R para datos de biologging

Modelos ocultos de Markov en R

Rocío Joo

Nov.-Dic. 2020

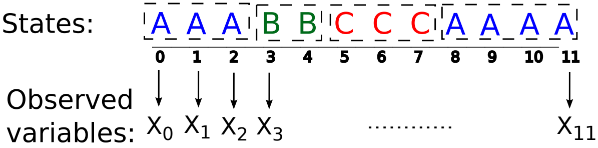
Objetivos de esta unidad

- Introducir los modelos ocultos de Markov
- Implementar estos modelos en R con `momentuHMM`
  - Modelo simple con 3 estados
  - Modelo con 4 estados con restricciones en las transiciones
  - Modelo con covariables condicionando las transiciones y variables observadas
- Referencias sobre más teoría y práctica

Modelos ocultos de Markov

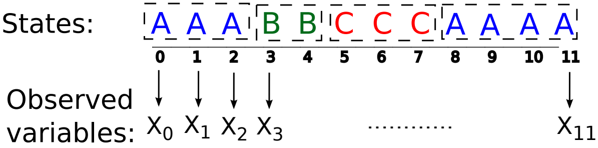
¿Qué son?

¿Qué son?


States:
A A A B B C C C A A A A
0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11
Observed variables:
X_0 X_1 X_2 X_3 .... X_{11}

Modelos ocultos de Markov

¿Qué son?



$$
\begin{array}{llllll}
\text{Estado:} & S_{t-1} & \rightarrow & S_t & \rightarrow & S_{t+1} \\
 & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow \\
\text{Obs:} & Z_{t-1} & & Z_t & & Z_{t+1}
\end{array}
$$

Modelos ocultos de Markov

$$\begin{array}{lccccc} \text{Estado:} & S_{t-1} & \rightarrow & S_t & \rightarrow & S_{t+1} \\ & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow \\ \text{Obs:} & Z_{t-1} & & Z_t & & Z_{t+1} \end{array}$$

Modelos ocultos de Markov

$$\begin{array}{lccccc} \text{Estado:} & S_{t-1} & \rightarrow & S_t & \rightarrow & S_{t+1} \\ & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow \\ \text{Obs:} & Z_{t-1} & & Z_t & & Z_{t+1} \end{array}$$

- Proceso de Markov escondido y subyacente $\{S_t\}$:
  $P(S_t = s_t \mid S_{t-1} = s_{t-1}) = P(S_t = j \mid S_{t-1} = i) = \gamma_{ij}$

Modelos ocultos de Markov

$$
\begin{array}{lccccc}
\text{Estado:} & S_{t-1} & \rightarrow & S_t & \rightarrow & S_{t+1} \\
 & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow \\
\text{Obs:} & Z_{t-1} & & Z_t & & Z_{t+1}
\end{array}
$$

- Proceso de Markov escondido y subyacente $\{S_t\}$:
  $P(S_t = s_t \mid S_{t-1} = s_{t-1}) = P(S_t = j \mid S_{t-1} = i) = \gamma_{ij}$
- Proceso de observación dependiente del estado $\{Z_t\}$:
  $P(Z_t = z_t \mid S_t = s_t)$

Modelos ocultos de Markov

$$
\begin{array}{lccccc}
\text{Estado:} & S_{t-1} & \rightarrow & S_t & \rightarrow & S_{t+1} \\
 & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow \\
\text{Obs:} & Z_{t-1} & & Z_t & & Z_{t+1}
\end{array}
$$

- Proceso de Markov escondido y subyacente $\{S_t\}$:
  $P(S_t = s_t \mid S_{t-1} = s_{t-1}) = P(S_t = j \mid S_{t-1} = i) = \gamma_{ij}$
- Proceso de observación dependiente del estado $\{Z_t\}$:
  $P(Z_t = z_t \mid S_t = s_t)$
- t es discreto

Trabajaremos con datos de Michelot et al. 2017.

- Southern elephant seal (*Mirounga leonina*)
- Tracks Argos de 15 individuos (8 hembras adultas y 7 machos sub-adultos) en Kerguelen.
- Pre-procesamiento de datos con modelos espacio-estado.

Los datos están en el GD: ./R-Rocío/05-HMM/Datos/

Trabajaremos con datos de Michelot et al. 2017.

- Southern elephant seal (*Mirounga leonina*)
- Tracks Argos de 15 individuos (8 hembras adultas y 7 machos sub-adultos) en Kerguelen.
- Pre-procesamiento de datos con modelos espacio-estado.

