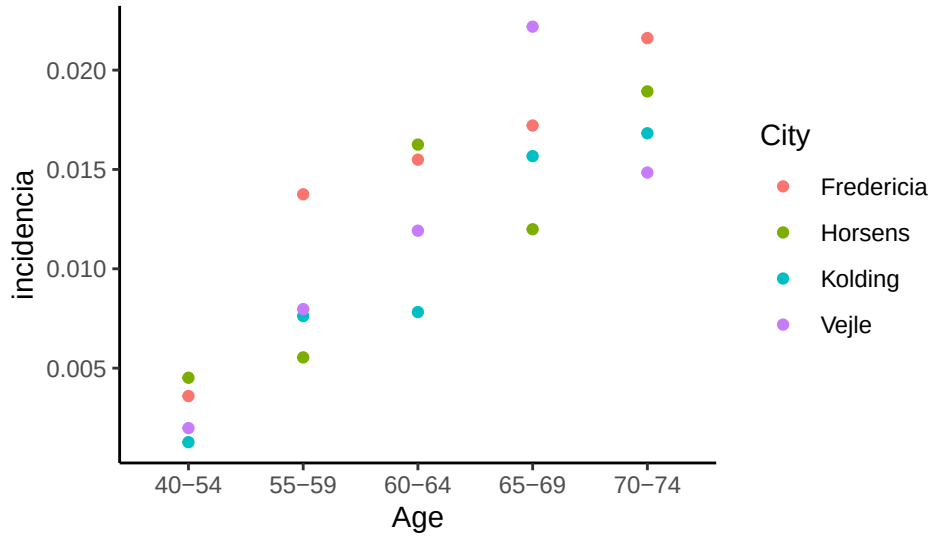
4. Modelos lineales generalizados para datos de conteos

La base de datos Preg4.csv contiene información sobre el número de casos de cáncer de pulmón (Cases) registrados entre 1968 y 1971 en cuatro ciudades de Dinamarca (City). En estos casos se registró también la edad de los pacientes (Age, variable categorizada en 5 grupos). El interés del análisis es estudiar si se puede indicar que a mayor edad existe mayor incidencia de cáncer de pulmón. Notemos que para realizar el análisis la variable de conteos Cases depende de forma inherente de la población de la ciudad (Pop), pues entre más grande la ciudad es mayor el número de casos que se pueden observar; de manera que el estudio se debe enfocar en las tasas de incidencia.

i) Gráfica de dispersión de grupos de edad e incidencia



Podemos apreciar de la siguiente gráfica presentada que por cada grupo de edad la incidencia en cada ciudad va en aumento, por ejemplo en el grupo de edad de 40-54 la incidencia de cáncer esta por debajo de 0.005 pero conforme avanzan los grupos de edad los niveles aumentan para todas las ciudades

ii) Distribución Poisson con liga logarítmica y un segundo modelo.

Como primer modelo consideraremos uno con distribución Poisson y función log, ademas de considerar las demás covariables de Age y City con su interacción

```
##
## Call:
## glm(formula = Cases ~ incidencia + Age * City, family = poisson(link = "log"),
##     data = data4)
##
## Coefficients: (1 not defined because of singularities)
##                       Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)            2.72563    0.68127   4.001 6.31e-05 ***
## incidencia           -91.14105  138.05079  -0.660   0.5091
## Age55-59               0.92545    1.33746   0.692   0.4890
## Age60-64               1.08431    1.56838   0.691   0.4893
## Age65-69               1.14564    1.80111   0.636   0.5247
## Age70-74               1.64191    2.25757   0.727   0.4670
## CityHorsens            0.25086    0.38926   0.644   0.5193
## CityKolding           -1.22331    0.72501  -1.687   0.0915 .
## CityVejle             -0.93536    0.72268  -1.294   0.1956
```

```
## Age55-59:CityHorsens  -1.60525    1.30074  -1.234   0.2172
## Age60-64:CityHorsens   0.12842    0.56588   0.227   0.8205
## Age65-69:CityHorsens  -0.72673    0.93273  -0.779   0.4359
## Age70-74:CityHorsens  -0.40843    0.57915  -0.705   0.4807
## Age55-59:CityKolding   0.34607    0.83602   0.414   0.6789
## Age60-64:CityKolding   0.07212    0.96506   0.075   0.9404
## Age65-69:CityKolding   1.17806    0.75562   1.559   0.1190
## Age70-74:CityKolding   0.58620    0.69637   0.842   0.3999
## Age55-59:CityVejle    -0.04318    0.62080  -0.070   0.9446
## Age60-64:CityVejle     0.51431    0.57777   0.890   0.3734
## Age65-69:CityVejle     1.72529    1.42564   1.210   0.2262
## Age70-74:CityVejle          NA         NA      NA       NA
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
##
##     Null deviance:  1.7603e+01  on 19  degrees of freedom
## Residual deviance: -2.2204e-16  on  0  degrees of freedom
## AIC: 121.47
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 3
```

