

LZ 文档

作者：荔枝 earth_farmer@outlook.com

更新：2024-07-05

目录

前言	5
为何阅读本书	5
1 安装	7
1.1 安装 R 及 Rsudio 环境	7
1.2 安装 LZ 包	7
2 RNAseq 新版简化流程	9
3 RNAseq 差异分析	13
3.1 差异分析	13
3.2 火山图	16
3.3 热图	18
3.4 富集分析	21
4 RNAseq 上游分析流程	29
5 ATAC 分析流程	31
6 单细胞分析	33
7 空间转录组	35
References	37

前言

本包致力于简化生信分析流程和批量分析。目前主要为 RNAseq 分析流程，后期会加入其他分析流程。

为何阅读本书

本书是为 LZ R package 写的使用文档。旨在让完全没有编程基础或 R 基础的人学会使用 LZ 包来进行一些生信分析。LZ 包致力于简化生信分析流程和批量分析。目前 LZ 包已经完成了 RNAseq 下游分析流程的大部分，后期完善后还有加入更多的功能。通过学习完本书，您将会在不需系统学习 R 语言的情况下快速分析测序数据，如有疑问请发 email 至 earth_farmer@outlook.com，尽量有答复但不予保证。

Chapter 1

安装

1.1 安装 R 及 Rstudio 环境

先安装 R 及 Rstudio, 前者是核心, 后者是编辑器 (写代码的地方)。

1. 安装 R, Win 用户可点击 R 最新版下载, 其他系统点击其它系统版本根据系统自行选择版本, 如 macbook, 请点击页面中的 Download R for macOS。
2. 安装时系统语言一定要选择英语, 后续按默认即可。
3. 安装 RStudio Desktop, 点击 Rstudio Desktop 下载对应系统版本的安装包。
4. Win 电脑可以考虑安装 R 版本对应的 Rtools (可选项, 新手可以不安装)。
5. 重要提示: 请卸载或者至少退出一切杀毒软件 (微软自带的不用退出), 否则安装包时可能会出现难以解决的奇怪 **bug**。建议全部安装英语版本!

1.2 安装 LZ 包

1. 安装 LZ 包所需的依赖包

```
# 设置镜像 (可选)
options("repos" = c(CRAN = "https://mirrors.tuna.tsinghua.edu.cn/CRAN/"))
options(Bioc_mirror="https://mirrors.tuna.tsinghua.edu.cn/bioconductor")

if (!require("BiocManager", quietly = TRUE)) {
  install.packages("BiocManager") }
```

```
BiocManager::install() # BiocManager::install(version = "3.19")  
  
# 安装依赖包 (网络不好时需使用代理)  
source("https://arronlz.github.io/LZ/install_package.R")
```

2. 安装 LZ, YZ 包 (后续更新只需要重新运行这句即可, 上面的包不需要重新安装)

```
# 安装 LZ 包  
devtools::install_github("ArronLZ/LZ", upgrade = "never", force = T)  
# 安装 YZ 包  
devtools::install_github("ArronLZ/YZ", upgrade = "never", force = T)
```


