

PEC 1 MO.157- Análisis de datos Ómicos. Rubén Jové Nieto

Abstract

Las enfermedades endodónticas presentan una prevalencia, coste y dolor que requiere de una mayor comprensión de los aspectos moleculares fundamentales de su patogénesis. Las pulpas inflamadas se recogieron de pacientes diagnosticados con pulpitis irreversible (n=20) y las pulpas normales sirvieron como controles (n=20). El dolor se valoró con la EVA. El análisis de microarrays con Affymetrix GeneTitan Multichannel Instrument. Como resultado, hubo una mayor expresión de genes involucrados en la respuesta inmune en el grupo de pulpitis. En cuanto a dolor, varios genes de lo modulan junto con la inflamación, mostraron una expresión diferencial en pacientes con dolor leve vs intenso.

Objetivos

El objetivo de este estudio es identificar a nivel genético, los factores que contribuyen al dolor e inflamación pulpar o pulpitis. También así poder proporcionar una base molecular para el diagnóstico clínico de pulpitis. Al comprender de mejor manera la inflamación pulpar, posteriores estudios sobre el tratamiento y manejo de la pulpitis y dolor asociado, pueden tener una referencia biológica

Materiales y métodos

El estudio fue aprobado por la Oficina Ética de la Universidad de Carolina del Norte. Los datos provienen de pacientes que se trataban en la Escuela de Odontología. Los criterios de inclusión fueron adultos que se presentaron para tratamiento endodóntico sin evidencia de patologías periapicales y sin terapia pulpar previa. Se excluyó a aquellos que tomaban debido a otras patologías o motivos, medicamentos de acción central que interfieren en la liberación de mediadores del dolor y/o alteran la respuesta inmune. El dolor fue valorado con la escala visual análoga (EVA). Clasificando las puntuaciones en: menos de 30 leve, 31-74 moderado y 75-100 dolor intenso. Se realizaron 2 grupos, uno de casos y el otro de controles. Las pulpas inflamadas se recogieron de pacientes diagnosticados con pulpitis irreversible (n=20) y las pulpas normales sirvieron como controles (n=20).

Los datos fueron preparados para estar analizados en una microarray Affymetrix Human Gene 2.1 ST. Se obtuvieron 12 muestras (archivos .CEL), 6 para cada grupo (Normal y Pulpitis). Mediante R y BioConductor se realizó el análisis de datos. Los cambios en la expresión de genes se analizó mediante el enriquecimiento del conjunto de genes con ClusterProfiler y el Pathway de Reactome.

“Pipeline” análisis

Los pasos o “pipeline” seguido para el análisis han sido:

1. Identificar que grupos hay y a qué grupo pertenece cada muestra.
2. Control de calidad de los datos crudos
3. Normalización
4. Control de calidad de los datos normalizados
5. Filtrado no específico

6. Identificación de genes diferencialmente expresados
7. Anotación de los resultados
8. Comparación entre distintas comparaciones
9. Análisis de significación biológica (“Gene Enrichment Analysis”)

“Pipeline” ampliada

1. Identificar que grupos hay y a qué grupo pertenece cada muestra. Accedemos al Accession Display de GSE77459. En su parte inferior podemos ver los Samples (12) con sus GSM y así saber a qué grupo pertenece cada muestra: normal o inflammed, intensidad de dolor leve o severa. A partir de eso, crearemos el archivo targets.csv, dónde identificaremos cada muestra según su grupo.

Table 1: Contenido del archivo targets utilizado para el análisis

FileName	Group	Genotype	Pain	ShortName
GSM2052371_1	Normal.Ninguno	Normal	Ninguno	N.N.1
GSM2052372_2	Normal.Ninguno	Normal	Ninguno	N.N.2
GSM2052373_3	Normal.Ninguno	Normal	Ninguno	N.N.3
GSM2052374_4	Normal.Ninguno	Normal	Ninguno	N.N.4
GSM2052375_5	Normal.Ninguno	Normal	Ninguno	N.N.5
GSM2052376_6	Normal.Ninguno	Normal	Ninguno	N.N.6
GSM2052377_7	Inflammed.Leve	Inflammed	Leve	I.L.1
GSM2052378_8	Inflammed.Leve	Inflammed	Leve	I.L.2
GSM2052379_9	Inflammed.Leve	Inflammed	Leve	I.L.3
GSM2052380_10	Inflammed.Severo	Inflammed	Severo	I.S.4
GSM2052381_11	Inflammed.Severo	Inflammed	Severo	I.S.5
GSM2052382_12	Inflammed.Severo	Inflammed	Severo	I.S.6

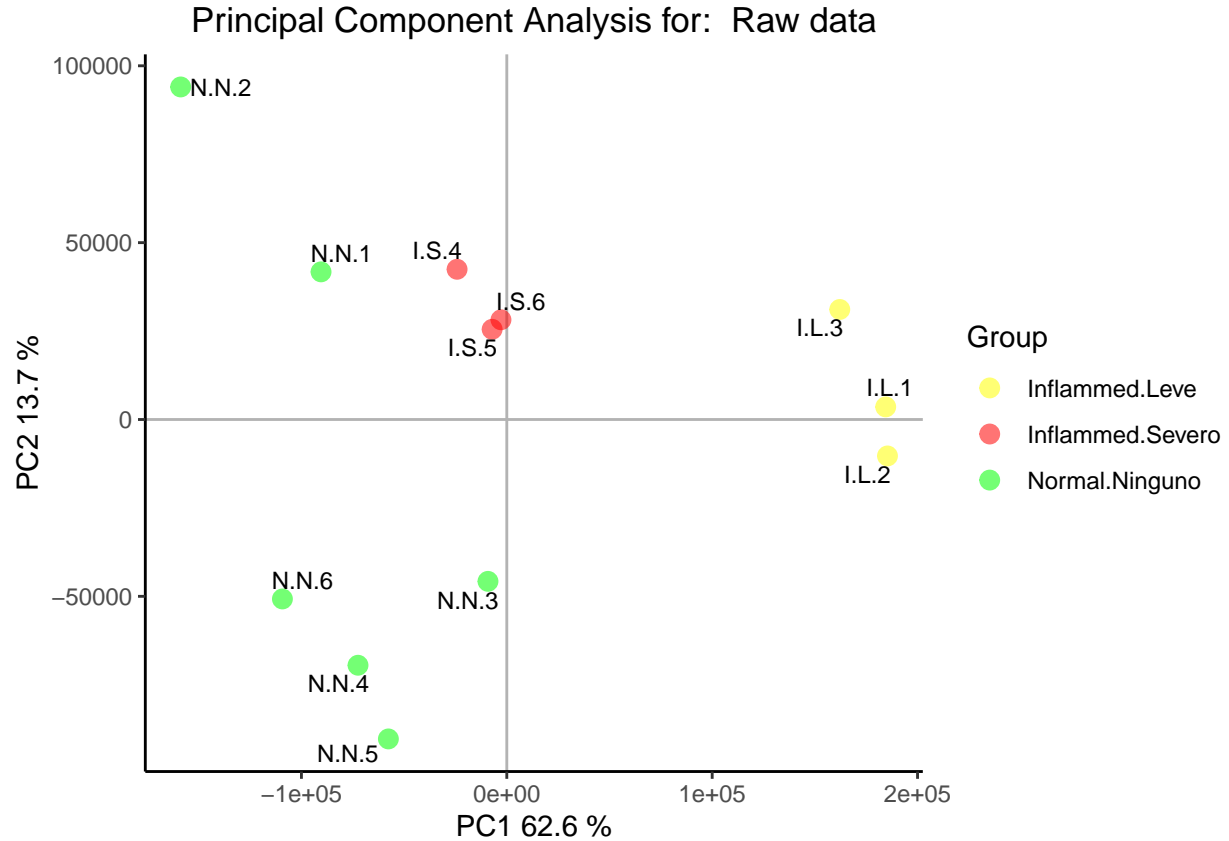
2. Control de calidad de los datos crudos Con el paquete “arrayQualityMetrics” podemos verificar si los arrays obtenidos son de buena calidad. Según los resultados obtenidos, los mantendríamos o no en el análisis.

