este problema de salud creciente en el país. Las tasas de obesidad son particularmente preocupantes en ciertos grupos demográficos, como los residentes del área urbana (26,9%) en comparación con el área rural (14,5%).

Los factores subyacentes que contribuyen a esta tendencia alarmante incluyen una dieta poco saludable, la falta de actividad física y factores genéticos. Estos elementos se combinan para crear un entorno propicio para el aumento de peso y la obesidad en la población peruana. La obesidad no solo afecta la salud física, sino que también está vinculada a una serie de enfermedades crónicas, como enfermedades cardíacas, accidentes cerebrovasculares, diabetes tipo 2 y ciertos tipos de cáncer. Además, puede tener un impacto negativo en la salud mental y la calidad de vida de los individuos afectados.

Sin embargo, esta situación presenta una oportunidad significativa para las empresas que operan en el sector de bienestar y fitness en Perú. A pesar de que muchas personas en Perú tienen recursos financieros limitados, existe una demanda creciente de productos y servicios de bienestar y salud asequibles en el país. Las empresas pueden enfocarse en ofrecer soluciones económicas que sean accesibles para una amplia gama de personas, como programas de ejercicio en el hogar, alimentos saludables a precios asequibles y servicios de asesoramiento a bajo costo. Para tener éxito en este sector en crecimiento, es crucial comprender el mercado local, ofrecer productos y servicios de calidad, desarrollar una estrategia de marketing efectiva, establecer asociaciones con empresas locales y brindar un servicio al cliente excepcional.

Además de comprender el mercado local y ofrecer productos y servicios de alta calidad, se necesita una comprensión más detallada de los posibles consumidores en el sector de bienestar y fitness en Perú. Para ello, es fundamental analizar en profundidad las características de los consumidores peruanos en relación con la salud y el bienestar. Aquí es donde entran en juego técnicas avanzadas de análisis de datos como el Análisis de Componentes Principales (PCA) y el árbol de decisión (En este caso Random Forest). Estas técnicas nos permiten reducir la dimensionalidad de nuestros datos, identificar patrones significativos y entender las relaciones subyacentes entre las diferentes variables. Y así, segmentar de manera más efectiva a nuestra población objetivo en grupos homogéneos con características similares. Esto nos brinda una visión más clara de los diferentes segmentos de mercado y nos ayuda a adaptar nuestras estrategias de marketing y productos para satisfacer las necesidades específicas de cada grupo.

Recursos: https://www.gob.pe/institucion/minsa/noticias/634511-minsa-15-millones-de-personas-tienen-sobrepeso-y-obesidad https://m.inei.gob.pe/prensa/noticias/el-399-de-peruanos-de-15-y-mas-anos-de-edad-tiene-al-menos-una-comorbilidad-12903/

2. Metodología

La metodología que vamos a aplicar en este proyecto siguen los siguientes pasos:

- Análisis Exploratorio de Datos (EDA): En esta primera fase, se realiza un análisis descriptivo para comprender mejor la distribución y las estadísticas resumidas de las variables. Esto incluye la identificación de tendencias, patrones y posibles relaciones entre las diferentes variables utilizando técnicas de visualización como diagramas de dispersión, histogramas.
- Preprocesamiento de Datos: Se limpian y organizan los datos para asegurar la integridad y la calidad del conjunto de datos.
- Reducción de Dimensionalidad con PCA: Se aplica el Análisis de Componentes Principales (PCA) para reducir la dimensionalidad de las variables, conservando la mayor cantidad posible de información en un espacio dimensional reducido. La selección del número óptimo de componentes principales o vectores singulares se realiza utilizando el método de "codos" (elbow)

- La inclusión del modelo Random Forest permite no solo predecir con alta precisión los niveles de obesidad, sino también identificar las variables más importantes que influyen en estas predicciones, como el peso, el género y los hábitos alimenticios.

Al seguir esta metodología detallada, se puede comprender mejor los factores que contribuyen al sobrepeso y la obesidad, desarrollar modelos predictivos precisos y generar recomendaciones efectivas para promover hábitos más saludables en la población.

3. Base de datos.

Dato extraído de: https://archive.ics.uci.edu/dataset/544/estimation+of+obesity+levels+based+on+eating+habits+and+physical+condition

Se Incluye las siguientes variables:

Variables Categóricas:

- Consumo de alimentos entre comidas (CAEC): Indica la frecuencia con la que el individuo come entre las comidas principales, con opciones de No, A veces (Sometimes), Frecuentemente (Frequently) y Siempre (Always).
- Consumo de alcohol (CALC): Indica la frecuencia con la que el individuo consume alcohol, con opciones de No lo hago (I do not drink), A veces (Sometimes), Frecuentemente (Frequently) y Siempre (Always).
- Medio de transporte habitual (MTRANS): Representa el medio de transporte que el individuo utiliza regularmente, con opciones de Automóvil (Automobile), Motocicleta (Motorbike), Bicicleta (Bike), Transporte público (Public Transportation) y Caminata (Walking).
- Nivel de obesidad (NObeyesdad): Indica el nivel de obesidad basado en el índice de masa corporal, con categorías de Bajo peso (Underweight Less than 18.5), Normal (Normal 18.5 to 24.9), Sobrepeso (Overweight 25.0 to 29.9), Obesidad I (Obesity I 30.0 to 34.9), Obesidad II (Obesity II 35.0 to 39.9) y Obesidad III (Obesity III Higher than 40).

Variables Binarias:

- Género (Gender): Esta variable nos indica el género del individuo, diferenciando entre hombre (Male) y mujer (Female).
- Historial familiar de sobrepeso (family_history_with_overweight): Indica si hay antecedentes familiares de sobrepeso, con respuestas de Sí (Yes) o No (No).
- Consumo frecuente de alimentos altos en calorías (FAVC): Nos muestra si el individuo consume regularmente alimentos con alto contenido calórico, con opciones de Sí (Yes) o No (No).
- Fumador (SMOKE): Indica si el individuo fuma, con respuestas de Sí (Yes) o No (No).
- Monitoreo de calorías consumidas (SCC): Indica si el individuo monitorea las calorías que consume diariamente, con respuestas de Sí (Yes) o No (No).

Variables Numéricas:

- Edad (Age): Representa la edad del individuo, mostrando un rango de valores numéricos.
- Altura (Height): Indica la estatura del individuo, expresada en metros.

- Peso (Weight): Representa el peso del individuo, expresado en kilogramos.
- Número de comidas principales al día (NCP): Representa la cantidad de comidas principales que el individuo tiene diariamente, con valores numéricos.
- Consumo de verduras (FCVC): Representa la frecuencia de consumir verduras en el día a día, con valores numéricos.
- Consumo de agua diario (CH2O): Representa la cantidad de agua que el individuo consume diariamente, con valores numéricos.
- Frecuencia de actividad física (FAF): Representa la frecuencia con la que el individuo realiza actividad física, con valores numéricos.
- Tiempo de uso de dispositivos tecnológicos (TUE): Indica el tiempo que el individuo pasa utilizando dispositivos tecnológicos como teléfono celular, videojuegos, televisión, computadora, entre otros, con valores numéricos.

```
# Leer el archivo
x1 = read.csv("./Dataset/ObesityDataSet_raw_and_data_sinthetic.csv")
```

4. Análisis exploratorio del base de datos

4.1. Resumen de todos los variables en conjunto

Para poder resumir las variables, se utiliza el comando "describe()" del paquete "psych". Estos permiten obtener diferentes estadísticos que pueden ser útiles conjuntamente con un análisis exploratorio de las variables un poco más exhaustivo.

```
psych::describe(x1)
```

```
##                                vars    n  mean    sd median trimmed   mad
## Gender*                           1 2111  1.51  0.50   2.00    1.51  0.00
## Age                               2 2111 24.31  6.35  22.78   23.34  4.78
## Height                            3 2111  1.70  0.09   1.70    1.70  0.10
## Weight                            4 2111 86.59 26.19  83.00   85.82 32.22
## family_history_with_overweight*   5 2111  1.82  0.39   2.00    1.90  0.00
## FAVC*                             6 2111  1.88  0.32   2.00    1.98  0.00
## FCVC                              7 2111  2.42  0.53   2.39    2.46  0.57
## NCP                               8 2111  2.69  0.78   3.00    2.77  0.00
## CAEC*                             9 2111  3.67  0.78   4.00    3.87  0.00
## SMOKE*                           10 2111  1.02  0.14   1.00    1.00  0.00
## CH2O                             11 2111  2.01  0.61   2.00    2.01  0.67
## SCC*                             12 2111  1.05  0.21   1.00    1.00  0.00
## FAF                              13 2111  1.01  0.85   1.00    0.94  1.19
## TUE                              14 2111  0.66  0.61   0.63    0.59  0.72
## CALC*                            15 2111  3.63  0.55   4.00    3.70  0.00
## MTRANS*                          16 2111  3.37  1.26   4.00    3.55  0.00
## NObeyesdad*                      17 2111  4.02  1.95   4.00    4.02  2.97
##                                   min    max  range  skew kurtosis   se
## Gender*                          1.00   2.00   1.00 -0.02    -2.00 0.01
## Age                             14.00  61.00  47.00  1.53     2.81 0.14
## Height                           1.45   1.98   0.53 -0.01    -0.57 0.00
```

```
## Weight                           39.00 173.00 134.00  0.26    -0.70 0.57
## family_history_with_overweight*  1.00   2.00   1.00 -1.64     0.70 0.01
## FAVC*                            1.00   2.00   1.00 -2.40     3.74 0.01
## FCVC                             1.00   3.00   2.00 -0.43    -0.64 0.01
## NCP                              1.00   4.00   3.00 -1.11     0.38 0.02
## CAEC*                            1.00   4.00   3.00 -2.13     3.06 0.02
## SMOKE*                           1.00   2.00   1.00  6.70    42.95 0.00
## CH2O                             1.00   3.00   2.00 -0.10    -0.88 0.01
## SCC*                             1.00   2.00   1.00  4.36    17.02 0.00
## FAF                              0.00   3.00   3.00  0.50    -0.62 0.02
## TUE                              0.00   2.00   2.00  0.62    -0.55 0.01
## CALC*                            1.00   4.00   3.00 -1.17     0.46 0.01
## MTRANS*                          1.00   5.00   4.00 -1.28    -0.20 0.03
## NObeyesdad*                      1.00   7.00   6.00  0.01    -1.19 0.04
```

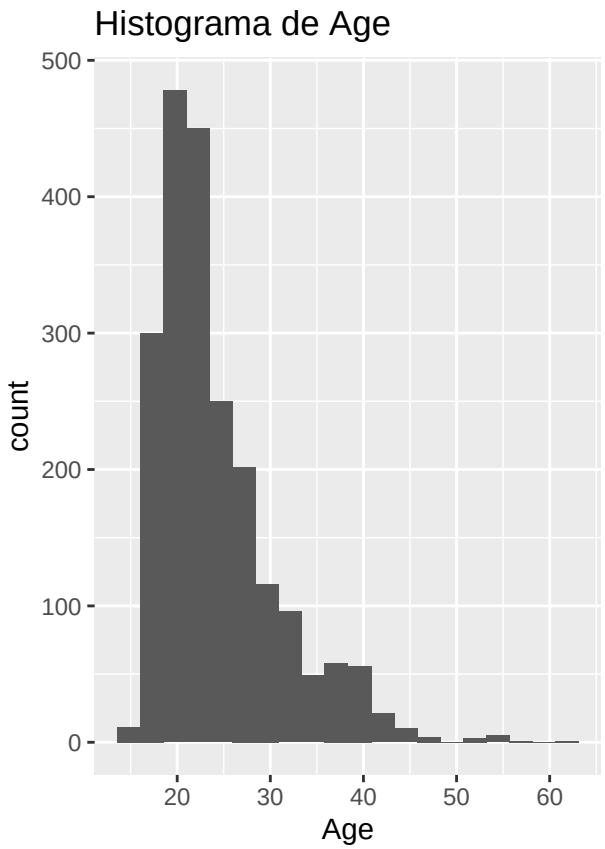
Metemos el nombre de las diferentes variables en tres vectores dependiendo de su naturaleza (si es numérica, categórtica o dicotómica):

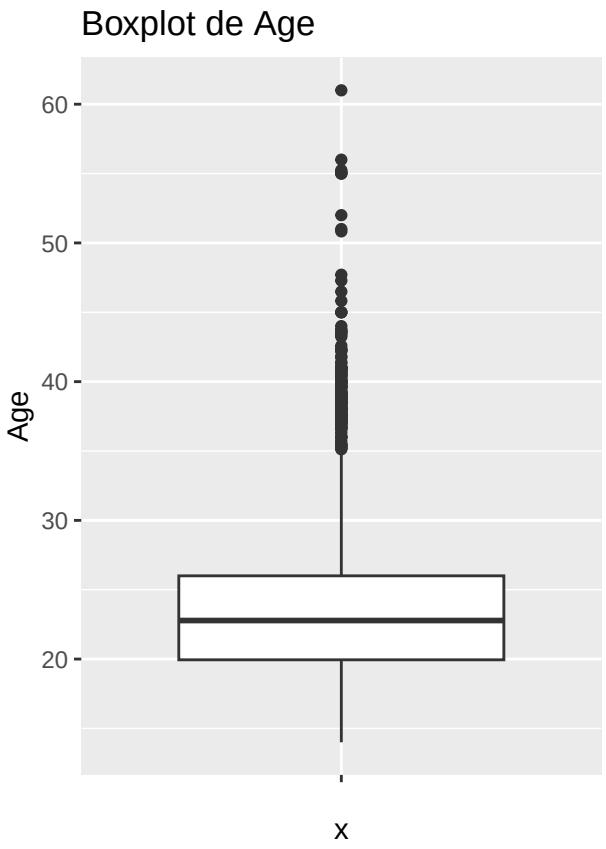
```
num_var <- c("Age","Height","Weight","NCP","CH2O","FAF","TUE","FCVC")
cat_var <- c("CAEC","CALC","MTRANS","NObeyesdad")
bi_var <- c("Gender","family_history_with_overweight","FAVC","SMOKE","SCC")
```

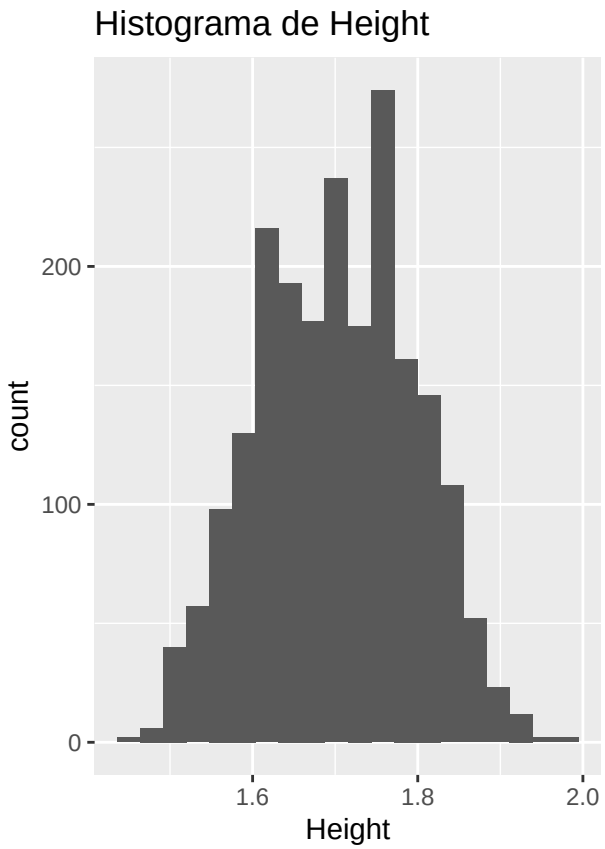
4.2. Variables Numéricas

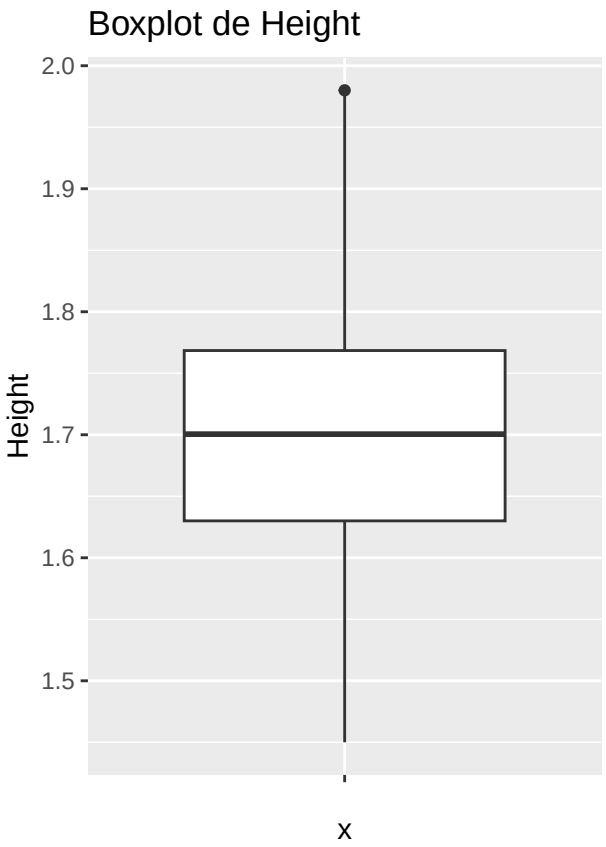
Primero vamos a comenzar analizando las variables numéricas, con las cuales se pueden realizar análisis exploratorios más elaborados. Un primer análisis gráfico puede ayudar a la interpretación de la naturaleza de las variables y de la muestra en concreto. Para este análisis gráfico, se utilizarán histogramas y diagramas de caja.