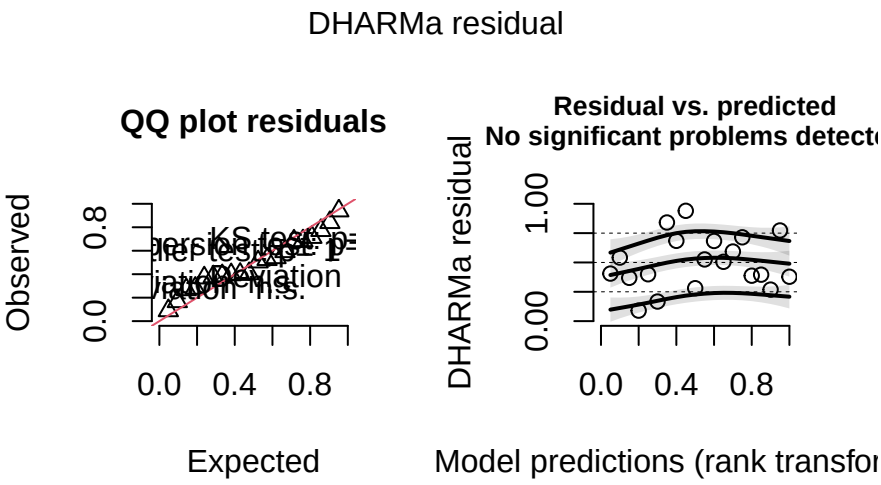
De las verificaciones de los supuestos para el primer modelo observamos que tenemos muchos problemas con los mismos del modelo por lo que optaremos por ajustar un segundo modelo, con la diferencia de que solo incluiremos a la covariable Age sin interacción.

```
##
## Call:
## glm(formula = Cases ~ I(incidencia^1.8) + Age, family = poisson(link = "log"),
##     data = data4)
##
## Coefficients:
##                     Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)          2.08393    0.17448  11.943   <2e-16 ***
## I(incidencia^1.8) 872.29286  393.03532   2.219   0.0265 *
## Age55-59           -0.19806    0.26031  -0.761   0.4467
## Age60-64           -0.08257    0.28217  -0.293   0.7698
## Age65-69           -0.26361    0.35437  -0.744   0.4569
## Age70-74           -0.43761    0.37314  -1.173   0.2409
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
##
##     Null deviance: 17.6029  on 19  degrees of freedom
## Residual deviance:  9.1219  on 14  degrees of freedom
## AIC: 102.59
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

Veamos si este modelo para la regle de dedo:

```
## [1] 0.6515622
```

Tenemos como resultado un valor cercano a 1 por lo que pasaremos a verificar los supuestos del modelo.



De la gráfica podemos notar que no parece tener problemas con la Q-Q Plot.

Notamos que este nuevo modelo mejora bastante respecto al primero en el que se incluían mas covariables y ya no presenta los mismos problemas que el primer ajuste realizado tomando la interacción de las covariables.

Lo que sigue sera hacer una prueba anova en la que compararemos ambos modelo y decidir si se puede usar el segundo modelo.