Chapter 2

RNAseq 新版简化流程

此版本流程为升级版简化一键流程，基于面向对象对一些分析步骤进行了封装。适合从头从 counts 数据进行的整套分析流程，包括差异分析，富集分析，GSEA 分析，画图等。

```
rm(list = ls());gc()
library(LZ)
library(YZ)
library(DESeq2)
library(parallel)
library(BiocParallel)
library(edgeR)
library(limma)
library(tibble)
library(dplyr)
library(ggplot2)
library(clusterProfiler)

# 0. 参数设置 -----
# 需要设置的部分
n = 6
resultdir <- "./05.diff.rna"
mark <- "RNA"
pval = 0.05
fdr = 0.1
```

```

logfc = log2(1.5)
# 无需修改部分，按默认即可
register(SnowParam(n))
resultdir.sub <- paste0(dirclean(resultdir), "/", mark)

# 1. 读入数据 -----
diff.subtype <- DEG_prepareData(eset_file="./data/RNA.csv",
                                eset.islog = F,
                                id_dot = F, col.by = "gene_name",
                                col.del=NULL, auto.del.character=T,
                                annot_trans=F, f_mark="rna",
                                oop = T,
                                group_file = "./data/RNA_group.csv")

# 2. 差异分析 -----
diff.subtype.r <- diff.subtype$runDEG(f_mark = mark,
                                       outdir = resultdir,
                                       pval = pval, fdr = fdr, logfc = logfc)

### diff.e <- DEeset$runDEG(f_mark = "pq0.01fc1e", outdir = "./01.diff/",
###                          pval = 0.01, fdr = 0.01, logfc = 1, method = "edger")
### diff.v <- DEeset$runDEG(f_mark = "pq0.01fc1v", outdir = "./01.diff/",
###                          pval = 0.01, fdr = 0.01, logfc = 1, method = "voom")
# help("DEeset")
# help("DERes")
# 2.1 画差异基因分布火山图
pic.valcano <- diff.subtype.r$pic.valcano(outdir = resultdir.sub,
                                           filterc = "pvalue",
                                           pvalue = pval,
                                           fdr = fdr,
                                           logfc.p = log2(1.5),
                                           logfc.n = -log2(1.5))

### pic.valcano.e <- diff.e$pic.valcano(outdir = "./01.diff/pq0.01fc1e")
### pic.valcano.v <- diff.v$pic.valcano(outdir = "./01.diff/pq0.01fc1v")
### deg.in <- Reduce(intersect, list(diff$glist.deg, diff.e$glist.deg, diff.v$glist.deg))
### grep("PHLDB2", deg.in)

```

```

grep("EGFR", diff.subtype.r$glist.deg)
grep("EGFR", rownames(diff.subtype$eset2))
diff.subtype.r$resdf %>% dplyr::filter(Gene == "EGFR")

# 3. 富集分析 -----
# 3.1 默认阈值下富集分析
enrich <- diff.subtype.r$runENRICH(outdir = paste0(resultdir.sub, "/rich"))
# 3.2 不同阈值下富集分析
# 3.2.1 阈值 1
diff.subtype.r$glist.deg.multi %>% names()
diff.subtype.r$fc.list
diff.subtype.r$update.glist.deg.multi(
  p = 0.05,
  fdr = 0.05,
  fc.list = list('1.5' = log2(1.5))
)
diff.subtype.r$glist.deg.multi %>% names()
enrich2 <- diff.subtype.r$runENRICH(
  genelist.filter = 1,
  outdir = paste0(resultdir.sub, "/rich")
)
# 3.2.2 阈值 2
diff.subtype.r$glist.deg.multi %>% names()
diff.subtype.r$fc.list
diff.subtype.r$update.glist.deg.multi(
  p = 0.01,
  fdr = 0.01,
  fc.list = list('1.6' = log2(1.6))
)
diff.subtype.r$glist.deg.multi %>% names()
enrich2 <- diff.subtype.r$runENRICH(
  genelist.filter = 1,
  outdir = paste0(resultdir.sub, "/rich")
)

```

```
)  
# 3.2.3 阈值 3 (批量分析)  
diff.subtype.r$update.glist.deg.multi()  
enrich3 <- diff$runENRICH(geneList.filter=c(4,8),  
                           outdir = paste0(resultdir.sub, "/rich")  
                           )  
  
# 3.3 画图  
keggdf <- enrich$KEGGDF  
pdata <- keggdf$p0.05q0.05FC1.5$a11 # 要酌情修改 p0.05q0.05FC1.5  
DEGp_Dotplot2(df=pdata,  
               resultdir = paste0(resultdir.sub, "/rich/***"), # 要酌情修改 ***  
               filemark = "heihei", pcompress = 1)  
  
# 4. GSEA 分析  
# 4.1 GSEA 可视化分析  
diff.subtype.r$glist.gsea %>% runAPP_GSEA()  
# 4.1 GSEA 批量化分析  
# On they way ...  
  
save.image(paste0(resultdir.sub, "/1.diff.image.Rdata"))
```