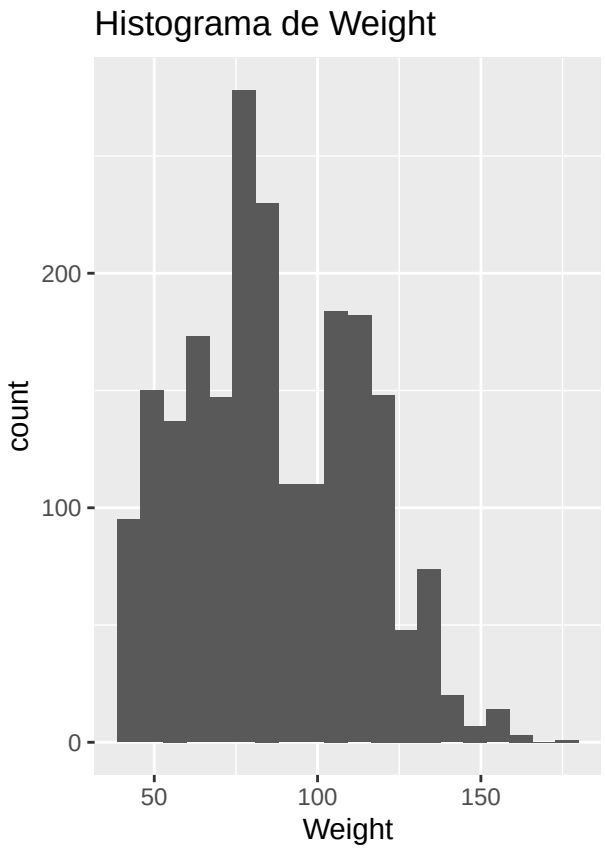
```
for (col in num_var){
  hist_plot <- ggplot(x1, aes(x = !!as.name(col))) +
    geom_histogram(bins = 20) +
    labs(title = paste("Histograma de", col))

  # Crear boxplot
  boxplot_plot <- ggplot(x1, aes(x = "", y = !!as.name(col))) +
    geom_boxplot() +
    labs(title = paste("Boxplot de", col))

  # Combinar histograma y boxplot
  combined_plot <- ggarrange(hist_plot, boxplot_plot, ncol = 2)

  print(combined_plot)
}
```

