

Análisis multivariante de la comunidad

Carlos Iván Espinosa

Octubre 2016

Contents

Prefacio	5
Objetivos	7
1 Análisis multivariado de la composición de la comunidad	9
1.1 Agrupamiento Jerárquico (Hierarchic Cluster)	10
1.2 Interpretando el cluster	15
1.3 ANOSIM...Incluir	19
1.4 Ejercicio 2: Análisis de clasificación	19
2 Ordenaciones	21
2.1 Pasos previos a la Ordenación	21
2.2 Ordenación indirecta o no constreñida	24
3 Graficar los resultados	35
4 Interpretación ambiental	37
5 Ejercicio	41
5.1 Ordenaciones directas o constreñidas	42
5.2 Realizando una ordenación constreñida	42
5.3 Ejercicio 3: Análisis de Ordenación	47

Prefacio

La comunidad biológica se refiere a una agrupación de poblaciones de especies que se presentan juntas en el espacio y el tiempo (Begon et al. 1999). Este concepto plantea que las comunidades tienen unos límites en el espacio y el tiempo, y que estos límites están dados por la distribución de las poblaciones. Sin embargo, la distribución de las poblaciones no es homogénea y cada población responde diferente en el espacio y el tiempo.

De esta forma la caracterización de una comunidad biológica se constituye en un reto ya que implica poder rescatar los efectos que se dan a varios niveles en la comunidad. El definir por ejemplo ¿Dónde inicia y termina una comunidad? o ¿Cómo difieren las comunidades entre localidades? o ¿Cómo la comunidad responde a las condiciones ambientales o disturbios? representan algunas de las principales preguntas que necesitamos responder. Una de las formas de responder estas preguntas puede ser intentar cuantificar las similitudes entre localidades.

Objetivos

- Comprender las bases teóricas para el cálculo de similitudes de la estructura de la comunidad entre localidades.
- Utilizar herramientas de análisis para calcular índices de similitud y distancias entre comunidades.



Figure 1: *Stenocercus iridicens*

Chapter 1

Análisis multivariado de la composición de la comunidad

Los índices de similitud nos permiten comparar las comunidades entre dos sitios, pero claramente cuando estudiamos las comunidades nuestros datos no son tan sencillos como lo que hemos utilizado hasta el momento. El organizar los datos de composición de la comunidad y poder interpretarlos en relación a otras comunidades, entender que comunidades son más similares entre sí, y saber si esta similitud o distancia es el resultado de unas respuestas al entorno pueden ser algunas de las cosas que podremos responder utilizando las técnicas de análisis multivariado de la comunidad. A continuación vamos a describir algunas técnicas de clasificación y ordenación que nos permitirán abordar estas temáticas.

Las técnicas de ordenación y clasificación son estrategias alternativas para simplificar los datos. La ordenación intenta simplificar los datos en un mapa que muestra las similitudes entre los puntos. La clasificación simplifica datos colocando los puntos similares en una misma clase o grupo Oksanen 2014¹.

Utilizaremos el paquete *Vegan* para los análisis de ordenación y clasificación, para mayor información puede referirse a Oksanen 2013².

¹<http://cc.oulu.fi/~jarioksa/opetus/metodi/sessio3.pdf>

²<http://cc.oulu.fi/~jarioksa/opetus/metodi/vegantutor.pdf>

1.1 Agrupamiento Jerárquico (Hierarchic Cluster)

A continuación vamos a realizar un análisis Cluster (análisis de conglomerados) utilizando la función *hclust* del paquete *vegan*. La función *hclust* necesita una matriz de disimilitudes como entrada. El Análisis de conglomerados intenta generar conglomerados que tengan la máxima homogeneidad en cada grupo y la mayor diferencia entre los grupos.

Aunque la función *dist* nos permite calcular disimilitudes, para el análisis de comunidades biológicas utilizaremos la función *vegdist* del paquete *vegan*. Esta función nos permite calcular varios índices de disimilitud. El método de cálculo de la disimilitud por defecto es Bray-Curtis ("*bray*").

Una de las características importantes del método Bray-Curtis es que varía entre 0 y 1, dos comunidades que no comparten ninguna especie tendrían 1 como resultado.

Calculemos una matriz de disimilitudes usando el método Bray-Curtis, utilizaremos los datos de Barro Colorado Island (BCI) cargados en el paquete *vegan*. Para eso necesitamos cargar el paquete y los datos de BCI, únicamente utilizaremos los datos de los primeros 10 sitios.

```
library(vegan)
```

```
## Loading required package: permute
```

```
## Loading required package: lattice
```

```
## This is vegan 2.5-2
```

```
data(BCI)
```

```
dist<- vegdist(BCI[1:10,], method="bray")
dist[1:10]
```

```
## [1] 0.2706682 0.3501647 0.3682008 0.3725079 0.3744186 0.3518519 0.3424346
## [8] 0.4235706 0.3770140 0.2873051
```

Podemos ver que el sitio 1 es 27% diferente al sitio 2, 35% al sitio 3, 36% al sitio 4 y así sucesivamente con los 10 sitios.

Con la matriz de disimilitudes calculada se puede analizar los puntos que conforman una agrupación. Utilizaremos los métodos de agrupación de la función

hclust que nos propone tres métodos de agrupamiento: agrupación simple, agrupación completa y agrupación promedio.

Todos los métodos inician con el agrupamiento de las dos comunidades (dos sitios) más similares y a partir de esta primera comparación se continúa con el resto de puntos.

A continuación ejemplificaremos el cálculo de las distancias usando los tres métodos. Extraemos los cinco primeros sitios de la matriz de BCI y generamos un nuevo objeto (S_BCI). Con este nuevo objeto calculamos la distancia entre los cinco sitios.

```
S_BCI<- BCI[1:5,]
dist1<- vegdist(S_BCI, method="bray")
dist1
```

```
##           1           2           3           4
## 2 0.2706682
## 3 0.3501647 0.2873051
## 4 0.3682008 0.3149523 0.3244078
## 5 0.3725079 0.3851064 0.3595041 0.3721619
```

1. En base de la matriz de disimilitudes se busca el par de puntos que se encuentren más cercanos (menos disimiles). En nuestro caso el punto 1 y 2 tienen la distancia más baja 0.27. Una vez identificado, inicia el proceso de agrupación y es donde se diferencian los tres métodos.
2. Con el primer grupo generado debemos comenzar la construcción del resto de grupos, para esto construimos una nueva matriz de disimilitud calculando las distancias desde este primer grupo (1-2) al resto de sitios. El cálculo de esta distancia es dependiente del método.

Recuerde, para los sitios del 3 al 5 tendremos dos distancias, la distancia desde el sitio 1 y del sitio 2 a cada uno de estos sitios. Por tanto utilizaremos estas dos distancias para calcular la distancia desde el grupo.

- En el método de agrupación simple la distancia entre el grupo y el sitio 3 será igual a la distancia más baja comparando entre la distancia del sitio 1 y el sitio 2. En el caso de la distancia al sitio 3 el valor mínimo es 0.287.
- En el método completo el nuevo valor de distancia será el valor más alto, en este caso 0.350, y
- En el método de agrupación promedio, obtenemos el valor promedio entre las distancias primer grupo y el sitio 3 en este caso 0.318 (Tabla 1).

Tabla 1. Cálculo de nuevas distancias entre el grupo 1 (sitio 1 y 2) y los sitios restantes. **A. simple:** cálculo de distancia mediante el método de agrupación simple. **A. completa:** cálculo de distancia mediante el método de agrupación completa. **A. promedio:** cálculo de distancia mediante el método de agrupación promedio.

Sitios	Sitio 1	Sitio 2	A. Simple	A. Completa	A. Media
Sitio 3	0.3501647	0.2873051	0.2873051	0.3501647	0.3187349
Sitio 4	0.3682008	0.3149523	0.3149523	0.3682008	0.3415765
Sitio 5	0.3725079	0.3851064	0.3725079	0.3851064	0.3788071

3. A partir de estos cálculos se construye nuevamente la matriz de distancia. Mostramos las nuevas matrices de distancias según el método de agrupación utilizado.

Para el método de agrupación **simple**

Sitio	Grupo1-2	Sitio 3	Sitio 4
3	0.2873051		
4	0.3149523	0.3244078	
5	0.3725079	0.3595041	0.3721619

Para el método de agrupación **completo**

Sitio	Grupo1-2	Sitio 3	Sitio 4
3	0.3501647		
4	0.3682008	0.3244078	
5	0.3851064	0.3595041	0.3721619

Para el método de agrupación **promedio**

Sitio	Grupo1-2	Sitio 3	Sitio 4
3	0.3187349		
4	0.3415765	0.3244078	
5	0.3788071	0.3595041	0.3721619

4. Se repite el procedimiento, se busca los puntos que tienen la menor disimilitud en la nueva matriz y se vuelve a calcular las distancias desde este nuevo grupo al resto de grupos, esto se repite tantas veces hasta que todos los sitios están asociados.