Chapter 3

RNAseq 差异分析

此版为基础版流程，如果未接触过这个版本，可以考虑直接跳过这个版本，直接学习新版流程。详细见RNAseq 新版简化流程。

3.1 差异分析

3.1.1 加载包

```
rm(list = ls());gc()
library(LZ)
library(YZ)
library(tibble)
library(data.table)
library(DESeq2)
library(parallel)
library(BiocParallel)
library(ggplot2)
cat(" 您电脑线程为:", detectCores())
# 如果是 12 代以后的 interCPU，建议最高不超过 6 或 8。服务器可加大设置，
# 但不能大于线程总数。
# 此处如果电脑性能一般，建议直接使用 n=4 或者 2。
n = 4
# register(MulticoreParam(n)) 苹果和 linux 电脑使用这句替代下句
```

```
register(SnowParam(n))
```

3.1.2 数据准备

RNAseq 下游分析必须准备两个文件:表达矩阵表格文件,分组表格文件将 `gene_count.csv`, `group.csv` 放在工作目录下

- `gene_count.csv` 矩阵数据格式 (数值型, 整型)

ID	sample1	sample2	sample3	sample4
gene1	34	23	56	23
gene2	35	23	12	23
gene3	12	78	78	78

- `group.csv` 分组数据格式: 需要组的行名包含于表达谱的列名 `rownames(group) %in% colname(eset)`

Sample	Type	BATCH
sample1	tumor	1
sample2	tumor	1
sample3	normal	2
sample4	normal	2

- 注意: 表达文件中的基因名是 SYMBOL 还是 ESembleID。如为 EsembleID, 要注意是有小数点的 ID 还是没有小数点的。有小数点的形式为这样: ESEM00000123.34, 没有点的是 ESEM00000123。还有记住基因名这列的列名, 建议统一设置为 ID。

3.1.3 文件夹准备

本文中有时也将文件夹称为目录, 这两者等价。建议每个项目新建一个文件夹, 例如本项目新建了一个名为 `LZexample` 的文件夹, 然后再在这个文件夹下建了一个 `data` 文件夹, 以后 `data` 目录专门用来存原始文件, 例如 RNAseq 分析所需的 `eset.csv`, `group.csv` 或者更加原始的文件。

目录结构建议：本项目的目录初始结构，建议每个项目按着这个形式来。项目文件夹 LZexample 这个文件夹名建议改成有意义的名称，一眼便能看出这个项目是什么数据或者什么目的，而 data 文件夹名不建议更改。图片

3.1.4 差异分析预设置

```
# 设置工作目录，即之后所有的操作如果不指定文件夹，都将会在这个文件夹下进行
setwd("C:/data/LZexample") # 按需更改成你的项目文件夹
getwd() # 检查是否更改工作目录成功了？
# windows 系统下默认的文件夹路径是 "C:/data/LZexample" 这中斜杆分隔文件夹，
# 如果是直接从 win 复制而来的，请将斜杠\改成反斜杠/，就如下面设置的这样。（改成\\也行）

# 设置此次分析的标记
mark <- "T_C" # 此次分析的标记（记录谁比谁或和筛选阈值，建议设置的有意义）
# 设置结果输出的文件夹，按需设定，可保持默认。
# 第一次分析可以不用改，但如是第二分析，必须至少修改 mark,outdir 其中一个，
# 否则会覆盖第一次的结果。
outdir <- "result"
outdirsub <- paste0(outdir, "/",mark)
outdirsub.gsea <- paste0(outdirsub, "/gsea")
outdirsub.rich <- paste0(outdirsub, "/rich")
# 按以上设置，结果将会保存在当前工作目录下的 result/T_C 文件夹下

# 差异分析阈值设定
ffdr <- 0.1
fpval <- 0.05
flogfc <- 1
```