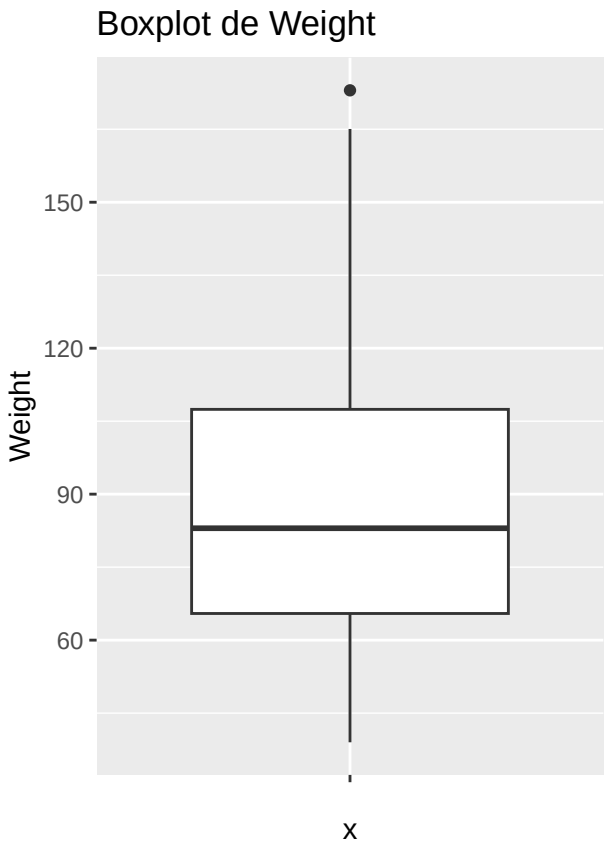

Histograma de Age
count
Age
500
400
300
200
100
0
20
30
40
50
60

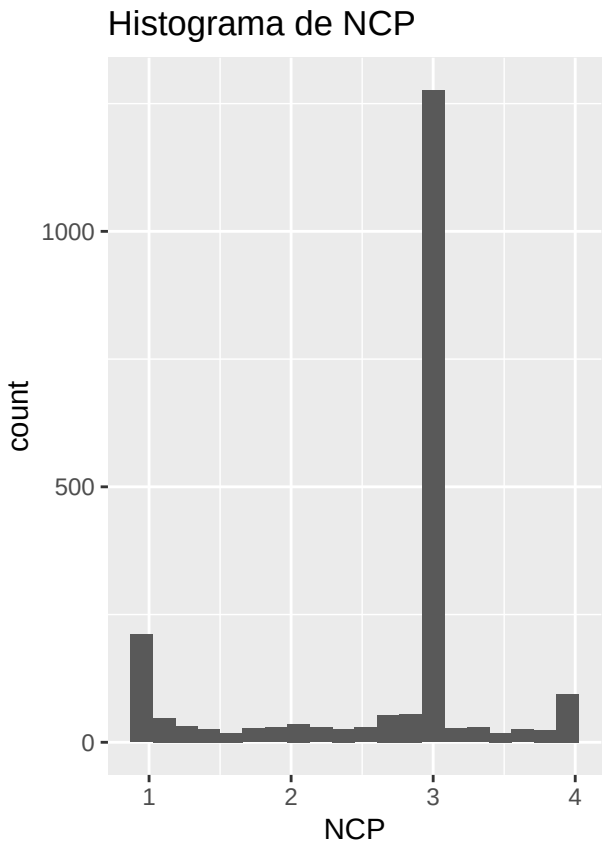

Boxplot de Age
Age
x
60
50
40
30
20

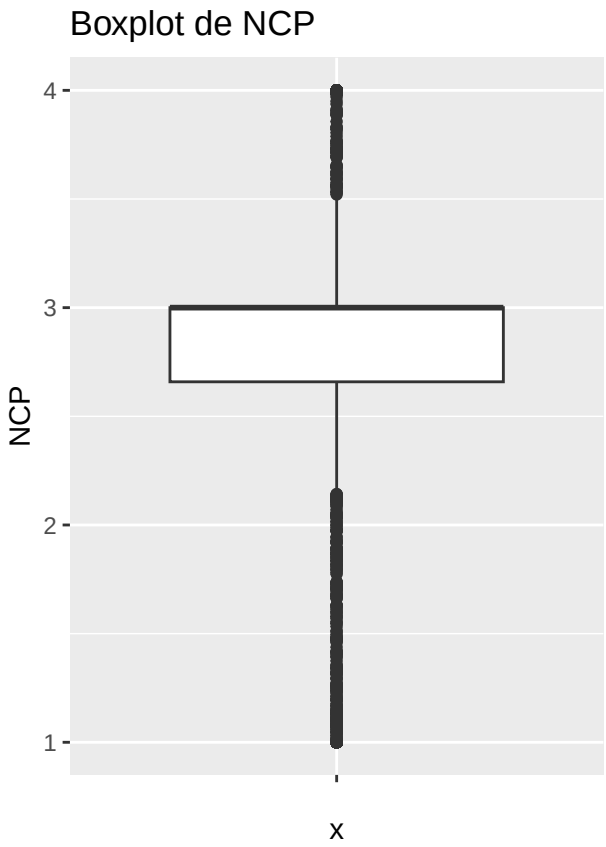

Histograma de Height
count
200
100
0
1.6
1.8
2.0
Height

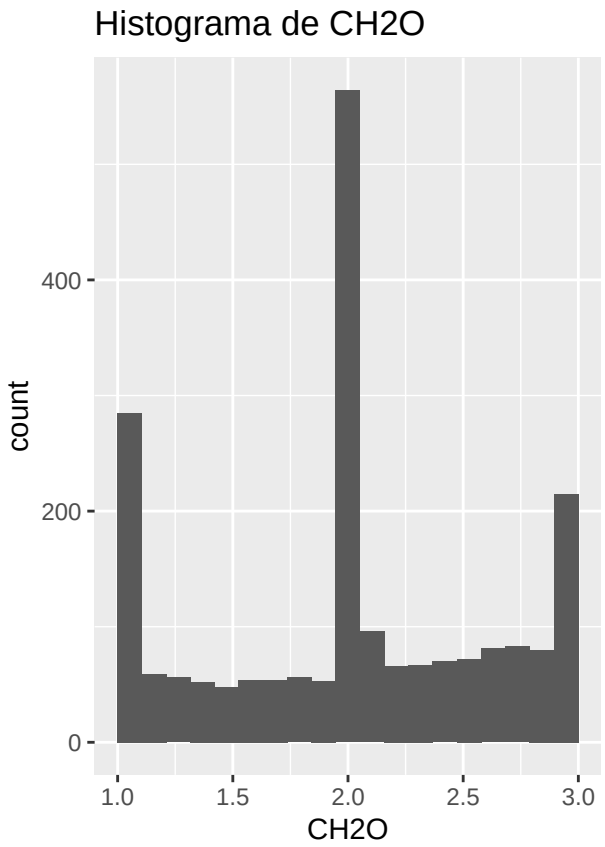

Boxplot de Height
Height
2.0
1.9
1.8
1.7
1.6
1.5
x

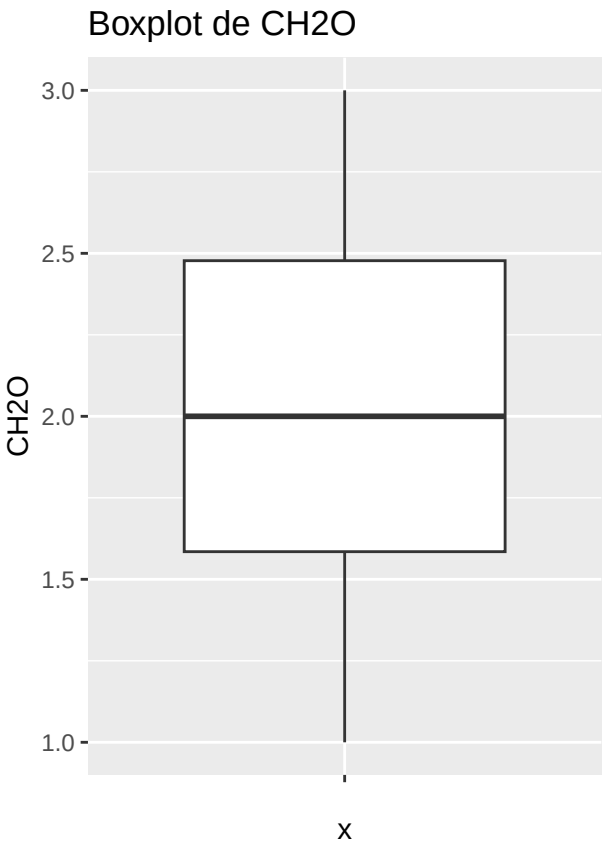

Histograma de Weight
count
200
100
0
50
100
150
Weight

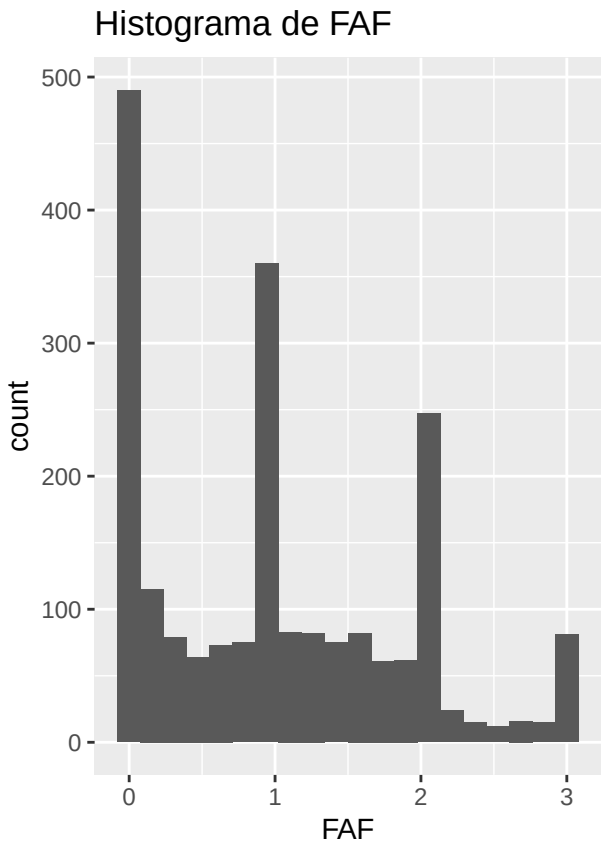

Boxplot de Weight
Weight
150
120
90
60
x

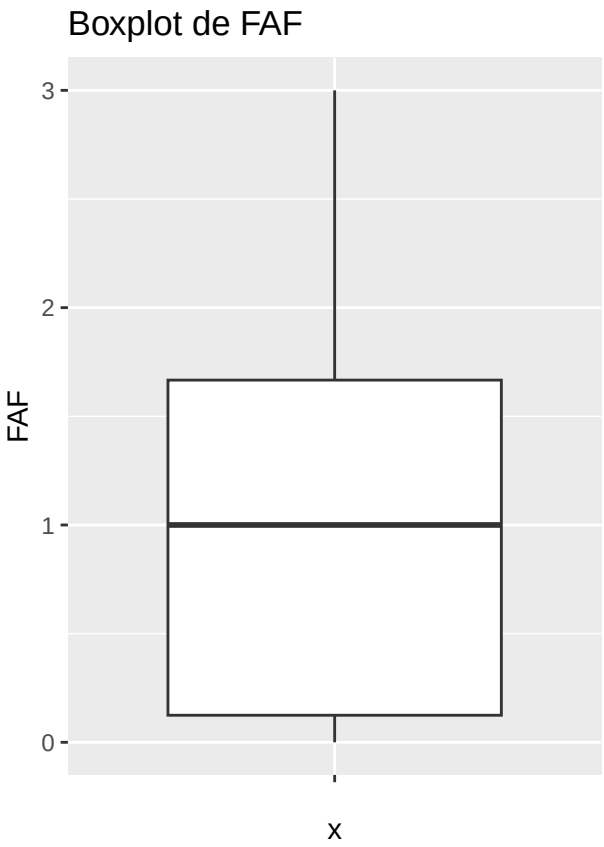

Histograma de NCP
count
1000
500
0
1
2
3
4
NCP

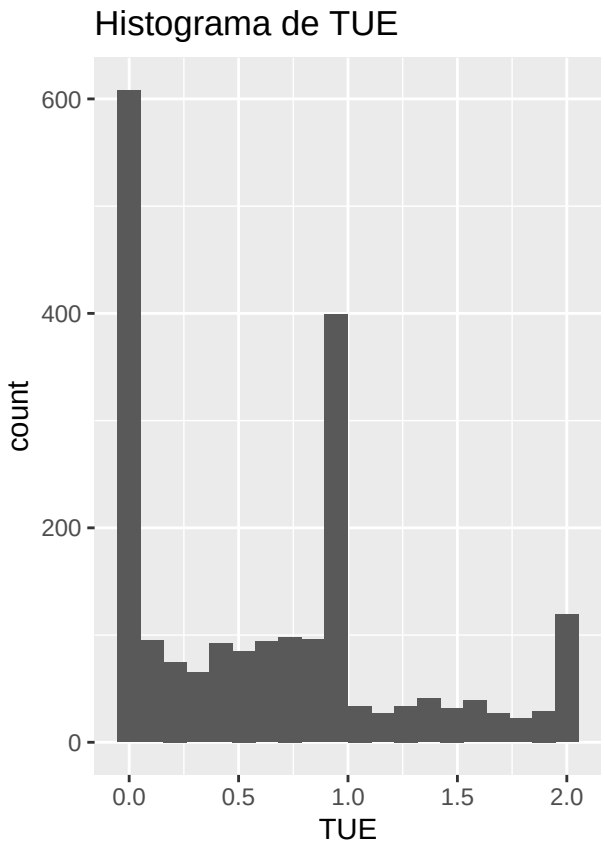

Boxplot de NCP
NCP
4
3
2
1
x

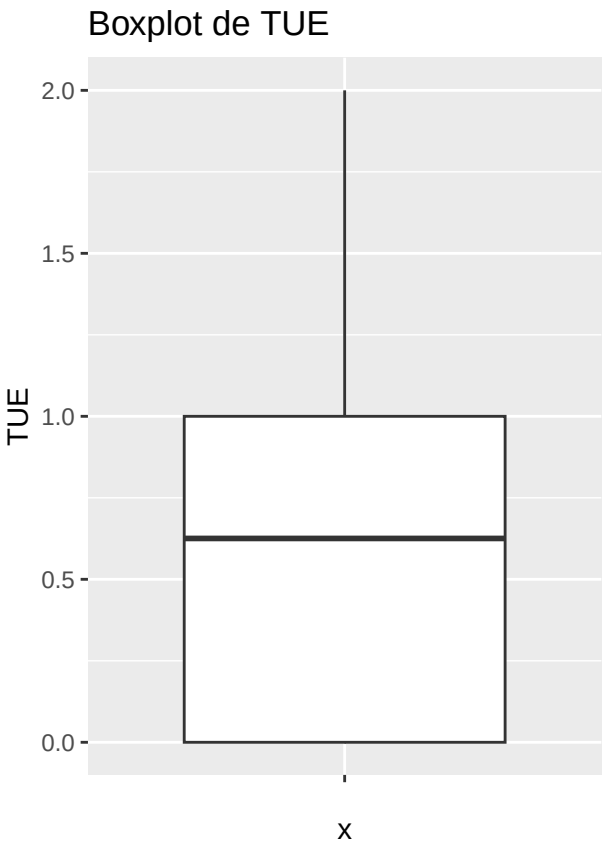

Histograma de CH2O
count
400
200
0
1.0
1.5
2.0
2.5
3.0
CH2O

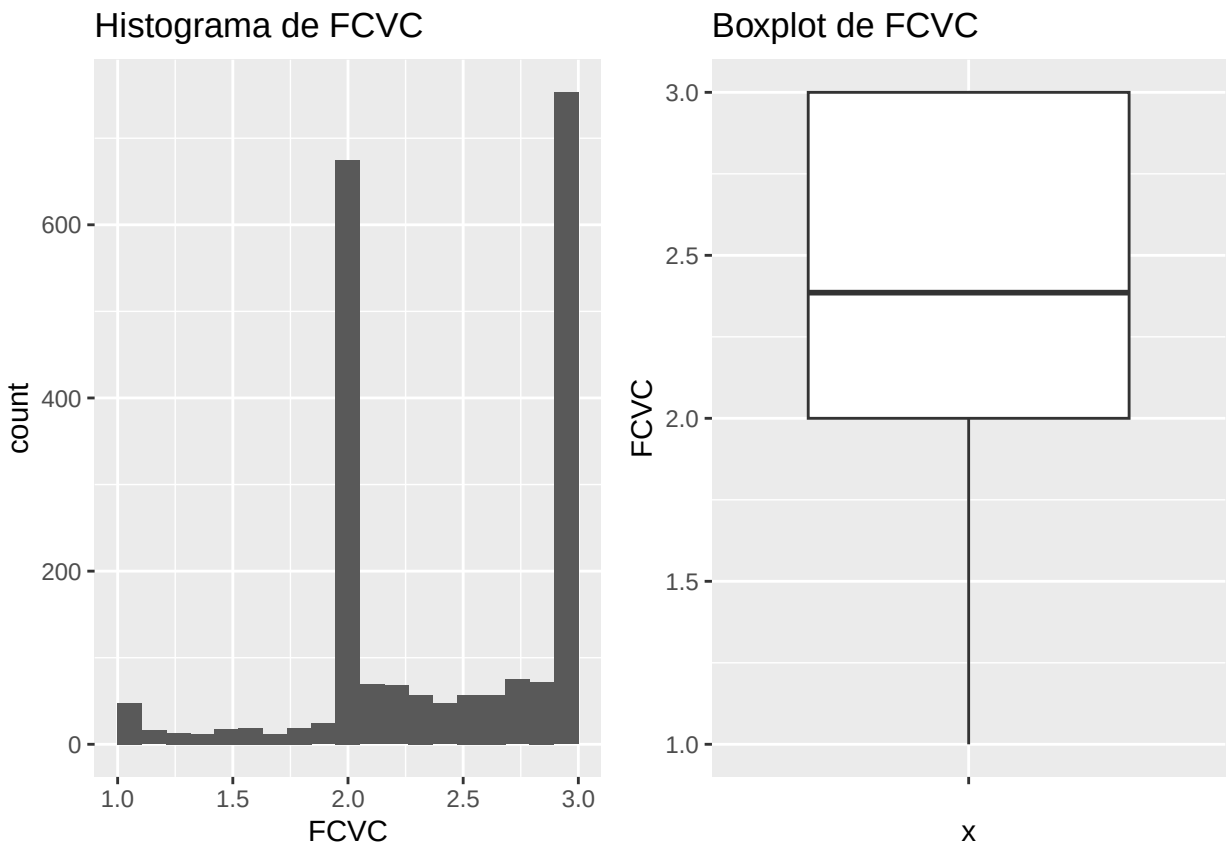

Boxplot de CH2O
CH2O
3.0
2.5
2.0
1.5
1.0
x


Histograma de FAF
count
FAF
500
400
300
200
100
0
0
1
2
3


Boxplot de FAF
FAF
x
3
2
1
0


Histograma de TUE
600
400
200
0
count
0.0
0.5
1.0
1.5
2.0
TUE


Boxplot de TUE
2.0
1.5
1.0
0.5
0.0
TUE
x



Tal y como se pueden ver, la muestra para la variable "Age" parece contener sobre todo personas jóvenes de entre 18 y 30 años, mientras que otras edades mayores son más escasas, por lo que está sesgada hacia la izquierda y puede afectar a la generalización de los resultados de los diferentes análisis (o como mínimo se debería tener en cuenta). El diagrama de caja indica que la variabilidad (expresada a través del rango intercuartílico) se podría considerar relativamente pequeña, por lo que las edades más alejadas del rango anteriormente mencionado se podrían considerar valores atípicos (por su lejanía y siguiendo el criterio del IQR).

Cuando se mira la variable "Height", se puede ver como la distribución es más parecida a una normal (por la campana simétrica que se forma), aún habiendo algunos picos entre medio. El diagrama de caja, sin embargo, apoya esta observación debido a la simetría que se muestra: la variabilidad por debajo y por encima de la mediana es casi la misma, y los bigotes son muy parecidos.

La distribución de la variable "Weight" vuelve a estar sesgada hacia la izquierda, lo cual es razonable al ser mucho más raro ver pesos muy altos para diferentes personas (ya sea por la distribución real o por el sesgo de supervivencia que habría, dado que las personas muy obesas tienden a tener más enfermedades y, por tanto, tienen más probabilidad de no ser recogidas en la muestra si estas suelen fallecer a una tasa más alta) que no pesos más cercanos a la media o menores (no muy menores, como se puede apreciar en la cola izquierda). La caja muestra como la mediana está cerca de 80kg y cómo hay más variabilidad para valores mayores a la mediana.

La variable "NCP" tiene una distribución más compleja, donde muchísimas observaciones se acumulan sobre el valor de 3 o en los extremos, indicando como 3 (o cercanos) suele ser un valor frecuente (la moda). Esto tiene sentido debido a que en la mayoría del mundo se suelen tener 3 comidas al día. El diagrama de caja muestra como hay una gran presencia de valores iguales o cercanos a 3 (porque la mediana y el cuartil 75% coinciden), pero como, debido a esta acumulación todos los valores fuera de un rango de entre 2 y 3,5 se considerarían valores atípicos o alejados de lo común.

Algo similar pasa con "CH20", solo que ahora se concentra sobre todo en 2, lo cual se muestra en el

histograma. No obstante, el diagrama de caja permite ver una mayor simetría que antes y una distribución un tanto más "equitativa" entre los diferentes valores, dado que la caja parece simétrica alrededor de la media y no se detectan valores atípicos, debido seguramente a la gran presencia de observaciones en los valores extremos.

En el caso de la variable "FAF", se puede ver como su distribución es de la misma naturaleza que las últimas dos, pero que está más sesgada hacia la izquierda. Como esta variable se refiere a la actividad física, se puede observar como la mayoría de personas realizan entre nada y poco ejercicio físico. Esto también es apoyado por el diagrama de caja, dado que la caja abarca valorea bajos de 1 a 2. No obstante, se puede ver como habría más dispersión para valores mayores a la mediana debido al hecho de que es menos común ver observaciones con un nivel de actividad físico alto o medio.

A "TUE" ocurre lo mismo que con la última variable, apoyado por el histograma y por el diagrama de caja. En este caso, se muestra como hay una mayor cantidad de observaciones en valores que muestran un uso bajo de dispositivos tecnológicos.

Finalmente, la variable "FCVC" es parecido a "TUE", solo que en espejo.

4.3. Variables Categóricas

Después de haber analizado las variables numéricas, podemos seguir con las categóricas. Para poder analizarlas gráficamente, nos apoyamos en el uso de un "pie plot" que permita ver la distribución porcentual de las observaciones en las diferentes categorías,

```
for (col in cat_var){
  freq_table <- data.frame(table(x1[[col]]))
  colnames(freq_table) <- c("value", "Freq")
  total_sample <- sum(freq_table$Freq)
  freq_table$rel_Freq <- freq_table$Freq / total_sample
  pie_plot <- ggplot(freq_table, aes(x = "", y=rel_Freq, fill = value)) +
    geom_bar(width = 1, stat = "identity", color = "white") +
    geom_text(aes(x =  1.4, label = paste0(round(rel_Freq * 100), "%")),color = "black", position = posi
    coord_polar("y", start = 0) +
    scale_fill_brewer(palette = "Pastel1") +
    labs(title = paste("Gráfico de pastel de", col)) +
    theme_void()
  print(pie_plot)
}
```

Gráfico de pastel de CAEC

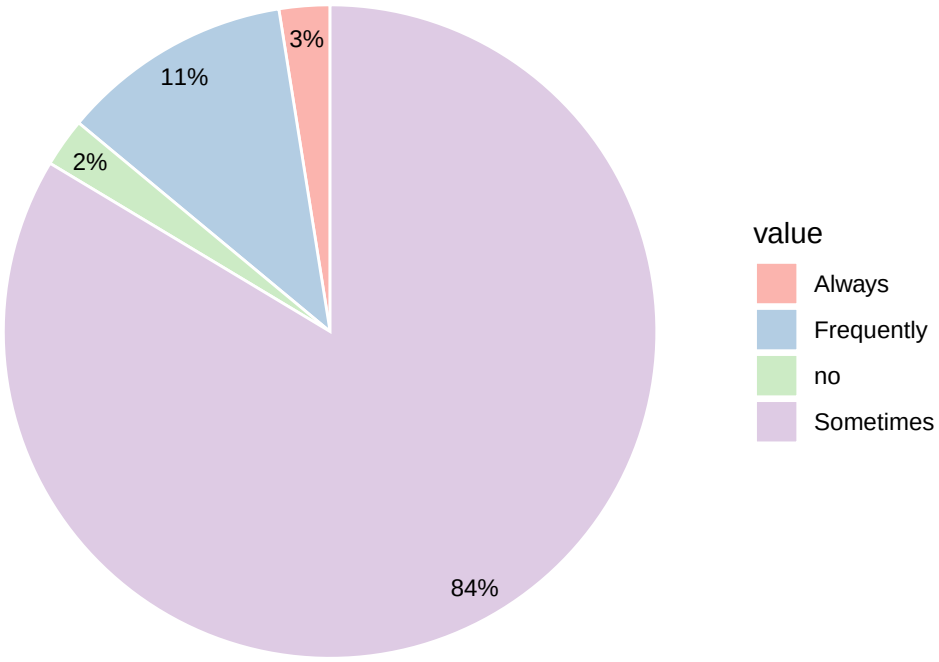


Gráfico de pastel de CALC

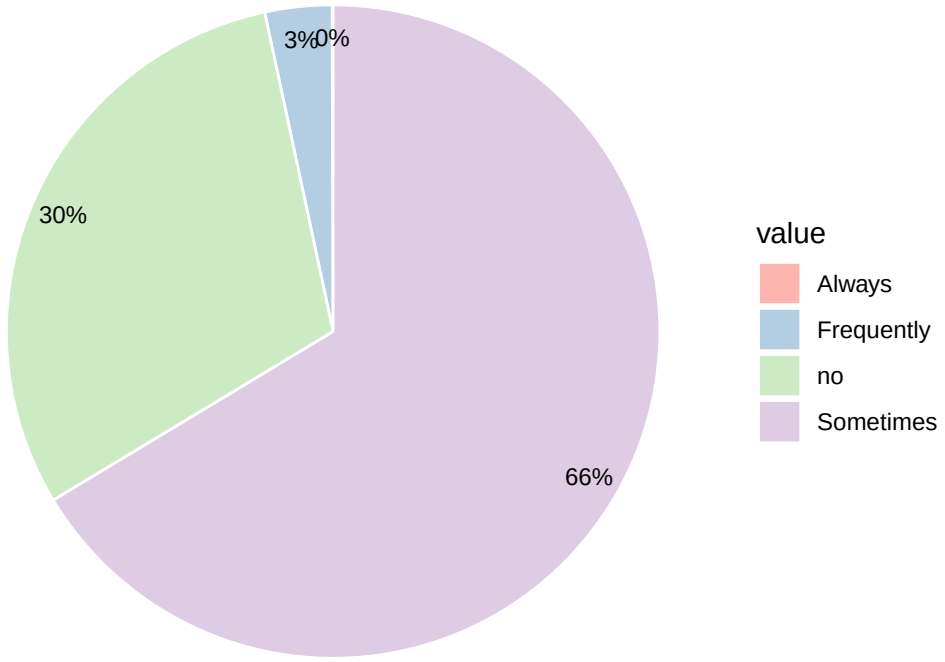
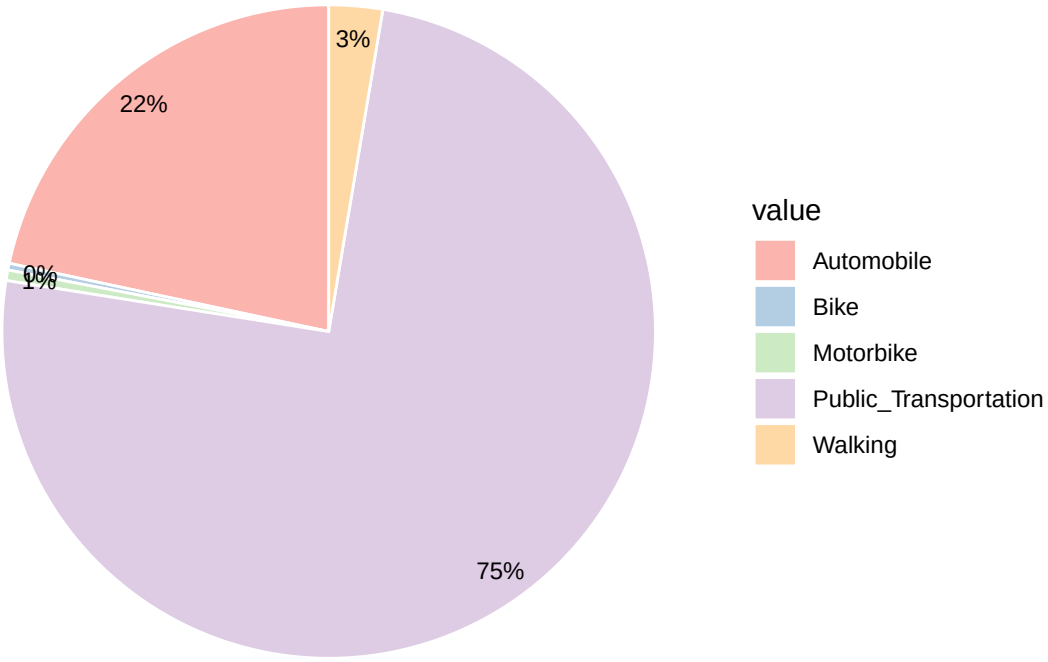
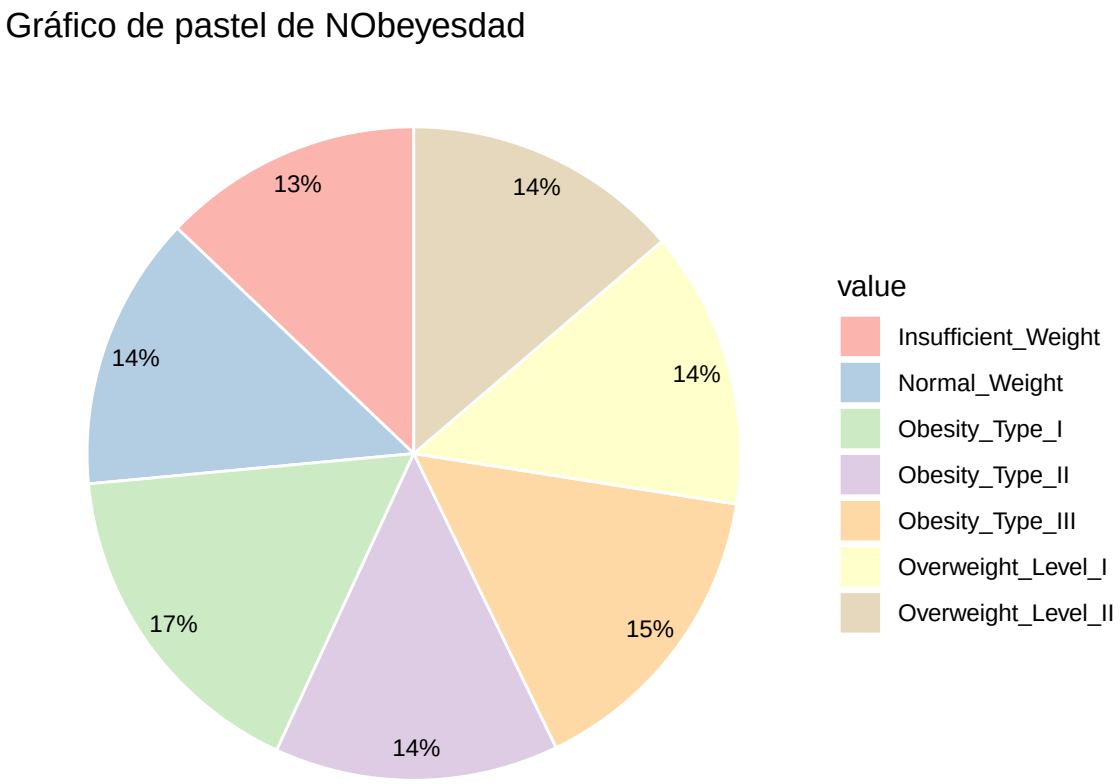


Gráfico de pastel de MTRANS





En el caso de la variable "CAEC", se puede ver como la mayoría de observaciones en la muestra consumen comida entre horas algunas veces, representando un 84%. No obstante, se le otorga otro porcentaje más pequeño (del 11%) a aquellas personas que comen frecuentemente entre horas, siendo el no comer entre horas y el comer siempre entre horas algo poco frecuente. En el contexto del análisis de la obesidad, este es un resultado más positivo que los otros.

Mirando la variable "CALC", se puede ver como las mayoría de las personas consumen alcohol de manera ocasional, pero esta vez hay un porcentaje importante (30%) que no consume alcohol. La categoría de "frecuente" representa solo un 3% (lo cual es esperable), mientras que no hay observaciones con un consumo de alcohol "demasiado" habitual.

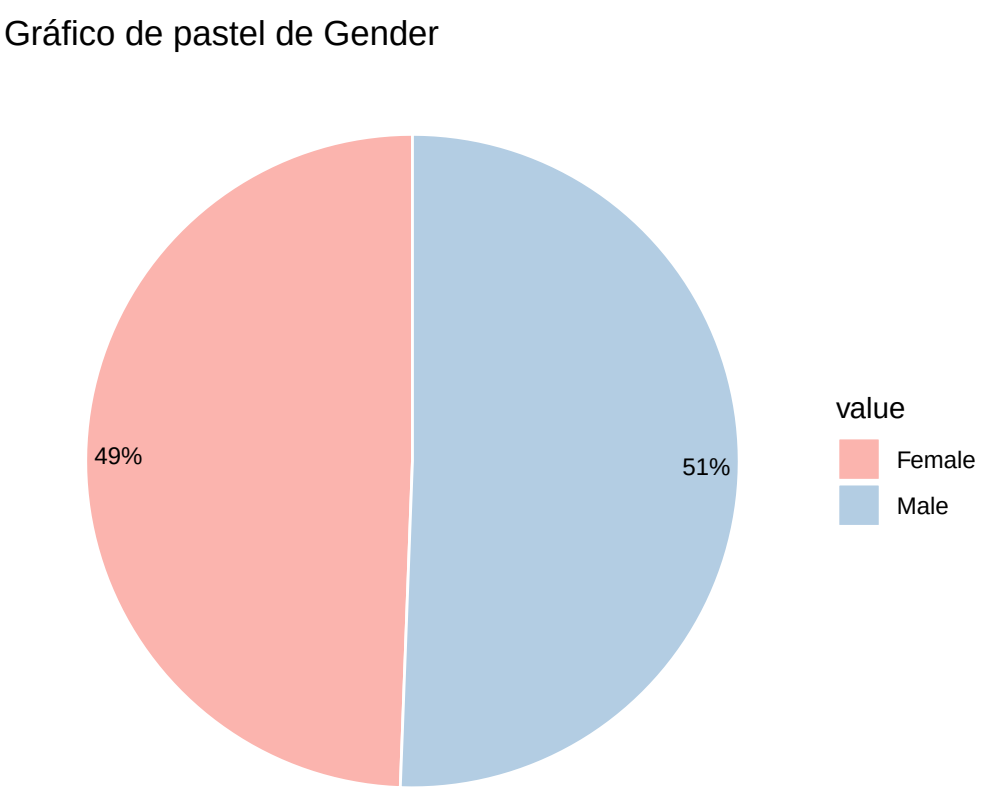
Analizando la variable "MTRANS", se puede ver como el 75% de la muestra utiliza el transporte público para desplazarse, mientras que un 22% utilizan automóviles privados. Pocas personas van andando, y casi ninguna va en moto o en bicicleta. Esto es común en países de latinoamérica dado que no suelen tener infraestructuras bien desarrolladas para otros vehículos como la bicicleta, por lo que se tendría que tener en cuenta.

