Estimación de los parámetros de la curva de vulnerabilidad

Curso de laboratorio *Mediciones de hidráulica de plantas con el XylEm Plus y la bomba de Scholander*

Roman Link

Department of Plant Ecology and Ecosystem Research
Georg August University of Göttingen

27 de noviembre de 2017

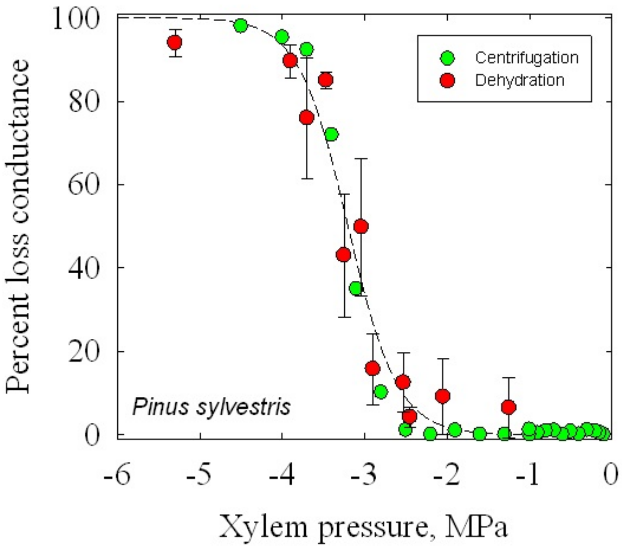


Ilustración: http://prometheuswiki.org

¿Cuál es la mejor forma de estimar P50?

- Diferentes **modelos mecanísticos** para la forma de la curva
  - Modelo logístico
  - Función de sobrevivencia de la distribución de Weibull
  - ...
- Diferentes **métodos de estimación**
  - Linearización
  - Regresión no linear
  - ...
- Diferentes **programas estadísticas**
  - Excel
  - SAS
  - R
  - ...

¿Cuál es la mejor forma de estimar P50?

- Diferentes **modelos mecanísticos** para la forma de la curva
  - Modelo logístico
  - Función de sobrevivencia de la distribución de Weibull
  - ...
- Diferentes **métodos de estimación**
  - Linearización
  - Regresión no linear
  - ...
- Diferentes **programas estadísticas**
  - Excel
  - SAS
  - R
  - ...

¿Cuál es la mejor forma de estimar P50?

- Diferentes **modelos mecanísticos** para la forma de la curva
  - Modelo logístico
  - Función de sobrevivencia de la distribución de Weibull
  - ...
- Diferentes **métodos de estimación**
  - Linearización
  - Regresión no linear
  - ...
- Diferentes **programas estadísticas**
  - Excel
  - SAS
  - R
  - ...

¿Cuál es la mejor forma de estimar P50?

- Diferentes **modelos mecanísticos** para la forma de la curva
  - Modelo logístico
  - Función de sobrevivencia de la distribución de Weibull
  - ...
- Diferentes **métodos de estimación**
  - Linearización
  - Regresión no linear
  - ...
- Diferentes **programas estadísticas**
  - Excel
  - SAS
  - R
  - ...
- Selección de método depende de las circumstancias del experimento, habilidades estadísticas y gusto personal

Modelo lógistico

$$PLC = \frac{100}{(1 + \exp(S \cdot (\Psi - P50)))}$$

PLC	Porcentaje de perdida de conductancia
Ψ	Potencial hídrico
S	pendiente (slope)
P50	Potencial hídrico relacionado a un PLC de 50 %

- Forma sigmoidal simétrica de la curva
- Asunción implícita: Intercepto de **y** puede ser mayor de cero

Modelo lógistico

$$PLC = \frac{100}{(1 + \exp(S \cdot (\Psi - P50)))}$$

PLC Porcentaje de perdida de conductancia

Ψ Potencial hídrico

S pendiente (slope)

P50 Potencial hídrico relacionado a un PLC de 50 %

- Forma sigmoidal simétrica de la curva
- Asunción implícita: Intercepto de **y** puede ser mayor de cero