Podemos calcular directamente la agrupación utilizando la función *hclust*, y graficarlo con la función *plot*.

```
par(mfcol=c(1,3))

csim <- hclust(dist1, method="single")
ccom <- hclust(dist1, method="complete")
cpro <- hclust(dist1, method="average")

plot(csim, cex.axis=0.7)
plot(ccom, cex.axis=0.7)
plot(cpro, cex.axis=0.7)
```

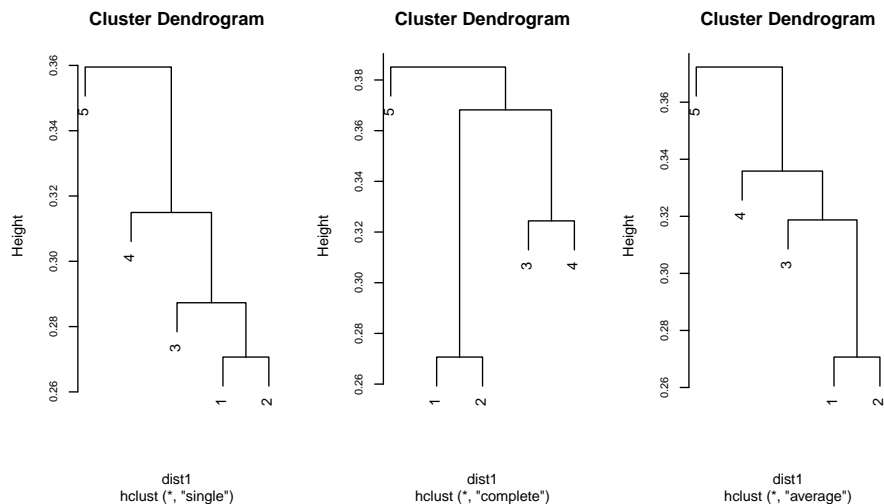


Figure 1.1: Dendrograma construido a partir de los 3 métodos de agrupación

Como podemos ver en la figura 1.1 en todos los casos el primer grupo es el mismo, el grupo entre los sitios 1 y 2 con una disimilitud de 0.27, a partir de este punto los dendrogramas varían según el método utilizado. En el caso del método simple la disimilitud más baja es entre el grupo 1-2 y el sitio 3, con una disimilitud del 0.287. En el caso del método completo la disimilitud más baja se da entre el sitio 3 y 4 que conforman un segundo grupo con una disimilitud de 0.32. Finalmente, en el caso del método de promedio la menor disimilitud se da entre el grupo 1-2 y el sitio 3 con una disimilitud de 0.31 (Figura 1.1)

Los métodos de agrupamiento jerárquico (cluster) producen clasificaciones donde todas las observaciones se encuentran agrupadas de diferente forma. En los extremos todas las observaciones se encuentran agrupadas en una sola clase o cada observación conforma su clase privada, entre estos extremos

las observaciones forman diferentes agrupamientos con niveles de disimilitud variables. Normalmente nos interesa tener un cierto número de clases con niveles de disimilitud establecido. La conformación de estos grupos se puede mostrar visualmente con función **rect.hclust** (Figura 1.2)

```
par(mar=c(2,3,4,2))
plot(ccom, hang=-0.1, cex.axis=0.7, cex.lab=0.8, cex.main=0.8)
rect.hclust(ccom, 3)
```

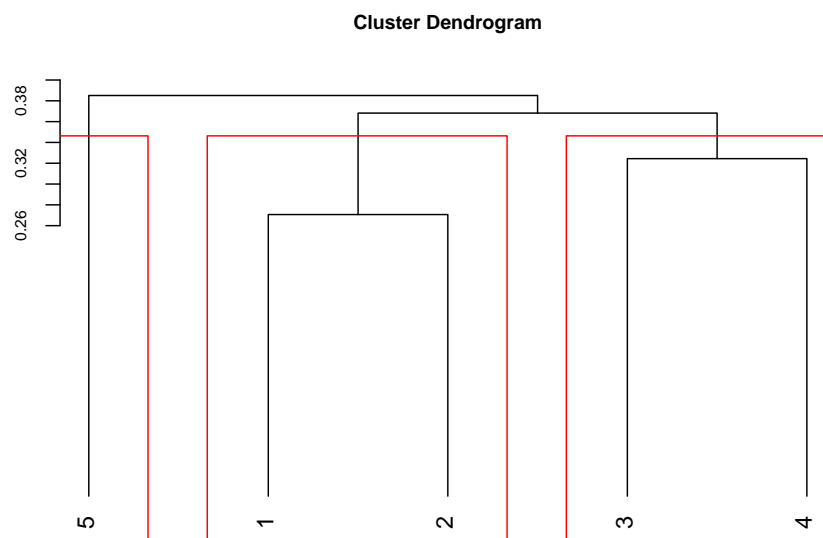


Figure 1.2: Dendrograma con número de grupos

Ahora podríamos obtener la pertenencia a un grupo y relacionarlo con otra variable explicativa, y analizar si la generación del grupo responde a algún factor.

```
grupo <- cutree(ccom, 3)
grupo
```

```
## 1 2 3 4 5
## 1 1 2 2 3
```

1.2 Interpretando el cluster

El análisis de conglomerados (cluster) no es un test estadístico, y como vimos hay varios factores que pueden afectar la generación de los grupos (Borcard et al., 2011), por lo que debemos ser conscientes de lo que obtenemos como resultado. Podemos usar la función `summary()` para ver la información que tenemos luego de haber utilizado el `hclust`, estos datos pueden ser utilizados para interpretar el agrupamiento (Borcard et al., 2011).

Como vimos anteriormente el investigador puede decidir, en función de su experiencia y de los árboles generados, cuantos grupos se generan dentro del árbol y que método de agrupamiento utilizar, sin embargo, podemos utilizar algunas funciones que nos permitan determinar grupos consistentes.

1.2.1 Elegir la función de enlace

Una forma que podemos utilizar para definir los grupos es la distancia Cofenética. Esta distancia es calculada como la distancia entre dos objetos de un mismo grupo en el dendrograma, la distancia desde el primer objeto al segundo objeto pasando por el nodo de unión de los dos objetos es la distancia Cofenética. Una matriz cofenética es una matriz que representa las distancias cofenéticas entre todos los pares de objetos. Con esta matriz podemos correlacionar con la matriz de disimilitud original. El método con la correlación cofenética más alta puede ser vista como la que produjo el mejor modelo de agrupación para la matriz de distancia.

```
#Calculamos la matriz cofenética para cada método de
#agrupamiento

csim_coph <- cophenetic(csim)
cpro_coph <- cophenetic(cpro)
ccom_coph <- cophenetic(ccom)

#Calculamos la correlación
cor(csim_coph, dist1); cor(cpro_coph, dist1); cor(ccom_coph, dist1)

## [1] 0.8143114

## [1] 0.846916

## [1] 0.7487461
```

Según estos datos el método promedio es el método que produce un mejor agrupamiento.

Otra forma de evaluar el mejor método es calcular la distancia de Gower, calculado como la suma de los cuadrados de la diferencia entre la matriz de distancia y la distancia Cofenética, el menor valor significa que es el mejor método de agrupamiento.

```
sim_gow <- sum((dist1-csim_coph)^2)
pro_gow <- sum((dist1-cpro_coph)^2)
com_gow <- sum((dist1-ccom_coph)^2)

sim_gow; pro_gow; com_gow
```

```
## [1] 0.007860928
```

```
## [1] 0.003917673
```

```
## [1] 0.01068659
```

En este caso vemos que la decisión usando la distancia de Gower y la Cofenética es la misma, el método promedio produce el mejor agrupamiento. Sin embargo, no siempre el resultado es consistente entre los dos métodos.

Este proceso nos ha permitido obtener la mejor función de enlace, sin embargo, para definir cuales son los subconjuntos de datos (tener un punto de corte) se puede utilizar algunas otras herramientas.

1.2.2 Elegir el punto de corte

Como vimos anteriormente yo puedo definir un punto de corte para generar los grupos o puedo decidir cuantos grupos, sin embargo, este procedimiento es subjetivo. Podemos utilizar alguna información que nos permita tomar decisiones fundamentadas.

Podemos utilizar la **silhouette width (anchura de la silueta)** para medir el grado de pertenencia de un objeto a su agrupación, basado en la distancia media entre este objeto y todos los objetos de la agrupación a la que se pertenece, en comparación con la misma medida calculada para el siguiente grupo más cercano (Borcard et al., 2011). Utilizaremos la función **silhouette** del paquete **cluster**. La salida de esta función varía entre 1 y -1. Los valores negativos significan que los objetos correspondientes probablemente se han colocado en un grupo erróneo.

A continuación el proceso utilizado:


```

library(cluster)

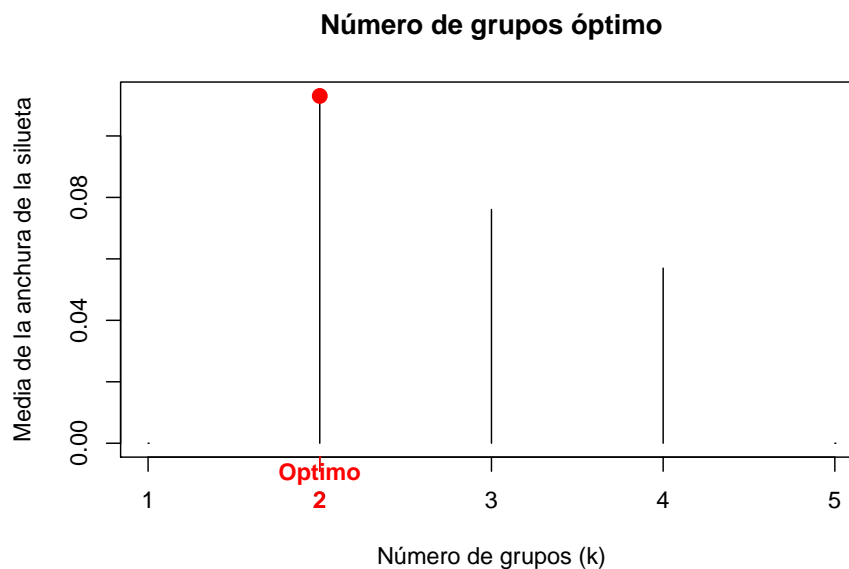
#Generamos un vector vacío para colocar los valores
# medios de la anchura de la silueta (mas)
mas <- numeric(nrow(S_BCI))

#Calculamos y ponemos el <mas> en el vector generado
for( k in 2: (nrow(S_BCI)-1)){
  sil <- silhouette(cutree(ccom, k=k), dist1)
  mas[k] <- summary(sil)$avg.width
}

# Analizamos cual es el mejor punto de corte
k.best <- which.max(mas)

# Graficamos
plot(1:nrow(S_BCI), mas, type = "h", main="Número de grupos óptimo",
     xlab = "Número de grupos (k)", ylab="Media de la anchura de la silueta")
axis(1, k.best, paste("Óptimo", k.best, sep="\n" ),
     col="red", font=2, col.axis="red")
points(k.best, max(mas), pch=16, col="red", cex=1.5)