Finalmente, la variable "NObeyesdad" muestra una distribución bastante equitativa sobre los diferentes niveles de obesidad, siendo esta distribución casi uniforme. Esto es preocupante desde un punto de vista médico, dado que quiere decir que la mayoría de personas sufren de diversos tipos de obesidad y sobrepeso, y el mismo número de personas sufre de peso insuficiente.

4.3. Variables Binarias

Por último, se puede analizar el último tipo de variables: las binarias o dicotómicas. Igual que antes, se hace uso de "pie plots" para poder interpretar.

```r
for (col in bi_var){
  freq_table <- data.frame(table(x1[[col]]))
  colnames(freq_table) <- c("value", "Freq")
  total_sample <- sum(freq_table$Freq)
  freq_table$rel_Freq <- freq_table$Freq / total_sample
  pie_plot <- ggplot(freq_table, aes(x = "", y=rel_Freq, fill = value)) +
    geom_bar(width = 1, stat = "identity", color = "white") +
    geom_text(aes(x =  1.4, label = paste0(round(rel_Freq * 100), "%")),color = "black", position = pos
    coord_polar("y", start = 0) +
    scale_fill_brewer(palette = "Pastel1") +
    labs(title = paste("Gráfico de pastel de", col)) +
    theme_void()
  print(pie_plot)
}
```



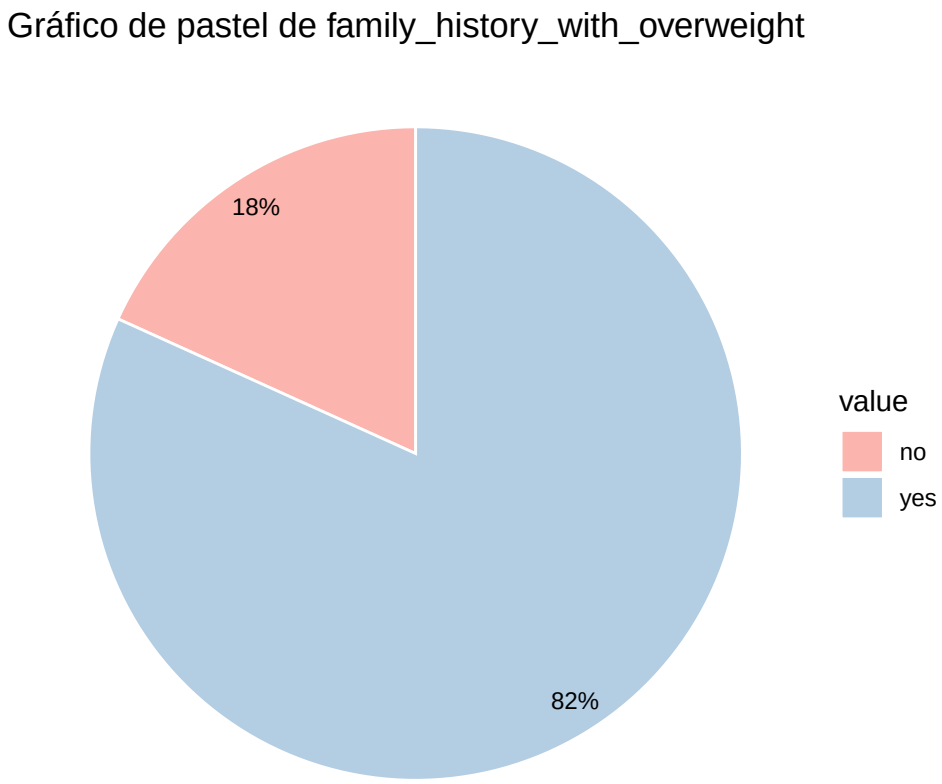
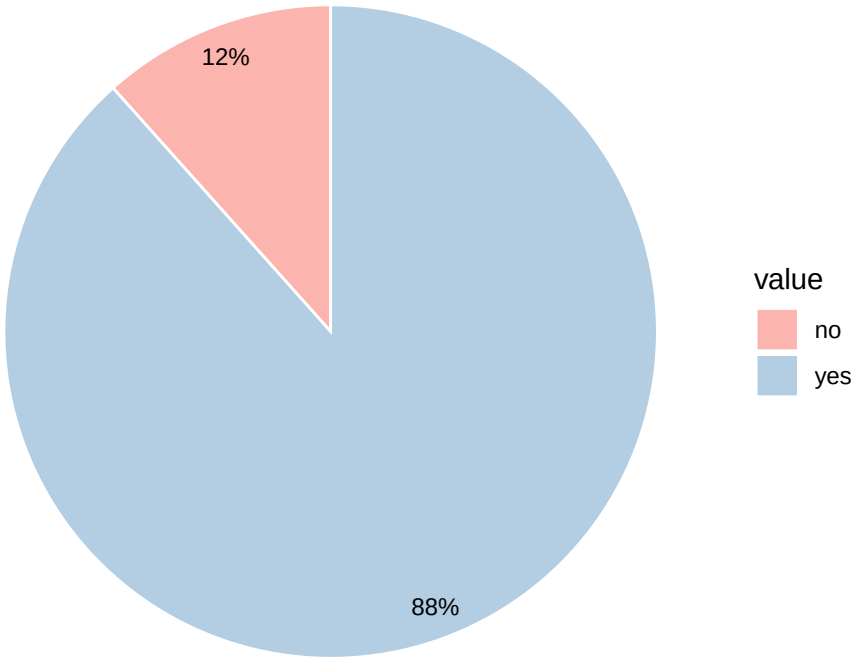


Gráfico de pastel de family_history_with_overweight
18%
82%
value
no
yes

Gráfico de pastel de FAVC



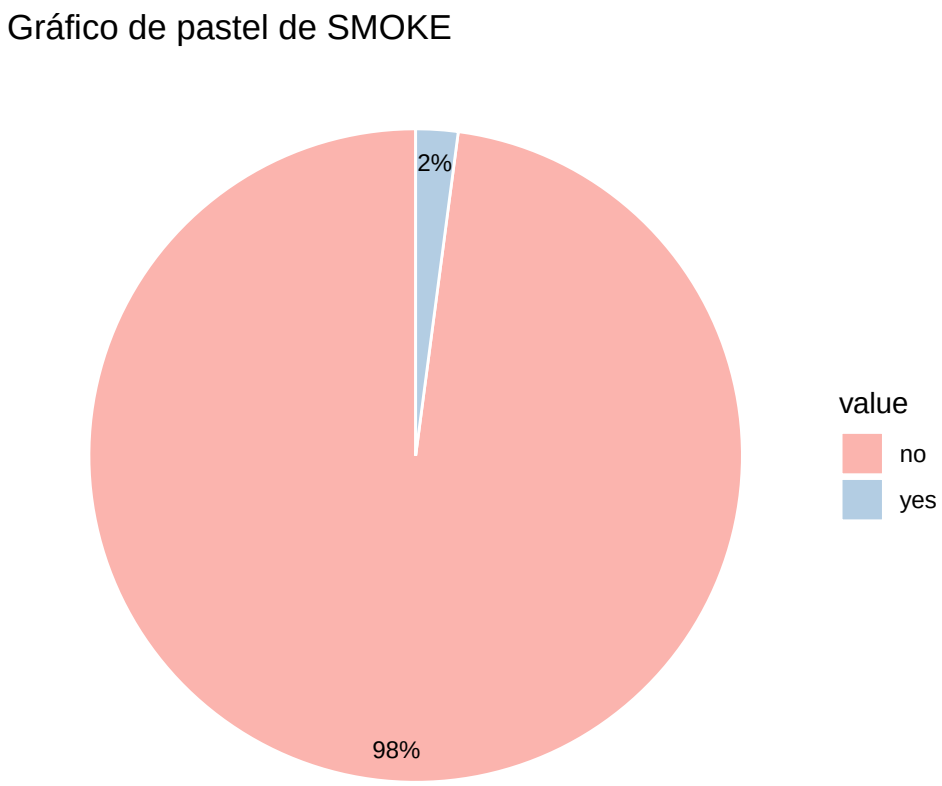
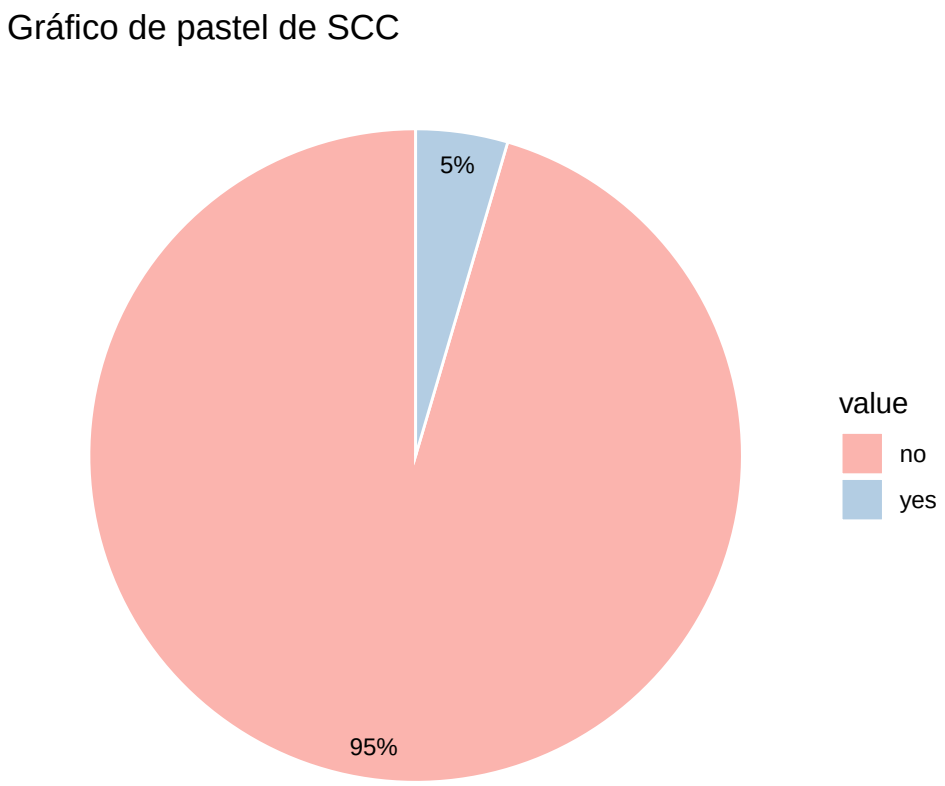


Gráfico de pastel de SMOKE
2%
98%
value
no
yes



Tal y como se puede ver en la variable "gender", la muestra contiene casi tantos hombres como mujeres, por lo que los resultados se podrían generalizar para ambos grupos.

El historial de sobrepeso de la familia, no obstante, tiene una distribución mucho menos equitativa, en donde la gran mayoría tiene algún familiar que ha sufrido o tiene sobrepeso de algún tipo, frente al 18% que no ha tenido ninguno.

La variable "FAVC" también muestra como la gran mayoría de las personas han consumido productos muy calóricos, frente al 12% que no.

El gráfico de la variable "SMOKE" muestra como casi la totalidad de las personas de la muestra no fuman, frente a un pequeño porcentaje del 2% que si fuman, concluyendo así que el análisis es sobre todo para no fumadores y que será difícil generalizar los resultados a fumadores si esto no se controla.

Finalmente, la variable "SCC" muestra como la gran mayoría de la muestra no monitorea sus calorías, frente a un 5% que si lo hace. Aunque esto es beneficioso desde el punto de vista de la salud, es una práctica poco común que normalmente realizan personas muy conscientes de su salud o deportistas.

5. Preprocesado de datos

Antes de entrar en el análisis de PCA, vamos a procesar los datos para que evitar que produzcan errores en el cálculo. Cabe destacar que no trataremos los outliers dado que consideramos que las observaciones extremas son relevantes para este análisis de obesidad. Como por ejemplo el rango de datos de mayores de 40 años, personas que comen más de 3 veces al día etc.

5.1. Discretización

Comenzamos con el proceso de discretización. Previamente, hemos identificado picos destacados en algunas variables numéricas, como por ejemplo TUE y FAF, que reflejan el uso de dispositivos electrónicos (como teléfonos móviles y televisores) y el nivel de actividad física semanal. Estas variables se originan en preguntas específicas del cuestionario original:

`FAF`: ¿How often do you have physical activity?

- I do not have
- 1 or 2 days
- 2 or 4 days
- 4 or 5 days

`TUE`: ¿How much time do you use technological devices such as cell phone, videogames, television, computer and others?

- 0-2 hours
- 3-5 hours
- More than 5 hours

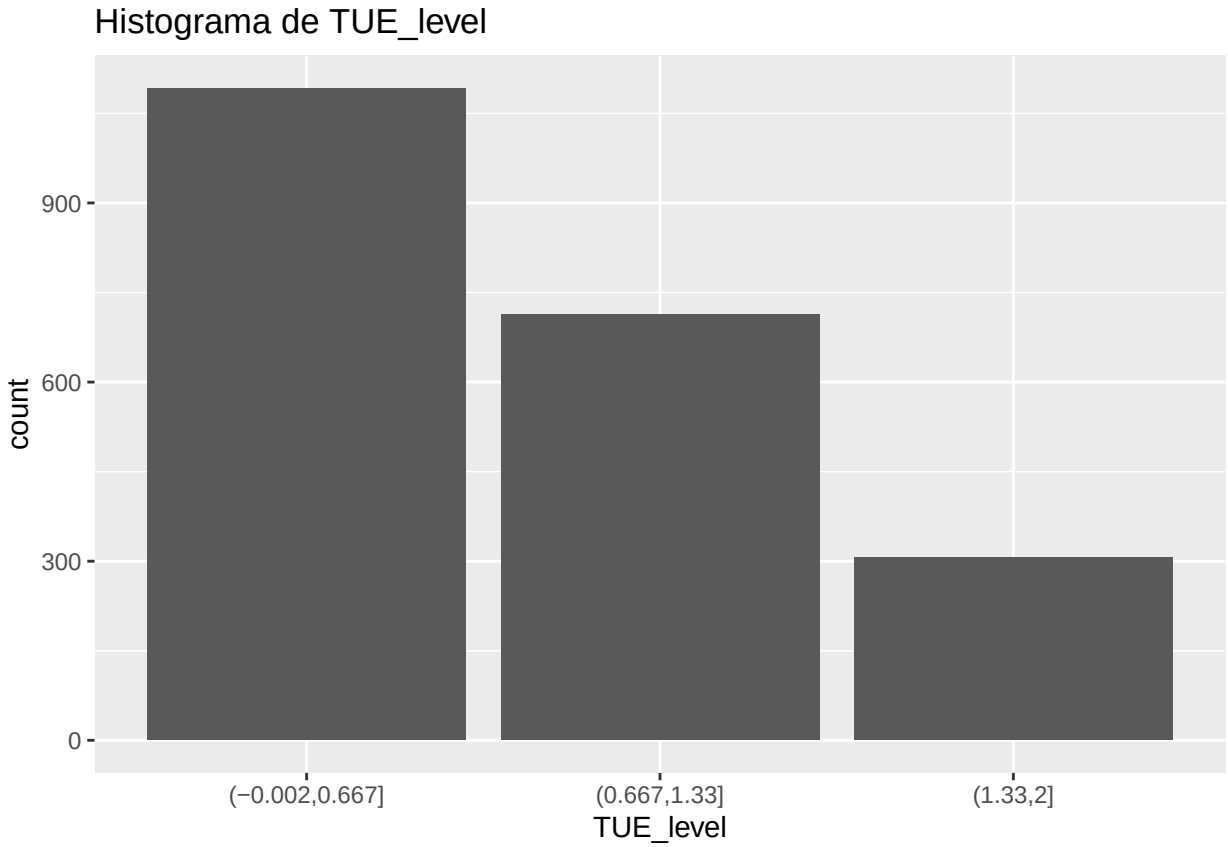
En consecuencia, aplicamos la función cut() para discretizar las variables en los intervalos especificados en el cuestionario.

```
x1$TUE_level <- cut(x1$TUE, breaks = 3)
x1$FAF_level <- cut(x1$FAF, breaks = 4)
```

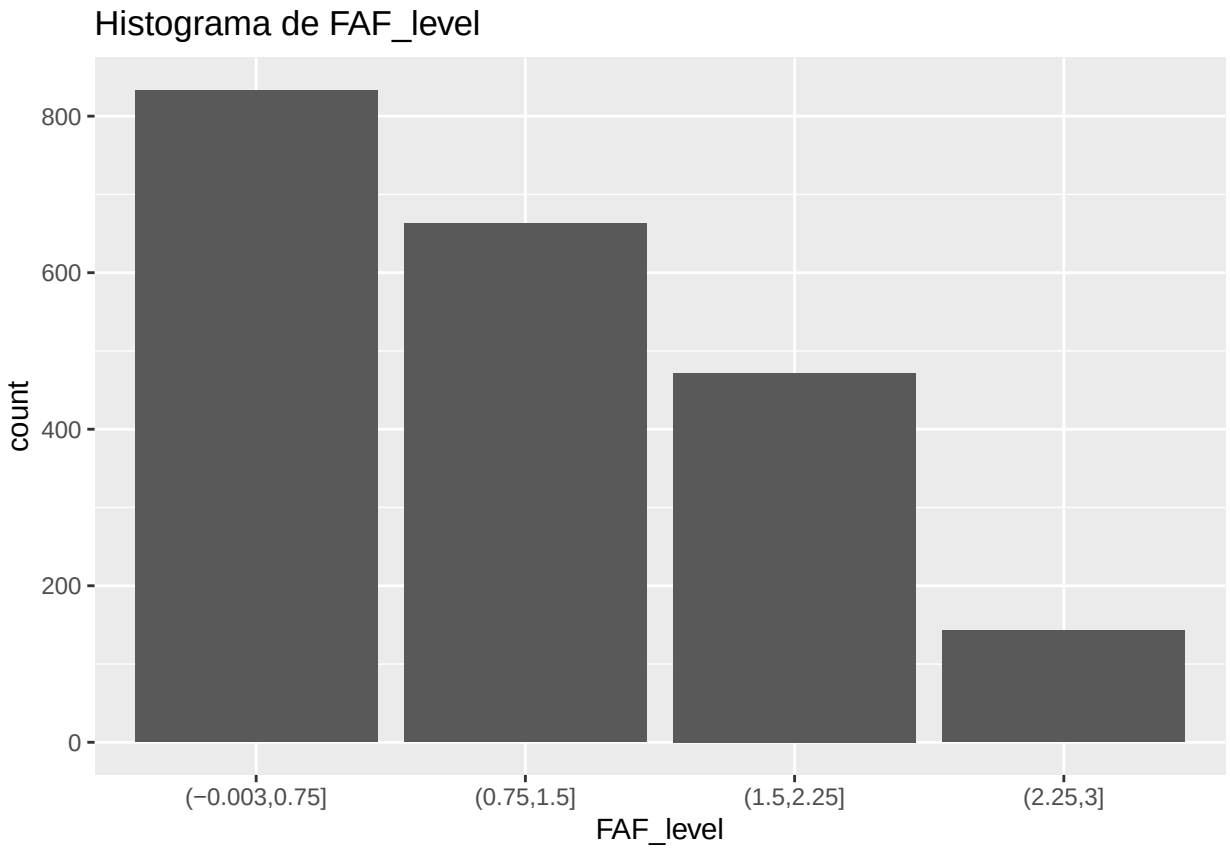
Para TUE_level, el intervalo (-0.002,0.667] tiene 1092 observaciones, seguido por (0.667,1.33] con 713 observaciones y (1.33,2] con 306 observaciones. En cuanto a FAF_level, el intervalo (-0.003,0.75] contiene 833 observaciones, (0.75,1.5] tiene 663 observaciones, (1.5,2.25] cuenta con 472 observaciones, y (2.25,3] presenta 143 observaciones. Estos datos ofrecen una visión de cómo se distribuyen los valores discretizados en diferentes intervalos para estas dos variables.