Los datos están en el GD: ./R-Rocío/05-HMM/Datos/

```
path_data <- "./data/"
trackData <- read.csv(paste0(path_data,"seal_tracks.csv"))
head(trackData)
```

```
##   ID      lon       lat                date
## 1  1 70.60946 -49.60737 2014-02-11 10:34:58
## 2  1 70.82908 -50.08287 2014-02-11 20:10:58
## 3  1 70.90029 -50.32835 2014-02-12 05:46:58
## 4  1 70.85766 -50.54746 2014-02-12 15:22:58
## 5  1 70.63792 -50.90529 2014-02-13 00:58:58
## 6  1 70.48480 -50.99666 2014-02-13 10:34:58
```

```r
str(trackData)
```

```
## 'data.frame':    7353 obs. of  4 variables:
##  $ ID  : int  1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
##  $ lon : num  70.6 70.8 70.9 70.9 70.6 ...
##  $ lat : num  -49.6 -50.1 -50.3 -50.5 -50.9 ...
##  $ date: Factor w/ 7353 levels "2013-02-13 22:27:43",..: 44
```

```r
str(trackData)
```

```
## 'data.frame':    7353 obs. of  4 variables:
##  $ ID  : int  1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
##  $ lon : num  70.6 70.8 70.9 70.9 70.6 ...
##  $ lat : num  -49.6 -50.1 -50.3 -50.5 -50.9 ...
##  $ date: Factor w/ 7353 levels "2013-02-13 22:27:43",..: 44
```

Los pasos de tiempo son regulares.

```r
dates <- as.character(trackData[,4])
time_dif <- diff.Date(as.POSIXct(dates, tz = "GMT"))
head(time_dif)
```

```
## Time differences in hours
## [1] 9.6 9.6 9.6 9.6 9.6 9.6
```

Preparando los datos

Intentaremos identificar estados escondidos a partir de los desplazamientos (step) y el cambio de ángulo (angle).

`momentuHMM` permite calcularlos fácilmente con `prepData`

Preparando los datos

Intentaremos identificar estados escondidos a partir de los desplazamientos (step) y el cambio de ángulo (angle).

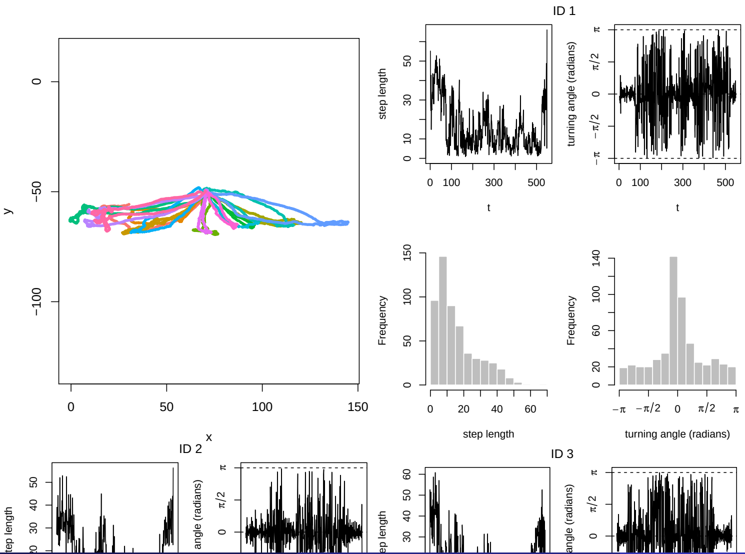
`momentuHMM` permite calcularlos fácilmente con `prepData`

```
library(momentuHMM)
data <- prepData(trackData, type = "LL",
                 coordNames = c("lon", "lat"))
head(data)
```

```
##   ID     step      angle                date        x
## 1  1 55.19656         NA 2014-02-11 10:34:58 70.60946 -49.6
## 2  1 27.77600 -0.1051839 2014-02-11 20:10:58 70.82908 -50.0
## 3  1 24.56027 -0.3069499 2014-02-12 05:46:58 70.90029 -50.3
## 4  1 42.72315 -0.2468352 2014-02-12 15:22:58 70.85766 -50.5
## 5  1 14.80219 -0.4426067 2014-02-13 00:58:58 70.63792 -50.9
## 6  1 27.87312  0.9141237 2014-02-13 10:34:58 70.48480 -50.9
```

Se pueden explorar visualmente los datos del nuevo objeto `momentuHMM` con `plot`

```
plot(x=data,compact=TRUE,ask=FALSE)
```



Modelo oculto de Markov de 3 estados

- Se espera identificar 3 estados como proxies de: trayecto (T), búsqueda (B) y forrajeo (F)
- Variables observadas: step y angle

Parámetros del modelo:

Matriz de (probabilidades de) transición:

$$\Gamma = \begin{bmatrix} & Trayecto & Busqueda & Forrajeo \\ Trayecto & \gamma_{TT} & \gamma_{TB} & \gamma_{TF} \\ Busqueda & \gamma_{BT} & \gamma_{BB} & \gamma_{BF} \\ Forrajeo & \gamma_{FT} & \gamma_{FB} & \gamma_{FF} \end{bmatrix}$$