array	sampleNames	*1	*2	*3	Group	Genotype	Pain	ShortName
<input type="checkbox"/>	1	N.N.1			Normal.Ninguno	Normal	Ninguno	N.N.1
<input type="checkbox"/>	2	N.N.2		x	Normal.Ninguno	Normal	Ninguno	N.N.2
<input type="checkbox"/>	3	N.N.3			Normal.Ninguno	Normal	Ninguno	N.N.3
<input type="checkbox"/>	4	N.N.4			Normal.Ninguno	Normal	Ninguno	N.N.4
<input type="checkbox"/>	5	N.N.5			Normal.Ninguno	Normal	Ninguno	N.N.5
<input type="checkbox"/>	6	N.N.6			Normal.Ninguno	Normal	Ninguno	N.N.6
<input type="checkbox"/>	7	I.L.1			Inflammed.Leve	Inflammed	Leve	I.L.1
<input type="checkbox"/>	8	I.L.2			Inflammed.Leve	Inflammed	Leve	I.L.2
<input type="checkbox"/>	9	I.L.3			Inflammed.Leve	Inflammed	Leve	I.L.3
<input type="checkbox"/>	10	I.S.4			Inflammed.Severo	Inflammed	Severo	I.S.4
<input type="checkbox"/>	11	I.S.5			Inflammed.Severo	Inflammed	Severo	I.S.5
<input type="checkbox"/>	12	I.S.6			Inflammed.Severo	Inflammed	Severo	I.S.6

Figure 1: Tabla Control Calidad de los Datos Crudos

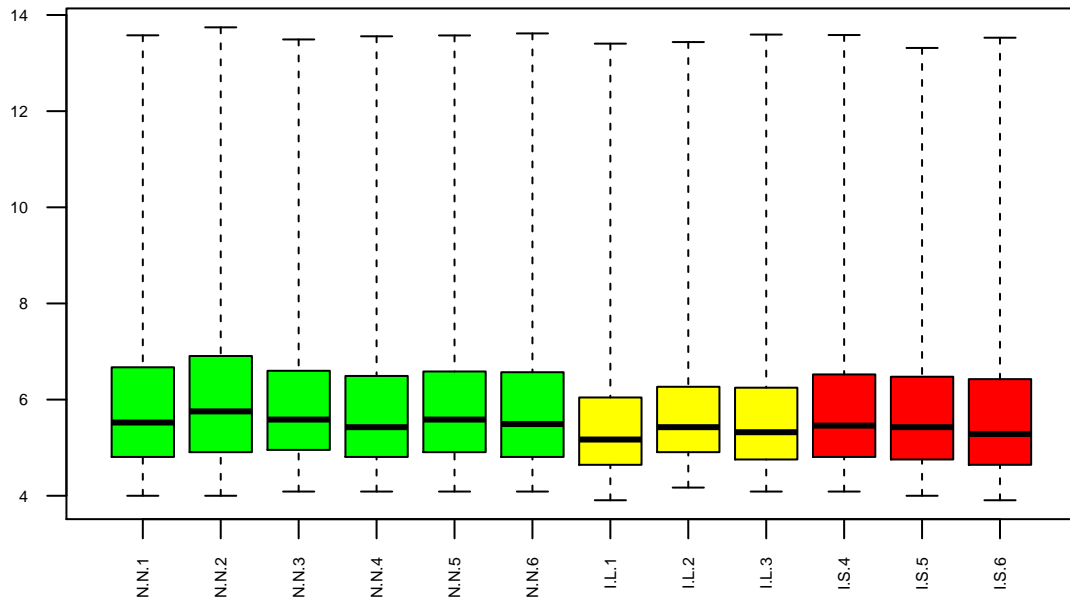
En nuestro caso, los resultados obtenidos como se muestra en la imagen, permiten mantener todos los arrays en el análisis. Sólo el número 2 ha sido marcado, pero sólo en una ocasión. Lo cuál indica que los problemas potenciales serán pequeños.