Modelo lógistico

$$PLC = \frac{100}{(1 + \exp(S \cdot (\Psi - P50)))}$$

PLC Porcentaje de perdida de conductancia

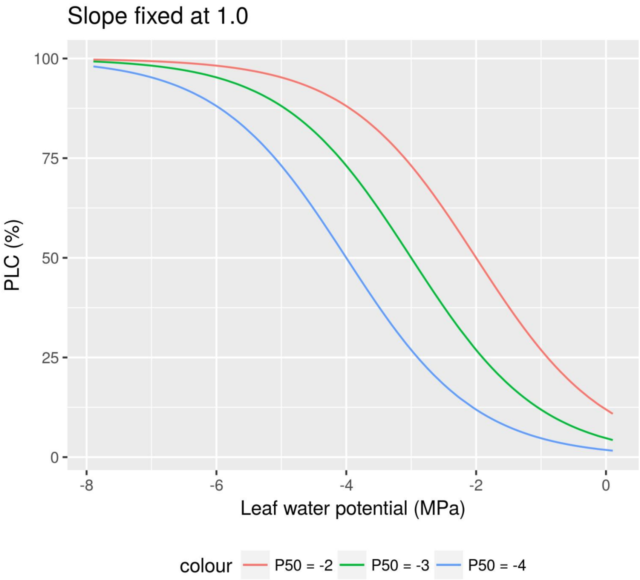
Ψ Potencial hídrico

S pendiente (slope)

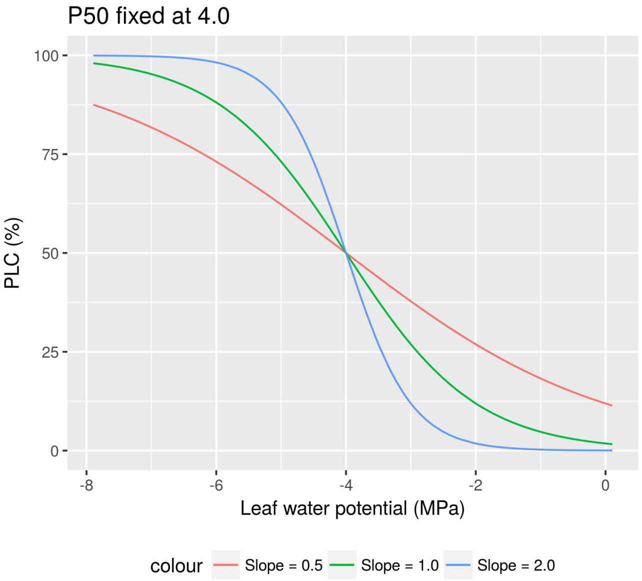
P50 Potencial hídrico relacionado a un PLC de 50 %

- Forma sigmoidal simétrica de la curva
- Asunción implícita: Intercepto de **y** puede ser mayor de cero

Modelo lógistico



Modelo lógistico



Modelo lógistico

- **Ventajas:**
  - Puede reflectar "native embolism- embolías presentes incluso si la planta esta saturada completamente con agua (debido a eventos de sequía anteriores)
  - Parámetros con una interpretación mecanística directa
- **Desventajas:**
  - Poco flexible
  - Solo permite forma sigmoidal
  - Puede fallar en casos con una subida rápida de PLC en presiones bajas

Modelo lógistico

- **Ventajas:**
  - Puede reflectar "native embolism- embolías presentes incluso si la planta esta saturada completamente con agua (debido a eventos de sequía anteriores)
  - Parámetros con una interpretación mecanística directa
- **Desventajas:**
  - Poco flexible
  - Solo permite forma sigmoidal
  - Puede fallar en casos con una subida rápida de PLC en presiones bajas

Modelo de Weibull

$$PLC = 100 \cdot (1 - exp(-(-\Psi/\lambda)^c))$$

PLC	Porcentaje de perdida de conductancia
Ψ	Potencial hídrico
λ	"scale parameter"
c	"shape parameter"

- Función de distribución de la distribución de Weibull
- Curva puede ser sigmoidal o tener una forma de "r" dependiendo del parámetro `shape`
- Asunción implícita: Intercepto de **y** restringido a cero

Modelo de Weibull

$$PLC = 100 \cdot (1 - exp(-(-\Psi/\lambda)^c))$$

PLC Porcentaje de perdida de conductancia

Ψ Potencial hídrico

λ "scale parameter"

c "shape parameter"

- Función de distribución de la distribución de Weibull
- Curva puede ser sigmoidal o tener una forma de "r" dependiendo del parámetro `shape`
- Asunción implícita: Intercepto de **y** restringido a cero