Probabilidades iniciales:

$\Pi = [\pi_T, \pi_B, \pi_F]$

8 parámetros a estimar

Modelo oculto de Markov de 3 estados

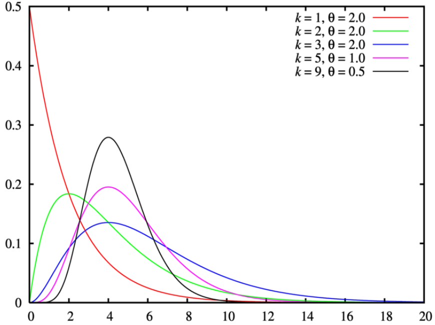
Parámetros del modelo:

L: step (desplazamiento)

$L_t|S_t = s_t \sim Gamma(\text{shape}, \text{scale})$

Valores iniciales:

$L_t|S_t = T \sim Gamma(40, 10)$
$L_t|S_t = B \sim Gamma(20, 8)$
$L_t|S_t = F \sim Gamma(8, 5)$



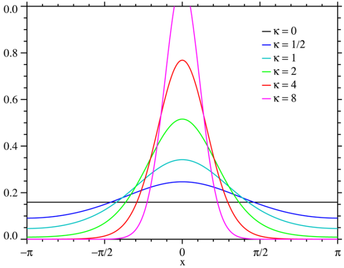
Parámetros del modelo:

Θ: angle (cambio de ángulo)

$\Theta_t | S_t = s_t \sim VM(\text{location}, \text{concentration})$

Valores iniciales:
$\Theta_t | S_t = T \sim VM(-0.001, 7)$
$\Theta_t | S_t = B \sim VM(0, 4)$
$\Theta_t | S_t = F \sim VM(\pi, 0.1)$

Son 12 parámetros a estimar para el modelo de observación. 20 en total.



Modelo oculto de Markov de 3 estados

Ahora en R:

Valores iniciales para los parámetros en el modelo

```
stateNames <- c("trayecto","busqueda","forrajeo")
shape_0 <- c(40,20,8)
scale_0 <- c(10,8,5)
stepPar0 <- c(shape_0,scale_0)
location_0 <- c(-0.001,0,3.14)
concentration_0 <- c(7,4,0.1)
anglePar0 <- c(location_0,concentration_0)
```

Modelo oculto de Markov de 3 estados

Ahora ajustando el modelo

```
m1 <- fitHMM(data=data, nbStates=3,
             dist=list(step="gamma",angle="vm"),
             Par0=list(step=stepPar0, angle=anglePar0),
             estAngleMean = list(angle=TRUE),
             stateNames = stateNames)
```

```
print(m1) #estimaciones
```

Modelo oculto de Markov de 3 estados

```
## Value of the maximum log-likelihood: -33840.15
##
##
## step parameters:
## ----------------
##       trayecto  busqueda forrajeo
## mean 38.914015 18.690249 7.748900
## sd    9.941105  7.934075 5.052587
##
## angle parameters:
## -----------------
##                  trayecto   busqueda  forrajeo
## mean         -0.005191108 0.01653228 3.0754817
## concentration 12.187982113 2.73019365 0.1529828
##
## Regression coeffs for the transition probabilities:
## ---------------------------------------------------
```

Modelo oculto de Markov de 3 estados

Matriz de transición:

$$\Gamma = \begin{bmatrix} & Trayecto & Busqueda & Forrajeo \\ Trayecto & 0.97 & 0.03 & 0.00 \\ Busqueda & 0.03 & 0.87 & 0.10 \\ Forrajeo & 0.00 & 0.05 & 0.95 \end{bmatrix}$$

Probabilidades iniciales:

$$\Pi = [0.84, 0.11, 0.05]$$

Modelo oculto de Markov de 3 estados

Reconstruyendo la secuencia de estados:

El algoritmo Viterbi:

$$arg\,max_{S_0=s_0,...,S_t=s_t} P(S_0 = s_0, ..., S_t = s_t \mid Z_0 = z_0, ..., Z_t = z_t)$$

En R:

```
states.1 <- as.factor(viterbi(m1)) # reconstrucción de estados
head(states.1)
```

```
## [1] 1 1 1 1 2 2
## Levels: 1 2 3
```

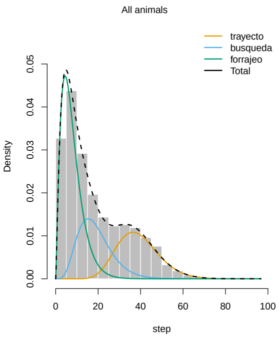
```
prop.table(table(states.1))
```

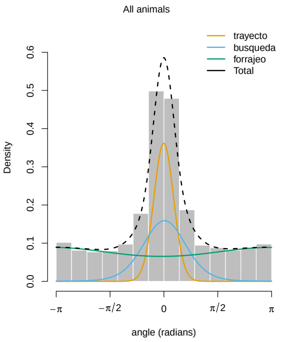
```
## states.1
##         1         2         3
## 0.2623419 0.2560860 0.4815721
```

Salidas gráficas

```
plot(m1, plotCI = TRUE, plotTracks=FALSE)
```

```
## Decoding state sequence... DONE
```





Modelo oculto de Markov de 3 estados

¿Cómo validar el modelo?