```



```
cat("", "Número óptimo de grupos k=", k.best, "\n",
      "Con un valor medio de anchura de la silueta de", max(mas), "\n")
```

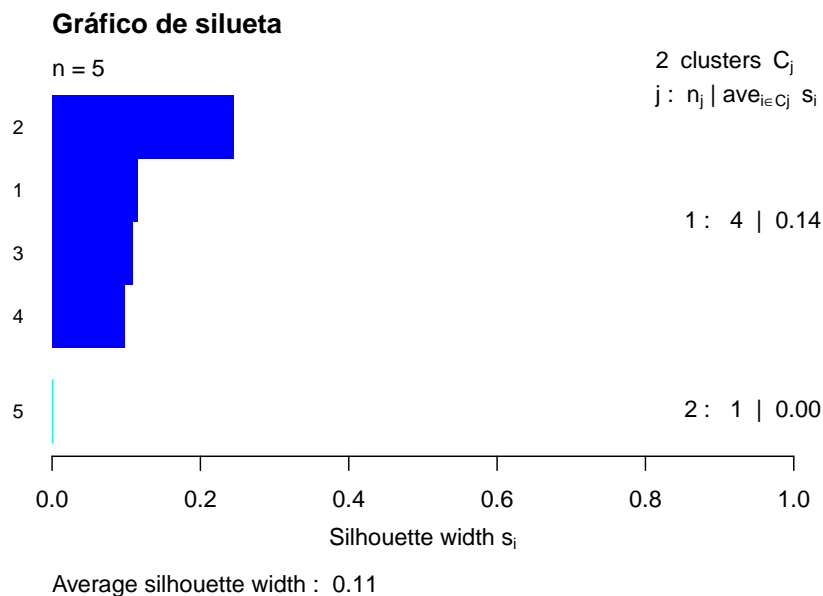
```
## Número óptimo de grupos k= 2
## Con un valor medio de anchura de la silueta de 0.1130222
```

A partir de este punto podría utilizar otras herramientas para definir el número de grupos. Ahora nos interesa saber si los grupos están balanceados y bien delimitados. Podemos utilizar el gráfico de la silueta

```
k<- 2
cutg <- cutree(ccom, k=k)
sil <- silhouette(cutg, dist1)
sil.o <- sortSilhouette(sil)

rownames(sil.o) <- row.names(S_BCI)[attr(sil.o, "i0rd")]

plot(sil.o, main= "Gráfico de silueta", cex.names = 0.8,
      col = cutg+3, nmax.lab=100)
```



Al parecer no ha sido el mejor ejemplo, sin embargo, podemos ver que los 2 grupos han sido consistentes. Vamos a probar con nuevos datos.

1.3 ANOSIM...Incluir

1.4 Ejercicio 2: Análisis de clasificación

Con el fin de determinar si existen agrupamientos de herbáceas dentro de una parcela permanente de 9ha en la Reserva Ecológica Arenillas realizaremos un análisis de Agrupamiento (Cluster).

Para esto disponemos de una matriz con datos de la composición de la comunidad que puede ser descargado aquí.

Los datos corresponden a un levantamiento de la vegetación de herbáceas en 4 tiempos distintos; final de invierno (abril 2012), estación seca (noviembre 2012), inicio del invierno (diciembre 2012), invierno (enero 2013). Se levantaron 4 cuadrantes de 0.5x0.5 m en cada vértice y centro de la parcela permanente de 9 hectáreas (113 muestras).

Con estos datos:

1. Calcular una matriz de disimilitud utilizando la distancia de Bray-Curtis.
2. Definir la mejor función de enlace para los tres métodos.
3. Definir usando la función `silhouette` cuantos grupos deberían generarse.
4. Realizar un gráfico del cluster y mostrar los grupos con la función `rect.hclust`
5. Evaluar si los grupos obtenidos responden a alguna de las variables de especies leñosas
6. Graficar las coordenadas “x” y “y” de las parcelas y colorear cada punto de acuerdo al grupo al que pertenece. Esto nos permitirá identificar si existe un patrón espacial en la generación de los grupos.

Chapter 2

Ordenaciones

En ecología es bastante normal que dispongamos de datos que están conformados por un conjunto de sitios o localidades, para los cuales tenemos una serie de variables. Estas variables puede ser cada especie o cada condición que levantemos en el sitio, de esta forma, un sitio va a tener tantas variables como especies o factores ambientales se registren.

En el capítulo de similitud ordenamos las parcelas en función de la cantidad de individuos de dos especies, de esta forma la distancia a la que se encontraba cada comunidad nos daba información sobre cuanto se parecían. Aunque esta es una forma fácil de **ordenar** nuestras comunidades, esta forma de graficar es solo posible con dos o máximo tres especies, pero pocas comunidades tienen únicamente tres especies, cuando tenemos más de tres especies es necesario buscar otras formas de ordenación que nos permitan rescatar el gradiente ambiental.

De esta forma, el objetivo de los métodos de ordenación es representar los datos a lo largo de un número reducido de ejes ortogonales, contruidos de tal manera que representan, en orden, las principales tendencias de los datos (Borcard et al., 2011).

Las ordenaciones pueden ser indirectas y directas (constreñidas). Las ordenaciones indirectas pueden ser utilizadas para interpretarse visualmente o asociadas a otros métodos, como regresión. Por su parte, las ordenaciones directas permiten hacer asociaciones con variables explicativas, generando un orden constreñido pobasado en unas variables explicativas.

2.1 Pasos previos a la Ordenación

1. Decidir qué ordenación realizar

Dentro de las ordenaciones directas e indirectas, existen muchos tipos de ordenaciones ¿Cómo saber qué ordenación debo utilizar? Una posibilidad es ver el tipo de respuesta de nuestros datos, si es una respuesta lineal (monotónica) o una respuesta unimodal (distribución en campana).

Una forma para determinar el tipo de respuesta de nuestros datos, es asumir una distribución normal y usar la desviación estándar como una medida del tipo de respuesta. Si nuestros datos tienen una dispersión con menos de tres desviaciones estándar, podremos asumir que nuestros datos tendrán una respuesta lineal (Figura 2.1a), mientras que si tiene más de tres desviaciones se asumirá una respuesta unimodal (Figura 2.1b).

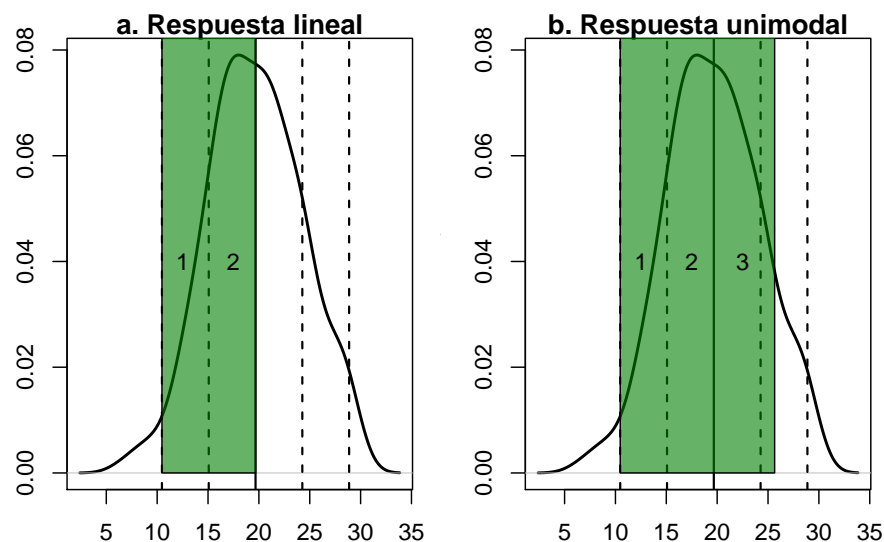


Figure 2.1: Definición del tipo de respuesta de la ordenación. El área sombreada en verde y los números marcan la cantidad de desviaciones y por lo tanto el tipo de respuesta esperado

Una vez que sabemos que tipo de respuesta tiene nuestros datos podemos decidir el tipo de ordenación, puesto que para cada una de estas respuestas cabe un análisis de ordenación, más adelante propondremos los análisis de ordenación constreñida y no constreñida para cada tipo de respuesta.