Modelo de Weibull

$$PLC = 100 \cdot (1 - exp(-(-\Psi/\lambda)^c))$$

PLC Porcentaje de perdida de conductancia

Ψ Potencial hídrico

λ "scale parameter"

c "shape parameter"

- Función de distribución de la distribución de Weibull
- Curva puede ser sigmoidal o tener una forma de "r" dependiendo del parámetro `shape`
- Asunción implícita: Intercepto de **y** restringido a cero

Modelo de Weibull

$$PLC = 100 \cdot (1 - exp(-(-\Psi/\lambda)^c))$$

PLC Porcentaje de perdida de conductancia

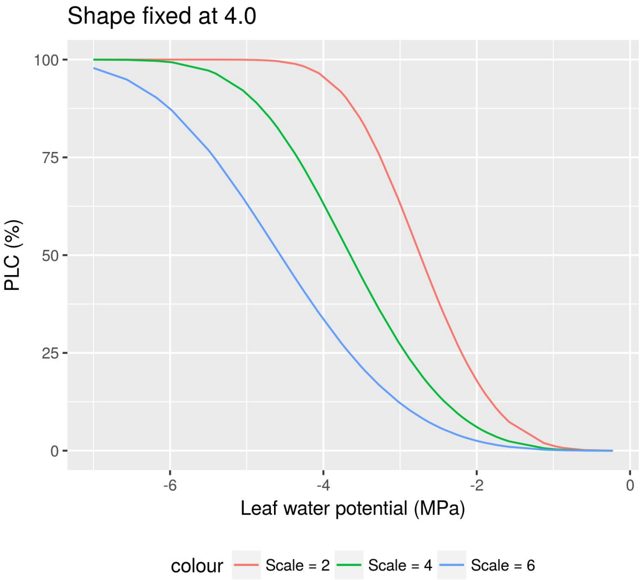
Ψ Potencial hídrico

λ "scale parameter"

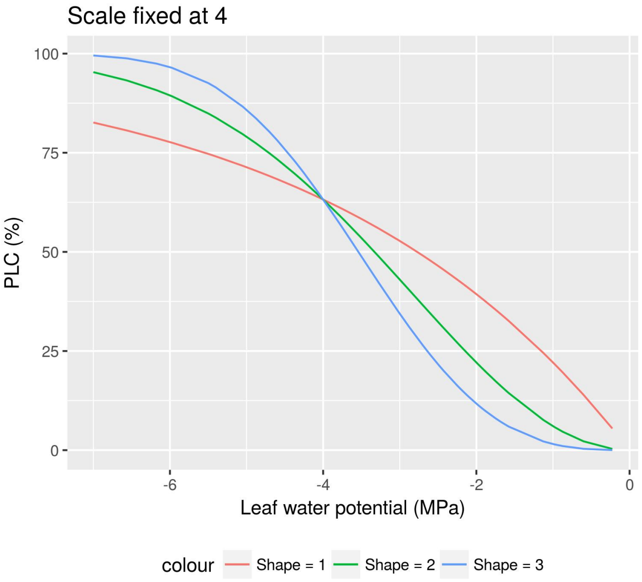
c "shape parameter"

- Función de distribución de la distribución de Weibull
- Curva puede ser sigmoidal o tener una forma de "r" dependiendo del parámetro `shape`
- Asunción implícita: Intercepto de **y** restringido a cero

Modelo de Weibull



Modelo de Weibull



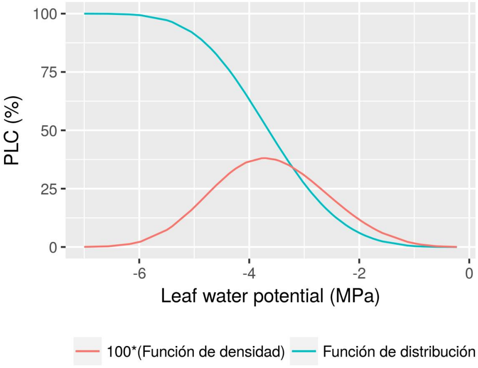
Modelo de Weibull

- **Ventajas:**
  - Muy flexible
  - Puede acomodar formas sigmoidales y de "r"
- **Desventajas:**
  - No permite "native embolism"
  - Parámetros poco interpretables (PERO: reparameterización con P50 es posible)