Modelo oculto de Markov de 3 estados

¿Cómo validar el modelo? Diagnóstico de supuestos, simulaciones, sentido ecológico

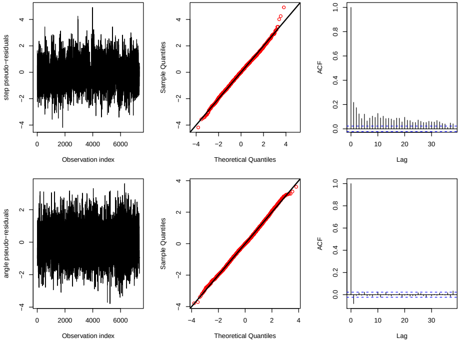
Modelo oculto de Markov de 3 estados

¿Cómo validar el modelo? Diagnóstico de supuestos, simulaciones, sentido ecológico

Diagnóstico de supuestos:

```
plotPR(m1)
```

```
## Computing pseudo-residuals... DONE
```



Desafío

2 opciones:

1. Utilizar sus propios datos.
2. Utilizar los datos de albatroz de Clay et al. 2020

- Ajustar un HMM a los datos y hacer un diagnóstico de residuos.
- Hacer gráficos
- Interpretar los resultados.
-
    - Dentro del GD: CURSO R-biologging/R-Rocío/05-HMM/Actividades/,
    - Crear una carpeta ahí con sus iniciales, e.g. "CI-CZ"
    - Un google doc con sus nombres
    - Un script R
    - Archivo(s) de gráfico (o reporte Rmarkdown con R + salidas)
    - Si prefieren hacer el trabajo individualmente, dentro de la carpeta del grupo, creen subcarpetas por persona

Modelo oculto de Markov de 4 estados

- Se espera identificar 4 estados como proxies de: salida (S), búsqueda (B), forrajeo (F) y entrada (E)
- No todas las transiciones son posibles
- Variables observadas: step y angle

El modelo de observación es casi el mismo, sólo añadimos otro estado.

Empecemos por ahí.

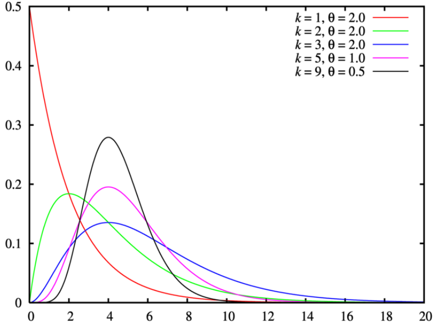
Parámetros del modelo:

L: step (desplazamiento)

$L_t|S_t = s_t \sim Gamma(\text{shape}, \text{scale})$

Valores iniciales:

$L_t|S_t = S \sim Gamma(40, 10)$
$L_t|S_t = B \sim Gamma(20, 8)$
$L_t|S_t = F \sim Gamma(8, 5)$
$L_t|S_t = E \sim Gamma(40, 10)$



Modelo oculto de Markov de 4 estados

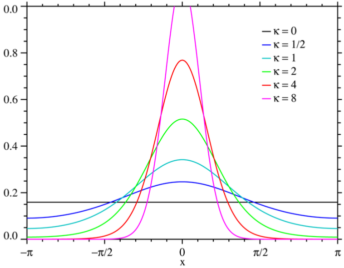
Parámetros del modelo:

Θ: angle (cambio de ángulo)

$\Theta_t | S_t = s_t \sim VM(\text{location}, \text{concentration})$

Valores iniciales:
$\Theta_t | S_t = S \sim VM(-0.001, 7)$
$\Theta_t | S_t = B \sim VM(0, 4)$
$\Theta_t | S_t = F \sim VM(\pi, 0.1)$
$\Theta_t | S_t = E \sim VM(-0.001, 7)$

Son 16 parámetros a estimar para el modelo de observación.



