PEC2 Análisis de Datos Ómicos

Rita Ortega Vallbona

7 de junio, $2020\,$

Contents

1	Abstract									
2	Objetivos									
3	Mat	teriales y métodos	2							
	3.1	Los Datos	2							
	3.2	Preprocesado de los datos	3							
		3.2.1 Filtraje	9							
		3.2.2 Normalización	9							
	3.3	Identificación de genes diferencialmente expresados	9							
	3.4	Anotación de los resultados	9							
	3.5	Busca de patrones de expresión y agrupación de las muestras (comparación entre las distintas comparaciones)	9							
	3.6	Análisis de significación biológica ("Gene Enrichment Analysis")	9							
4	4 Resultados									
5 Discusión										
6	6 Apéndice									
Bi	iblios	grafía	9							

1 Abstract

2 Objetivos

3 Materiales y métodos

3.1 Los Datos

Los datos proporcionados en el enunciado provienen del repositorio GTEx (*Genotype-Tissue Expression*), que recoge información de expresión específica de 54 tipos de tejido sano, proveniente de 1000 individuos ("GTEx Portal," n.d.). Este **portal** permite el acceso a los datos de expresión, imágenes de histología, etc.

Obtenemos los datos de targets y counts de los archivos csv proporcionados en el enunciado: targets.csv y counts.csv.

Estos son datos de expresión (RNA-seq) pertenecientes a un análisis del tiroides, donde se comparan tres tipos de infiltración en 292 muestras:

- Not infiltrated tissues (NIT): 236 muestras
- Small focal infiltrates (SFI): 42 muestras
- Extensive lymphoid infiltrates (ELI): 14 muestras

Con este script extraemos 10 muestras de cada grupo del archivo targets.csv y subseteamos las columnas escogidas en el archivo counts.csv:

```
> # Separamos el dataframe que recoge los targets por grupos
> NIT <- subset(all_targets, Group == "NIT")
> SFI <- subset(all_targets, Group == "SFI")
> ELI <- subset(all_targets, Group == "ELI")
> # Seleccionamos 10 muestras de cada grupo y las unimos en un
> # único dataframe que recoge los targets con los que
> # trabajaremos
> set.seed(params$seed.extract)
> NIT10 <- NIT[sample(nrow(NIT), size = 10, replace = FALSE), ]
> SFI10 <- SFI[sample(nrow(SFI), size = 10, replace = FALSE), ]
> ELI10 <- ELI[sample(nrow(ELI), size = 10, replace = FALSE), ]
> mytargets <- rbind(NIT10, SFI10, ELI10, deparse.level = 0)
> # Extraemos los nombres de las muestras y cambiamos los
> # quiones por puntos para que coincidan con los nombres de
> # las muestras en el dataframe de counts
> sample_names <- mytargets[, 3]
> s_names <- gsub("-", ".", sample_names)</pre>
> # Subseteamos las columans escogidas del dataframe de counts
> mycounts <- dplyr::select(all_counts, s_names)
> row.names(mycounts) <- all_counts$X</pre>
```

De este modo hemos obtenido dos datasets: mytargets que recoge los detalles de cada una de las 30 muestras con las que vamos a trabajar, y mycounts, que representa la tabla de contajes de estas 30 muestras.

3.2 Preprocesado de los datos

Para poder identificar los tipos de muestra con mayor facilidad, procedemos a renombrar las columnas de mycounts con nombres cortos indicativos de a qué grupo pertenecen, y también lo asignamos a mytargets.

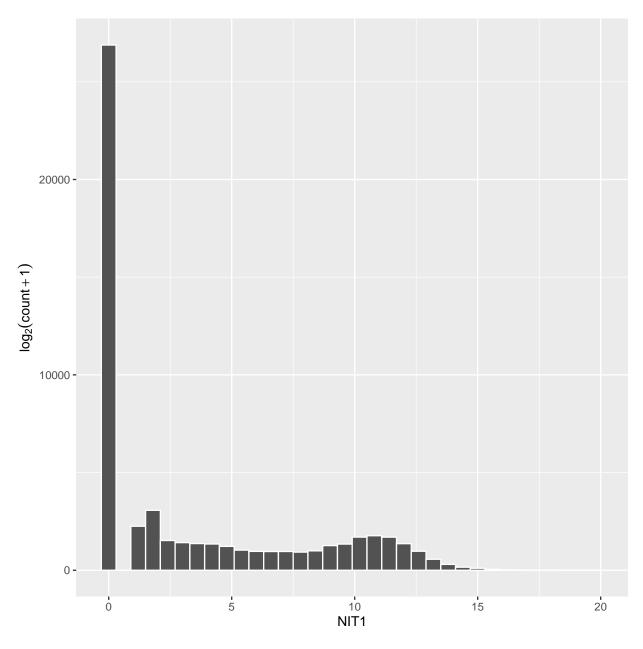
```
> newShortNames <- c(paste0("NIT", 1:10), paste0("SFI", 1:10),
+     paste0("ELI", 1:10))
> mytargets <- cbind(mytargets, newShortNames)
>
> # Asignamos los nuevos nombres cortos a las columnas de
> # mycounts
> colnames(mycounts) <- mytargets$newShortNames</pre>
```