Modelo de Weibull

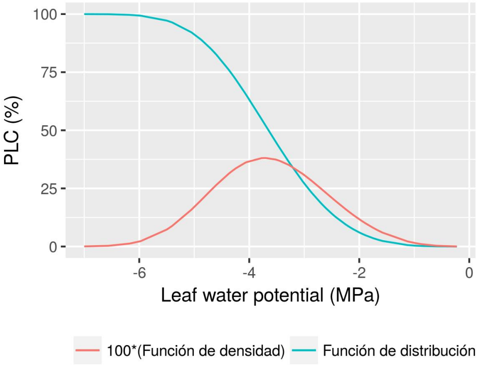
- **Ventajas:**
  - Muy flexible
  - Puede acomodar formas sigmoidales y de "r"
- **Desventajas:**
  - No permite "native embolism"
  - Parámetros poco interpretables (PERO: reparameterización con P50 es posible)

Interpretación como función de distribución



- Si se interpreta la curva de vulnerabilidad como una función de distribución (distribución de Weibull/distribución logística)...

Interpretación como función de distribución



- . . . se puede interpretar la función de densidad correspondiente como la función de densidad de la distribución de los potenciales en las cuales se están embolizando los vasos

Problemas con la estimación de parámetros

- Datos de curvas de vulnerabilidad casi siempre tienen una forma jerárquica
  - Varios árboles por especies
  - Varias submuestras por árbol
  - Varias mediciones por submuestra
- No se necesita estimados precisos de los parámetros de árbol especifico, si no un estimado de los parametrós de un árbol promedio de una especie y de la variabilidad interespecífica de los parámetros
- Si se usa los parámetros estimados de curvas de vulnerabilidad como variable de respuesta en otros modelos, se tiene que tener en cuenta el incertidumbre de los estimados

Problemas con la estimación de parámetros

- Datos de curvas de vulnerabilidad casi siempre tienen una forma jerárquica
  - Varios árboles por especies
  - Varias submuestras por árbol
  - Varias mediciones por submuestra
- No se necesita estimados precisos de los parámetros de árbol especifico, si no un estimado de los parametrós de un árbol promedio de una especie y de la variabilidad interespecífica de los parámetros
- Si se usa los parámetros estimados de curvas de vulnerabilidad como variable de respuesta en otros modelos, se tiene que tener en cuenta el incertidumbre de los estimados

Problemas con la estimación de parámetros

- Datos de curvas de vulnerabilidad casi siempre tienen una forma jerárquica
  - Varios árboles por especies
  - Varias submuestras por árbol
  - Varias mediciones por submuestra
- No se necesita estimados precisos de los parámetros de árbol especifico, si no un estimado de los parametrós de un árbol promedio de una especie y de la variabilidad interespecífica de los parámetros
- Si se usa los parámetros estimados de curvas de vulnerabilidad como variable de respuesta en otros modelos, se tiene que tener en cuenta el incertidumbre de los estimados

Problemas con la estimación de parámetros

- Datos de curvas de vulnerabilidad casi siempre tienen una forma jerárquica
  - Varios árboles por especies
  - Varias submuestras por árbol
  - Varias mediciones por submuestra
- No se necesita estimados precisos de los parámetros de árbol especifico, si no un estimado de los parametrós de un árbol promedio de una especie y de la variabilidad interespecífica de los parámetros
- Si se usa los parámetros estimados de curvas de vulnerabilidad como variable de respuesta en otros modelos, se tiene que tener en cuenta el incertidumbre de los estimados

⇒ Solución para todos estos problemas: **Modelos jerárquicos ("modelos mixtos")**

Ejemplo de un modelo jerárquico para curvas de vulnerabilidad

- Datos de Pierre-André Waite (Universidad de Göttingen)
- 2 parcelas de plantaciones de palma de aceite en Indonesia
    - 12 árboles
    - 2–3 mediciones por árbol
- Ejemplo de modelo usando R con el paquete `nlme`

Ejemplo de un modelo jerárquico para curvas de vulnerabilidad

- Datos de Pierre-André Waite (Universidad de Göttingen)
- 2 parcelas de plantaciones de palma de aceite en Indonesia
  - 12 árboles
  - 2–3 mediciones por árbol
- Ejemplo de modelo usando R con el paquete `nlme`