Mostramos en gráfico el análisis del componente y observamos como se distribuyen en función de su grupo, denotando unas diferencias:



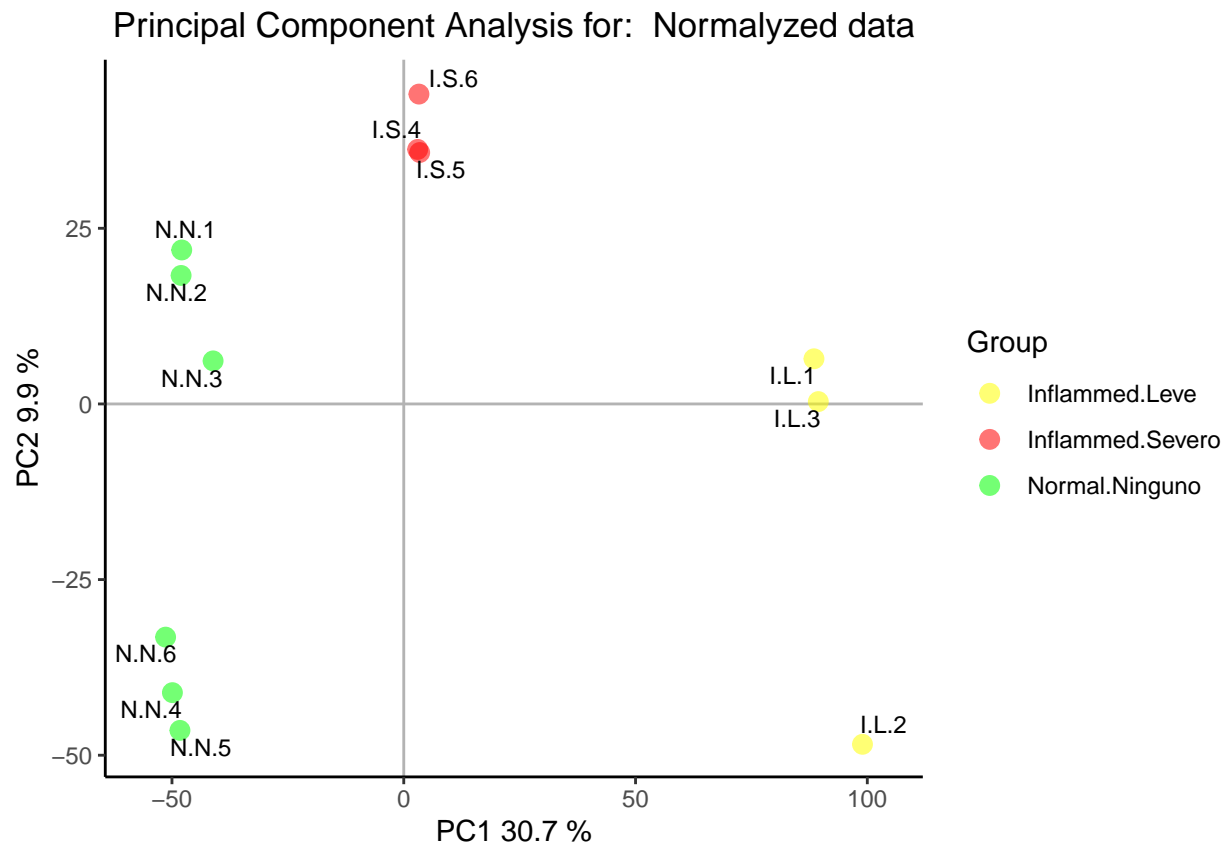
También mediante boxplot podemos visualizar la intensidad de la distribución:

Distribución de la intensidad de los valores

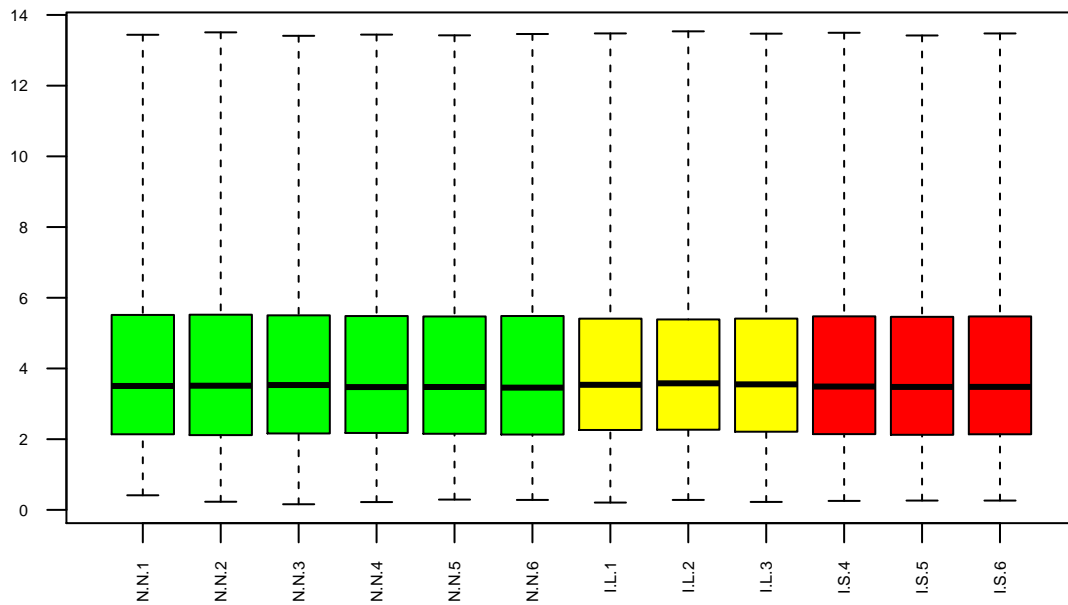


3. Normalización Para normalizar los datos, usamos el método Robust Multichip Analysis.

4. Control de calidad de los datos normalizados Realizamos procedimiento que hemos llevado a cabo antes pero con los datos normalizados. Usaremos la función `arrayQualityMetrics` de la misma manera:



Boxplot for arrays intensity: Normalized Data



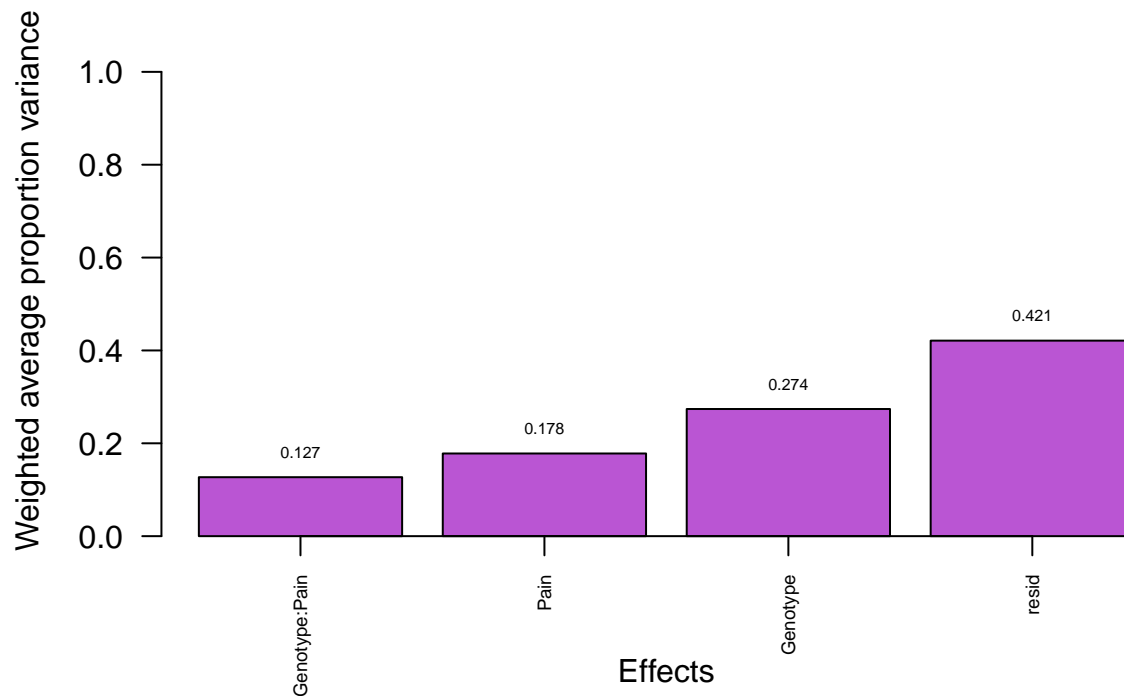
En el Boxplot observamos los datos ya normalizados, a diferencia del Boxplot del apartado 2.

5. Filtraje no específico Detectamos los pequeños cambios que se dan al procesar las muestras observando su varianza. Utilizamos el paquete “pvca”.

Mostramos un gráfico que nos muestra cuáles variables muestran más varianza, en este caso la variable Genotipo:

```
## boundary (singular) fit: see ?isSingular
## boundary (singular) fit: see ?isSingular
## boundary (singular) fit: see ?isSingular
## boundary (singular) fit: see ?isSingular
```

PVCA estimation



6. Identificación de genes diferencialmente expresados Los genes con una mayor variabilidad se encuentran con una desviación estándar por encima del 90-95% de todas las desviaciones estándar.

A continuación, con la función “nsFilter” del paquete de BioConductor “genefilter” filtramos los genes con poca variabilidad y que por lo tanto no tienen una expresión diferencial.

```
## $numDupsRemoved
## [1] 2829
##
## $numLowVar
## [1] 19738
##
## $numRemoved.ENTREZID
## [1] 24470
```

Quedan 6580 genes filtrados.

7. Anotación de los resultados Creamos las matrices de diseño para realizar las posteriores comparaciones entre grupos:

```
##      I.L I.S N.N
## 1      0  0  1
## 2      0  0  1
## 3      0  0  1
```

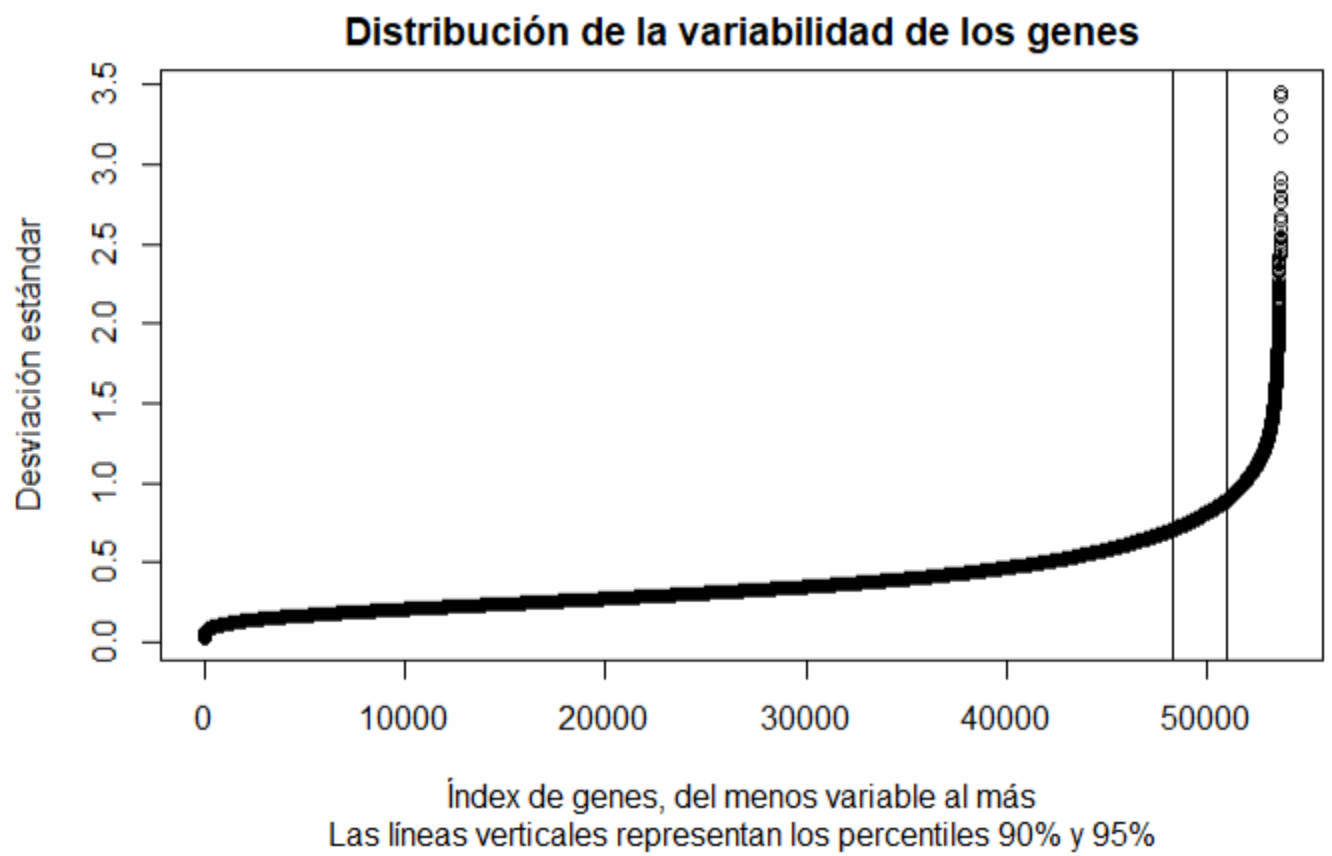


Figure 2: Distribución de la variabilidad de los genes


```
## 4    0    0    1
## 5    0    0    1
## 6    0    0    1
## 7    1    0    0
## 8    1    0    0
## 9    1    0    0
## 10   0    1    0
## 11   0    1    0
## 12   0    1    0
## attr("assign")
## [1] 1 1 1
## attr("contrasts")
## attr("contrasts")$Group
## [1] "contr.treatment"
```

A continuación definimos las comparaciones con las matrices de contraste:

```
##          Contrasts
## Levels InflamedvsNormal I.LvsI.S
##      I.L              1          1
##      I.S              1         -1
##      N.N             -1          0
```

Estimamos el modelo y la selección de genes con el paquete “limma”:

Posteriormente, obtenemos una lista con los genes con mayor expresión diferencial.