De este modo, nuestros datos de contaje quedan así:

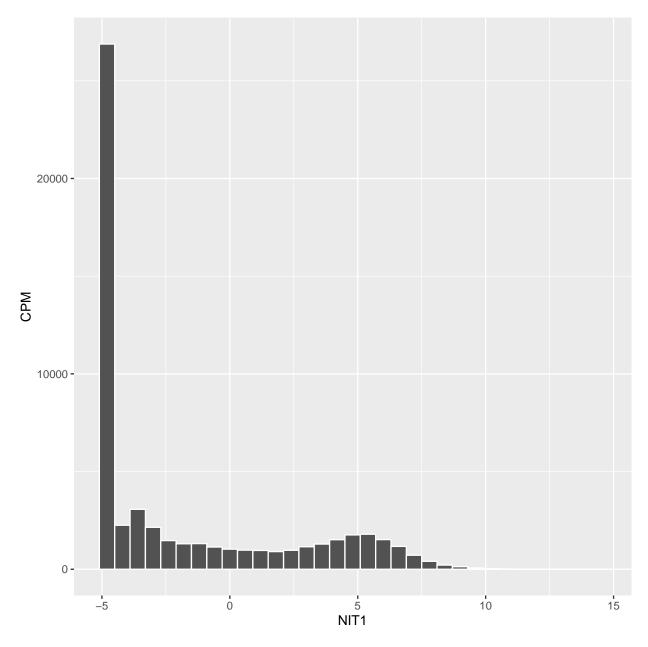
> head(mycounts)

	NIT1	NIT2	NIT3	NIT4	NIT5	NIT6	NIT7	NIT8	NIT9	NIT10	SFI1	SFI2	S
ENSG00000223972.4	1	0	2	1	2	0	4	4	5	3	5	3	
ENSG00000227232.4	584	1487	412	800	542	1325	513	852	1034	487	656	533	
ENSG00000243485.2	0	1	0	2	1	2	9	4	5	1	1	1	
ENSG00000237613.2	0	0	1	2	0	0	10	4	5	2	1	0	
ENSG00000268020.2	0	0	0	0	0	0	3	1	0	0	0	0	
ENSG00000240361.1	1	2	0	1	0	0	4	3	3	0	1	0	

Antes de proceder con el análisis de los datos, debemos evaluar la calidad de los datos crudos con los que vamos a trabajar, para detectar cualquier fallo técnico que pueda afectar a la interpretación de los datos. Analizaremos la calidad de los datos con representaciones gráficas, y dado que los datos resultantes de contajes suelen estar altamente sesgados, aplicaremos previamente una transformación logarítmica en base 2 para "normalizar" los datos. Además hemos de tener en cuenta que algunos de los contajes resultan en 0, para que ello no suponga un problema tomaremos *pseudocounts*, sumando una constante en todos los contajes, para que no den problema en la transformación logarítmica.

