Jimenez-Ferandez-Pedro-PEC1

Pedro Jiménez Fernández

2025-03-21

Abstract

Resumen de lo que es la caquexia, y breve descripción de lo que se hace en este estudio

Objetivos

Creación del objeto de tipo summarized Experiment a partir del conjunto de datos proporcionado, objetivos del análisis estadístico.

Métodos

RStudio, RMarkdown y librerías empleadas, construcción de objeto de tipo summarizedExperiment, métodos estadísticos empleados

Resultados

Importación de los datos

En primer lugar se descargan los datos. Una vez descargados los datos en el repositorio, se importan para su posterior análisis.

Creación del objeto SummarizedExperiment

```
## class: SummarizedExperiment
## dim: 63 77
## metadata(4): title grupos fuente fecha
## assays(1): metabolites
## rownames(63): X1.6.Anhydro.beta.D.glucose X1.Methylnicotinamide ...
## pi.Methylhistidine tau.Methylhistidine
## rowData names(1): metabolite_name
## colnames(77): PIF_178 PIF_087 ... NETL_003_V1 NETL_003_V2
## colData names(2): patient_id group
```

Tal y como se puede observar, la variable "cachexia_se" contiene 63 variables (metabolitos) y 77 observaciones (pacientes/individuos sanos) distribuídas en filas y columnas respectivamente.

Análisis exploratorio de los datos y PCA (principal component analysis)

Análisis exploratorio de datos (EDA)

A continuación se hace un análisis exploratorio de los datos contenidos en el objeto "cachexia_se".

```
## ## cachexic control ## 47 30
```

Se puede observar que en total hay 47 individuos con caquexia y 30 individuos pertenecientes al grupo control.

```
##
      Min. 1st Qu.
                                  Mean 3rd Qu.
                      Median
                                                    Max.
##
          0
                   0
                                     0
                            0
                                                        0
##
      Min. 1st Qu.
                      Median
                                  Mean 3rd Qu.
                                                    Max.
##
          0
                   0
                            0
                                     0
                                               0
                                                        0
```

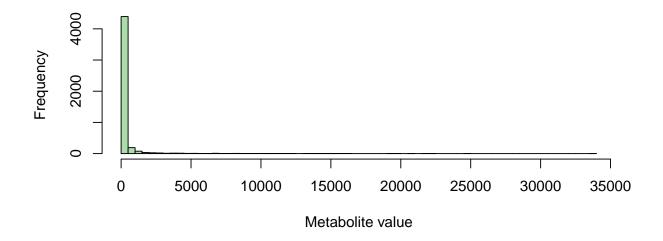
Aunque en el archivo "description.md" adjunto a los datos se especifica que no existen valores faltantes, se ha realizado una prueba para verificarlo. Tal y como se indica hay ausencia total de valores faltantes o "missing values". A continuación se muestran las estadísticas básicas.

```
##
      Min. 1st Qu.
                     Median
                               Mean 3rd Qu.
                                                Max.
##
      2696
              9296
                      21563
                              21885
                                       31266
                                               77965
##
       Min.
             1st Qu.
                        Median
                                    Mean
                                          3rd Qu.
                                                       Max.
##
      649.9
              2974.3
                        6905.9
                                26747.8
                                         16003.2 672515.8
# a continuación, se hace un filtrado de los metabolitos que no presentan
# varianza
variance <- rowSds(matrix)</pre>
filtered matrix <- matrix[variance > 0, ]
nrow(filtered_matrix)
```

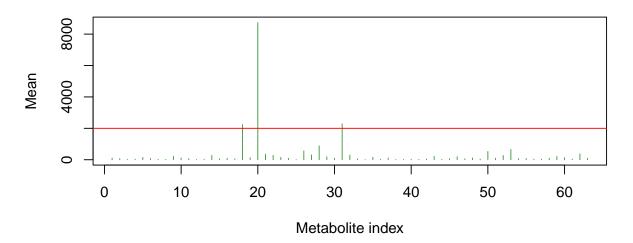
[1] 63

Los 63 metabolitos presentan varianza. A continuación se representa un histograma global para visualizar la distribución de los valores de los diferentes metabolitos.

Distriubution of metabolite values



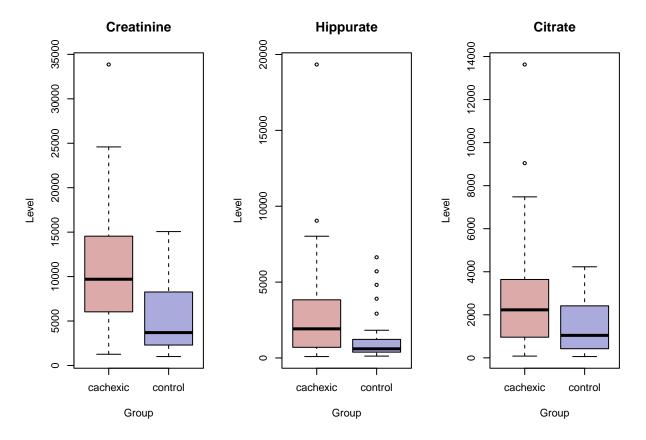
Distriubution of metabolite mean



Al observar la distribución global de todos los valores de la matriz, puede observarse que hay un gran número de valores muy cercanos a 0 y después una cola bastante larga que va hasta valores superiores a 30,000. Algunos metabolitos presentan valores muy elevados, lo cual indica la presencia de outliers, por otra parte, las diferencias en la magnitud de los valores de los metablitos indican que las varianzas no son similares, estos 2 factores contribuyen a que la capacidad de predicción del análisis de componentes principales se vea comprometida. Por otra parte, puede observarse que hay 3 metabolitos cuya media está significativamente por encima de la de los demás metabolitos.