La función *decorana* del paquete **vegan** nos permite evaluar la longitud del gradiente (cantidad de desviaciones estándar). El uso de la función *decorana* necesitamos una matriz de datos con los casos en las filas y las especies en las columnas.

```
library(vegan)
```

```

#Cargamos los datos de Dune para usar como ejemplo
data(dune)

#Realizamos la ordenación
ord.dca <- decorana(dune)

#vemos el resultado de la ordenación
ord.dca

##
## Call:
## decorana(veg = dune)
##
## Detrended correspondence analysis with 26 segments.
## Rescaling of axes with 4 iterations.
##
##
##          DCA1    DCA2    DCA3    DCA4
## Eigenvalues  0.5117 0.3036 0.12125 0.14267
## Decorana values 0.5360 0.2869 0.08136 0.04814
## Axis lengths  3.7004 3.1166 1.30055 1.47888

```

Como vemos cuando ejecutamos el objeto de salida de la ordenación nos brinda alguna información, por ahora el que nos interesa es ver las unidades de desviación del eje 1 (DCA1). La longitud de este primer eje (axis lengths), muestra la cantidad de desviaciones, en el ejemplo de Dune, el eje DCA1 tiene una longitud de 3.7 unidades de desviación, con lo cual asumimos una respuesta unimodal. Al conocer el tipo de respuesta ya podemos decidir el tipo de ordenación (ver Tabla 2.1).

Algunas veces nuestros datos tienen restricciones sobre el tipo de distancias que se pueden usar para la ordenación. Por ejemplo, en los datos con muchos ceros no deberíamos utilizar una medida de distancia Euclidiana, deberíamos trabajar con distancia de Bray-Curtis (Ver ejercicio de Similitud. De esta forma, es posible que el tipo de distancia que hemos decidido usar defina el tipo de ordenación. En el caso del ejemplo, deberíamos usar el Escalado Multidimensional (Multidimensional Scaling).

2. Transformación y estandarización de los datos

Lo siguiente que debemos decidir es si es necesario transformar o estandarizar los datos (Ver ejercicio de Similitud). Muchos autores aconsejan que en medida de lo posible los datos no deberían ser transformados, sin embargo, si los datos son muy distintos es necesario realizar la transformación. Si revisan los datos de Dune verán que no existen diferencias importantes entre las abundancias de cada especie, por tanto, no se requiere hacer una transformación.

Recuerden, para transformar los datos definimos la variación entre variables. En variables con más de tres magnitudes de diferencia usamos logaritmo y con dos magnitudes de diferencia usamos raíz cuadrada.

Aunque no es necesario transformar, vamos hacer el ejercicio para entender cómo funciona este proceso. Usaremos la función `decostand` del paquete `vegan`, que se puede utilizar para la estandarización y para la transformación.

```
dsRaiz <- decostand(dune, "standardize", "hellinger")
#Estandarizado y transformado raíz cuadrada (hellinger)

dslog <- decostand(dune, "standardize", "log")
#Estandarizado y transformado logaritmo (log)

dsSta <- decostand(dune, "standardize")
```

Ahora que sabemos que tipo de ordenación debería realizar y mis datos estan listos para trabajar podemos iniciar los análisis de ordenación.

2.2 Ordenación indirecta o no constreñida

Las diferentes técnicas de ordenación, a excepción de los NMDS, se basan en la extracción de eigenvectors asociados con la matriz de datos. Los diferentes métodos de ordenación se pueden clasificar según la distancia preservada entre sitios y el tipo de variables que se usan.

Los métodos de ordenación como lo habíamos comentado intentan obtener información sobre la heterogeneidad que tienen los datos. En terminos sencillos la ordenación genera una nube de puntos basado en todas las variables (especies) que tiene nuestra comunidad, tendríamos un espacio multidimensional. Normalmente, esa nube de puntos será más alargada en ciertas direcciones y más aplanada en otras direcciones. La dirección donde la nube de puntos es más aplanada se corresponde con la dirección de mayor variabilidad de nuestros datos, donde el gradiente es más claro. Este es el primer eje de ordenación que se deberá extraer. A partir de aquí se buscarán otras direcciones que vayan en forma decreciente la cantidad de variación explicada (menos alargada). Cada eje extraído es ortogonal a los otros ejes, eso quiere decir que son linealmente independientes y no correlacionados.

Cuando en los datos hay estructuras claras (gradientes o grupos) y el método ha sido eficiente para extraerlas, entonces los primeros ejes contienen la mayor parte de la información útil, es decir, han extraído la mayor parte de la varianza de los datos. En ese caso, las distancias entre sitios en la proyección en un espacio

Table 2.1: Relación entre el tipo de variable y el método de ordenación no constreñida a utilizar

Medidas.de.Similitud	Tipo.de.Ordenación
Respuesta lineal	PCA
Respuesta Unimodal	CA/DCA
Bray-Curtis	PcoA/mMDS/nmMDS

reducido (con mayor frecuencia bidimensional) son relativamente similares a las distancias entre objetos en el espacio multidimensional.

Como lo comentamos anteriormente el decidir que ordenación usar depende del tipo de respuesta que tienen los datos y de la distancia que se utilizará. De esta forma, si los datos muestran una respuesta lineal se puede usar un análisis de componentes principales (PCA), mientras que si es unimodal podemos ajustar un análisis de correspondiente (CA) o análisis de correspondencia sin tendencia (DCA) (Tabla 2.1)

2.2.1 Métodos de ordenación.

1. *Principal Component Analysis (PCA)*

Esta técnica de ordenación es sencilla de interpretar, las distancias entre las muestras son interpretadas directamente como distancias euclidianas. Este método de ordenación es ampliamente usado con datos ambientales, donde el valor de cero es informativo, aunque se puede usar en datos biológicos previo una transformación. El PCA al usar distancias euclidianas es fuertemente afectado por ceros, y detecta relaciones lineales de los datos.

Además de las limitantes de los dobles ceros, otro inconveniente que puede tener esta ordenación, es que la proyección de las distancias euclidianas en un plano puede distorsionar algunas distancias en otros planos.

Los gráficos de dispersión de la ordenación PCA, los objetos (las comunidades) se representan como puntos y las variables se muestran como flechas.

Ahora vamos hacer un ejercicio rápido y ajustar un PCA a datos de arrestos en Estados Unidos. Estos datos que se encuentran en el paquete base de R contiene el porcentaje de asaltos (Assault), asesinatos (Murder) y secuestros (Rape) por cada 100,000 habitantes para cada uno de los 50 estados de USA (1973). Además, también incluye el porcentaje de la población de cada estado que vive en zonas rurales (UrbanPoP).

```
library(vegan)
data("USArrests")
head(USArrests, 4)
```

```
##           Murder Assault UrbanPop Rape
## Alabama    13.2      236         58 21.2
## Alaska     10.0      263         48 44.5
## Arizona     8.1      294         80 31.0
## Arkansas    8.8      190         50 19.5
```

```
#usaremos la función rda para ajustar un pca
pca.Arr <- rda(USArrests, scale = TRUE)
```

```
#el argumento scale = TRUE nos permite estandarizar los datos
#los arrestos como vemos son mucho más altos que las otras variables
```

```
#Vemos el resultado del ajuste
pca.summ <- summary(pca.Arr)
```

```
#Eigenvalues
```

```
#para obtener los eigenvalues le pedimos que del objeto que contiene el resumen del
#análisis (pca.summ) el elemento cont
pca.summ$cont
```

```
## $importance
## Importance of components:
##           PC1      PC2      PC3      PC4
## Eigenvalue    2.4802 0.9898 0.35656 0.17343
## Proportion Explained 0.6201 0.2474 0.08914 0.04336
## Cumulative Proportion 0.6201 0.8675 0.95664 1.00000
```

Los *eigenvalores* son medidas de la importancia (varianza) de los ejes. Pueden expresarse como proporciones explicadas, o proporciones de variación explicadas, dividiéndolas por la inercia total. En el caso del ejemplo vemos que el componente 1 (PC1) explica el 62% de la varianza de nuestros datos, y el segundo componente (PC2) el 24% en conjunto estos dos componentes explican el 86% de la variación de los datos.

```
#puntuación de las especies
pca.summ$species
```

```
##           PC1      PC2      PC3      PC4
## Murder   -1.5789353 0.7783309 -0.3812000 0.50581692
## Assault  -1.7182500 0.3498845 -0.2995557 -0.57919282
## UrbanPop -0.8196414 -1.6244933 -0.4222914 0.10430487
## Rape     -1.6011289 -0.3114185 0.9135612 0.06935934
```

La puntuación de las especies nos muestra como se asocia el primer componente a esa variable y el peso de esa variable. De esta forma, en el ejemplo, en el

primer componente las variables Assault, Murder y Rape son aproximadamente iguales entre ellas y bastante superiores al asignado a UrbanPoP y tienen una asociación negativa. En el caso del componente dos UrbanPop tiene un peso más importante en ese eje y su relación es negativa. Cuando usamos *vegan* para ajustar una ordenación las variables siempre serán mostradas como especies.

```
#Sitios
#Usamos la función head para que se despligue únicamente los 6 primeros sitios
head(pca.summ$sites)
```

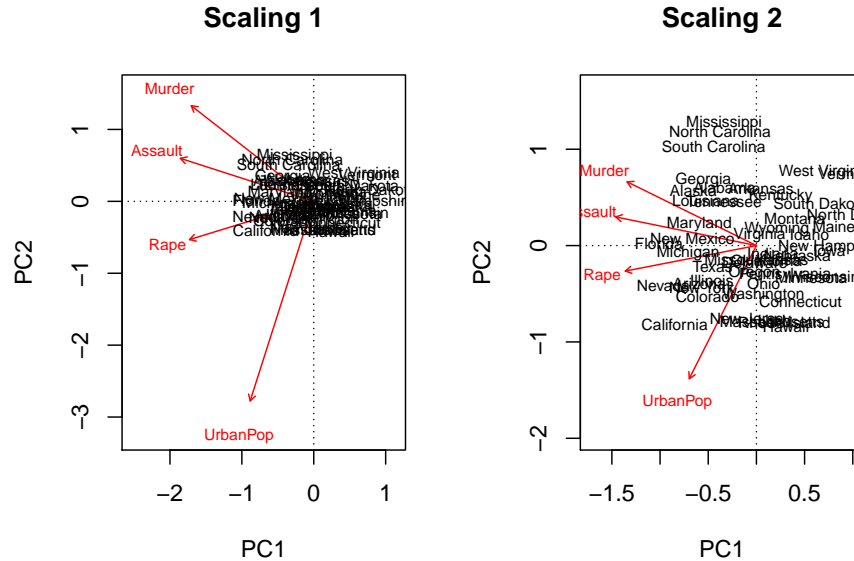
##		PC1	PC2	PC3	PC4
##	Alabama	-0.33114461	0.6028277	-0.39369198	0.19855667
##	Alaska	-0.65523534	0.5708197	1.80776363	-0.55727431
##	Arizona	-0.59241305	-0.3967588	0.04854442	-1.06052940
##	Arkansas	0.04751642	0.5955965	0.10153030	-0.23228377
##	California	-0.84804316	-0.8206544	0.53041541	-0.43454867
##	Colorado	-0.50888462	-0.5252599	0.97034832	0.00186132

Sitios se refiere al valor que recibe cada uno de los sitios (observaciones) en cada uno de los componentes, en un gráfico de doble entrada serían las coordenadas.