3.1.5 差异分析

```
# 读取并整理数据（如果都是按照上面的要求来的，不需要改这里的参数）
glist <- DEG_prepareData(eset_file = "data/eset.csv", # 表达数据的相对路径
                        group_file = "data/group.csv", # 分组文件的相对路径
```

```

        id_dot = F, # ESEM 是否有点, 有点设为 T
        col.by = "ID", # 基因名列的列名
        annot_trans = F, # 是否要注释, 如果是 EsemblID 就需要设置为
        f_mark = mark)

# 差异分析 deseq2 三部曲
dds <- DEG_DESeq2.dds(exprset.group=glist, batch = F)
DEG_DESeq2.pca(dds, outdir = outdirsub) # 此处有 warning 信息, 不用管。
dds_list <- DEG_DESeq2.ana(dds)

# 差异后分析
# 构建 GSEA 官网软件分析所需格式文件 # 此处会有 warning, 不用管
DEGres_ToGSEA(diffan.obj = dds_list, outdir = outdirsub.gsea)
# all_father 中记录了
#          差异分析的总表, 默认阈值的差异基因表,
#          上调基因列表, 下调基因列表
#          以及 R-GSEA 分析所需要的所有 mRNA 的表达排序列表。
# 是我们后续各种分析的万恶之源 (因此命名 all_father)
# 上述数据同时保存于当前工作目录/outdirsub.rich,
# 文件是一个多 sheet 的 xlsx 表
all_father <- DEGres_ToRICH(diffan.obj = dds_list, p=fpval, q=ffdr,
                           f=flogfc, mark=mark, outdir = outdirsub.rich)
save.image(file = paste0(outdirsub, "/1.diff.img.RDATA")) # 保存中间数据

```

3.2 火山图

需要修改的是以下几个值: `df_valcano`: 文件读取时的文件路径 `label_gene`: 展示基因列表不清楚的话按默认设置即可。仅修改 `label_gene`: 展示基因列表即可。

```

# 本流程中不需要运行, 后续想再次分析时可从此步开始
# load("./result/T_C/1.diff.img.RDATA")
# library(LZ)
library(ggpubr);library(ggrepel);library(ggsci);library(scales)
library(tidyverse);library(dplyr);library(pheatmap);library(RColorBrewer)

```



```
# 导入火山图需要的数据，即差异分析后的未筛选表格（我们也称这个对象为 resdf，
# resdf 文件涵盖差异分析的所有结果信息，可以做后续所有基于差异分析或者基因
# 列表的所有分析，如果后续分析时使用其它数据，请按这个 resdf 的格式改数据，
# 主要就是把数据的列名改成和 resdf 的列名相同，即可用此包的函数分析画图）
# 即 df_valcano <- readxl::read_xlsx("xxx.xlsx", sheet = 1)
df_valcano <- all_father$DIFF.ALL
names(df_valcano) # 对应的列名必须为 Gene, log2FC, Pvalue, FDR

# 模式设定
# filterc 参数设置
# "both": pvalue, padj 均考虑模式
# "fdr": 仅考虑 fdr 值模式，
# "pvalue": 仅考虑 p 值模式
# 如果火山图出现横线位置“不对”时，
# 意味着 fdr 的考虑导致大量横线上基因被判定为非差异基因
# 请将 filterc 设置为 pvalue 可以解决这个现象

# 火山图 无标记（图片会自动保存）
DEGp_Volcano2(df_valcano, filterc = "both",
               pvalue=0.05, fdr=0.1, logfc.p=1, logfc.n=-1,
               outdir="result", filename.base = "DEG_xx")

# 火山图 有标记（图片会自动保存）
# 设定需要标记的 marker gene
label_gene <- c('TFRC', 'ACSL1', 'LPCAT3', 'PCBP1', 'FTH1', 'SLC11A2',
               'SLC39A8', 'SAT1', 'FTL', 'GSS')
# 查看想展示的基因在不在差异分析总表中
# label_gene %in% df_valcano$Gene %>% all
# pic_data %>% filter(Row.names %in% label_gene)
DEGp_Volcano2(df_valcano, filterc = "both",
               pvalue=0.05, fdr=0.1, logfc.p=1, logfc.n=-1,
               outdir="result", filename.base = "DEG_xx",
               label_geneset = NULL)
```