##		mean	metabolite
##	Creatinine	8733.9718	Creatinine
##	Hippurate	2286.8377	Hippurate
##	Citrate	2235.3460	Citrate
##	Glycine	880.7174	Glycine
##	Trimethylamine.N.oxide	652.1569	Trimethylamine.N.oxide

Glucose 559.8445 Glucose

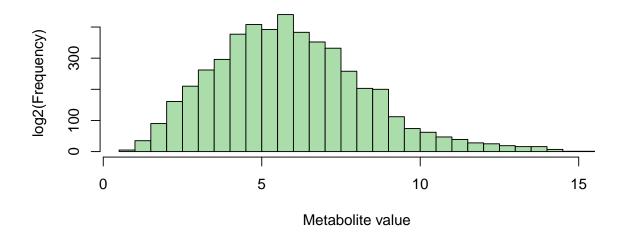


Se puede observar que los metabolitos con los valores medios más altos son la creatinina, el hipurato y el citrato, y que además los niveles de estos 3 metabolitos son más elevados en el caso de los pacientes con caquexia. También puede observarse la presencia de outliers en el boxplot.

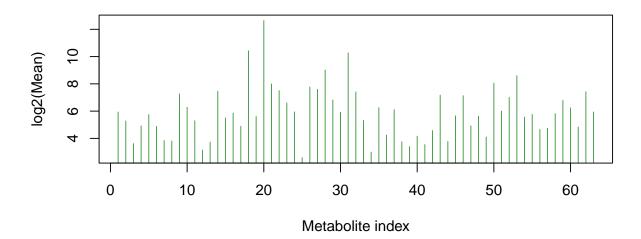
Para solucionar todos los problemas mencionados anteriormente se aplica una normalización logarítmica a los datos y se comprueban los resultados.

```
# normalización logarítmica
log_matrix <- log2(filtered_matrix + 1)</pre>
```

Distriubution of metabolite values

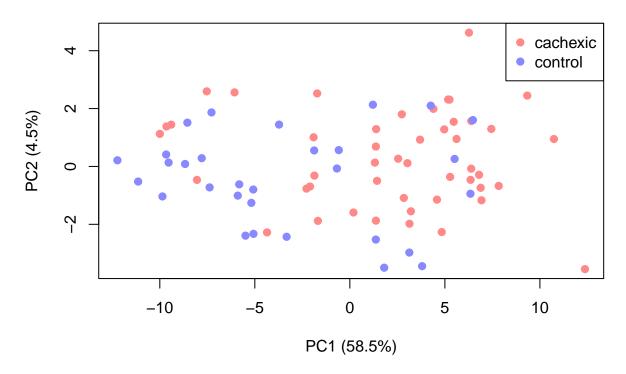


Distriubution of metabolite mean



Tras aplicar una transformación logarítmica puede observarse que los valores no están acumulados cerca del 0, si no que se distribuyen de una forma más homogénea. Las magnitudes de los metabolitos se han igualado bastante, esto evitará que unos pocos metabolitos tengan dominancia en el PCA posterior.

Metabolic profiles PCA



Tras hacer el PCA, se puede observar que hay 2 componentes principales, PC1 y PC2. PC1 explica un 58.5% de la variabilidad total, mientras que la segunda componente explica un 4.5% adicional. La PC1 explica más de un 50% de la variabilidad total, por lo que se deduce que puede existir un patrón que explica más de la mitad del perfil metabólico global. Adicionalmente, se puede observar que hay una separación parcial entre los 2 grupos y que la PC1 capta diferencias metabólicas asociadas al estado caquéxico. A continuación se comprobará que metabolitos contribuyen más a cada una de las componentes.

Metabolitos que más contribuyen a PC1:

##	Creatinine	Valine	Alanine	Glutamine	Pyroglutamate
##	0.1564	0.1548	0.1545	0.1529	0.1508
##	Dimethylamine	cis.Aconitate	Ethanolamine	Asparagine	Serine
##	0.1504	0.1498	0.1497	0.1485	0.1478

Metabolitos que más contribuyen a PC2:

##

##	Acetate	Sucrose	X2.Oxoglutarate	Methylguanidine
##	0.3593	0.2760	-0.2577	-0.2280
##	Acetone	trans.Aconitate	pi.Methylhistidine	Succinate
##	-0.1925	0.1905	-0.1864	0.1854
##	Glucose	Xylose		
##	0.1806	0.1760		

Según los resultados, la creatinina es el metabolito que más contribuye a la PC1, esto es consistente con las observaciones que se hicieron en el análisis exploratorio de los datos. Después de la creatinina, los metabolitos que más pacrecen contribuir a la PC1 son la valina, la alanina y la glutamina. Por otra parte los metabolitos que más contribuyen a la PC2 son el acetato, la sacarosa y el X2.oxoglutarato. La contribución de la creatinina a la PC1 es coherente, ya que este metabolito participa en el metabolismo muscular, por otra parte, el hecho de que sus niveles estén elevados puede indicar que hay procesos de degradación muscular, lo cual es característico de la caquexia.

Discusión

Conclusiones

Referencias