Con el fin de visualizar la distribución de los valores discretizados, creamos un histograma para cada variable. Posteriormente, eliminamos las variables originales discretizadas, junto con MTRANS, debido a su ambiguo impacto en la obesidad.

```
ggplot(x1, aes(x = TUE_level)) +
  geom_bar() +
  labs(title = paste("Histograma de TUE_level"))
```




```
ggplot(x1, aes(x = FAF_level)) +
  geom_bar() +
  labs(title = paste("Histograma de FAF_level  "))
```




```
x1 <- subset(x1, select = -c(FAF, TUE, MTRANS))
```

Los bar plots creados siguen la misma distribución que las histogramas.

5.2. Factorización de variables categóricas

Las variables categóricas y binarias no se han tratado hasta ahora. En este paso, se convierten las variables categóricas y binarias en factores utilizando un bucle for.

```
cat_var <- c("CAEC","CALC","NObeyesdad","TUE_level","FAF_level")

for (col in cat_var){
  x1[[col]] <- factor(x1[[col]])
}

for (col in bi_var){
  x1[[col]] <- factor(x1[[col]])
}

str(x1)
```

```
## 'data.frame':    2111 obs. of  16 variables:
##  $ Gender                        : Factor w/ 2 levels "Female","Male": 1 1 2 2 2 2 1 2 2 2 ...
##  $ Age                           : num  21 21 23 27 22 29 23 22 24 22 ...
```

```
##  $ Height                        : num  1.62 1.52 1.8 1.8 1.78 1.62 1.5 1.64 1.78 1.72 ...
##  $ Weight                        : num  64 56 77 87 89.8 53 55 53 64 68 ...
##  $ family_history_with_overweight: Factor w/ 2 levels "no","yes": 2 2 2 1 1 1 2 1 2 2 ...
##  $ FAVC                          : Factor w/ 2 levels "no","yes": 1 1 1 1 1 2 2 1 2 2 ...
##  $ FCVC                          : num  2 3 2 3 2 2 3 2 3 2 ...
##  $ NCP                           : num  3 3 3 3 1 3 3 3 3 3 ...
##  $ CAEC                          : Factor w/ 4 levels "Always","Frequently",..: 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4
##  $ SMOKE                         : Factor w/ 2 levels "no","yes": 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
##  $ CH2O                          : num  2 3 2 2 2 2 2 2 2 2 ...
##  $ SCC                           : Factor w/ 2 levels "no","yes": 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
##  $ CALC                          : Factor w/ 4 levels "Always","Frequently",..: 3 4 2 2 4 4 4 4 2 3
##  $ NObeyesdad                    : Factor w/ 7 levels "Insufficient_Weight",..: 2 2 2 6 7 2 2 2 2 2
##  $ TUE_level                     : Factor w/ 3 levels "(-0.002,0.667]",..: 2 1 2 1 1 1 1 1 2 2 ...
##  $ FAF_level                     : Factor w/ 4 levels "(-0.003,0.75]",..: 1 4 3 3 1 1 2 4 2 2 ...
```

Guardamos x1 en una nueva dataframe x para seguir con ella en el resto del proyecto y observamos la distribución de las 2 variables nuevas creadas

```
x<-x1
summary(x)
```

```
##     Gender          Age             Height          Weight
##  Female:1043   Min.   :14.00   Min.   :1.450   Min.   : 39.00
##  Male  :1068   1st Qu.:19.95   1st Qu.:1.630   1st Qu.: 65.47
##                Median :22.78   Median :1.700   Median : 83.00
##                Mean   :24.31   Mean   :1.702   Mean   : 86.59
##                3rd Qu.:26.00   3rd Qu.:1.768   3rd Qu.:107.43
##                Max.   :61.00   Max.   :1.980   Max.   :173.00
##
##  family_history_with_overweight  FAVC           FCVC            NCP
##  no : 385                       no : 245   Min.   :1.000   Min.   :1.000
##  yes:1726                       yes:1866   1st Qu.:2.000   1st Qu.:2.659
##                                            Median :2.386   Median :3.000
##                                            Mean   :2.419   Mean   :2.686
##                                            3rd Qu.:3.000   3rd Qu.:3.000
##                                            Max.   :3.000   Max.   :4.000
##
##          CAEC      SMOKE           CH2O        SCC               CALC
##  Always    :  53   no :2067   Min.   :1.000   no :2015   Always    :   1
##  Frequently: 242   yes:  44   1st Qu.:1.585   yes:  96   Frequently:  70
##  no        :  51              Median :2.000              no        : 639
##  Sometimes :1765              Mean   :2.008              Sometimes :1401
##                               3rd Qu.:2.477
##                               Max.   :3.000
##
##                NObeyesdad           TUE_level            FAF_level
##  Insufficient_Weight:272   (-0.002,0.667]:1092   (-0.003,0.75]:833
##  Normal_Weight      :287   (0.667,1.33]  : 713   (0.75,1.5]   :663
##  Obesity_Type_I     :351   (1.33,2]      : 306   (1.5,2.25]   :472
##  Obesity_Type_II    :297                         (2.25,3]     :143
##  Obesity_Type_III   :324
##  Overweight_Level_I :290
##  Overweight_Level_II:290
```

Ahora transformarmos las variables categóricas en variables numéricas. Esto implica asignar un valor numérico a cada categoría de las variables categóricas.

La asignación será de la siguiente manera:

- Gender:
  - Female: 1
  - Male: 0
- family_history_with_overweight:
  - yes: 1
  - no: 0
- FAVC:
  - yes: 1
  - no: 0
- SMOKE:
  - yes: 1
  - no: 0
- SCC:
  - yes: 1
  - no: 0
- NObeyesdad:
  - Insufficient_Weight: 0
  - Normal_Weight: 1
  - Overweight_Level_I: 2
  - Overweight_Level_II: 3
  - Obesity_Type_I: 4
  - Obesity_Type_II: 5
  - Obesity_Type_III: 6
- TUE_level:
  - (-0.002,0.667]: 0
  - (0.667,1.33]: 1
  - (1.33,2]: 2
- FAF_level:
  - (-0.003,0.75]: 0
  - (0.75,1.5]: 1
  - (1.5,2.25]: 2
  - (2.25,3]: 3

- CAEC:
  - no: 0
  - Sometimes: 1
  - Frequently: 2
  - Always: 3
- CALC:
  - no: 0
  - Sometimes: 1
  - Frequently: 2
  - Always: 3

```
# Aplicar la lógica de case_when a cada variable
x <- x %>%
  mutate(
    Gender = case_when(
      Gender == "Female" ~ 1,
      Gender == "Male" ~ 0
    ),
    family_history_with_overweight = case_when(
      family_history_with_overweight == "yes" ~ 1,
      family_history_with_overweight == "no" ~ 0
    ),
    FAVC = case_when(
      FAVC == "yes" ~ 1,
      FAVC == "no" ~ 0
    ),
    SMOKE = case_when(
      SMOKE == "yes" ~ 1,
      SMOKE == "no" ~ 0
    ),
    SCC = case_when(
      SCC == "yes" ~ 1,
      SCC == "no" ~ 0
    ),
    NObeyesdad = case_when(
      NObeyesdad == "Insufficient_Weight" ~ 0,
      NObeyesdad == "Normal_Weight" ~ 1,
      NObeyesdad == "Overweight_Level_I" ~ 2,
      NObeyesdad == "Overweight_Level_II" ~ 3,
      NObeyesdad == "Obesity_Type_I" ~ 4,
      NObeyesdad == "Obesity_Type_II" ~ 5,
      NObeyesdad == "Obesity_Type_III" ~ 6
    ),
    TUE_level = case_when(
      TUE_level == "(-0.002,0.667]" ~ 0,
      TUE_level == "(0.667,1.33]" ~ 1,
      TUE_level == "(1.33,2]" ~ 2,
    ),
    FAF_level = case_when(
```

```
      FAF_level == "(-0.003,0.75]" ~ 0,
      FAF_level == "(0.75,1.5]" ~ 1,
      FAF_level == "(1.5,2.25]" ~ 2,
      FAF_level == "(2.25,3]" ~ 3
    ),
    CAEC = case_when(
      CAEC == "no" ~ 0,
      CAEC == "Sometimes" ~ 1,
      CAEC == "Frequently" ~ 2,
      CAEC == "Always" ~ 3
    ),
    CALC = case_when(
      CALC == "no" ~ 0,
      CALC == "Sometimes" ~ 1,
      CALC == "Frequently" ~ 2,
      CALC == "Always" ~ 3
    )
  )
```

Una vez finalizado todo el preprocesado, revisamos otra vez los datos con la función summary.

```
summary(x)
```

```
##      Gender            Age            Height          Weight
##  Min.   :0.0000   Min.   :14.00   Min.   :1.450   Min.   : 39.00
##  1st Qu.:0.0000   1st Qu.:19.95   1st Qu.:1.630   1st Qu.: 65.47
##  Median :0.0000   Median :22.78   Median :1.700   Median : 83.00
##  Mean   :0.4941   Mean   :24.31   Mean   :1.702   Mean   : 86.59
##  3rd Qu.:1.0000   3rd Qu.:26.00   3rd Qu.:1.768   3rd Qu.:107.43
##  Max.   :1.0000   Max.   :61.00   Max.   :1.980   Max.   :173.00
##  family_history_with_overweight      FAVC            FCVC
##  Min.   :0.0000                 Min.   :0.0000   Min.   :1.000
##  1st Qu.:1.0000                 1st Qu.:1.0000   1st Qu.:2.000
##  Median :1.0000                 Median :1.0000   Median :2.386
##  Mean   :0.8176                 Mean   :0.8839   Mean   :2.419
##  3rd Qu.:1.0000                 3rd Qu.:1.0000   3rd Qu.:3.000
##  Max.   :1.0000                 Max.   :1.0000   Max.   :3.000
##       NCP             CAEC           SMOKE             CH2O
##  Min.   :1.000   Min.   :0.000   Min.   :0.00000   Min.   :1.000
##  1st Qu.:2.659   1st Qu.:1.000   1st Qu.:0.00000   1st Qu.:1.585
##  Median :3.000   Median :1.000   Median :0.00000   Median :2.000
##  Mean   :2.686   Mean   :1.141   Mean   :0.02084   Mean   :2.008
##  3rd Qu.:3.000   3rd Qu.:1.000   3rd Qu.:0.00000   3rd Qu.:2.477
##  Max.   :4.000   Max.   :3.000   Max.   :1.00000   Max.   :3.000
##       SCC              CALC          NObeyesdad      TUE_level
##  Min.   :0.00000   Min.   :0.0000   Min.   :0.000   Min.   :0.0000
##  1st Qu.:0.00000   1st Qu.:0.0000   1st Qu.:1.000   1st Qu.:0.0000
##  Median :0.00000   Median :1.0000   Median :3.000   Median :0.0000
##  Mean   :0.04548   Mean   :0.7314   Mean   :3.112   Mean   :0.6277
##  3rd Qu.:0.00000   3rd Qu.:1.0000   3rd Qu.:5.000   3rd Qu.:1.0000
##  Max.   :1.00000   Max.   :3.0000   Max.   :6.000   Max.   :2.0000
##    FAF_level
##  Min.   :0.0000
```

```
##  1st Qu.:0.0000
##  Median :1.0000
##  Mean   :0.9645
##  3rd Qu.:2.0000
##  Max.   :3.0000
```

6. PCA

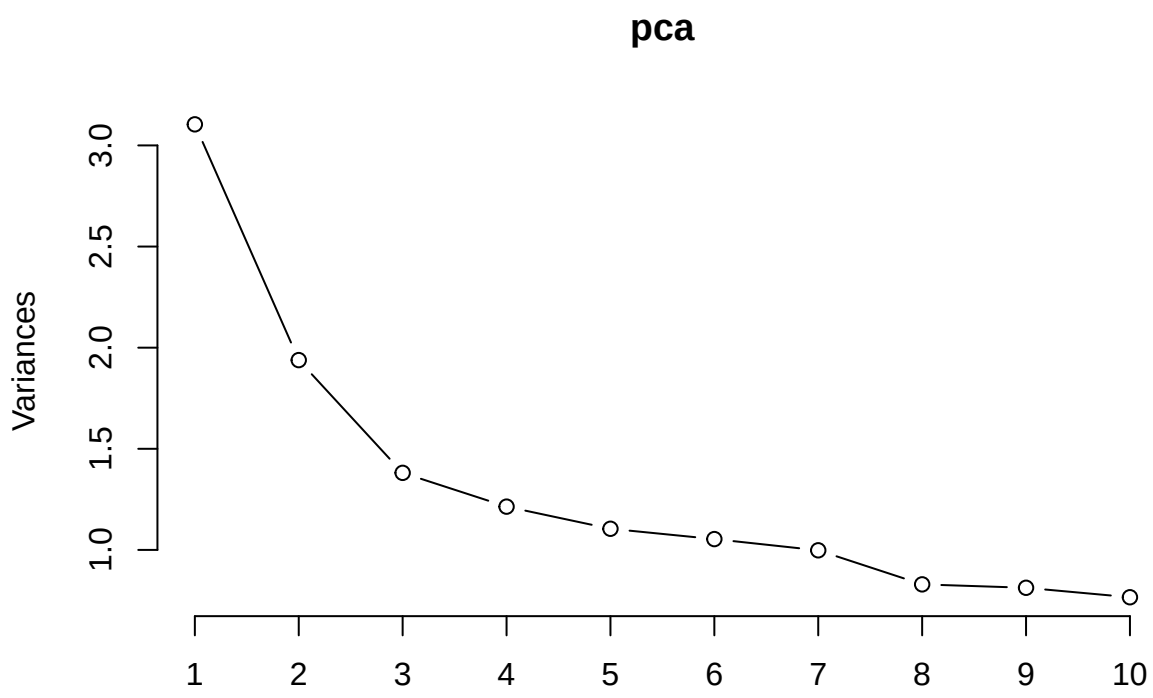
6.1. Componentes Principales

Ahora normalizamos nuestro dato guandándolo en una nueva data frame "xs" y realizamos la PCA.

```
xs <- as.data.frame(scale(x))
pca <- prcomp(xs, scale = TRUE)
summary(pca)
```

```
## Importance of components:
##                           PC1    PC2     PC3     PC4     PC5     PC6     PC7
## Standard deviation     1.762 1.3923 1.17519 1.10184 1.05103 1.02645 0.99907
## Proportion of Variance 0.194 0.1212 0.08632 0.07588 0.06904 0.06585 0.06238
## Cumulative Proportion  0.194 0.3152 0.40148 0.47736 0.54640 0.61225 0.67464
##                           PC8    PC9    PC10    PC11    PC12    PC13    PC14
## Standard deviation     0.91089 0.9016 0.87526 0.86085 0.81505 0.77083 0.70269
## Proportion of Variance 0.05186 0.0508 0.04788 0.04632 0.04152 0.03714 0.03086
## Cumulative Proportion  0.72650 0.7773 0.82518 0.87149 0.91301 0.95015 0.98101
##                           PC15    PC16
## Standard deviation     0.53097 0.14803
## Proportion of Variance 0.01762 0.00137
## Cumulative Proportion  0.99863 1.00000
```

```
plot(pca, type="l")
```



Con el resumen proporcionado y la gráfica de varianzas, vemos que el "codo" se encuentra en el punto 3. Esto sugiere que lo óptimo es coger los 3 primeros componentes principales para explicar nuestro caso (explica más o menos 40% de la varianza).

Veamos cuáles son los variables que contribuyen más en estas 3 PCs.