3.3 热图

3.3.1 热图表格数据预处理

```
library(LZ)
library(RColorBrewer)
library(heatmap)
library(ggplot2)

resdf <- readxl::read_xlsx("D:/xx/DIFF.an_p0.05q0.2fc1.xlsx",
                           sheet = 1)

sig.df <- resdf %>%
  dplyr::filter(abs(log2FC) > 1, PValue < 0.05, FDR < 0.1) %>%
  dplyr::arrange(log2FC) %>% data.frame(check.names = F)
rownames(sig.df) <- sig.df$Gene

# 画图的表达数据
sig.expr <- sig.df[, 8:(ncol(sig.df)-1)]
sig.expr %>% range()

# 画图的显示基因（这里表示最大差异前 10 和后 10，
# 可以将括号里的两个 10 改为 100，就是显示最大差异前 100 后 100）
show.gene <- c(head(rownames(sig.df), 10), tail(rownames(sig.df), 10))
```

3.3.2 热图分组数据预处理

R 中为一个行名为样本名的一列 dataframe, excel 中表现为两列, 第 1 列为样本名, 第 2 列为分组。新手建议 excel 里操作然后保存为 csv 格式, 然后使用 `groupdf <- read.csv("your csv", row.names = 1)` 读入。

rowname	Tpye
S1-11A	11A
S2-11A	11A
S3-11A	11A
R1-01A	01A

rowname	Tpye
R2-01A	01A
R3-01A	01A

```
# 方法一，新手不建议用这种方法
groupdf <- data.frame(
  row.names = colnames(sig.expr),
  # 要一一对应才行
  Type = c(rep("11A", 3), rep("01A", 3)),
  check.names = F)
groupdf[,1] <- as.factor(groupdf[,1])
# 方法二，新手推荐这种方法，先在 excel 中处理好数据
groupdf <- read.csv("your csv", row.names = 1)
groupdf[,1] <- as.factor(groupdf[,1])
```

3.3.3 选定一种算法作图

```
# 检查 groupdf 的行名是否全部与 sig.expr 的列名一一对应
# 这句如果输出为 False，不可继续进行画图操作，要重新调整数据。
all(rownames(groupdf) == colnames(sig.expr))
# 作图，默认算法
DEGp_Pheat(
  sig.expr,
  gene = show.gene,
  pheno = groupdf,
  outdir = "D:/xx/yy",
  f_mark = "heatmap",
  nlevel = 2,
  pic_w = 4.5,
  pic_h = 4.5,
  c_w = 16,
  c_h = 9.8, #7.4 # 9.9
  c_colors = c("blue", "#FFFFCC", "red"),
```

```

color.num = 100,
fontsize = 10,
fontsize.col = 12,
angle = "90",
cluster_rows = T,
cluster_cols = T
)

```

3.3.4 循环各种聚类算法作图

```

m <- c("ward.D", "ward.D2", "single", "complete",
"average", "mcquitty",
"median", "centroid")
d <- c("correlation", "euclidean", "maximum", "manhattan",
"canberra", "binary", "minkowski")
for (i in m) {
  for (i.d in d) {
    cat(i, i.d, "\n")
    DEGp_Pheat(
      sig.expr,
      gene = show.gene,
      pheno = groupdf,
      outdir = "D:/xx/yy",
      f_mark = paste0("heatmap.m.", i, "_", i.d),
      nlevel = 2,
      pic_w = 5,
      pic_h = 8,
      c_w = 18,
      c_h = 10,
      f_z = 10,
      f_z.col = 14,
      angle = "90",
      cluster_rows = T,
      cluster_cols = T,

```

```

        clustering_method = i,
        clustering_distance_rows=i.d
    )
}
}

```

3.4 富集分析

3.4.1 GO & KEGG 富集分析

3.4.1.1 一键脚本 (批量处理)