Mostramos la cabecera para las 2 comparaciones.

En primer lugar, para la comparación Inflamado vs Normal

```
##          logFC  AveExpr      t      P.Value  adj.P.Val      B
## 16693414 12.05599 10.129853 84.53948 3.177221e-18 9.581665e-15 26.45255
## 16671139 12.30590  9.593264 82.93421 4.010337e-18 9.581665e-15 26.37938
## 16712272 11.51708 12.134091 82.35211 4.368540e-18 9.581665e-15 26.35199
## 17063254 10.97504 11.766863 78.46616 7.857653e-18 1.104801e-14 26.15667
## 16859763 12.30778  8.686143 78.03981 8.395146e-18 1.104801e-14 26.13383
## 17126266 11.92108 11.013317 73.39414 1.768824e-17 1.409511e-14 25.86473
```

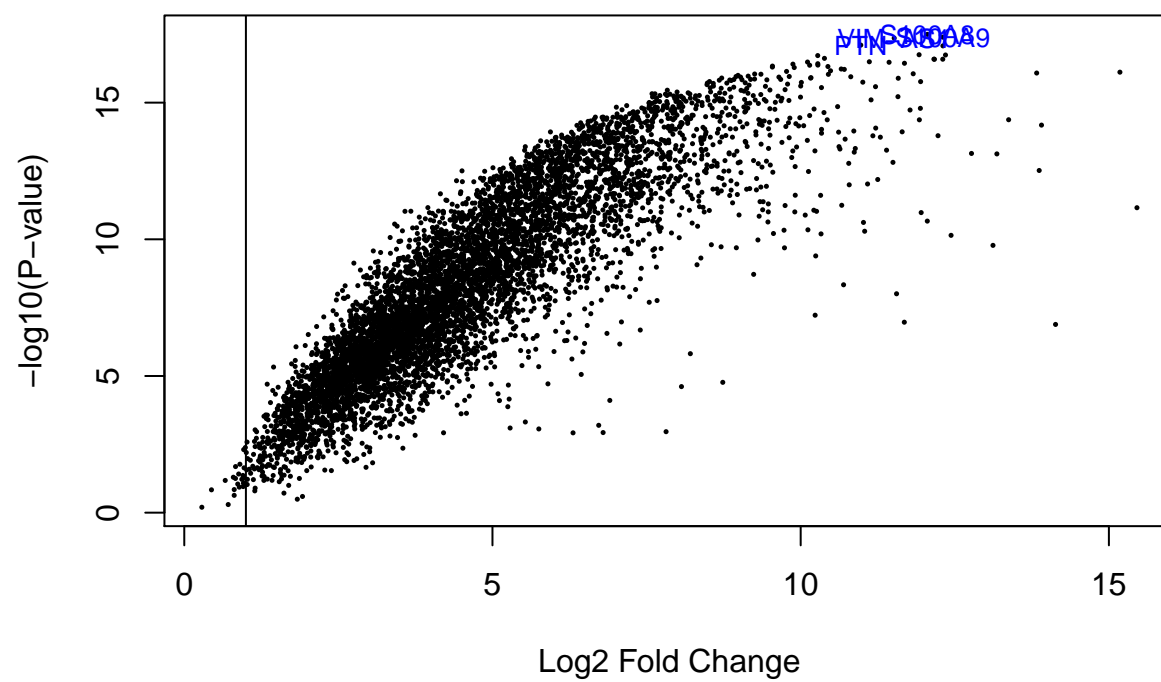
En este caso, para la comparación de Dolor entre muestras del grupo Inflamado:

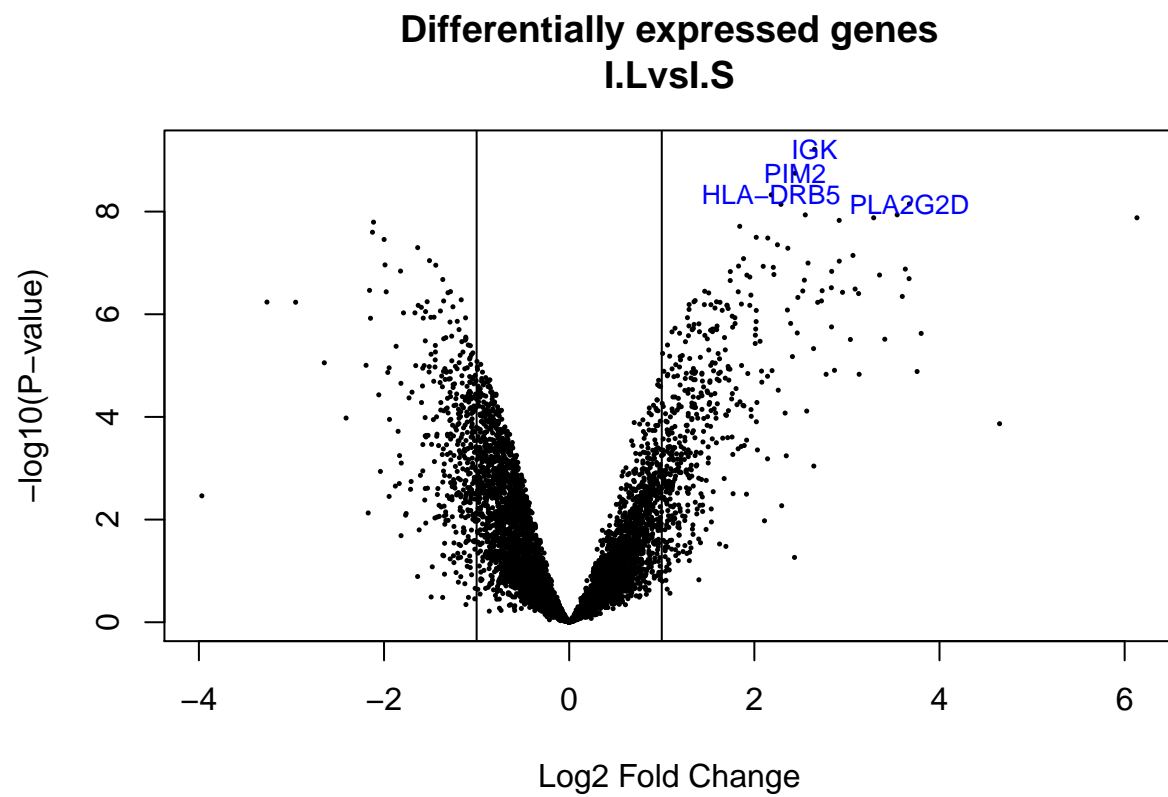
```
##          logFC  AveExpr      t      P.Value  adj.P.Val      B
## 16882555 2.649697 8.121571 17.31203 6.133384e-10 4.035767e-06 13.06798
## 17110670 2.439695 4.651897 15.79809 1.786757e-09 5.878431e-06 12.12189
## 17017885 2.182432 6.943299 14.53149 4.709305e-09 9.515255e-06 11.24050
## 16682785 3.674498 3.372725 14.02292 7.101155e-09 9.515255e-06 10.86076
## 16689400 2.287339 5.267487 14.00095 7.230437e-09 9.515255e-06 10.84400
## 16976827 3.542751 5.027086 13.43985 1.156302e-08 9.613389e-06 10.40555
```