```
## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: Cases ~ incidencia + Age * City
## Model 2: Cases ~ I(incidencia^1.8) + Age
##   Resid. Df Resid. Dev  Df Deviance Pr(>Chi)
## 1         0     0.0000
## 2        14     9.1219 -14  -9.1219   0.8232
```

De la prueba de bondad de ajuste notamos que no se rechaza H0 por lo que se puede usar el segundo modelo para los datos. Ademas comparado los AIC de ambos modelos tenemos por un lado que el primer modelo tuvo como resultado 121.47 contra 102.59 del segundo modelo en el cual se corrigieron problemas de con los supuestos.

iii)Modelo binomial negativo. Comparación con el anterior.

```
##
## Call:
## glm.nb(formula = Cases ~ incidencia + Age, data = data4, link = "log",
##     init.theta = 485152.2449)
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)   1.9223     0.1883  10.207  < 2e-16 ***
## incidencia   64.8976    24.3663   2.663  0.00774 **
## Age55-59     -0.4294     0.2933  -1.464  0.14321
## Age60-64     -0.4053     0.3468  -1.169  0.24260
## Age65-69     -0.6185     0.4253  -1.454  0.14581
## Age70-74     -0.8045     0.4452  -1.807  0.07075 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

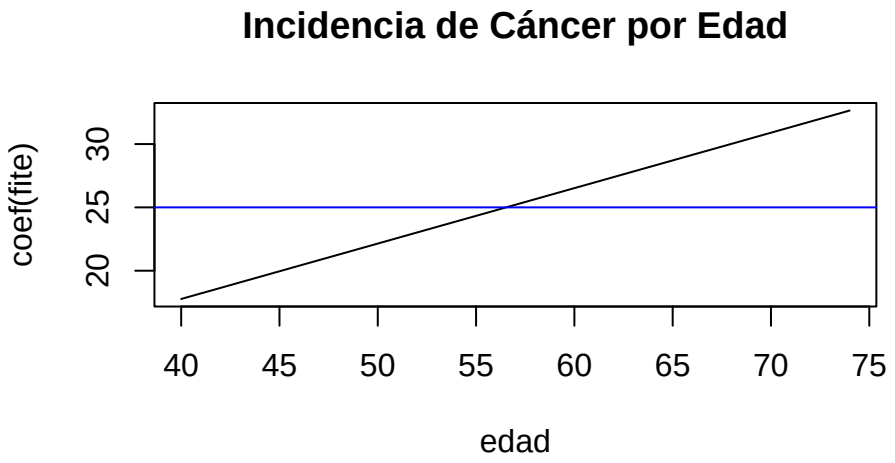
```
##
## (Dispersion parameter for Negative Binomial(485152.2) family taken to be 1)
##
##     Null deviance: 17.6026  on 19  degrees of freedom
## Residual deviance:  6.8783  on 14  degrees of freedom
## AIC: 102.35
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 1
##
##
##               Theta:  485152
##           Std. Err.:  15936690
## Warning while fitting theta: iteration limit reached
##
##  2 x log-likelihood:  -88.352
```

```
## [1] 102.5948 102.3517
```

```
## [1] 108.5692 109.3218
```

Como ya habíamos mencionado el segundo modelo Poisson resulto mejor que el modelo ajustado con Binomial negativa. Finalmente haremos intervalos de confianza simultáneos con el modelo Poisson 2 que para nosotros resulto ser el mejor de los 3.

Los intervalos son los siguientes:




```
## integer(0)
```

De los resultados obtenidos en la gráfica con los intervalos podemos ver que aproximadamente a partir de los 57-58 años de edad la incidencia de cáncer de pulmón en las ciudades de Dinamarca va en aumento,cosa que ya se podía observar en la gráfica presentada en el primer punto del ejercicio.