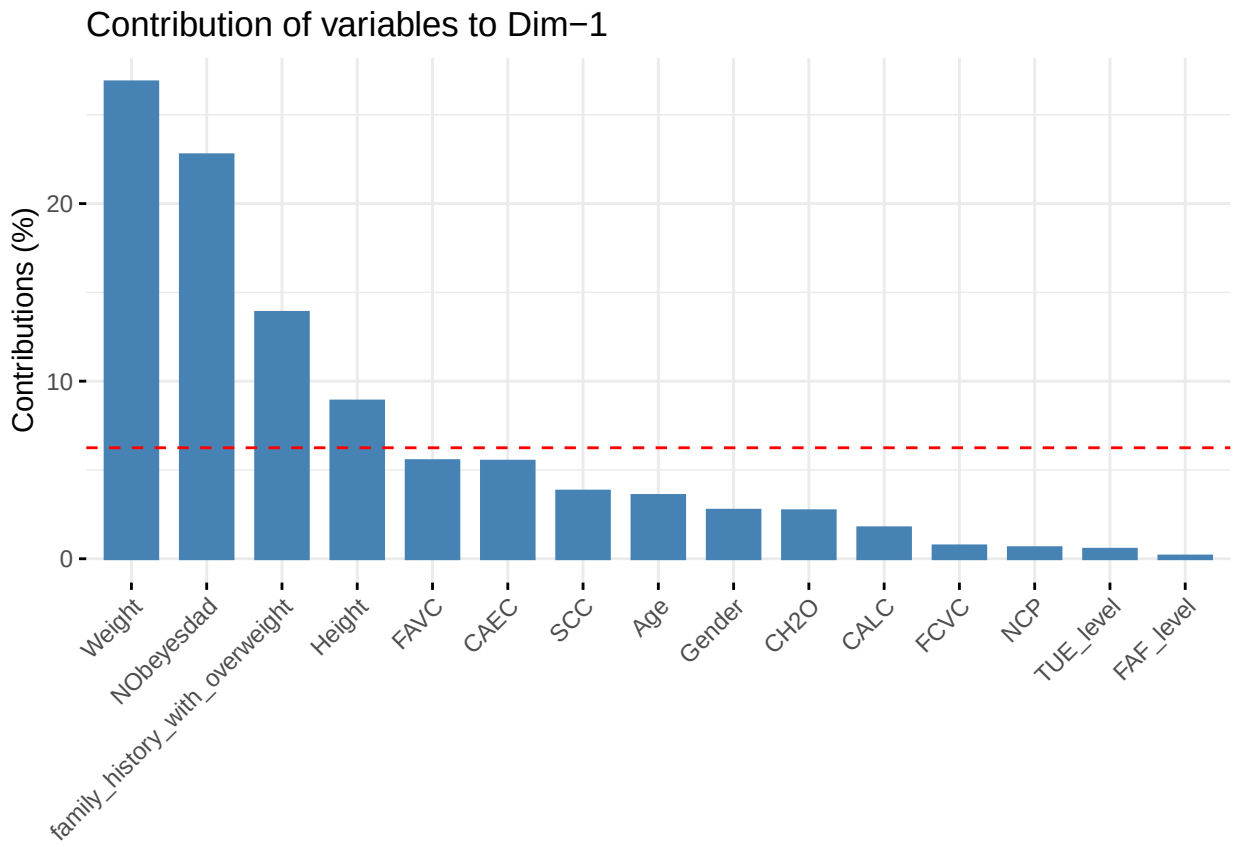
```
pca_results <- pca$rotation
pca$rotation[,1:3]
```

```
##                                    PC1         PC2         PC3
## Gender                      -0.16528101  0.50263720 -0.23239677
## Age                          0.18877865  0.23681820  0.14137394
## Height                       0.29801140 -0.50379656 -0.06064230
## Weight                       0.51824020  0.04957032 -0.13386806
## family_history_with_overweight  0.37247957  0.03336716  0.07292231
## FAVC                         0.23504253  0.01415765  0.27530768
## FCVC                         0.08517477  0.24066961 -0.56136056
## NCP                          0.07896896 -0.22469491 -0.31803294
## CAEC                        -0.23442116 -0.07120003 -0.20720296
## SMOKE                        0.01596824 -0.03445260 -0.12506502
## CH2O                         0.16443277 -0.17870392 -0.27385325
## SCC                         -0.19519315  0.00793861 -0.36053515
## CALC                         0.13206943  0.02966082 -0.24004416
## NObeyesdad                   0.47696023  0.25782484 -0.07940804
## TUE_level                   -0.07316571 -0.21650093  0.12225716
## FAF_level                   -0.03938104 -0.41569306 -0.25415591
```

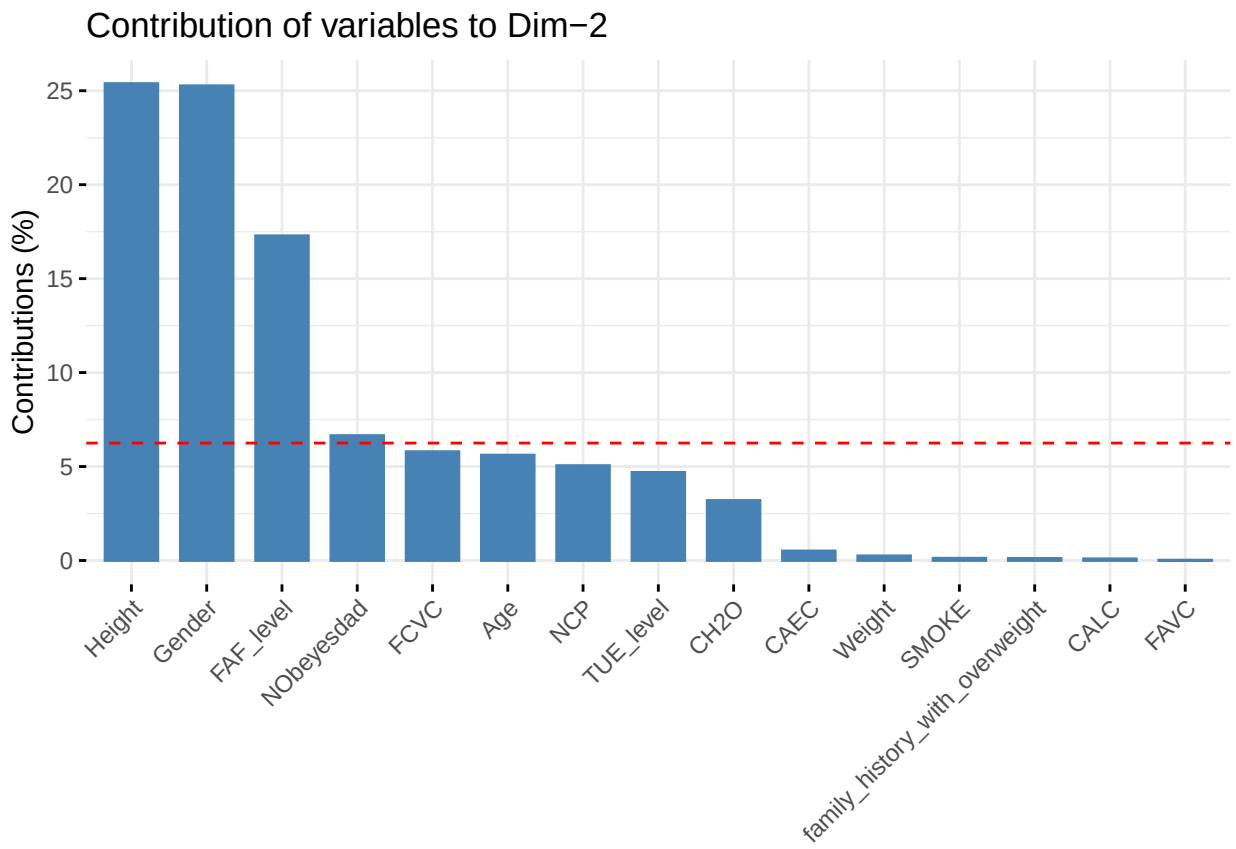
PC1 está asociada principalmente con características relacionadas al peso como peso, nivel de obesidad e historial familiar de sobrepeso por las altas cargas en Weight, NObeyesdad y family_history_with_overweight. PC2 parece estar relacionada con la actividad física, el género y la altura, por sus cárgas en Height, Gender y FAF mientras que PC3 puede reflejar patrones de consumo de alimentos y la ingesta de agua por la contribución de FCVC (consumo de verduras) y SCC (Monitoreo de calorías consumidas).

Veámoslo mejor en un plot de contribución.

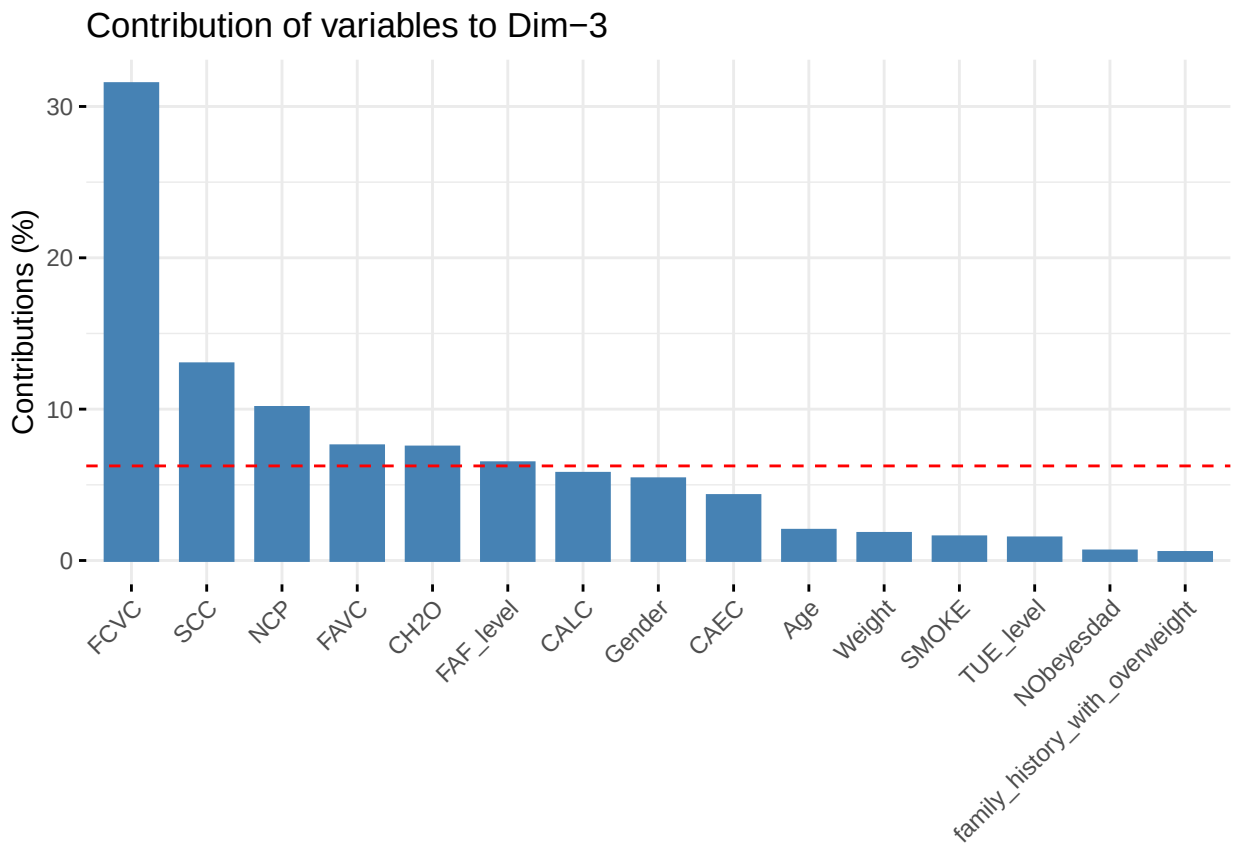
```
fviz_contrib(pca, choice = "var", axes = 1, top = 15)
```




```
fviz_contrib(pca, choice = "var", axes = 2, top = 15)
```



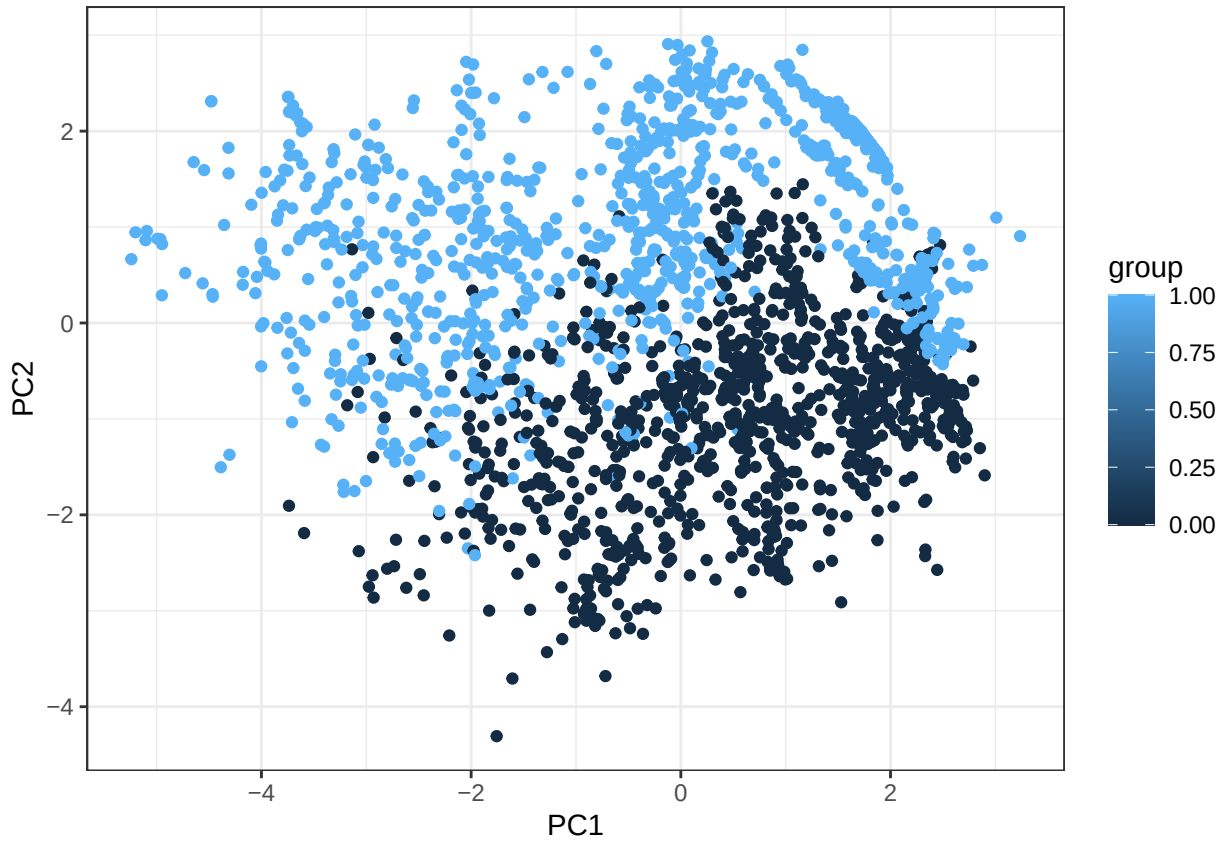

```
fviz_contrib(pca, choice = "var", axes = 3, top = 15)
```



Los gráficos de dispersión abajo ilustran el impacto de cada variable en los tres componentes principales.

Comenzando con Gender en PC1 (Peso) vs PC2 (Condición física), no se evidencia una relación directa entre ambos componentes. Por otra parte, la disparidad de la variable Gender es más notable en PC2, donde las mujeres (Gender = 0) tienden a tener una puntuación más baja en este componente.

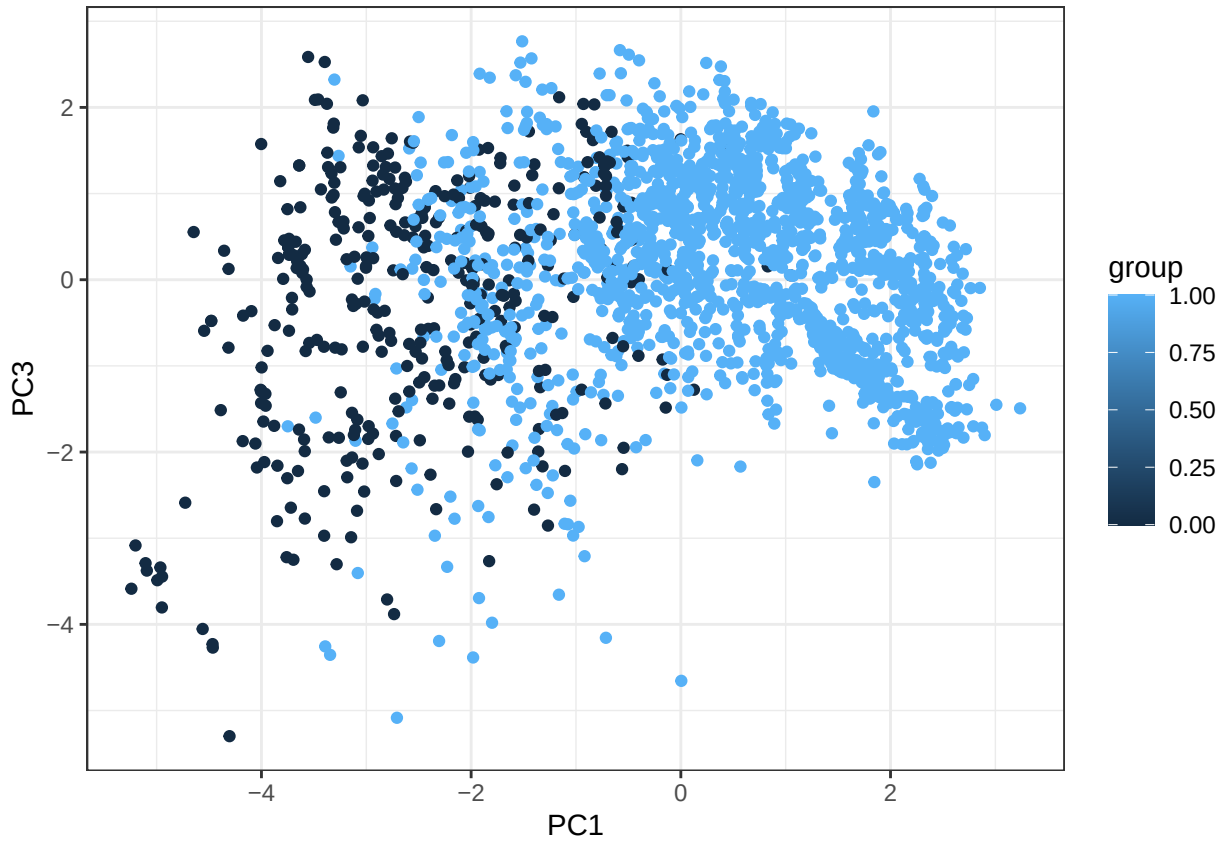
```
group <-x$Gender
pca_1 <- as.data.frame(pca$x[, 1:3])

ggplot(pca_1, aes(x = PC1, y = PC2)) +
  geom_point(aes(color = group)) +
  theme_bw()
```



En el gráfico siguiente, comparamos PC1 con PC3, dividiendo los puntos según si las muestras tienen historial familiar de obesidad o no.