Modelo oculto de Markov de 4 estados

Ahora en R:

Valores iniciales para los parámetros en el modelo

```
stateNames <- c("salida","busqueda","forrajeo","entrada")
shape_0 <- c(40,20,8,40)
scale_0 <- c(10,8,5,10)
stepPar0 <- c(shape_0,scale_0)
location_0 <- c(-0.001,0,3.14,-0.001)
concentration_0 <- c(7,4,0.1,7)
anglePar0 <- c(location_0,concentration_0)
```

Modelo oculto de Markov de 4 estados

No todas las transiciones son posibles

$$\begin{array}{cc} & \begin{array}{cccc} Salida & Busqueda & Forrajeo & Entrada \end{array} \\ \begin{array}{c} Salida \\ Busqueda \\ Forrajeo \\ Entrada \end{array} & \begin{bmatrix} & & 0 & 0 \\ 0 & & & \\ 0 & & & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \end{bmatrix} \end{array}$$

Modelo oculto de Markov de 4 estados

No todas las transiciones son posibles

$$
\begin{array}{c|cccc}
 & Salida & Busqueda & Forrajeo & Entrada \\
\hline
Salida & \gamma_{SS} & \gamma_{SB} & 0 & 0 \\
Busqueda & 0 & \gamma_{BB} & \gamma_{BF} & \gamma_{BE} \\
Forrajeo & 0 & \gamma_{FB} & \gamma_{FF} & 0 \\
Entrada & 0 & 0 & 0 & 1
\end{array}
$$

Modelo oculto de Markov de 4 estados

No todas las transiciones son posibles

$$\begin{bmatrix} & Salida & Busqueda & Forrajeo & Entrada \\ Salida & \gamma_{SS} & \gamma_{SB} & 0 & 0 \\ Busqueda & 0 & \gamma_{BB} & \gamma_{BF} & \gamma_{BE} \\ Forrajeo & 0 & \gamma_{FB} & \gamma_{FF} & 0 \\ Entrada & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

En `momentuHMM`, $\gamma_{ij} = logit^{-1}(\beta X)$; X: covariables

Si no hay covariables, entonces $\gamma_{ij} = logit^{-1}(\beta_0) = \dfrac{1}{1 + \exp(-\beta_0)}$

Entonces, para $\gamma_{ij} \approx 0$, β_0: un número negativo bien grande; e.g. -100

Para este ejemplo:

```
beta_M2=c(NA,-100,-100, -100, NA, NA, -100, NA, -100, -100,
      -100, -100)
```

Modelo oculto de Markov de 4 estados

Ahora ajustando el modelo

```
m2 <- fitHMM(data=data, nbStates=4,
             dist=list(step="gamma",angle="vm"),
             Par0=list(step=stepPar0, angle=anglePar0),
             estAngleMean = list(angle=TRUE),
             fixPar=list(beta=beta_M2),
             stateNames = stateNames)
```

```
print(m2) #estimaciones
```

Modelo oculto de Markov de 4 estados

```
## Value of the maximum log-likelihood: -34046.67
##
##
## step parameters:
## ----------------
##        salida  busqueda forrajeo  entrada
## mean 39.63980 19.773845 7.892547 37.55535
## sd   11.48888  8.438879 5.157049 11.06350
##
## angle parameters:
## -----------------
##                    salida   busqueda  forrajeo      entrada
## mean          -0.01061419 0.01304199 3.0426369 7.164037e-04
## concentration 10.35182617 3.08073292 0.1253199 1.039474e+01
##
## Regression coeffs for the transition probabilities:
## ---------------------------------------------------
```

Modelo oculto de Markov de 4 estados

A partir de los β estimados se calcula la matriz de transición:

$$\begin{array}{c} \\ Salida \\ Busqueda \\ Forrajeo \\ Entrada \end{array} \begin{array}{cccc} Salida & Busqueda & Forrajeo & Entrada \\ \end{array}$$

$$\begin{bmatrix} & Salida & Busqueda & Forrajeo & Entrada \\ Salida & 0.99 & 0.01 & 0 & 0 \\ Busqueda & 0 & 0.89 & 0.10 & 0.01 \\ Forrajeo & 0 & 0.05 & 0.95 & 0 \\ Entrada & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Probabilidades iniciales:

$\Pi = [1.00, 0, 0, 0]$

Modelo oculto de Markov de 4 estados

Reconstruyendo la secuencia de estados:

```
states.2 <- as.factor(viterbi(m2)) # reconstrucción de estados
head(states.2)
```

```
## [1] 1 1 1 1 1 1
## Levels: 1 2 3 4
```

```
prop.table(table(states.2))
```

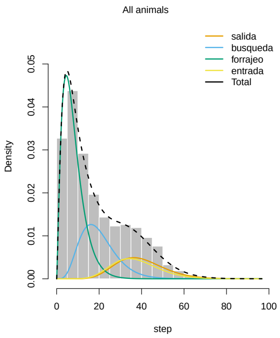
```
## states.2
##         1         2         3         4
## 0.1365429 0.2461580 0.4920441 0.1252550
```