Visualizamos los genes expresado de manera distinta mediante un volcano plot:

```
## 'select()' returned 1:1 mapping between keys and columns
```

Differentially expressed genes InflamedvsNormal

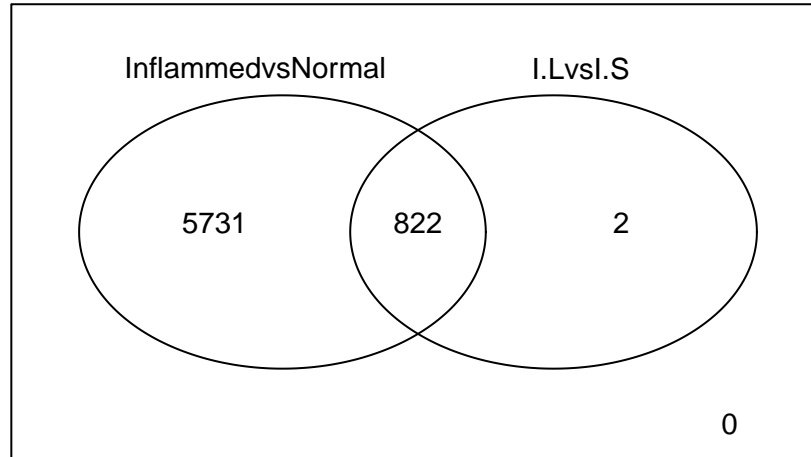




8. Comparación entre distintas comparaciones Realizamos las múltiples comparaciones:

##	InflamedvsNormal	I.LvsI.S
## Down	0	366
## NotSig	27	5756
## Up	6553	458

Genes comunes en las 2 comparaciones Genes seleccionados con $FDR < 0.1$ y $\log FC > 1$



El Diagrama de Venn nos muestra los genes comunes entre las 2 comparaciones. Un total de 822

Los Mapas de Calor:

9. Análisis de significación biológica (“Gene Enrichment Analysis”) Preparamos lista de genes analizados

```
## 'select()' returned 1:1 mapping between keys and columns
## 'select()' returned 1:1 mapping between keys and columns
```

```
## InflamedvsNormal      I.LvsI.S
##                6551                2020
```

Los genes a tener en cuenta, tienen al menos una anotación en Gene Ontology.

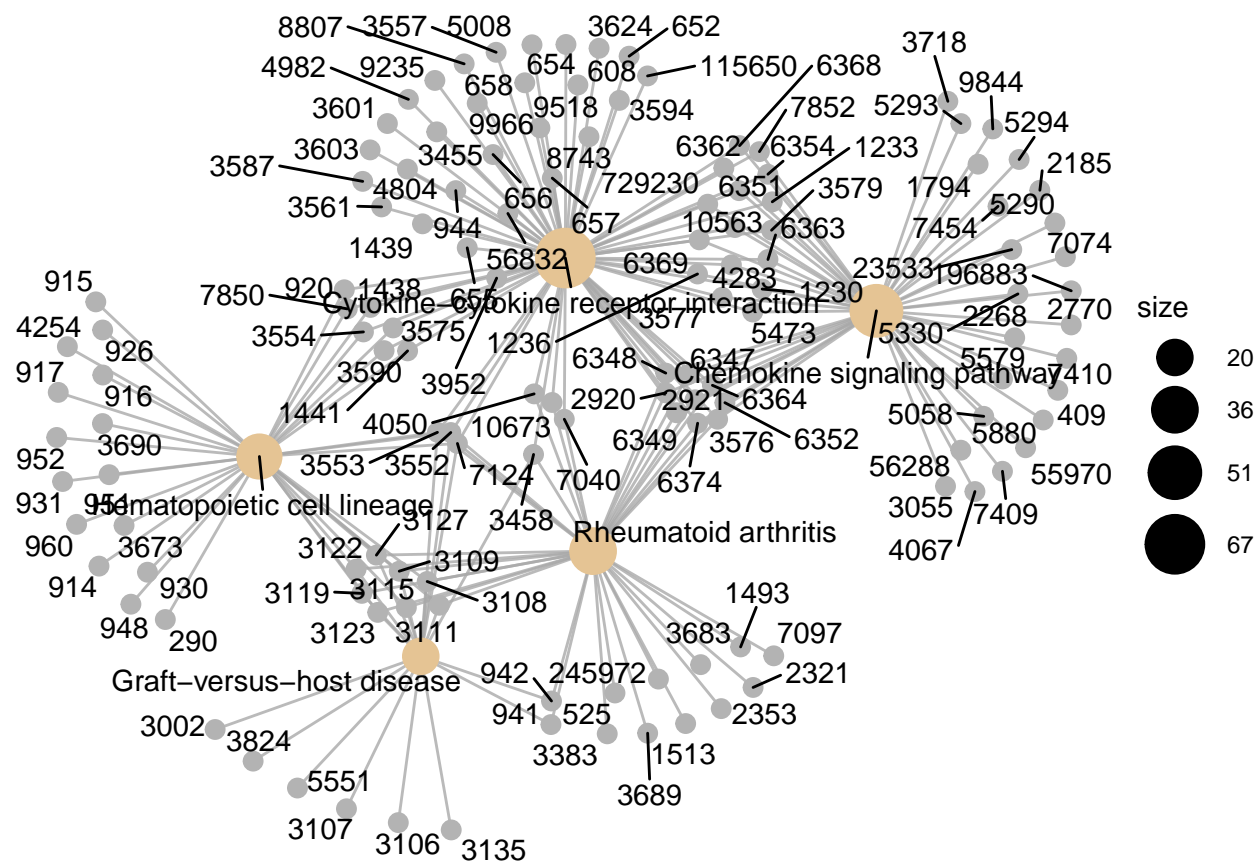
Con el paquete “clusterProfiler” y siguiendo el Pathway de ReactomePA, realizamos el análisis de la significación biológica.