Finalmente, cuando queremos mostrar nuestra ordenación en un biplot o gráfico de dispersión, la forma en que se muestran los resultados pueden estar definidos de dos formas distintas. Scaling 1 es usado normalmente cuando nos interesa ver las diferencias entre los sitios. Mientras que scaling 2 es usado si lo que nos interesa es evaluar la relación entre las variables. Veamos la diferencia en la representación gráfica.

```
par(mfcol=c(1,2))

biplot(pca.Arr, scaling=1, main = "Scaling 1")
biplot(pca.Arr, scaling=2, main = "Scaling 2")
```



2. Principal Coordinates Analysis (PCoA)

PCoA, conocido también como escalado métrico multidimensional (MDS) es conceptualmente similar a PCA y análisis de correspondencia (CA) que preservan distancias Eudleicean y chi-cuadrado entre objetos, respectivamente, la diferencia con estos métodos de ordenación es que el PCoA puede preservar las distancias generadas a partir de cualquier medida de similitud o disimilitud permitiendo un manejo más flexible de datos ecológicos complejos. PCA se usa comúnmente para similitudes y PCoA para diferencias.

Una ventaja importante es que el PCoA permite manejar matrices de disimilitud calculadas a partir de variables cuantitativas, semicuantitativas, cualitativas y mixtas. En este caso la elección de la medida de similitud o disimilitud es crítica y debe ser adecuada para los datos con los que se está trabajando.

Aunque, este método presenta varias ventajas hay que recordar que el PCoA representa en el plano los componentes euclidianos de la matriz, incluso si la matriz contiene distancias no euclidianas.

Usaremos el paquete **ape** para implementar el PCoA y la función *pcoa* que computa la ordenación, para esto necesitamos una matriz de distancias o similitudes como entrada, usaremos el paquete **cluster** y la función *daisy* para calcular la distancia de gower.

```
#cargamos datos de ejemplo
library(vegan)
data("dune.env")
```

```
#calculamos la distancia de gower con datos mixtos
#variables numéricas y categóricas
library(cluster)
disGow <- daisy(dune.env, "gower")
```

```
#realizamos la ordenación y graficamos
library(ape)
pcoaDun <- pcoa(disGow)
```

```
#vemos los eigenvalores
head(pcoaDun$values)
```

```
## Eigenvalues Relative_eig Rel_corr_eig Broken_stick Cum_corr_eig
## 1 1.19219411 0.48682576 0.23125629 0.19417267 0.2312563
## 2 0.82108733 0.33528639 0.16891396 0.13861712 0.4001702
## 3 0.43337263 0.17696527 0.10378167 0.11083934 0.5039519
## 4 0.29088374 0.11878074 0.07984492 0.09232082 0.5837968
## 5 0.16285907 0.06650258 0.05833802 0.07843193 0.6421349
## 6 0.09522366 0.03888405 0.04697593 0.06732082 0.6891108
## Cumul_br_stick
## 1 0.1941727
## 2 0.3327898
## 3 0.4436291
## 4 0.5359499
## 5 0.6143819
## 6 0.6817027
```

```
#Estos nos muestran la importancia de cada variable para cada sitio
```

```
#Vemos los eigenvectores
head(pcoaDun$vectors)
```

```
## Axis.1 Axis.2 Axis.3 Axis.4 Axis.5
## 1 -0.3443117 -0.006165232 -0.17924745 0.064288860 0.074076828
## 2 -0.1739767 -0.186573785 -0.01909423 0.139208775 -0.031395356
## 3 -0.2427457 0.082399005 -0.19564033 0.005128101 -0.001429953
## 4 -0.2431447 0.080725620 -0.19479484 0.004387051 -0.009284373
## 5 -0.1023988 -0.237047606 0.07382832 -0.197239144 0.090734919
## 6 -0.1898342 -0.136476269 0.09302420 -0.081997169 0.120775554
## Axis.6 Axis.7 Axis.8 Axis.9
## 1 -0.05466493 0.07969362 -0.01353679 0.003088923
## 2 0.14465676 0.01811985 -0.04251420 -0.001681605
## 3 -0.06254740 -0.06382868 -0.01038631 -0.007311375
## 4 -0.06626271 -0.06479374 -0.01775386 0.005158402
```

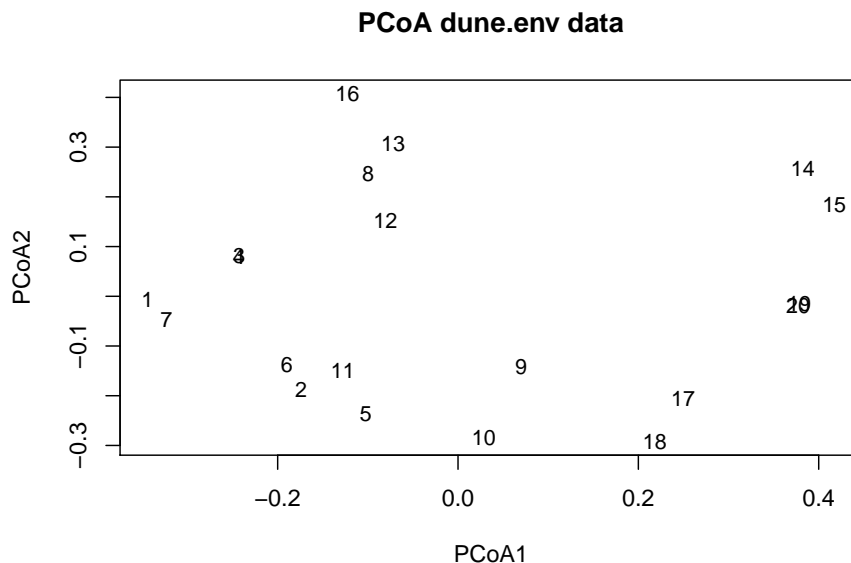
```
## 5  0.03100643  0.06066075  0.04952928 -0.005193289
## 6  0.08378295 -0.06217703 -0.02778954  0.002705063
```

#son los vectores que se usan para la ordenación

Muy bien ahora podemos graficar los datos y ver como se organizan en el espacio.

```
plot(pcoaDun$vectors[,1], pcoaDun$vectors[,2], type = "n", xlab = "PCoA1", ylab = "PCoA2",
     axes = TRUE, main = "PCoA dune.env data")

text(pcoaDun$vectors[,1], pcoaDun$vectors[,2], labels(disGow),
     cex = 0.9, xpd = TRUE)
```



3. Correspondence Analysis (CA)

Implícitamente se generan distancias de Chi-cuadrado entre las muestras por lo que no es afectado por matrices con doubles ceros. Se basa en un modelo de respuesta unimodal de las especies a los gradientes ambientales subyacentes. Uno de los principales problemas de este análisis es que la ordenación genera un “Efecto arco” causado por la respuesta unimodal de la abundancia de especies a un gradiente ambiental.