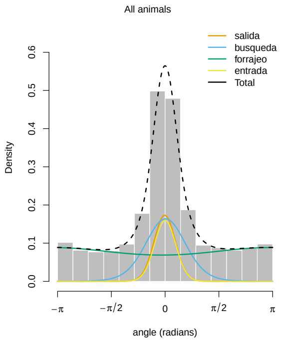
Modelo oculto de Markov de 4 estados

Salidas gráficas

```
plot(m2, plotCI = TRUE, plotTracks=FALSE)
```

```
## Decoding state sequence... DONE
```



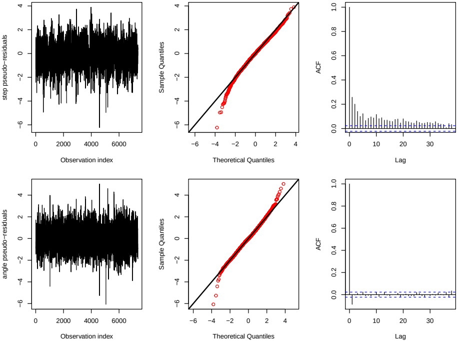


Modelo oculto de Markov de 4 estados

Diagnóstico de supuestos:

```
plotPR(m2)
```

```
## Computing pseudo-residuals... DONE
```



Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

- Se espera identificar 4 estados como proxies de: salida (S), búsqueda (B), forrajeo (F) y entrada (E)
- No todas las transiciones son posibles
- Variables observadas: step y angle
- Algunas probabilidades de transición dependen de covariables
- El modelo observado también depende de covariables
- Covariables: distancia y dirección respecto a la colonia, tiempo desde la salida de la colonia

Empecemos con el cálculo de las covariables.

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

Utilizando `centers` en `prepData`, se calcula distancia a ese o esos centros. En este caso, la colonia.

```
center <- matrix(c(70,-49),nrow=1,dimnames=list("colony"))
data <- prepData(data=trackData, type="LL", centers=center,
                 coordNames = c("lon", "lat"))
head(data[,c(1:3,7,8)])
```

```
##   ID     step      angle colony.dist colony.angle
## 1  1 55.19656         NA    80.79235    0.5847407
## 2  1 27.77600 -0.1051839   134.55555   -2.9626223
## 3  1 24.56027 -0.3069499   161.40565   -2.9047384
## 4  1 42.72315 -0.2468352   182.86506   -2.6678926
## 5  1 14.80219 -0.4426067   216.80945   -2.5543702
## 6  1 27.87312  0.9141237   224.79045   -2.1702936
```

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

Asumiendo que sale de la colonia desde el inicio del seguimiento:

```
time <- NULL # objeto vacío
for(id in unique(data$ID)) {
  nbSubObs <- sum(data$ID==id) # número de obs con ese ID
  time <- c(time, ((1:nbSubObs)-1)*9.6) # tiempo en horas
}
data$time <- time

data[1:3,c(1,4,7:9)]
```

```
##   ID                date colony.dist colony.angle time
## 1  1 2014-02-11 10:34:58    80.79235    0.5847407  0.0
## 2  1 2014-02-11 20:10:58   134.55555   -2.9626223  9.6
## 3  1 2014-02-12 05:46:58   161.40565   -2.9047384 19.2
```

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

No todas las transiciones son posibles

	S	B	F	E
S	γ_{SS}	γ_{SB}	0	0
B	0	γ_{BB}	γ_{BF}	γ_{BE}
F	0	γ_{FB}	γ_{FF}	0
E	0	0	0	1

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

No todas las transiciones son posibles

	S	B	F	E
S	γ_{SS}	γ_{SB}	0	0
B	0	γ_{BB}	γ_{BF}	γ_{BE}
F	0	γ_{FB}	γ_{FF}	0
E	0	0	0	1

Michelot et al (2017): '(...) Animals often make fast trips away from the colony and tend to switch into other movement modes once they have reached foraging grounds'

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

No todas las transiciones son posibles

	S	B	F	E
S	γ_{SS}	γ_{SB}	0	0
B	0	γ_{BB}	γ_{BF}	γ_{BE}
F	0	γ_{FB}	γ_{FF}	0
E	0	0	0	1

Michelot et al (2017): '(...) Animals often make fast trips away from the colony and tend to switch into other movement modes once they have reached foraging grounds'

Entonces, la distancia a la colonia tendría una efecto sobre la probabilidad de transición entre salida y búsqueda

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

No todas las transiciones son posibles

	S	B	F	E
S	γ_{SS}	γ_{SB}	0	0
B	0	γ_{BB}	γ_{BF}	γ_{BE}
F	0	γ_{FB}	γ_{FF}	0
E	0	0	0	1

Michelot et al (2017): '(...) Animals often make fast trips away from the colony and tend to switch into other movement modes once they have reached foraging grounds'