Mostramos para cada comparación, los genes más expresados diferencialmente y con la descripción según su función biológica (“Gene Ontology”):

ID	Description	GeneRatio	BgRatio	pvalue
hsa04640	Hematopoietic cell lineage	61/1841	98/7991	7.75703789476954e-17
hsa04060	Cytokine-cytokine receptor interaction	126/1841	294/7991	1.27065310331772e-14

ID	Description	GeneRatio	BgRatio	pvalue
hsa05323	Rheumatoid arthritis	54/1841	92/7991	1.57873150510695e-13
hsa04061	Viral protein interaction with cytokine and cytokine receptor	55/1841	100/7991	3.68780810401393e-12
hsa05332	Graft-versus-host disease	30/1841	41/7991	1.27972801230647e-11
hsa05150	Staphylococcus aureus infection	51/1841	93/7991	2.61812481736328e-11

ID	Description	GeneRatio	BgRatio	pvalue	p.adjust
hsa05323	Rheumatoid arthritis	36/717	92/7991	3.20304563264605e-15	1.00575632865086e-15
hsa04060	Cytokine-cytokine receptor interaction	67/717	294/7991	2.80614605621923e-13	4.4056493082642e-11
hsa04062	Chemokine signaling pathway	49/717	189/7991	3.64046978404517e-12	3.81035837396728e-10
hsa04640	Hematopoietic cell lineage	33/717	98/7991	6.42509396696605e-12	5.04369876406835e-10
hsa05332	Graft-versus-host disease	20/717	41/7991	3.89329285797259e-11	2.44498791480679e-09
hsa04380	Osteoclast differentiation	35/717	127/7991	8.03170461635628e-10	4.20325874922645e-08



Muestra Normal vs Muestra Pulpitis

El Gene Set Enrichment Analysis mostró genes que se expresan de manera diferencial. Con una mayor expresión en la muestra de Pulpitis de genes asociados con la activación de la respuesta inmunitaria.

Muestra Dolor Leve vs Dolor Severo Entre las personas que referían dolor (3 severo y 3 leve), encontramos genes expresados de forma diferencial entre los 2 grupos. Con especial atención a aquellos genes relacionados con el sistema inmune adaptativo y la interacción citoquina-citoquina.

Discusión

Aunque el uso del análisis de microarrays es una herramienta poderosa para estudiar la expresión simultánea de varios genes, hay algunas limitaciones.

Por ejemplo, factores técnicos como el rango limitado y la hibridización cruzada. Además el perfil celular de las pulpas inflamadas difiere de las normales. En las inflamadas se caracterizan por tener una afluencia ya por encima de lo normal de células inmunes.

Es decir, que los resultados pueden ser en parte debido a diferencias en la composición celular.

Apéndice

Enlace al repositorio de github, dónde se halla el código R utilizado entre los otros archivos del estudio.

https://github.com/rbenjn/PEC_01

Bibliografía

Galicia, J. C., Henson, B. R., Parker, J. S., & Khan, A. A. (2016). Gene expression profile of pulpitis. *Genes and immunity*, 17(4), 239–243. <https://doi.org/10.1038/gene.2016.14>

Yu, Guangchuang, and Qing-Yu He. 2016. “ReactomePA: An R/Bioconductor Package for Reactome Pathway Analysis and Visualization.” *Molecular BioSystems* 12 (2): 477–79. <https://doi.org/10.1039/C5MB00663E>.

Yu, Guangchuang, Li-Gen Wang, Guang-Rong Yan, and Qing-Yu He. 2015. “DOSE: An R/Bioconductor Package for Disease Ontology Semantic and Enrichment Analysis.” *Bioinformatics* 31 (4): 608–9. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btu684>.