这是一个一键脚本，请新建一个单独的文件写这段脚本，然后按这个脚本的顶部注释修改 `resdf outd fc.list` 处即可，运行即可批量出不同 FC 的富集分析结果。

```

# 此脚本为 GO、KEGG 分析（需要一个输入文件即可，为差异分析流程后的 resdf 文件）
# 即为第一步（或 1 脚本）的结果的一个结果文件（DIFF_an_***.xlsx）
# 即为 resdf 文件，此文件是差异分析后的总表
# 注意如果采用了其他的分析方法得到差异分析后表，运行这个脚本时可能需要更改
# 列名即我们的 resdf 对象的列名为 Gene, log2FC, PValue, FDR，需要与这些个列名保
# 持一致。
# 此脚本中的需要修改的位于 /// *** /// 行中，另外还有一个 LZ::setproxy() 行，
# 如果没有代理工具，或者代理工具不支持 http 代理，或者端口不通，请不要运行。
rm(list = ls());gc() # 清空所有对象，慎用，必要时用
suppressMessages({ suppressWarnings({
  library(LZ);library(YZ)
  library(tidyverse);library(data.table)
  library(clusterProfiler);library(enrichplot)
  library(topGO);library(Rgraphviz)
  library(RColorBrewer);library(ggsci);library(pheatmap)
  library(readxl)
}) })
# 若无代理工具，切勿运行
# LZ::setproxy() # 高危!!! 新手不要运行此行，会使当前窗口断网!!!
# Sys.getenv('http_proxy') Sys.setenv('http_proxy='') Sys.setenv('https_proxy='')

```

```

# 如果是自己提供的表格，要按需修改列名为标准的 resdf 格式的列名：
# 即：表格必须含列名 Gene, log2FC, PValue, FDR 这四列，列名必须为这四个，
# 提前在 xlsx 中修改好，然后取消下面这句的注释符，运行
# resdf <- readxl::read_xlsx("result/rnaseqOR-NC/rich/DIFF.an_OR-NC.xlsx",
#                             sheet = 1) %>% as.data.frame()

# 按流程跑下来是运行这句，注意这句和上面的注释掉的是二选一，不要重复运行
resdf <- all_father$DIFF.ALL
# 输出目录
outd = "result/xx/rich"
# logFC 阈值，多个阈值的话，
# 写成 fc.list <- list('1.2' = log2(1.2), '2' = log2(2))
# 注意!!!!!!：括号里 log2(2) 的 2，和引号里'2'的 2 都要需同步要改。!!!
# 否则可能会覆盖结果
# logFC 阈值，多个阈值
fc.list <- list('1.5' = log2(1.5), '2' = log2(2), '4' = log2(4))
# logFC 阈值，单个阈值运行这句，也是二选一，不要重复运行
# fc.list <- list('2'=log2(2))

# 预处理数据符合 GOKEGG 分析的要求
# # 不同 fc 条件下的 Gogenelist list(ALL, UP, DOWN)
gogenelist <- lapply(fc.list, function(x) {
  DEG_prepareGOglist(resdf, logfc = x, p = 0.05, fdr = 0.1) })
# gogenelist %>% length()
# 对 logFC 迭代，每个 FC 新建一个目录，用来存 upgene, downgene, allgene 的 GO 结果
enrich <- DEG_runENRICH(genelist = gogenelist, outdir = outd,
                        glist.save = T, rungo = T, runkegg = T, rapid = T)

```

3.4.1.2 简易 GO,KEGG 一次分析

如果已经得到了差异基因列表，且无需批量分析，可以进行这个简易分析。数据格式：
`head(genelist.lh) [1] "AARS1" "AATF" "ABCB7" "ABCE1" "ABHD11" "ABHD12"`

```

# 简易 GO,KEGG 一次分析 (即: 已经得到了差异基因列表)
# LZ::setproxy() # 代理设置, 新手别碰, 会断网
# 差异基因列表
genelist.lh <- pic.list$sig.data$Gene
# 转换 ID
gene_df <- bitr(genelist.lh, fromType = "SYMBOL", toType = c("ENTREZID", "UNIPROT"),
                orgDb = 'org.Hs.eg.db')
# GO 分析
go.lh <- DEG_GO(gene_df, orgdb = "org.Hs.eg.db", sigNodes = 20,
                resultdir="./result/proteinOR-NC", filemark = "p1.5_g_2")
go.lhdf <- sapply(go.lh, function(x) x@result, simplify = T)
write_xlsx(go.lhdf, path = "./result/xx/lh_go.all.xlsx")
# KEGG 分析
kegg.lh <- DEG_KEGG(gene_df)
write_xlsx(kegg.lh$pSigDF, path = "./result/xx/lh_kegg.all.xlsx")

