

GUÍA PARA ELABORACIÓN DE RED DE COOCURRENCIA

Pasos previos

a) Descargar Visualizador Gephi

[Release Gephi 0.10.1 · gephi/gephi · GitHub](https://github.com/gephi/gephi/releases/tag/v0.10.1)

Link: <https://github.com/gephi/gephi/releases/tag/v0.10.1>

b) Descargar y copiar archivo "dataset.RData" en carpeta de trabajo (ejemplo: Coocurrencia)

El set de datos "dataset.RData" contiene 4 archivos: tabla de abundancia de ASVs, información de las muestras, taxonomía de ASVs.

c) Establecer directorio de trabajo

```
setwd("C:/Users/jpaaa/OneDrive/Escritorio/dataset")
```

d) Cargar y Explorar set de datos

```
load("dataset.RData")
```

e) Cargar R packages a utilizar:

```
install.packages("microeco")
```

```
install.packages("devtools")
```

```
install.packages("BiocManager")
```

```
library(microeco)
```

```
library(rlang)
```

```
library(ggplot2)
```

```
library(magrittr)
```

```
library(BiocManager)
```

```
library(rgexf)
```

Reference: Chi Liu, Yaoming Cui, Xiangzhen Li and Minjie Yao. 2021. *microeco*: an R package for data mining in microbial community ecology. FEMS Microbiology Ecology, 97(2): fiae255. <https://doi.org/10.1093/femsec/fiae255>

Link tutorial: https://chiliubio.github.io/microeco_tutorial/model-based-class.html#trans_network-class

f) Explorar set de datos "dataset"

Dataset

```
View(dataset[["otu_table"]])
```

```
View(dataset[["sample_table"]])
```

```
View(dataset[["tax_table"]])
```

g) Rango de número de secuencias

```
dataset$sample_sums() %>% range
```

##RED DE CO-OCURRENCIA

NetCoMi (Network Construction and Comparison for Microbiome Data) proporciona funciones estadísticas para construir, analizar y comparar redes, las cuales son adecuadas para la aplicación en datos de composición microbiana

Referencia: Peschel, S., Müller, C. L., von Mutius, E., Boulesteix, A.-L., & Depner, M. (2020). NetCoMi: network construction and comparison for microbiome data in R. Briefings in Bioinformatics. doi:10.1093/bib/bbaa290

Install NetCoMi

```
devtools::install_github("stefpeschel/NetCoMi",  
  dependencies = c("Depends", "Imports", "LinkingTo"),  
  repos = c("https://cloud.r-project.org/",  
    BiocManager::repositories()))
```

```
installNetCoMiPacks()
```

```
library(NetCoMi)
```

1.- Método de Correlación

```
t1 <- trans_network$new(dataset = dataset, cor_method = "pearson", taxa_level = "OTU",  
  filter_thres = 0.001)
```

*# Método alternativo:

*# SparCC (Sparse Correlations for Compositional data): técnica para inferir correlaciones a partir de datos de composición. SparCC estima las correlaciones lineales de Pearson entre los componentes transformados logarítmicamente.

***#Reference:** Friedman, J., & Alm, E. J. (2012). Inferring Correlation Networks from Genomic Survey Data. PLoS Computational Biology, 8(9), e1002687. doi:10.1371/journal.pcbi.1002687

```
*t1 <- trans_network$new(dataset = dataset, cor_method = "sparcc", use_sparcc_method =  
"NetCoMi", filter_thres = 0.001)
```

```
#The correlation result list is stored in object$res_cor_p ...
```

```
# return t1$res_cor_p list, containing two tables: correlation coefficient table and p value  
table
```

```
t1$res_cor_p
```

```
write.table(t1$res_cor_p, file='res_cor_p.txt', sep='\t', quote=FALSE)
```

2.- Construcción de la Red

```
t1$cal_network(COR_p_thres = 0.01, COR_optimization = TRUE, COR_cut = 0.5)
```

```
#The result network is stored in object$res_network ...
```

```
#return t1$res_network
```

```
t1$res_network
```

3.- Partición de Módulos para la Red

```
# Calcular los módulos de red y añadir los nombres de los módulos al nodo de red.
```

```
# Método utilizado para encontrar la estructura de comunidad óptima de una red.
```

```
t1$cal_module(method = "cluster_fast_greedy")
```

4.- Guardar Red

```
# La siguiente operación consiste en guardar la red en formato gexf para su visualización con  
Gephi(https://gephi.org/). El archivo 'network.gexf' puede ser abierto directamente por Gephi.
```

```
t1$save_network(filepath = "Cooccurrence_network.gexf")
```

5.- Calcular atributos de la Red

```
t1$cal_network_attr()
```

```
t1$res_network_attr
```

```

# get node properties

t1$get_node_table(node_roles = TRUE)

# return t1$res_node_table

t1$res_node_table

write.table(t1$res_node_table, file='res_node_table.txt', sep='\t', quote=FALSE)

# get edge properties

t1$get_edge_table()

# return t1$res_edge_table

t1$res_edge_table

write.table(t1$res_edge_table, file='res_edge_table.txt', sep='\t', quote=FALSE)

```

6.- Clasificación de Roles de los Nodos

#A continuación, vamos a trazar la clasificación de los nodos en términos de la conectividad dentro del módulo y entre módulos.

```

t1$plot_taxa_roles(use_type = 1, add_label = TRUE, add_label_text = "name")

# Graficar Roles de los Nodos con Información de los phyla

t1$plot_taxa_roles(use_type = 2)

```

7.- Correlación entre módulos y variables ambientales

#Cálculo de EigenGene de módulos. El EigenGene de un módulo, es el primer componente principal del PCA, el cual representa la variación principal de la abundancia en las especies del módulo.

```

t1$cal_eigen()

# return t1$res_eigen

t1$res_eigen

# A continuación, calcularemos la correlación de los EigenGene y las variables ambientales asociadas al set de datos.

# create trans_env object

t2 <- trans_env$new(dataset = dataset, add_data = env_data_16S)

```

```
# calculate correlations  
t2$cal_cor(add_abund_table = t1$res_eigen)  
  
# plot the correlation heatmap  
t2$plot_cor()
```