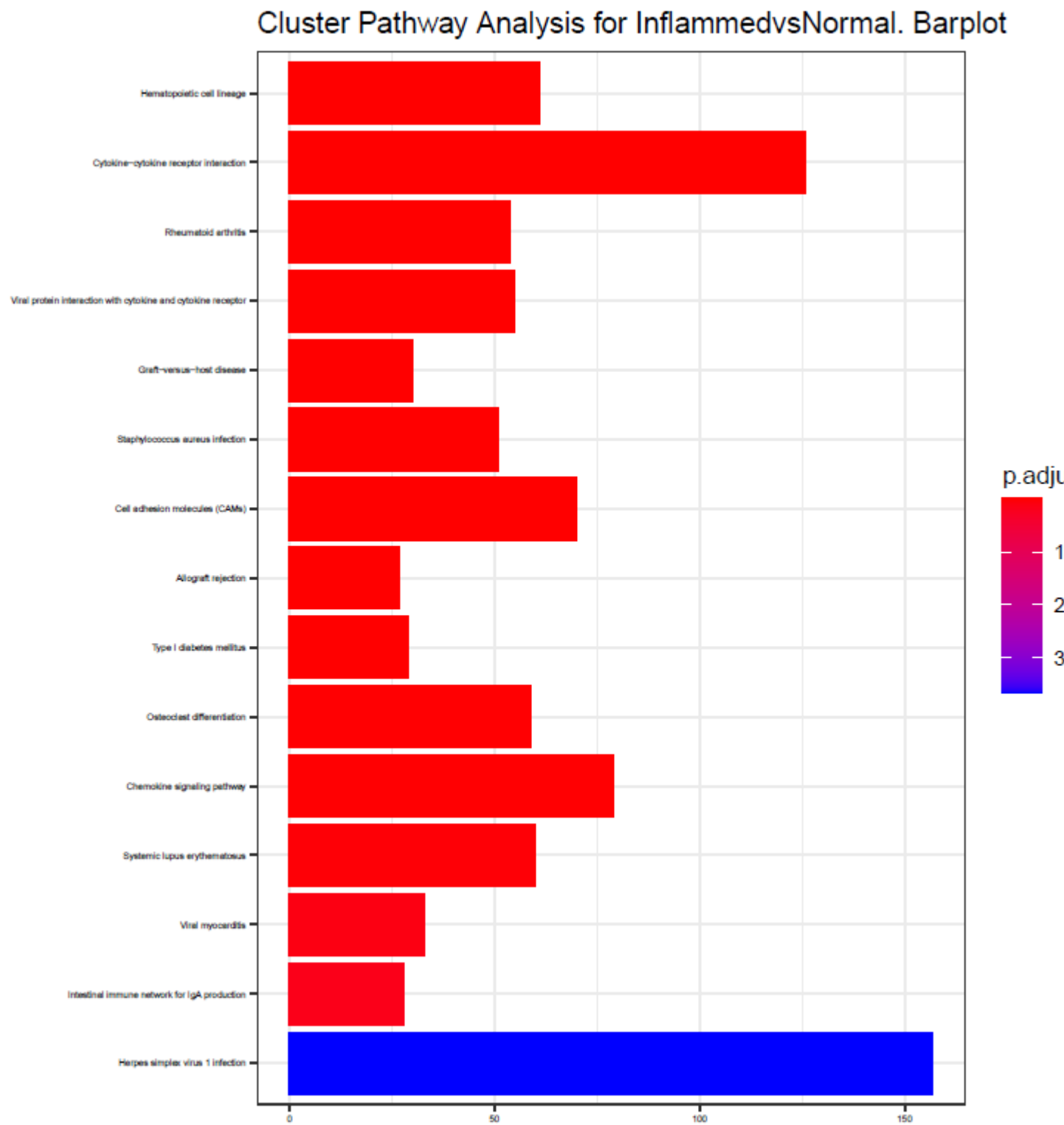


Figure 3: Barplot Genes expresados diferencialmente Normal vs Pulpitis

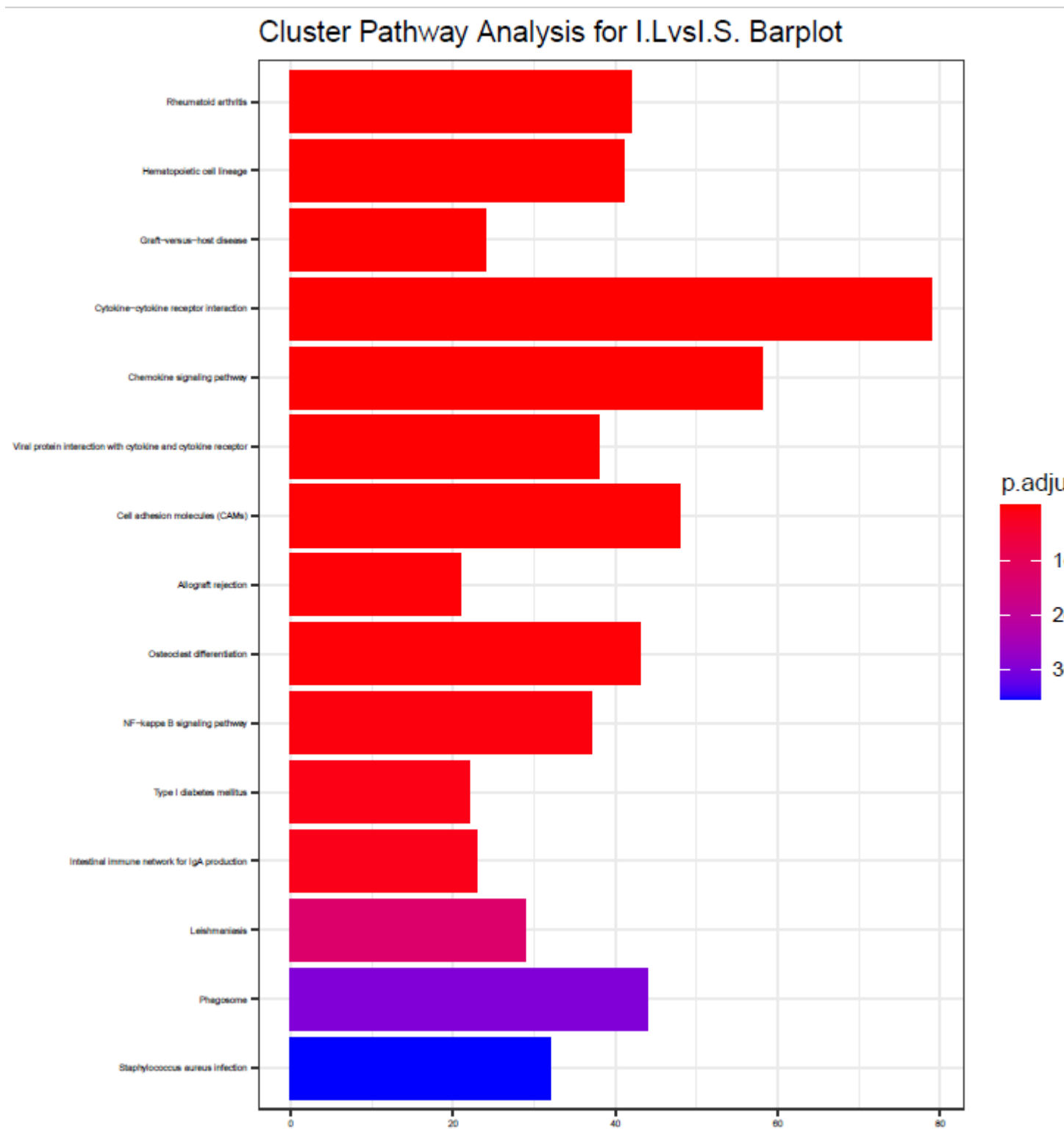


Figure 4: Barplot Genes expresados diferencialmente Dolor Leve vs Dolor Severo