Se puede observar una relación más o menos positiva entre los dos componentes. Además, la variable de historial familiar de sobrepeso está mucho más relacionada con la PC1. En la PC3, aunque no es tan evidente como en la PC1, se observa que aquellos con historial familiar tienden a tener puntuaciones más altas en PC3. Esto podría relacionarse con una mejor organización de la dieta y un mayor consumo de verduras en comparación con aquellos sin historial.

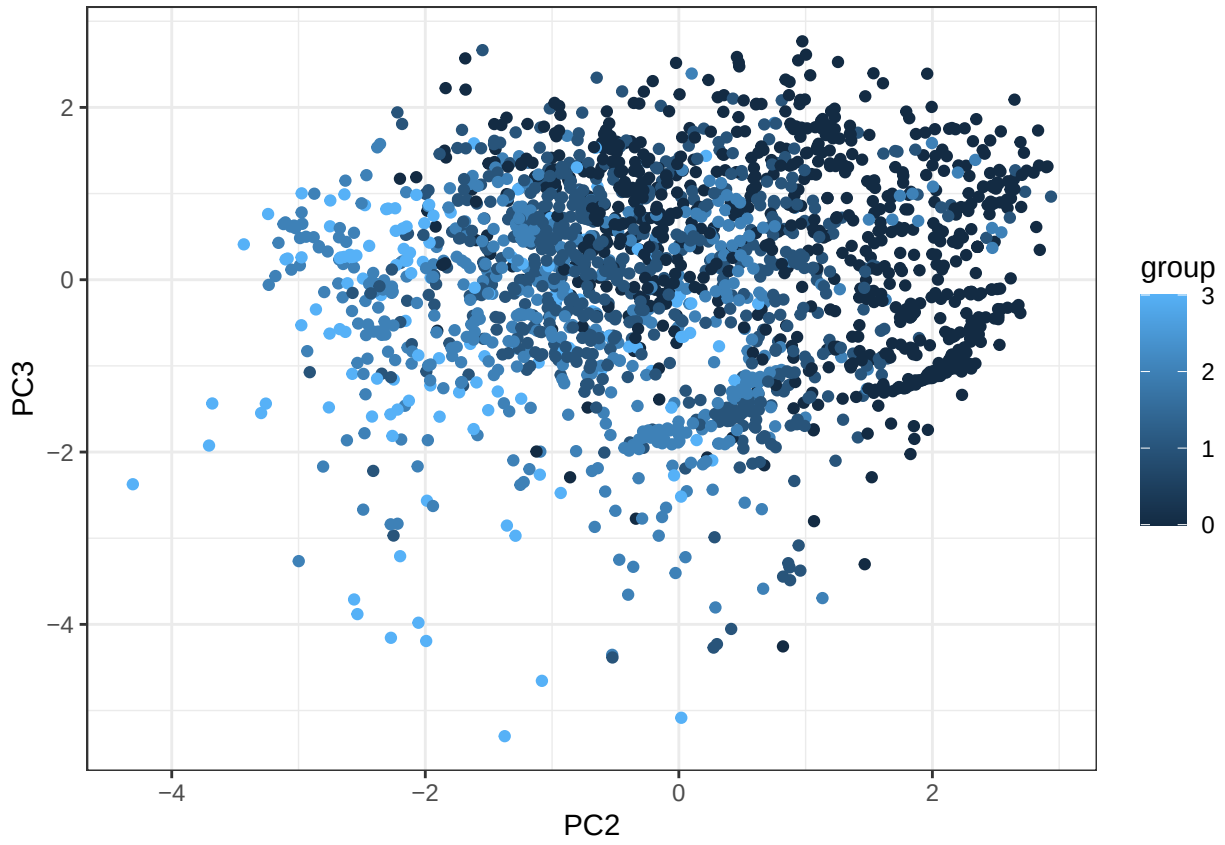
```
group <-x$family_history_with_overweight
pca_1 <- as.data.frame(pca$x[, 1:3])

ggplot(pca_1, aes(x = PC1, y = PC3)) +
  geom_point(aes(color = group)) +
  theme_bw()
```



En la última comparación entre PC2 y PC3, utilizamos la variable FAF_level (nivel de actividad física). Se observa una relación positiva entre ambos componentes: una mejor condición física se asocia con una mejor dieta y un mayor consumo de verduras.

Sin embargo, en cuanto a la variable FAF, observamos una ligera contradicción con la afirmación anterior. Esto puede explicarse porque las personas que realizan más actividad física tienden a necesitar un mayor consumo de proteínas animales en comparación con el resto, lo que puede influir en sus puntuaciones en PC3.

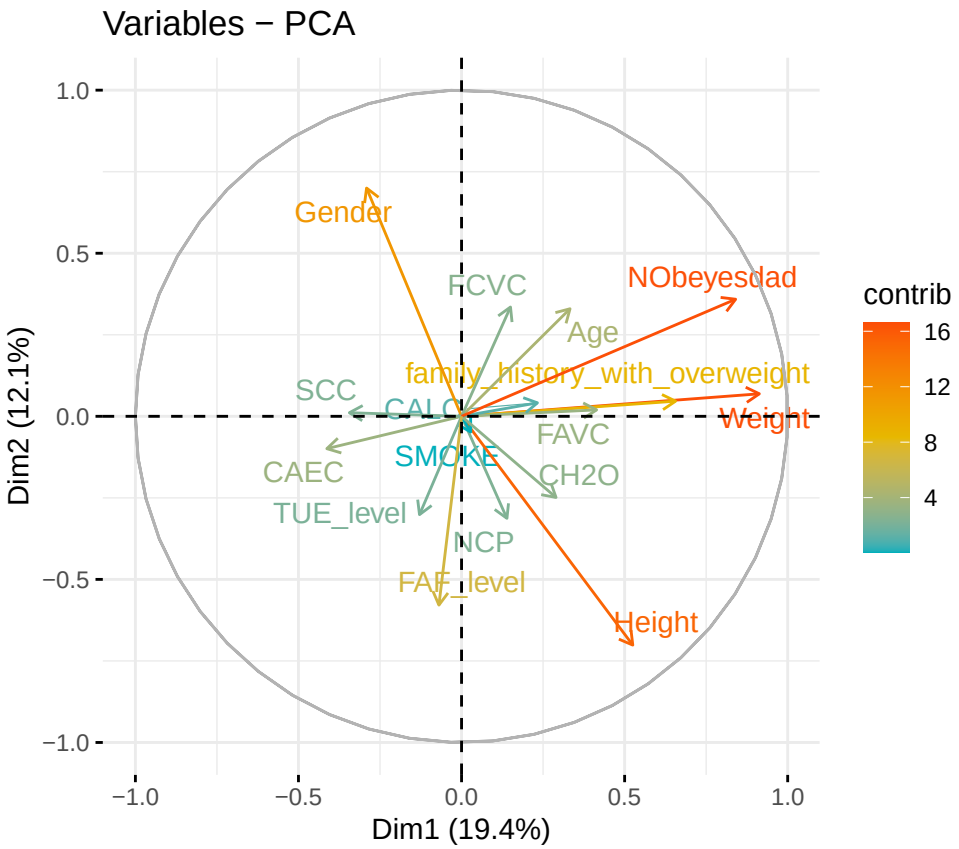
```
group <-x$FAF_level
pca_1 <- as.data.frame(pca$x[, 1:3])

ggplot(pca_1, aes(x = PC2, y = PC3)) +
  geom_point(aes(color = group)) +
  theme_bw()
```



6.2. Relación entre las variables

Creamos un biplot para observar mejor la relación que hay entre las variables.

```
fviz_pca_var(pca,
             col.var = "contrib",
             gradient.cols = c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"),
             repel = TRUE
             )
```



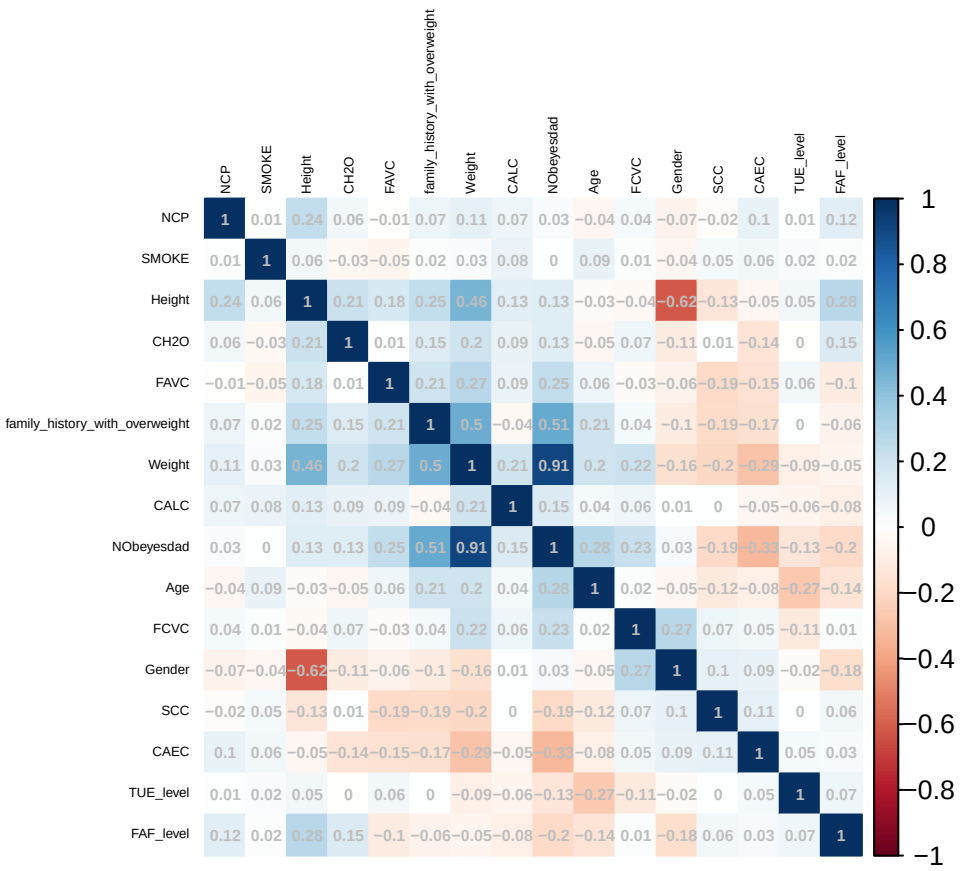
Este gráfico nos ilustra la correlación y la importancia de cada variable para las componentes principales. Notamos que las cuatro variables más influyentes son: Gender, Weight, NObeyesdad y Height.

Weight y NObeyesdad están altamente correlacionadas, lo que es comprensible ya que una representa el peso y la otra el nivel de obesidad.

Por otro lado, Gender se encuentra apartada del resto de las variables, mostrando una baja correlación con la mayoría y una fuerte correlación negativa con Height, lo que concuerda con las diferencias físicas entre hombres y mujeres.

Esta correlación también puede observarse en un corrplot.

```
R <- cor(x, method = "pearson")
corrplot(R,method='color',addCoef.col="grey",
   order = "AOE", number.cex=0.5, tl.cex = 0.4,tl.col = "black")
```



7. Ramdon Forest

7.1. Discretización del resto de las variablas numéricas

Para la variable `age`, decidimos dividirla según las etapas de la vida, alineadas con la distribución observada anteriormente:

- 0 - 20 años: Este grupo incluye principalmente a estudiantes y a personas que recién ingresan al mercado laboral. Estas personas suelen estar en fases de educación o en los primeros años de sus carreras profesionales, con un poder de adquisición bajo y mucho tiempo para dedicarse al ejercicio físico.
- 20 - 35 años: En este intervalo se encuentra la población laboral activa. Las personas en este rango de edad generalmente están en una etapa de crecimiento profesional y desarrollo personal. Es un período de alta actividad económica y laboral. Tiempo de ejercicio físico limitada por el trabajo.
- 35 - 50 años: Este grupo representa una vida establecida. Las personas en este rango suelen haber alcanzado estabilidad en sus carreras y vida personal. Es una etapa caracterizada por ingresos estables y responsabilidades familiares y profesionales consolidadas. Tiempo de ejercicio físico limitada por el trabajo, y buscan actividades menos intensivas.
- 50+ años: Aquí se incluyen la parte de la población jubilada y los que si situan en los últimos años de la carrela profesional. Las personas de este grupo han dejado de trabajar o están cerca de hacerlo, centrando sus actividades en el retiro y la jubilación. Tienen bastante tiempo libre pero la capacidad para realizar ejercicios físicos son limitadas.

Esta clasificación nos permitirá analizar mejor cómo varían las diferentes características y comportamientos de los clientes a lo largo de las distintas etapas de la vida.

```
x_discret <- x1
breaks_age <- c(-Inf,20, 35, 50, Inf)
x_discret$age_group <- cut(x_discret$Age, breaks = breaks_age, include.lowest = TRUE,
                    labels = c("Less than 20", "20-35", "35-50", "50+"))

summary(x_discret$age_group)
```

```
## Less than 20        20-35        35-50          50+
##          585         1358          158           10
```

La variable `Height` se divide en cinco grupos: "Under 1.60", "1.60-1.70", "1.70-1.80", "1.80-1.90" y "1.90+".

```
breaks_Height <- c(-Inf, 1.60, 1.70, 1.80, 1.90, Inf)
x_discret$Height_group <- cut(x_discret$Height, breaks = breaks_Height, include.lowest = TRUE,
                    labels = c("Under 1.60", "1.60-1.70", "1.70-1.80", "1.80-1.90", "1.90 +"))

summary(x_discret$Height_group)
```

```
## Under 1.60  1.60-1.70  1.70-1.80  1.80-1.90     1.90 +
##        316        733        749        288         25
```

Los cuartiles de la variable `Weight` se utilizan para crear cuatro grupos: "Under 65.47", "65.47-83.00", "83.00-107.43" y "107.43+".

```
cuartiles_Weight <- quantile(x_discret$Weight, probs = c(0.25, 0.5, 0.75))
x_discret$Weight_group <- cut(x_discret$Weight, breaks = c(-Inf, cuartiles_Weight, Inf)
                              , include.lowest = TRUE,
                    labels = c("Under 65.47", "65.47-83.00", "83.00-107.43", "107.43+"))

summary(x_discret$Weight_group)
```

```
##  Under 65.47  65.47-83.00 83.00-107.43      107.43+
##          528          536          519          528
```

La variable `FCVC` se divide en dos grupos: "Under 2" y "2-3".

```
breaks_FCVC <- c(-Inf, 2, Inf)
x_discret$FCVC_group <- cut(x_discret$FCVC, breaks = breaks_FCVC
                            , include.lowest = TRUE,
                    labels = c("Under 2", "2-3"))

summary(x_discret$FCVC_group)
```

```
## Under 2     2-3
##     802    1309
```

La variable `NCP` se divide en cuatro grupos: "Under 1", "1-2", "2-3" y "3-4".

```r
breaks_NCP <- c(-Inf, 1, 2, 3, Inf)
x_discret$NCP_group <- cut(x_discret$NCP, breaks = breaks_NCP
                           , include.lowest = TRUE,
                    labels = c("Under 1", "1-2", "2-3", "3-4"))

summary(x_discret$NCP_group)
```

```
## Under 1     1-2     2-3     3-4
##     199     196    1488     228
```

```r
x_discret <- subset(x_discret, select = -c(Age, Height, Weight, FCVC, NCP))
summary(x_discret)
```

```
##     Gender     family_history_with_overweight  FAVC             CAEC
##  Female:1043   no : 385                       no : 245   Always    :  53
##  Male  :1068   yes:1726                       yes:1866   Frequently: 242
##                                                          no        :  51
##                                                          Sometimes :1765
##
##
##
##  SMOKE           CH2O        SCC               CALC
##  no :2067   Min.   :1.000   no :2015   Always    :   1
##  yes:  44   1st Qu.:1.585   yes:  96   Frequently:  70
##             Median :2.000              no        : 639
##             Mean   :2.008              Sometimes :1401
##             3rd Qu.:2.477
##             Max.   :3.000
##
##                NObeyesdad           TUE_level            FAF_level
##  Insufficient_Weight:272   (-0.002,0.667]:1092   (-0.003,0.75]:833
##  Normal_Weight      :287   (0.667,1.33]  : 713   (0.75,1.5]   :663
##  Obesity_Type_I     :351   (1.33,2]      : 306   (1.5,2.25]   :472
##  Obesity_Type_II    :297                         (2.25,3]     :143
##  Obesity_Type_III   :324
##  Overweight_Level_I :290
##  Overweight_Level_II:290
##         age_group        Height_group       Weight_group   FCVC_group
##  Less than 20: 585   Under 1.60:316   Under 65.47 :528   Under 2: 802
##  20-35       :1358   1.60-1.70 :733   65.47-83.00 :536   2-3    :1309
##  35-50       : 158   1.70-1.80 :749   83.00-107.43:519
##  50+         :  10   1.80-1.90 :288   107.43+     :528
##                      1.90 +    : 25
##
##
##    NCP_group
##  Under 1: 199
##  1-2    : 196
##  2-3    :1488
##  3-4    : 228
##
##
##
```

7.2. Test de Phi y Cramer

calculan las medidas de asociación Phi y V de Cramer para medir la relación entre nuestro variable target del árbol con el resto de las variables

```
tests_stats <- data.frame(Variable = character(), Test_Phi = numeric(), Test_Cramer = numeric(), string

# Test de cramer
for (var in colnames(x_discret)) {
  table <- table(x_discret[[var]], x_discret[["NObeyesdad"]])
  phi <- Phi(table)
  cramer <- CramerV(table)
  nrow <- data.frame(Variable = var, Test_Phi = phi, Test_Cramer = cramer)

  tests_stats <- rbind(tests_stats, nrow)
}

# Mostrar la tabla de resultados
print(tests_stats)
```

```
##                          Variable  Test_Phi Test_Cramer
## 1                          Gender 0.5581939   0.5581939
## 2  family_history_with_overweight 0.5428051   0.5428051
## 3                            FAVC 0.3324694   0.3324694
## 4                            CAEC 0.6167477   0.3560794
## 5                           SMOKE 0.1233855   0.1233855
## 6                            CH2O 1.9412345   0.7925057
## 7                             SCC 0.2414074   0.2414074
## 8                            CALC 0.4004838   0.2312194
## 9                      NObeyesdad 2.4494897   1.0000000
## 10                     TUE_level 0.2786719   0.1970508
## 11                     FAF_level 0.3293222   0.1901342
## 12                     age_group 0.5133697   0.2963941
## 13                  Height_group 0.4105095   0.2052547
## 14                  Weight_group 1.1661906   0.6733005
## 15                    FCVC_group 0.4390959   0.4390959
## 16                     NCP_group 0.5531633   0.3193690
```

Las variables con mayor correlación con `NObeyesdad` son `CH2O` (consumo de agua) y `Weight_group` (grupos de peso), con valores de Phi y Cramer relativamente altos. Las variables como `SMOKE`, `TUE_level`, `SCC`, y `FAF_level` tienen una correlación baja con la variable objetivo. Las demás variables presentan correlaciones moderadas, lo que indica una relación significativa pero no dominante con la variable NObeyesdad.