Este análisis es implementado dentro del paquete **vegan**, para ajustar un CA usamos la función *cca*

```

data(dune)

#ajustamos el ca
ca.dune <- cca(dune)

#extraemos los datos
caSum <- summary(ca.dune)

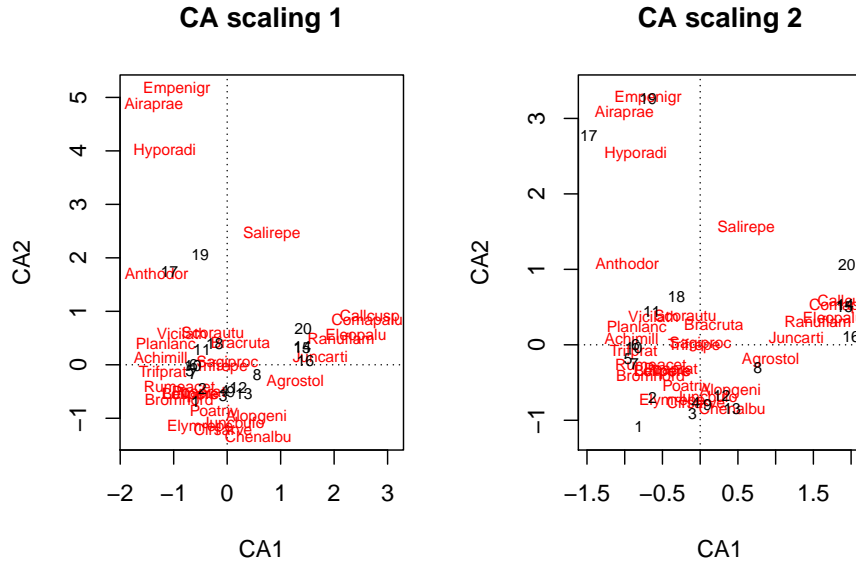
#Eigenvalores
caSum$cont

## $importance
## Importance of components:
##
##          CA1      CA2      CA3      CA4      CA5      CA6      CA7
## Eigenvalue    0.5360 0.4001 0.2598 0.17598 0.14476 0.10791 0.09247
## Proportion Explained 0.2534 0.1892 0.1228 0.08319 0.06844 0.05102 0.04372
## Cumulative Proportion 0.2534 0.4426 0.5654 0.64858 0.71702 0.76804 0.81175
##
##          CA8      CA9      CA10     CA11     CA12     CA13
## Eigenvalue    0.08091 0.07332 0.05630 0.04826 0.04125 0.03523
## Proportion Explained 0.03825 0.03466 0.02661 0.02282 0.01950 0.01665
## Cumulative Proportion 0.85000 0.88467 0.91128 0.93410 0.95360 0.97025
##
##          CA14     CA15     CA16     CA17     CA18
## Eigenvalue    0.020529 0.014911 0.009074 0.007938 0.007002
## Proportion Explained 0.009705 0.007049 0.004290 0.003753 0.003310
## Cumulative Proportion 0.979955 0.987004 0.991293 0.995046 0.998356
##
##          CA19
## Eigenvalue    0.003477
## Proportion Explained 0.001644
## Cumulative Proportion 1.000000

#el primer componente explica el 25% de la variación

#Ahora graficamos
par(mfcol=c(1,2))
plot(ca.dune, scaling = 1, main="CA scaling 1")
plot(ca.dune, scaling = 2, main="CA scaling 2")

```



Recuerde: Al igual que en el PCA usamos *scaling 1* cuando lo que nos interesa es evaluar la relación entre sitios, mientras que *scaling 2* usamos cuando nos interesa evaluar la relación entre especies.

4. Detrended Correspondence Analysis (DCA, DECORANA)

Es una extensión del CA que corrige el efecto arco. Este método realiza una ordenación por segmentos y luego los alinea con el fin de evitar la curvatura. Muchos autores proponen que este tipo de análisis implica una excesiva manipulación de los datos (Pielou 1984).

Este análisis es implementado dentro del paquete **vegan**, para ajustar un CA usamos la función *dca*

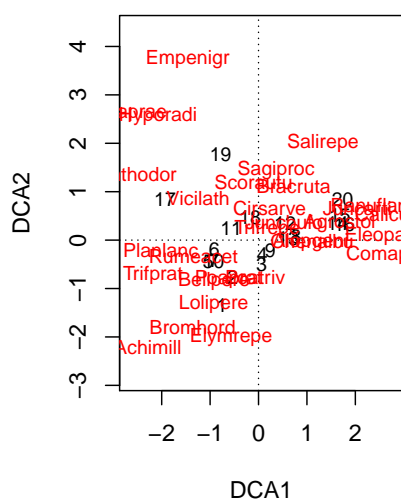
```
#ajustamos el dca
dca.dune <- decorana(dune)
dca.dune

##
## Call:
## decorana(veg = dune)
##
## Detrended correspondence analysis with 26 segments.
## Rescaling of axes with 4 iterations.
##
##              DCA1   DCA2   DCA3   DCA4
```



```
## Eigenvalues      0.5117 0.3036 0.12125 0.14267
## Decorana values 0.5360 0.2869 0.08136 0.04814
## Axis lengths    3.7004 3.1166 1.30055 1.47888
```

```
#Ahora graficamos
par(mfcol=c(1,2))
plot(dca.dune)
```



5. Nonmetric Multidimensional Scaling (NMDS)

Una de las principales características de este método es que permite ajustar la ordenación con cualquier método de distancias. De esta forma se pueden usar distancias que sean biológicamente relevantes. Un problema de este método es que la ordenación de las muestras utiliza el orden relativo de las distancias entre muestras y no los valores absolutos de los coeficientes de similitud. Esto significa que si la muestra 1 es más parecida a la 2 que a la 3 entonces se localizará más cercana a la muestra 2 que a la 3, sin embargo, esa diferencia entre distancias no necesariamente tendrá la dimensión exacta. Por eso la representación gráfica del nMDS sufre menos distorsiones respecto a las distancias reales.

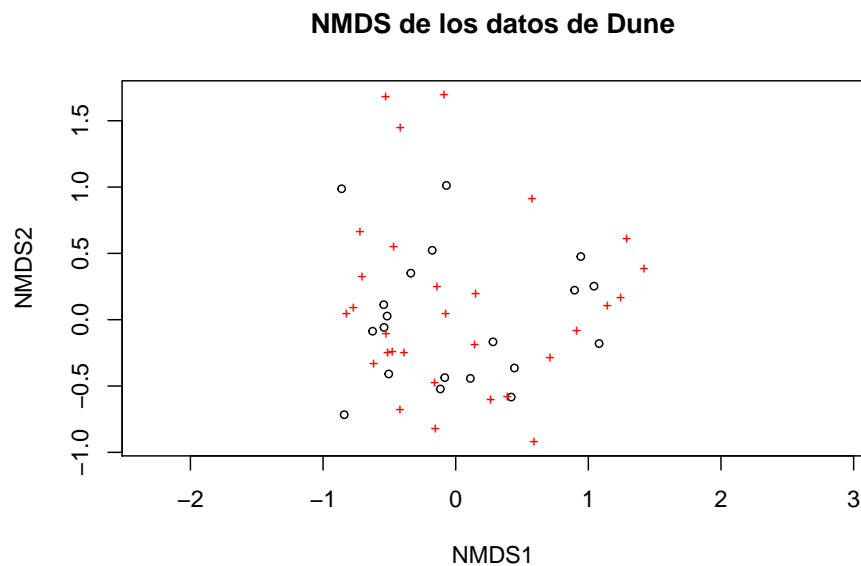
```
nm.ds.dune <- metaMDS(dune,distance="bray", k=2, trymax=50)
nm.ds.dune
```

A diferencia de los otros metodos que hemos visto hasta aquí el NMDS, el stress es el que nos muestra que tan efectiva ha sido la ordenación. El valor de estrés

(stress) nos indica la cantidad de varianza que **NO** se ajustó, mientras más bajo es el estrés mayor varianza explica. Una regla general, aunque discutida, es que las ordenaciones con estrés >0.05 proporciona una representación *excelente* en las dimensiones reducidas, >0.1 es *muy bueno*, >0.2 es *bueno* con valores de estrés >0.3 se dice que la ordenación proporciona una pobre representación de la variación de los datos. En nuestro ejemplo el stress podría considerarse muy bueno.

```
#graficamos la ordenación
```

```
plot(nmds.dune, main="NMDS de los datos de Dune")
```



Chapter 3

Graficar los resultados

Como hemos visto existen diferentes formas de graficar los resultados de la ordenación. A continuación mostramos una forma de personalización del gráfico de ordenación que se aplica a la mayor parte de ordenaciones.

```
plot(nmds.dune, type="n") # para dibujar un plot vacío
points(nmds.dune, display="sites", cex=0.8, pch=21, col="black", bg="yellow")
text(nmds.dune, display="spec", cex=0.5, col="blue")
```

Podemos ver en la figura 3.1 que ciertas especies están asociadas con ciertas localidades esto nos podría servir para explorar los datos.

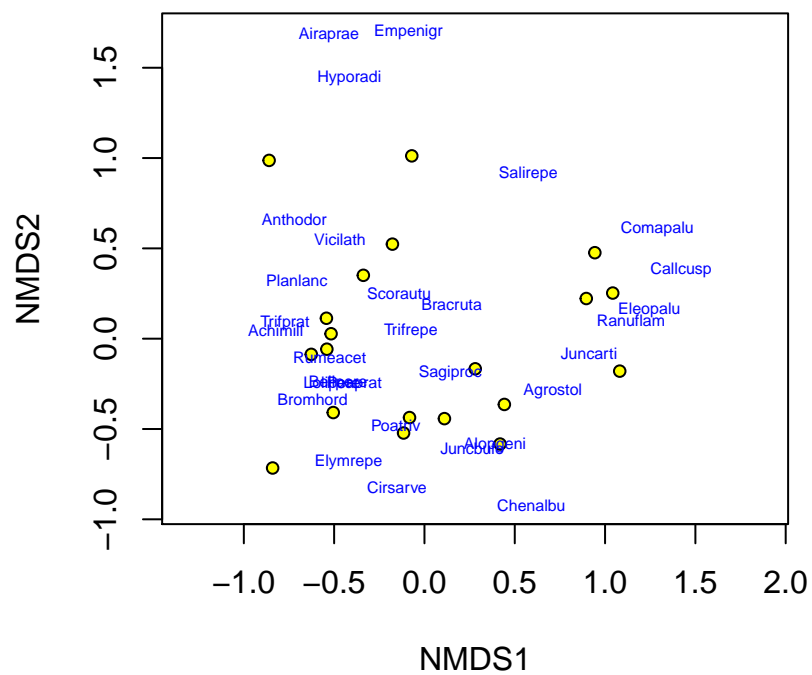


Figure 3.1: Representación gráfica del NMDS

Chapter 4

Interpretación ambiental

Como lo mencionamos previamente las ordenaciones indirectas no sirven para testar hipótesis, este método nos permite organizar nuestras variables en un espacio dimensional más reducido. Sin embargo, podríamos usar estos ejes y relacionarlos con variables ambientales. Vamos a usar el paquete `vegan` para ajustar un modelo que permita evaluar el efecto de las variables ambientales a la ordenación.

```
data(varechem)
data(varespec)
vare.mds <- metaMDS(varespec, trace = FALSE)
ef <- envfit(vare.mds, varechem, permu = 999)
ef
```