Ejemplo de un modelo jerárquico para curvas de vulnerabilidad

- Datos de Pierre-André Waite (Universidad de Göttingen)
- 2 parcelas de plantaciones de palma de aceite en Indonesia
  - 12 árboles
  - 2–3 mediciones por árbol
- Ejemplo de modelo usando R con el paquete `nlme`

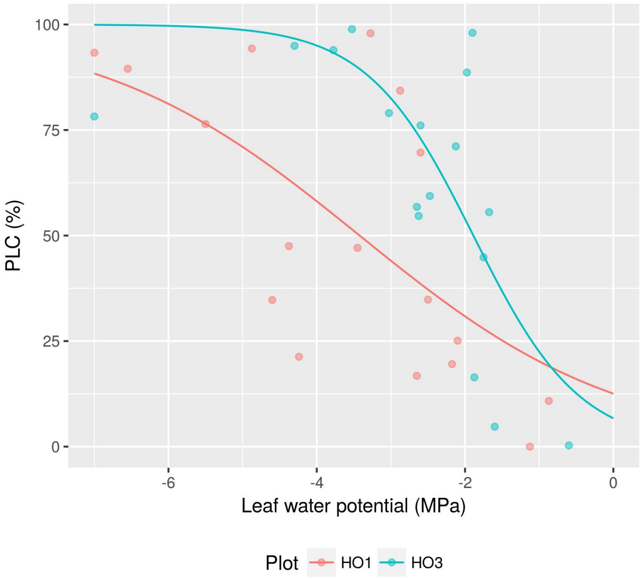
```
> # Estructura de datos
>
> data1
# A tibble: 34 x 4
        PLC    psi   plot       palm
      <dbl>  <dbl> <fctr>     <fctr>
 1 93.31132 -7.000    HO1 HO1_01694
 2 89.51220 -6.550    HO1 HO1_01697
 3 76.41509 -5.500    HO1 HO1_01674
 4 94.29929 -4.875    HO1 HO1_01676
 5 34.73684 -4.600    HO1 HO1_01680
 6 47.50403 -4.375    HO1 HO1_01676
 7 21.29032 -4.240    HO1 HO1_01676
 8 47.08904 -3.450    HO1 HO1_01697
 9 97.91216 -3.275    HO1 HO1_01697
10 84.31772 -2.875    HO1 HO1_01694
# ... with 24 more rows
```

```
> # modelo no-lineal mixto
>
> require(nlme)
> mod2 <- nlme(PLC ~ 100/(1 + exp(slope*(psi - p50))),
+              fixed  = slope + p50 ~ plot,
+              random = slope + p50 ~ 1|palm,
+              data = data1,
+              start = c(slope = 1, 0, p50 = -2, 0),
+              method = "ML",
+              control = nlmeControl(maxiter = 1000,
+                                    pnlsMaxIter = 1000,
+                                    msMaxIter = 1000,
+                                    niterEM = 100))
```

```
> # > resultados del modelo
> summary(mod2)
 Nonlinear mixed-effects model fit by maximum likelihood
   Model: PLC ~ 100/(1 + exp(slope * (psi - p50)))
  Data: data1
        AIC       BIC    logLik
   325.2443 337.4552 -154.6222

 Random effects:
  Formula: list(slope ~ 1, p50 ~ 1)
  Level: palm
  Structure: General positive-definite, Log-Cholesky param...
                    StdDev       Corr
slope.(Intercept) 1.795721e-04 sl.(I)
p50.(Intercept)   2.039200e-05 0
Residual          2.284592e+01
```

```
Fixed effects: slope + p50 ~ plot
                      Value Std.Error DF   t-value p-value
slope.(Intercept)  0.567227 0.2156021 19  2.630897  0.0165
slope.plotHO3      0.827329 0.6499720 19  1.272869  0.2184
p50.(Intercept)   -3.422122 0.4913243 19 -6.965098  0.0000
p50.plotHO3        1.534501 0.5443090 19  2.819173  0.0110
 Correlation:
                sl.(I) sl.HO3 p50.(I
slope.plotHO3   -0.332
p50.(Intercept)  0.055 -0.018
p50.plotHO3     -0.050 -0.124 -0.903

Standardized Within-Group Residuals:
       Min         Q1        Med         Q3        Max
-1.7554167 -0.7472870 -0.1248341  0.3211212  2.1884542

Number of Observations: 34
Number of Groups: 12
```

Plot of modeling results



Plot of modeling results