```

3.4.1.3 GO、KEGG 分析结果可视化

```

# dotplot go
# 读取 go 分析保存的表格
#dotData <- go$GODF$"倍数"$ 变化趋势 (BP)
# 自己提供表格读取
#dotData <- readxl::read_xlsx("kegg.xlsx", sheet = 1)
dotData <- enrich$GODF$"2"$all
# 筛选数据 (按需配合其他筛选)
pic.dot <- DEGp_Dotplot2(dotData, head = 20, title = 'TOP of GO',
                        resultdir = "./result/proteinOR-NC",
                        filemark = 'GO_top', pcompress = 2,
                        pic.save = T)

# dotplot kegg
# 读取 kegg 分析保存的表格, 格式要求
# 必须要有这 5 列 Description, GeneRatio, pvalue, qvalue, Count 列。
# 读取表格
# dotData2 <- readxl::read_xlsx("./result/proinOR/kegg.xlsx", sheet = 1)

```

```

dotDataak <- enrich$KEGGDF$'2'$up
# 筛选数据（按需配合其他筛选）
pic.dotk <- DEGp_Dotplot2(dotDataak, head = 20, title = 'TOP of KEGGpathway',
                        resultdir = "./result/proteinOR-NC",
                        filemark = 'KEGG_top', pcompress = 1,
                        pic.save = T)

# 组合图（可选运行，比例不是很好调整，单独出图 AI 内调整更自由）
gh <- ggplotGrob(pic.dot)
gd <- ggplotGrob(pic.dotk)
cowplot::plot_grid(gh, gd, rel_widths = c(1, 1.2))
ggsave(paste0(dir_out, "/GO_KEGG_top.pdf"), width = 16, height = 10)

```

3.4.2 GSEA 分析

3.4.2.1 R GSEA 批量分析

- GSEA 官网提供了 GSEA 分析软件和 MSigDB 数据库中的所有通路下载，如果需要更多的通路集可以自行下载，本包内置了 MSigDB 的 H,C1-8 的所有大类集及 C2,C5 的部分重要子类集，还有整理好的最新版的 KEGG 官方的 PATHWAY 通路集合。
- 本包构建了一个图形界面函数 `runAPP_GSEA()`，可在安装完 LZ 包后直接通过运行 `LZ::runAPP_GSEA()` 启动图形界面，也可在浏览器中打开。详细见R GSEA 图形界面

```

library(LZ)
library(clusterProfiler)
library(enrichplot)
library(shiny)
library(ggplot2)

# 1. Gene list 排序表
genelist <- all_father$gsealist

# 2. Pathway Gene Set 表
# 内置数据集 gmt.largelist.23.12.Hs.symbols

```



```

# 含 1. msigDB 数据库的全部通路大类
# 2. msigDB 的 C2,C5 的部分子集通路 [这些子集是 C2,C5 的一部分]
# 3. 最新版本的 KEGG 全部通路
data("gmt.largelist.23.12.Hs.symbols")
# 选择 KEGG 通路集合, 把美元符号后面字符删掉, 然后按 tab 键可以选择其他数据集
gmt <- gmt.largelist.23.12.Hs.symbols$kegg.all.23.12.Hs.symbols.gmt

# 全部该 GeneSet 数据的通路 GSEA 分析 -----
gsea <- DEG_runGSEA(genelist=genelist, gmt_set=gmt, pic.save=F)
# 将所有的分析结果导出到本地 [gsea.result] 文件夹, 统计总结表名为 gsea_stat
# 导出文件夹名和文件名均可按需修改
DEGp_GSEA_plotALL(gsea, result_dir = "gsea.result",
                  xl_filename = "gsea_stat")

# 单个 GeneSet 数据的通路 GSEA 分析 (且从自己准备的 gmt 文件开始), 可从 MSigDB 网
# 站搜索下载
# 设定文件路径
gmt_filename <- "D:/Team/RNaseq/data/geneset/WP_FERROPTOSIS.v2022.1.Hs.gmt"
gmt_single <- clusterProfiler::read.gmt(gmt_filename)
gsea.single <- DEG_runGSEA(genelist = genelist, gmt_set = gmt_single,
                          pic.save=T, outdir = "./gsea.result2/",
                          filename = "ferr")

