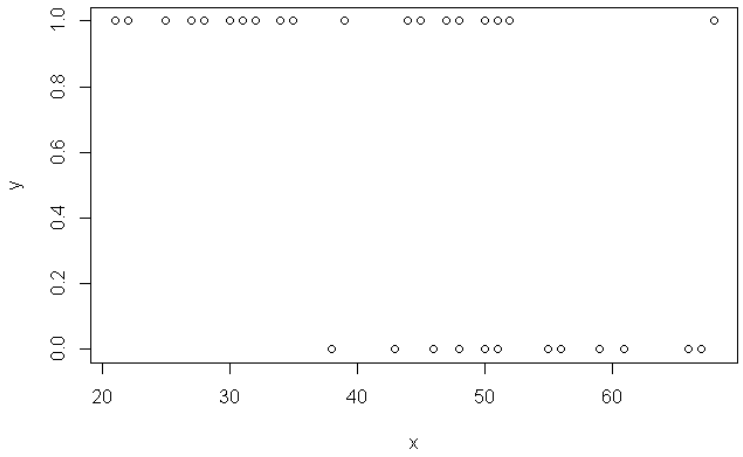
Réaliser une régression logistique avec R

Pour analyser une variable binaire (dont les valeurs seraient VRAI/FAUX, 0/1, ou encore OUI/NON) en fonction d'une variable explicative quantitative, on peut utiliser une **régression logistique**.

Considérons par exemple les http://sites.unice.fr/coquillard/UE7/death_metal.txt, où *x* est l'âge de 40 personnes, et *y* la variable indiquant s'ils ont acheté un album de death metal au cours des 5 dernières années (1 si "oui", 0 si "non"). Graphiquement, on constate que vraisemblablement, plus les personnes sont âgées, moins elle achètent de death metal.

```
plot(x,y)
```



Vérifions cela à l'aide d'un modèle. La régression logistique est un cas particulier de **Modèle Linéaire Généralisé (GLM)**. Avec un modèle de régression linéaire classique, on prédit l'espérance de Y de la manière suivante :

$$E(Y)=\alpha X+\beta$$

Ici, du fait de la distribution binaire de Y, la relation ci-dessus ne peut s'appliquer. Pour "généraliser" le modèle linéaire, on considère donc :

$$g(E(Y))=\alpha X+\beta$$

où g est une **fonction de lien** qui redéfinit l'espace de $E(Y)$ [0,1] (par exemple des probabilités) en un espace $[-\infty, +\infty]$. En l'occurrence, pour une régression logistique, la fonction de lien correspond à la fonction logit:

$$logit(p)=log(p/1-p)$$

Soit, avec R :

```
myreg <- glm(y~x, family=binomial(link=logit))
summary(myreg)
```

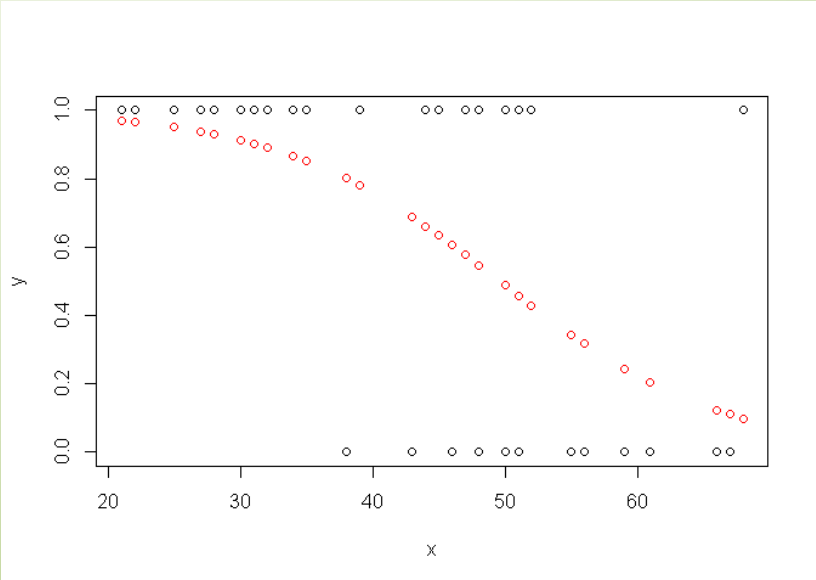
```
## Call:
## glm(formula = y ~ x, family = binomial(link = logit))
##
## Deviance Residuals:
##     Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1.8686  -0.7764   0.3801   0.8814   2.0253
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)   5.9462     1.9599   3.034  0.00241 **
## x            -0.1156     0.0397  -2.912  0.00360 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##     Null deviance: 52.925  on 39  degrees of freedom
## Residual deviance: 39.617  on 38  degrees of freedom
## AIC: 43.617
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

On obtient donc le modèle suivant:

$$logit(E(Y)) = -0.1156X + 5.9462$$

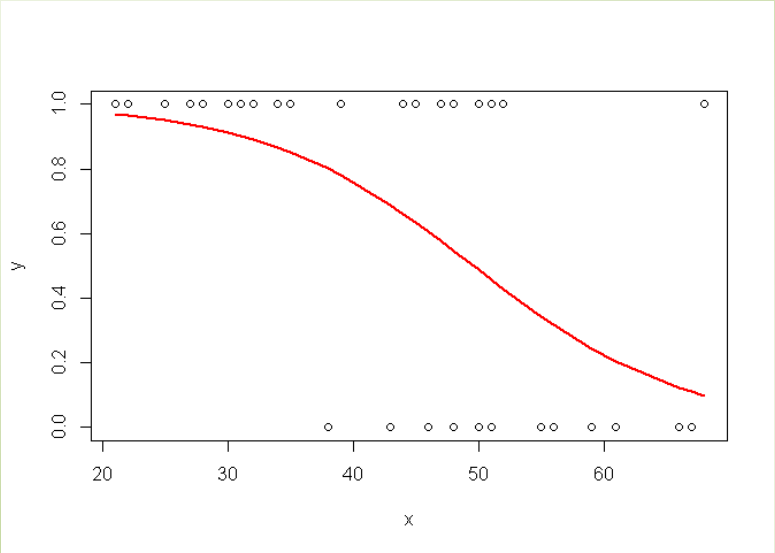
et l'on constate que l'influence (négative) de l'âge sur l'achat d'albums de death metal est bien significative au seuil de 5%. **Cette relation entre logit(E(Y) et *X* est bien une relation linéaire**. En revanche, l'échelle des ordonnées n'est pas aisée à interpréter, on procède donc à une transformation inverse de la relation:

```
logit_ypredit= -0.1156*x + 5.9462

# backtransformation  de logit

ypredit = exp(logit_ypredit)/(1+ exp(logit_ypredit))
plot(x,y)
points(x,ypredit, col="red")
```



Pour tracer la courbe:

```
plot(x,y)
o=order(x)
points(x[o],ypredit[o], col="red", type="l", lwd=2)
```



Enfin, pour se simplifier la vie, il est aussi possible de récupérer les valeurs prédites de y directement :

```
plot(x,y)
myreg=glm(y~x, family=binomial(link=logit))
ypredit=myreg$fitted
o=order(x)
points(x[o],ypredit[o], col="red", type="l", lwd=2)
```