Entonces, la distancia a la colonia tendría una efecto sobre la probabilidad de transición entre salida y búsqueda

$$\gamma_{ij} = logit^{-1}(\beta X)$$

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

No todas las transiciones son posibles

	S	B	F	E
S	γ_{SS}	γ_{SB}	0	0
B	0	γ_{BB}	γ_{BF}	γ_{BE}
F	0	γ_{FB}	γ_{FF}	0
E	0	0	0	1

Michelot et al (2017): '(...) Animals often make fast trips away from the colony and tend to switch into other movement modes once they have reached foraging grounds'

Entonces, la distancia a la colonia tendría una efecto sobre la probabilidad de transición entre salida y búsqueda

$$\gamma_{ij} = logit^{-1}(\beta X) \rightarrow \gamma_{SB}^{(t)} = logit^{-1}(\beta_0^{(SB)} + \beta_1^{(SB)} d_t)$$

d_t: distancia del individuo a la colonia en el tiempo t

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

No todas las transiciones son posibles

	S	B	F	E
S	γ_{SS}	γ_{SB}	0	0
B	0	γ_{BB}	γ_{BF}	γ_{BE}
F	0	γ_{FB}	γ_{FF}	0
E	0	0	0	1

Michelot et al (2017): '(...) Animals often make fast trips away from the colony and tend to switch into other movement modes once they have reached foraging grounds'

Entonces, la distancia a la colonia tendría una efecto sobre la probabilidad de transición entre salida y búsqueda

$$\gamma_{ij} = logit^{-1}(\beta X) \rightarrow \gamma_{SB}^{(t)} = logit^{-1}(\beta_0^{(SB)} + \beta_1^{(SB)} d_t)$$

d_t: distancia del individuo a la colonia en el tiempo t

$$\gamma_{SB}^{(t)} = \frac{\exp\left(\beta_0^{(SB)} + \beta_1^{(SB)} d_t\right)}{1 + \exp\left(\beta_0^{(SB)} + \beta_1^{(SB)} d_t\right)}$$

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

No todas las transiciones son posibles

	S	B	F	E
S	γ_{SS}	γ_{SB}	0	0
B	0	γ_{BB}	γ_{BF}	γ_{BE}
F	0	γ_{FB}	γ_{FF}	0
E	0	0	0	1

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

No todas las transiciones son posibles

	S	B	F	E
S	γ_{SS}	γ_{SB}	0	0
B	0	γ_{BB}	γ_{BF}	γ_{BE}
F	0	γ_{FB}	γ_{FF}	0
E	0	0	0	1

Michelot et al (2017): '... time constraints to go back to the colony ...'

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

No todas las transiciones son posibles

	S	B	F	E
S	γ_{SS}	γ_{SB}	0	0
B	0	γ_{BB}	γ_{BF}	γ_{BE}
F	0	γ_{FB}	γ_{FF}	0
E	0	0	0	1

Michelot et al (2017): '... time constraints to go back to the colony ...'

$$\gamma_{BE}^{(t)} = \frac{\exp\left(\beta_0^{(BE)} + \beta_1^{(BE)}(t - t_0)\right)}{1 + \exp\left(\beta_0^{(BE)} + \beta_1^{(BE)}(t - t_0)\right) + \exp\left(\beta_0^{BF}\right)}$$

$$\gamma_{BF}^{(t)} = \frac{\exp\left(\beta_0^{(BF)}\right)}{1 + \exp\left(\beta_0^{(BE)} + \beta_1^{(BE)}(t - t_0)\right) + \exp\left(\beta_0^{BF}\right)}$$

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

Parámetros del modelo:

¿Qué parámetros β estimar? NA para aquellos, 0 los que no, y -100 para las transiciones que no deberían ocurrir

	SB	SF	SE	BS	BF	BE	FS	FB	FE	ES	EB	EF
β_0												
d_t												
$t - t_0$												

```
beta <- matrix(c(NA,-100,-100,-100,NA,NA,-100,NA,-100,
                 -100,-100,-100,
                 NA,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
                 0,0,0,0,0,NA,0,0,0,0,0,0),
               nrow=3,byrow=TRUE)
```

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

Parámetros del modelo:

¿Qué parámetros β estimar? NA para aquellos, 0 los que no, y -100 para las transiciones que no deberían ocurrir

```
beta <- matrix(c(NA,-100,-100,-100,NA,NA,-100,NA,-100,
                 -100,-100,-100,
                 NA,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
                 0,0,0,0,0,NA,0,0,0,0,0,0),
               nrow=3,byrow=TRUE)
```

```
formula <- ~ colony.dist + time
```

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

Parámetros del modelo:

Vamos a modelar la salida y la entrada como BRWs, con repulsión desde la colonia para la salida, y atracción hacia la colonia durante la entrada.