```

3.4.2.2 R GSEA 图形界面

图形界面可以用自己的表格数据 (上传表格不是必须, 方式二启动就不需要) 上传来做 GSEA 分析, 表格必须有且仅有两列, 分别为 Gene 列和 log2FC 列, 具体表格形式如下:

Gene	log2FC
geneA	9.8
geneX	4.3
geneY	1.2
...	...
geneZ	0.3

Gene	log2FC
geneB	-0.8
geneZ	-5.2

注意：虽然要求第二列名为 log2FC, 但第二列只要是表示变化倍数就可以, 不一定要是 log2 后数据, 没有排序也没关系。

```
# 启动方法 1 (不带参数启动), 适合自己已经有了差异分析结果的表格的情况,
# 那么运行此句后, 不需要在 R 里写任何代码, 如果通过 LZ::runAPP_GSEA() 甚至
# 都不需要加载包。
# 使用这种方法, 则必须要上传上述指定的表格形式的表格后才能点击画图。
runAPP_GSEA() # 或在安装成功 LZ 包后, 直接通过 LZ::runAPP_GSEA() 来启动

# 启动方法 2 (带参数启动), 适合在 R 中已经有 genelist 的情况。
# 已在 R 里有了 genelist 的话, 运行此句启动图形界面, 这样就不需要上传表格
runAPP_GSEA(genelist = genelist)
```

3.4.2.3 一些进阶操作及技巧 (不会没有关系, 不做过多解释, 自行体会, 无 R 语言基础者慎入)

```
# 进阶操作 -----
# 1. 查找指定通路的图
# 如果自己知道通路的名字, 可以通过查找来定位到通路的位置, 然后单独画图
pathway = "^ABC"
n = grep(pathway, gsea[, "ID"])
grep(pathway, gsea[, "ID"], value = T) # 查看找到的通路名称, 必须时唯一值, 否则请使用
DEGp_GSEA(gsea, num = n)

# 2. 从当前的 gmt 文件中获取指定的 Pathway Gene set(gmt 对象名一定腰围 gmt 才行)
gmtdf.find <- find_pathway("^Ferr")
gsea.single <- DEG_runGSEA(genelist = genelist, gmt_set=gmtdf.find,
                           pic.save=T, outdir = "./gsea.ytb3/",
                           filename = "fer_taget")
```

```
# 3. 如果自己的分析中想将自己的数据转化为 GSEA 要求的 genelist 数据，
# 例如自己的分析项目中有一个名为 re 的对象，该对象中有
# 基因名列 xx 和 基因变化倍数列 yy
genelist <- re$yy
names(genelist) <- re$xx
genelist <- na.omit(sort(genelist, decreasing = T))

# 4. GSEA 图形界面中若使用结束按钮关闭程序，会将最后一次画图的数据保留在
# R 会话中，具体如下：
# 最后画的一幅图
pic_gsea
# 保存图片
pdf('aaa.pdf', width = 6, height = 5)
pic_gsea
dev.off()
# 最后一次选择的通路集详细
sy_gmt_taget
# 最后一次选择的通路名称
sy_pathway_name
# 最后一次选择的大类通路集详细的前六行
sy_gmt %>% head()

# 5. 转换成宽型文件
gmt.w2 <- gmt_longTowide2(gmt)
```

3.4.2.4 GSEA 官方软件

自行搜索方法，网络上有大量图文教程 ...

3.4.3 转录组其它可视化

On the way ...

Chapter 4

RNAseq 上游分析流程

On the way ...

Chapter 5

ATAC 分析流程

On the way ...

Chapter 6

单细胞分析

On the way ...

Chapter 7

空间转录组

On the way ...

References