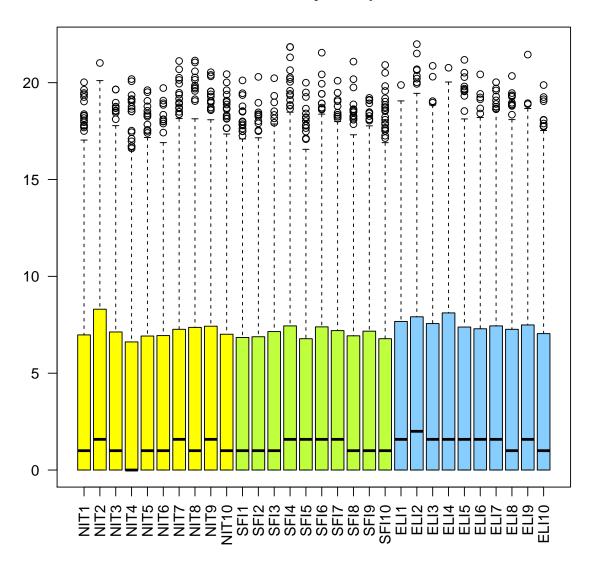


Esta transformación logarítmica podría no ser suficiente para evaluar realmente cómo se distribuyen los datos, ya que los datos procedentes de RNA-seq no son homocedásticos, sino que su varianza aumenta según aumenta la media. Intentamos utilizar una función especializada del paquete edgeR para hacer una transformación de los datos y comparamos los resultados:

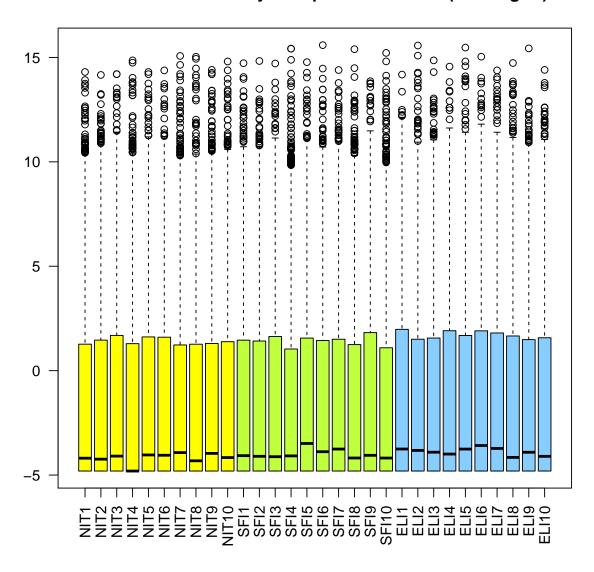


Para poder visualizar la distribución de los datos de las 30 muestras con las que trabajamos, las representamos en forma de boxplot:

Distribución de contajes de pseudoCounts



Distribución de contajes de pseudoCounts2 (con edgeR)



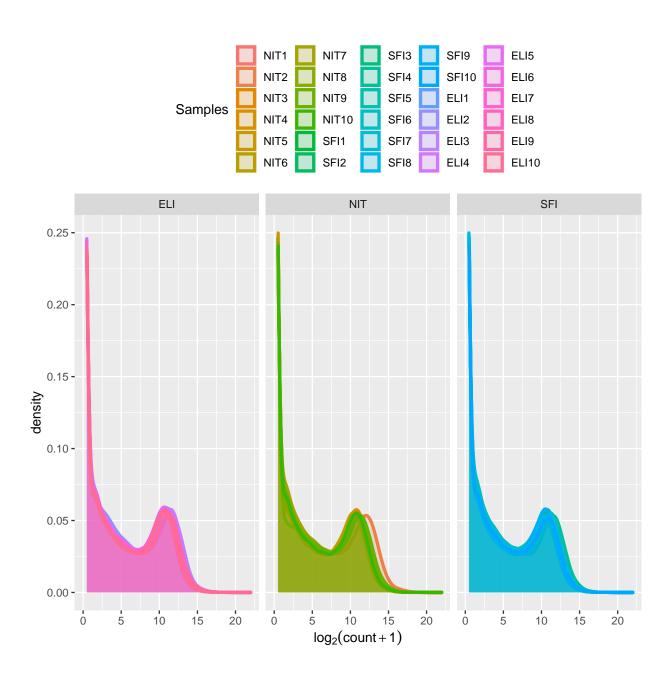


Figure 1: Gráficos de densidades que muestra las densidades empíricas de las muestras individuales dentro de cada una de las tres condiciones experimentales

- 3.2.1 Filtraje
- 3.2.2 Normalización
- 3.3 Identificación de genes diferencialmente expresados
- 3.4 Anotación de los resultados
- 3.5 Busca de patrones de expresión y agrupación de las muestras (comparación entre las distintas comparaciones)
- 3.6 Análisis de significación biológica ("Gene Enrichment Analysis")
- 4 Resultados
- 5 Discusión
- 6 Apéndice

Bibliografía

"GTEx Portal." n.d. https://www.gtexportal.org/home/.