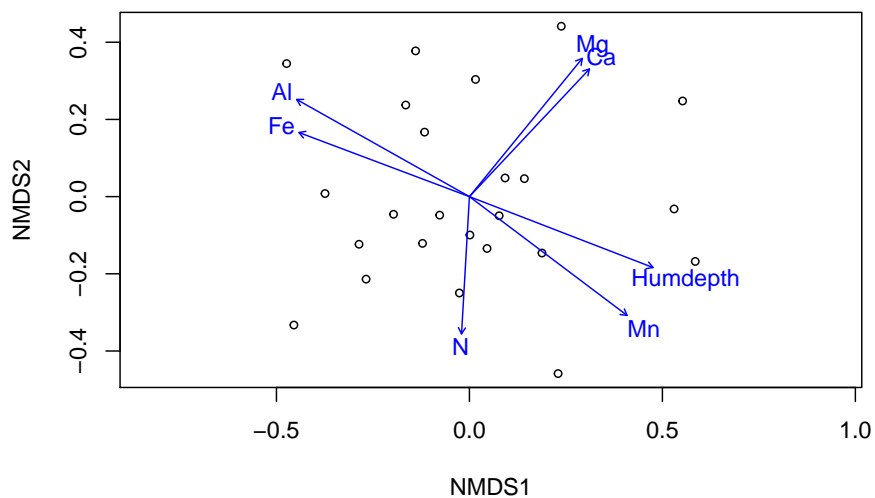


```
##
## ***VECTORS
##
##           NMDS1    NMDS2    r2 Pr(>r)
## N          -0.05733 -0.99836 0.2536 0.049 *
## P           0.61971  0.78483 0.1938 0.091 .
## K           0.76644  0.64231 0.1809 0.125
## Ca          0.68520  0.72836 0.4119 0.004 **
## Mg          0.63252  0.77454 0.4270 0.003 **
## S           0.19139  0.98151 0.1752 0.145
## Al         -0.87161  0.49021 0.5269 0.001 ***
## Fe         -0.93601  0.35197 0.4451 0.003 **
## Mn          0.79874 -0.60167 0.5231 0.001 ***
## Zn          0.61754  0.78654 0.1879 0.104
## Mo         -0.90311  0.42942 0.0609 0.518
## Baresoil    0.92488 -0.38025 0.2508 0.063 .
```

```
## Humdepth 0.93284 -0.36028 0.5201 0.001 ***
## pH       -0.64803 0.76162 0.2308 0.072 .
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Permutation: free
## Number of permutations: 999
```

Ahora podemos ver las variables que son significativas para explicar la ordenación de los datos.

```
plot(vare.mds, display = "sites")
plot(ef, p.max = 0.05)
```



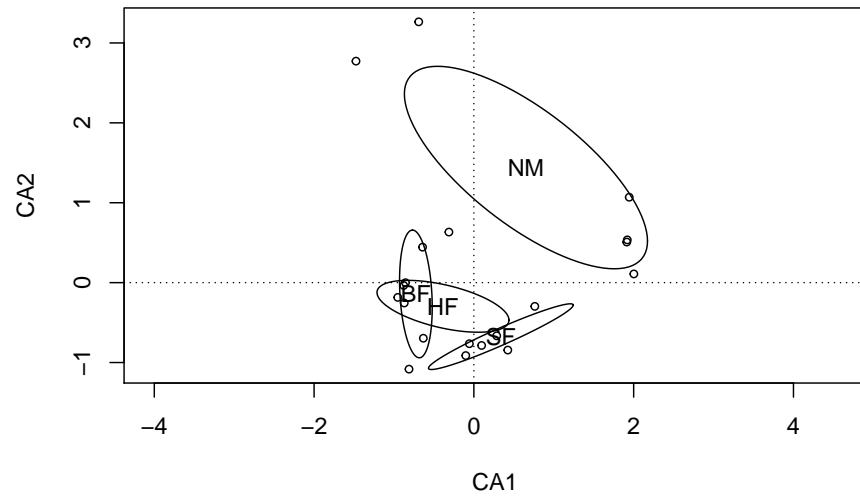
Con variables categóricas podríamos hacer el mismo procedimiento pero tener una grafica de salida un poco diferente.

```
ef <- envfit(ca.dune, dune.env, permutations = 999)
ef
```

```
##
## ***VECTORS
##
##          CA1          CA2          r2 Pr(>r)
## A1 0.998160 0.060614 0.3104 0.041 *
```

```
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Permutation: free
## Number of permutations: 999
##
## ***FACTORS:
##
## Centroids:
##           CA1      CA2
## Moisture1  -0.7484 -0.1423
## Moisture2  -0.4652 -0.2156
## Moisture4   0.1827 -0.7315
## Moisture5   1.1143  0.5708
## ManagementBF -0.7258 -0.1413
## ManagementHF -0.3867 -0.2960
## ManagementNM  0.6517  1.4405
## ManagementSF  0.3376 -0.6761
## UseHayfield -0.2861  0.6488
## UseHaypastu -0.0735 -0.5602
## UsePasture   0.5163  0.0508
## Manure0      0.6517  1.4405
## Manure1     -0.4639 -0.1738
## Manure2     -0.5872 -0.3600
## Manure3      0.5187 -0.3172
## Manure4     -0.2059 -0.8775
##
## Goodness of fit:
##           r2 Pr(>r)
## Moisture  0.4113 0.005 **
## Management 0.4441 0.003 **
## Use       0.1845 0.099 .
## Manure    0.4552 0.007 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Permutation: free
## Number of permutations: 999
```

```
plot(ca.dune, display = "sites", type = "p")
with(dune.env, ordiellipse(ca.dune, Management, kind = "se", conf = 0.95, label= TRUE))
```



Chapter 5

Ejercicio

Los datos que se presentan aquí corresponden a rasgos asociados a procesos de dispersión de semillas, incluyendo los potenciales grupos de dispersores. Colectamos información de 10 rasgos de frutos y semillas de 71 especies leñosas. Se registraron seis rasgos de frutos; tipo, color, peso, largo, ancho y número de semillas. Para semillas se registraron tres rasgos; peso, longitud y ancho. Adicionalmente se asignó un síndrome de dispersión a cada especie.

Los rasgos de frutos y semillas colectados en este trabajo, han sido asociados con la habilidad de las plantas para lidiar con el estrés. Muller-Landau (2010) sugiere que las especies con semillas pequeñas tienen una ventaja en fertilidad y dispersión, por producir más semillas y facilitar su desplazamiento a grandes distancias. Por otro lado, las semillas grandes tienen la ventaja tolerancia al estrés, porque estas proveen energía y material para el crecimiento de las plántulas. Una mayor contribución de nutrientes en semillas grandes facilita la sobrevivencia bajo ambientes más estresantes, ya sea por sombra, humedad, herbivoría o perturbaciones.

En este contexto, esperamos que los ambientes menos estresantes estén dominados por especies con semillas pequeñas, pero un amplio rango de tamaños de semillas. En ambientes de mayor estrés, se espera encontrar un subconjunto de especies con semillas grandes y baja capacidad de dispersión.

Para analizar el impacto del disturbio sobre la estructura de la comunidad en términos de rasgos funcionales usaremos tres variables que han mostrado ser un subrogado de perturbaciones antrópicas; (1) distancia al centro poblado más cercano, (2) peso de excretas de ganado, (3) número de árboles con DBH > 20 cm, donde un bajo número de árboles grandes implica una alta perturbación. Puede obtener los datos de aquí

Vamos a analizar por separado los rasgos cualitativos y los cuantitativos.

Para analizar los efectos de la perturbación sobre los rasgos cualitativos de

Table 5.1: Relación entre el tipo de variable y el método de ordenación a utilizar

Medidas.de.Similitud	Tipo.de.Ordenación	Tipo.Ordenación.Constreñida
Respuesta lineal	PCA	RDA (Redundancy Analysis)
Respuesta Unimodal	CA/DCA	CCA (Canonical Correspondence Analysis)
Bray-Curtis	PcoA/mMDS/nmMDS	PERMANOVA

los frutos vamos a ajustar un PCA para cada rasgo; tipo de fruto, síndrome de dispersión y color del fruto. Utilizaremos la matriz de datos morfológicos cualitativos. Realizamos un modelo lineal usando el primer eje del PCA como variable de respuesta y cada una de las tres variables de perturbación como variables explicativas. Usaremos la función “rda” del paquete “vegan” para ajustar el PCA, y la función “lm” del paquete “stats” para el modelo lineal.

5.1 Ordenaciones directas o constreñidas

Si bien las técnicas de ordenación indirecta nos permiten descubrir ciertos patrones, no nos permite testar hipótesis y ver las relaciones de esta matriz con otras variables.

Si disponemos de una matriz de variables explicativas es posible utilizar análisis de ordenación constreñidos. De esta forma, esta matriz representa la información que tenemos sobre cada una de las muestras y podemos usarla para predecir los valores de las variables respuesta (la composición de especies).