En `momentuHMM`, esto se expresa así:

```
angleFormula <- ~ state1(colony.angle) +
  state4(colony.angle)
fixPar <- list(angle=c(-100,100,NA,NA,NA,NA),beta=beta)
```

- 4 parámetros de concentración para estimar
- -100 para localización: en promedio, dirección opuesta a la colonia
- 100 para localización: en promedio, en dirección hacia la colonia

Esto se desprende de la regresión circular en donde

$\mu = atan2(\sin(angle)\beta, 1 + \cos(angle)\beta)$

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

Parámetros del modelo:

La distribución Gamma se utilizará para el desplazamiento (step).

En lugar de empezar de cero, usaremos los valores estimados por el modelo anterior como valores iniciales para ajustar este modelo.

```
m2 <- fitHMM(data=data, nbStates=4,
             dist=list(step="gamma",angle="vm"),
             Par0=list(step=stepPar0, angle=anglePar0),
             estAngleMean = list(angle=TRUE),
             fixPar=list(beta=beta_M2),
             stateNames = stateNames)
Par0 <- getPar0(model=m2, nbStates=4,
                DM=list(angle=list(mean=angleFormula,
                                   concentration=~1)),
                estAngleMean=list(angle=TRUE),
                circularAngleMean=list(angle=TRUE),
                formula=formula)
```

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

Ahora ajustamos el modelo

```
m3 <- fitHMM(data=data, nbStates=4,
             dist=list(step="gamma",angle="vm"),
             Par0=list(step=Par0$Par$step,
                       angle=Par0$Par$angle),
             beta0=Par0$beta, fixPar=fixPar, formula=formula,
             DM=list(angle=list(mean=angleFormula,
                                concentration=~1)),
             estAngleMean=list(angle=TRUE),
             circularAngleMean=list(angle=TRUE),
             stateNames = stateNames)
```

Modelo oculto de Markov de 4 estados con covariables

Reconstruyendo la secuencia de estados:

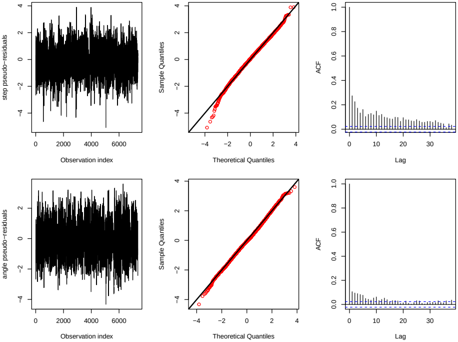
```
states.3 <- as.factor(viterbi(m3))
prop.table(table(states.3))
```

```
## states.3
##         1         2         3         4
## 0.1262070 0.2430301 0.5161159 0.1146471
```

Diagnóstico de supuestos:

```r
plotPR(m3)
```

```
## Computing pseudo-residuals... DONE
```



Otras cosas que se pueden hacer

- Introducir un centro de actividad dinámico
- Otros modelos más complicados con límites en los parámetros
- Métodos de imputación de datos (e.g. usando `crawl`)
- Introducir efectos aleatorios

Desafío

¿Pueden mejorar sus modelos anteriores?

- Ajustar un HMM a los datos y hacer un diagnóstico de residuos.
- Hacer gráficos
- Interpretar los resultados.
-
    - Dentro del GD: CURSO R-biologging/R-Rocío/05-HMM/Actividades/,
    - Crear una carpeta ahí con sus iniciales, e.g. "CI-CZ"
    - Un google doc con sus nombres
    - Un script R
    - Archivo(s) de gráfico (o reporte Rmarkdown con R + salidas)
    - Si prefieren hacer el trabajo individualmente, dentro de la carpeta del grupo, creen subcarpetas por persona

Bibliografía

Para preparar esta unidad se utilizó:

Material de:

- Michelot Théo, Langrock Roland, Bestley Sophie, Jonsen Ian D., Photopoulou Theoni, & Patterson Toby A. (2017). Estimation and simulation of foraging trips in land-based marine predators. Ecology, 98(7), 1932–1944.
- McClintock, B.T. and Michelot, T. (2018) momentuHMM: R package for generalized hidden Markov models of animal movement. Methods in Ecology and Evolution 9(6): 1518-1530.

Datos de:

- Michelot Théo, Langrock Roland, Bestley Sophie, Jonsen Ian D., Photopoulou Theoni, & Patterson Toby A. (2017). Estimation and simulation of foraging trips in land-based marine predators. Ecology, 98(7), 1932–1944.

Bibliografía

Más:

- McClintock, B. T., Langrock, R., Gimenez, O., Cam, E., Borchers, D. L., Glennie, R., & Patterson, T. A. (2020). Uncovering ecological state dynamics with hidden Markov models. Ecology Letters, 23(12), 1878–1903.