Dado que no tenemos ninguna variable con coeficiente menor a 0.1, dejaremos todas las variables para cread nuestro modelo de Ramdon Forest

7.3. Modelo

Dividimos el conjunto de datos en entrenamiento y prueba

```
set.seed(123)

# Crear particiones de datos
```

```r
trainIndex <- createDataPartition(x_discret$NObeyesdad, p = 0.8,
                                  list = FALSE,
                                  times = 1)

# Crear conjuntos de entrenamiento y prueba
train_data <- x_discret[trainIndex, ]
test_data <- x_discret[-trainIndex, ]

# Verificar el tamaño de los conjuntos de datos
cat("Tamaño del train_data:", nrow(train_data), "\n")
```

```
## Tamaño del train_data: 1691
```

```r
cat("Tamaño del test_data:", nrow(test_data), "\n")
```

```
## Tamaño del test_data: 420
```

Entrenamos el modelo Random Forest

```r
set.seed(123)
rf_model <- randomForest(NObeyesdad ~ ., data = train_data, importance = TRUE, ntree = 500)
```

Examinamos el resultado mediante una matriz de confusión.

```r
# Predicción y evaluación
predictions <- predict(rf_model, test_data)
confusionMatrix <- confusionMatrix(predictions,test_data$NObeyesdad)

# Imprimir la matriz de confusión y las métricas
print(confusionMatrix)
```

```
## Confusion Matrix and Statistics
##
##                      Reference
## Prediction            Insufficient_Weight Normal_Weight Obesity_Type_I
##   Insufficient_Weight                  47             2              0
##   Normal_Weight                         7            45              3
##   Obesity_Type_I                        0             1             62
##   Obesity_Type_II                       0             0              2
##   Obesity_Type_III                      0             0              0
##   Overweight_Level_I                    0             5              1
##   Overweight_Level_II                   0             4              2
##                      Reference
## Prediction            Obesity_Type_II Obesity_Type_III Overweight_Level_I
##   Insufficient_Weight               0                0                 0
##   Normal_Weight                     0                0                 4
##   Obesity_Type_I                    0                0                 5
##   Obesity_Type_II                  59                0                 0
##   Obesity_Type_III                  0               64                 0
##   Overweight_Level_I                0                0                46
##   Overweight_Level_II               0                0                 3
```

```
##                      Reference
## Prediction            Overweight_Level_II
##   Insufficient_Weight                   0
##   Normal_Weight                         3
##   Obesity_Type_I                        7
##   Obesity_Type_II                       1
##   Obesity_Type_III                      0
##   Overweight_Level_I                    5
##   Overweight_Level_II                  42
##
## Overall Statistics
##
##                Accuracy : 0.869
##                  95% CI : (0.833, 0.8998)
##     No Information Rate : 0.1667
##     P-Value [Acc > NIR] : < 2.2e-16
##
##                   Kappa : 0.847
##
##  Mcnemar's Test P-Value : NA
##
## Statistics by Class:
##
##                      Class: Insufficient_Weight Class: Normal_Weight
## Sensitivity                              0.8704               0.7895
## Specificity                              0.9945               0.9532
## Pos Pred Value                           0.9592               0.7258
## Neg Pred Value                           0.9811               0.9665
## Prevalence                               0.1286               0.1357
## Detection Rate                           0.1119               0.1071
## Detection Prevalence                     0.1167               0.1476
## Balanced Accuracy                        0.9325               0.8713
##                      Class: Obesity_Type_I Class: Obesity_Type_II
## Sensitivity                         0.8857                1.0000
## Specificity                         0.9629                0.9917
## Pos Pred Value                      0.8267                0.9516
## Neg Pred Value                      0.9768                1.0000
## Prevalence                          0.1667                0.1405
## Detection Rate                      0.1476                0.1405
## Detection Prevalence                0.1786                0.1476
## Balanced Accuracy                   0.9243                0.9958
##                      Class: Obesity_Type_III Class: Overweight_Level_I
## Sensitivity                           1.0000                    0.7931
## Specificity                           1.0000                    0.9696
## Pos Pred Value                        1.0000                    0.8070
## Neg Pred Value                        1.0000                    0.9669
## Prevalence                            0.1524                    0.1381
## Detection Rate                        0.1524                    0.1095
## Detection Prevalence                  0.1524                    0.1357
## Balanced Accuracy                     1.0000                    0.8814
##                      Class: Overweight_Level_II
## Sensitivity                              0.7241
## Specificity                              0.9751
## Pos Pred Value                           0.8235
```

```
## Neg Pred Value                 0.9566
## Prevalence                     0.1381
## Detection Rate                 0.1000
## Detection Prevalence           0.1214
## Balanced Accuracy              0.8496
```

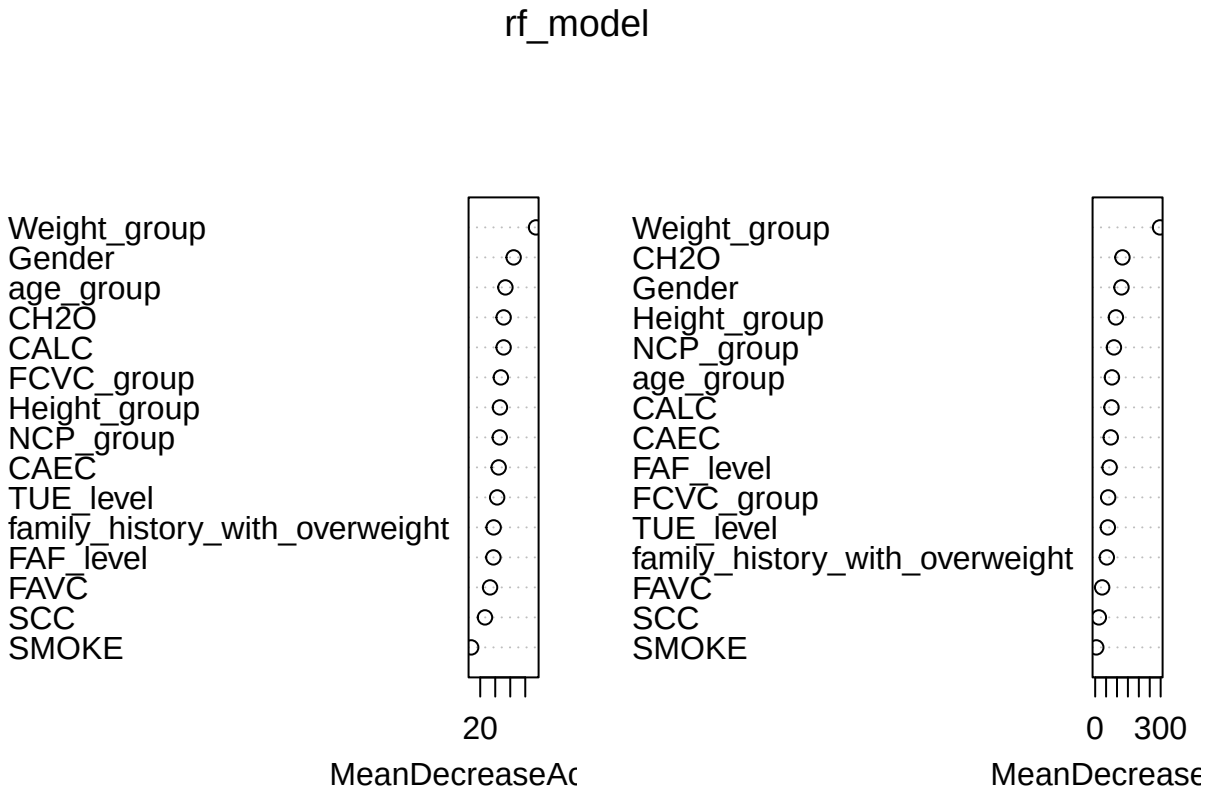
El modelo muestra un buen rendimiento general con una exactitud del 86.9% y un coeficiente Kappa de 0.847, indicando una alta concordancia entre las predicciones y las clases reales. Las clases Obesity_Type_III y Obesity_Type_II destacan con sensibilidad y especificidad perfectas (1.0000), señalando una predicción precisa en estas categorías.

Sin embargo, las clases Normal_Weight, Overweight_Level_I, y Overweight_Level_II presentan menores valores de sensibilidad y especificidad, sugiriendo dificultades en su clasificación. La exactitud balanceada es alta en la mayoría de las clases, lo que indica un buen equilibrio entre la capacidad del modelo para identificar correctamente los positivos y los negativos verdaderos.

La matriz de confusión refleja una correcta clasificación en la mayoría de las categorías, con algunos errores menores en las clases de peso normal y sobrepeso. Estos resultados demuestran que, aunque el modelo es efectivo en general, existe margen de mejora en la clasificación de ciertas categorías específicas. En resumen, el modelo Random Forest es robusto y preciso, pero puede beneficiarse de ajustes adicionales para mejorar la clasificación en las categorías con menor rendimiento.

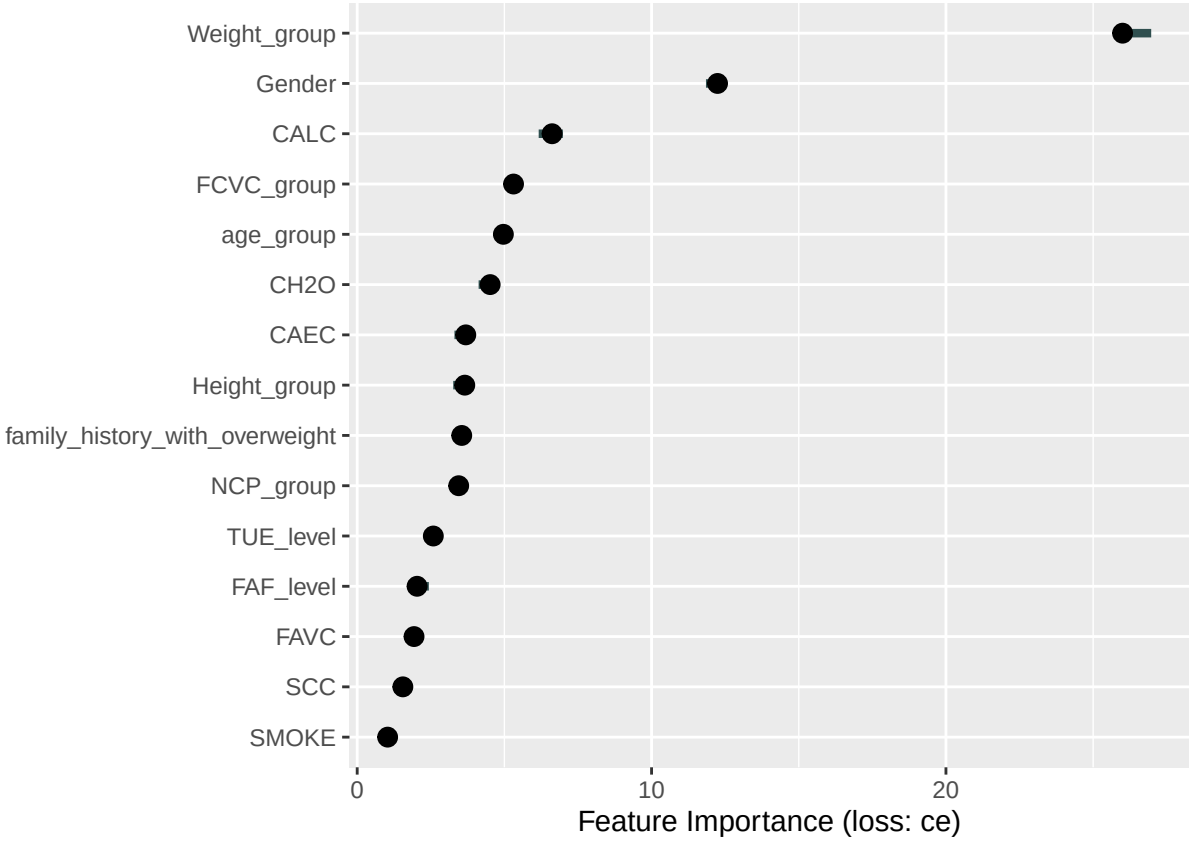
Ahora entramos en el análisis de la importancia para entender cuáles son las características más relevantes para la predicción de los niveles de obesidad (`NObeyesdad`).

```r
importance <- importance(rf_model)
varImpPlot(rf_model)
```



`Weight_group` emerge como la variable más importante, lo que sugiere que el peso tiene un impacto significativo en la clasificación de los niveles de obesidad, lo cual es obvio `Gender`, `age_group`, y `Height_group` también son altamente influyentes, indicando que el género, la edad, y la altura son factores críticos. Variables como `CH2O` (consumo de agua) también muestran relevancia considerable, subrayando la importancia de los hábitos de hidratación.

```
X <- train_data[which(names(train_data) != "NObeyesdad")]
predictor <- Predictor$new(rf_model, data = X, y = train_data$NObeyesdad)
imp <- FeatureImp$new(predictor, loss = "ce")
plot(imp)
```




```
imp$results
```

```
##                          feature importance.05 importance importance.95
## 1                  Weight_group     25.717241  26.000000     26.972414
## 2                        Gender     11.848276  12.241379     12.413793
## 3                          CALC      6.165517   6.620690      6.986207
## 4                   FCVC_group      5.179310   5.310345      5.372414
## 5                     age_group      4.882759   4.965517      5.186207
## 6                          CH2O      4.124138   4.517241      4.579310
## 7                          CAEC      3.303448   3.689655      3.917241
## 8                  Height_group      3.262069   3.655172      3.862069
## 9  family_history_with_overweight      3.317241   3.551724      3.613793
## 10                   NCP_group      3.255172   3.448276      3.558621
## 11                   TUE_level      2.503448   2.586207      2.717241
```

```
## 12                      FAF_level      1.862069   2.034483      2.434483
## 13                           FAVC      1.765517   1.931034      1.986207
## 14                            SCC      1.524138   1.551724      1.586207
## 15                          SMOKE      1.034483   1.034483      1.062069
##    permutation.error
## 1         0.44589001
## 2         0.20993495
## 3         0.11354228
## 4         0.09107037
## 5         0.08515671
## 6         0.07746895
## 7         0.06327617
## 8         0.06268480
## 9         0.06091070
## 10        0.05913661
## 11        0.04435245
## 12        0.03489060
## 13        0.03311650
## 14        0.02661147
## 15        0.01774098
```

Las variables más influyentes en la predicción de los niveles de obesidad son `Weight_group`, `Gender`, y `age_group`, junto con hábitos como el consumo de alcohol y verduras. Estos resultados destacan la importancia del peso y el género, así como ciertos comportamientos alimenticios en la determinación de los niveles de obesidad, proporcionando información valiosa para futuras intervenciones y políticas de salud.

8. Guardar los resultados en un csv file

```r
output_path <- "./Results/"

# Guardar resultados de PCA en un archivo CSV
write.csv(pca_results, paste0(output_path, "pca_results.csv"), row.names = TRUE)

# Guardar resultados de Random Forest en un archivo CSV
write.csv(importance, paste0(output_path, "random_forest_results.csv"), row.names = TRUE)
```

9. Conclusión

En este proyecto, hemos aplicado técnicas avanzadas de análisis de datos, específicamente el Análisis de Componentes Principales (PCA) y el modelo de Random Forest, para abordar el problema de la obesidad en Colombia, Perú y México. Los resultados obtenidos a partir de estas metodologías proporcionan insights valiosos sobre los factores que contribuyen al sobrepeso y la obesidad, y cómo pueden ser utilizados para desarrollar estrategias efectivas de intervención.

El PCA identificó factores clave que influyen en el riesgo de obesidad, destacando la importancia del peso, el historial familiar de sobrepeso, la actividad física y la dieta en la salud metabólica al revelar las relaciones lineales entre las observaciones y las variables originales. Estos componentes revelan que el peso, la actividad física y los hábitos alimenticios son factores críticos en la comprensión de la obesidad en la población estudiada.

El modelo de Random Forest demostró ser altamente preciso en la predicción de los niveles de obesidad (`NObeyesdad`), con una exactitud del 86.9% y un coeficiente Kappa de 0.847, lo que indica una alta concordancia entre las predicciones del modelo y las clases reales. Las variables más importantes identificadas por el modelo fueron: el peso, el género y la edad junto con los hábitos alimenticios reflejados en variables como FCVC (consumo de vegetales) y CH2O (consumo de agua).

Los resultados del PCA y el Random Forest proporcionan una comprensión detallada de los factores que contribuyen a la obesidad. Estos insights pueden ser utilizados para segmentar de manera más efectiva a la población objetivo en grupos con características similares, permitiendo desarrollar estrategias de marketing y productos adaptados a las necesidades específicas de cada grupo.

Además, las empresas del sector de bienestar y fitness pueden aprovechar estos hallazgos para ofrecer soluciones personalizadas y accesibles que promuevan hábitos más saludables en la población, mejorando así la calidad de vida y reduciendo la prevalencia de la obesidad en la región.

Para futuras investigaciones, se pueden explorar modelos predictivos más sofisticados y la incorporación de datos longitudinales para comprender mejor las tendencias temporales en los factores de riesgo de obesidad y su impacto en la salud a lo largo del tiempo. Estos enfoques avanzados ayudarán a impulsar la prevención y el manejo efectivo de la obesidad en América Latina, contribuyendo así a mejorar la calidad de vida y reducir la carga de enfermedades asociadas con esta condición.