Al igual que para los análisis de ordenaciones no constreñidas el tipo de ordenación depende de la respuesta que tenemos en las variables (Tabla 5.1)

Una interesante propiedad de los análisis de ordenación constreñidos es que puedo hacer una ordenación parcial. Esta propiedad me permite evaluar como un grupo de variables pueden influir en mi matriz de respuesta. Podría dividir la información, por ejemplo, en variables ambientales y variables bióticas y ver cuánto explica cada una y cuánto explican en conjunto.

5.2 Realizando una ordenación constreñida

Al igual que en el caso de la ordenación no constreñida debemos decidir el tipo de ordenación constreñida que vamos hacer. En el caso de los datos de *Dune* sabemos que la respuesta es unimodal por lo que escogeremos un análisis canónico de correspondencias (CCA) para nuestra ordenación constreñida.

Para hacer la ordenación constreñida necesitamos una matriz con variables explicativas, utilizaremos las variables provistas en el paquete *vegan* denominadas `env.env`.

```
data("dune.env") #Llamamos a los datos

ord.cca <- cca(dune~ A1 + Use, data=dune.env)
ord.cca

## Call: cca(formula = dune ~ A1 + Use, data = dune.env)
##
##              Inertia Proportion Rank
## Total          2.1153      1.0000
## Constrained    0.4724      0.2233   3
## Unconstrained  1.6429      0.7767  16
## Inertia is scaled Chi-square
##
## Eigenvalues for constrained axes:
##   CCA1   CCA2   CCA3
## 0.27630 0.14929 0.04683
##
## Eigenvalues for unconstrained axes:
##   CA1   CA2   CA3   CA4   CA5   CA6   CA7   CA8   CA9   CA10
## 0.3792 0.3091 0.2093 0.1629 0.1308 0.0965 0.0758 0.0731 0.0483 0.0456
##   CA11  CA12  CA13  CA14  CA15  CA16
## 0.0431 0.0237 0.0163 0.0141 0.0108 0.0042
```

Lo que podemos ver es que la variable A1 más Use explican el 22.33% de la variación en los datos.

La decisión de que modelos deberían generar debe responder a una lógica ecológica, así podemos probar como algunas variables juegan o no un rol en la estructura de la comunidad.

Una herramienta que podríamos utilizar para analizar la importancia de cada variable es utilizar la función `envfit`, esta función permite relacionar la ordenación no constreñida con las variables explicativas y mediante un test de permutación mostrarnos que variables se asocian significativamente con la ordenación.

```
fitVar <- envfit(ord.cca, dune.env)
fitVar

##
## ***VECTORS
##
##           CCA1           CCA2      r2 Pr(>r)
## A1  0.996690 -0.081278 0.4812  0.011 *
## ---
```

```
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Permutation: free
## Number of permutations: 999
##
## ***FACTORS:
##
## Centroids:
##           CCA1    CCA2
## Moisture1  -0.7841  0.1023
## Moisture2  -0.7047 -0.3941
## Moisture4  -0.0690 -1.1244
## Moisture5   1.4052  0.5459
## ManagementBF -0.8428  0.0317
## ManagementHF -0.3461 -0.1831
## ManagementNM  0.9747  2.0835
## ManagementSF  0.1233 -1.3692
## UseHayfield -0.3809  1.2869
## UseHaypastu -0.1953 -1.0131
## UsePasture   0.8511 -0.0640
## Manure0      0.9747  2.0835
## Manure1     -0.5822  0.0043
## Manure2     -0.5826 -0.3399
## Manure3      0.6233 -0.6456
## Manure4     -0.7009 -1.5898
##
## Goodness of fit:
##           r2 Pr(>r)
## Moisture  0.3176 0.035 *
## Management 0.4941 0.001 ***
## Use       0.3204 0.005 **
## Manure    0.5105 0.001 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Permutation: free
## Number of permutations: 999
```

Podemos utilizar el *Goodness of fit* para ver cuáles son las variables que ajustan la ordenación y utilizar estas para hacer el modelo constreñido. En este caso utilizaremos Manure y Management.

```
ord.ccafit <- cca(dune~Manure+Management, data=dune.env)
ord.ccafit
```

```
## Call: cca(formula = dune ~ Manure + Management, data = dune.env)
##
```

```
##              Inertia Proportion Rank
## Total          2.1153      1.0000
## Constrained    0.8766      0.4144    6
## Unconstrained  1.2386      0.5856   13
## Inertia is scaled Chi-square
## Some constraints were aliased because they were collinear (redundant)
##
## Eigenvalues for constrained axes:
##   CCA1   CCA2   CCA3   CCA4   CCA5   CCA6
## 0.3617 0.2271 0.1454 0.0655 0.0418 0.0353
##
## Eigenvalues for unconstrained axes:
##   CA1    CA2    CA3    CA4    CA5    CA6    CA7    CA8    CA9    CA10
## 0.4082 0.1592 0.1493 0.1252 0.0962 0.0774 0.0649 0.0424 0.0382 0.0312
##   CA11   CA12   CA13
## 0.0251 0.0121 0.0090
```

Como vemos con este procedimiento subimos al 41% de la varianza explicada.

Podemos utilizar la función `anova` para evaluar la significancia de cada variable dentro del modelo, de forma separada.

```
ord.ccaT <- cca(dune~ ., data=dune.env)
anova(ord.ccaT, by="term", permu=1000)
```

```
## Permutation test for cca under reduced model
## Terms added sequentially (first to last)
## Permutation: free
## Number of permutations: 999
##
## Model: cca(formula = dune ~ A1 + Moisture + Management + Use + Manure, data = dune.env)
##              Df ChiSquare      F Pr(>F)
## A1              1   0.22476 2.5704 0.014 *
## Moisture        3   0.51898 1.9783 0.014 *
## Management      3   0.39543 1.5074 0.072 .
## Use             2   0.10910 0.6238 0.926
## Manure          3   0.25490 0.9717 0.528
## Residual        7   0.61210
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Como vemos esto cambia lo que inicialmente habíamos decidido, esto es debido a que algunas de las variables pueden estar correlacionadas entre ellas.

Bien ahora necesitamos graficar los resultados. Podemos utilizar la función `plot` e ir graficando cada uno de los componentes (Figura 5.1).

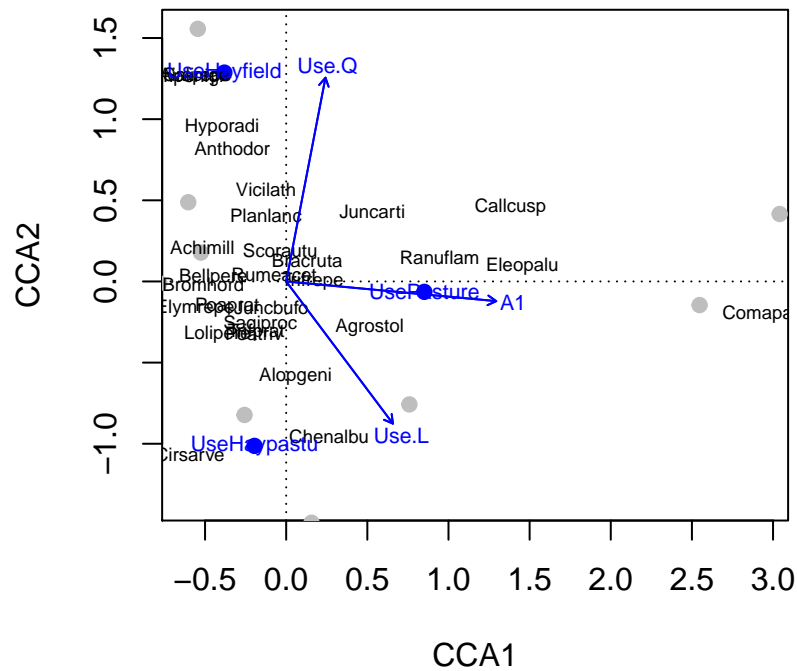


Figure 5.1: Representación gráfica del CCA

```
plot(ord.cca, dis="sp", type="n")
points(ord.cca, dis="sites", pch=19, col="grey")
points(ord.cca, display="cn", col="blue", pch=19)
text(ord.cca, dis="sp", cex=0.6)
text(ord.cca, display = "cn", col="blue", cex=0.7)
```

Muchas veces uno de los problemas que tenemos para graficar los datos es que los nombres de las especies son muy largos, en estos casos podemos utilizar una función que se denomina `make.cephnames` la cual permite acortar los nombres.

```
data(BCI)
names(BCI[1:5])
```

```
## [1] "Abarema.macradenia"      "Vachellia.melanoceras" "Acalypha.diversifolia"
```

```
## [4] "Acalypha.macrostachya" "Adelia.triloba"
```

```
short <- make.cepnames(names(BCI[1:5]))  
short
```

```
## [1] "Abarmacr" "Vachmela" "Acaldive" "Acalmacr" "Adeltril"
```

Existen procedimientos para construir modelos que ahora no tocaremos, puede encontrar más información en Oksanen 2015

Nota: para realizar un permanova debemos utilizar la función `adonis`. El procedimiento es similar al desarrollo del `cca`.

5.3 Ejercicio 3: Análisis de Ordenación

Con los datos utilizados para realizar el análisis de aglomerados, vamos a realizar un análisis de ordenación constreñida.

- Defina que tipo de ordenación constreñida debe realizar para explicar la variación de los datos de herbáceas.
- Realice un análisis para definir las variables que se debería utilizar en el análisis
- Ajuste un modelo y defina el porcentaje de variación explicado.
- Compare los resultados de la ordenación directa si en vez de transformar los datos corremos los modelos con los datos brutos.
- Realice un gráfico del modelo desarrollado.

Bibliography

Borcard, D., Gillet, F., and Legendre, P. (2011). *Numerical Ecology with R*.