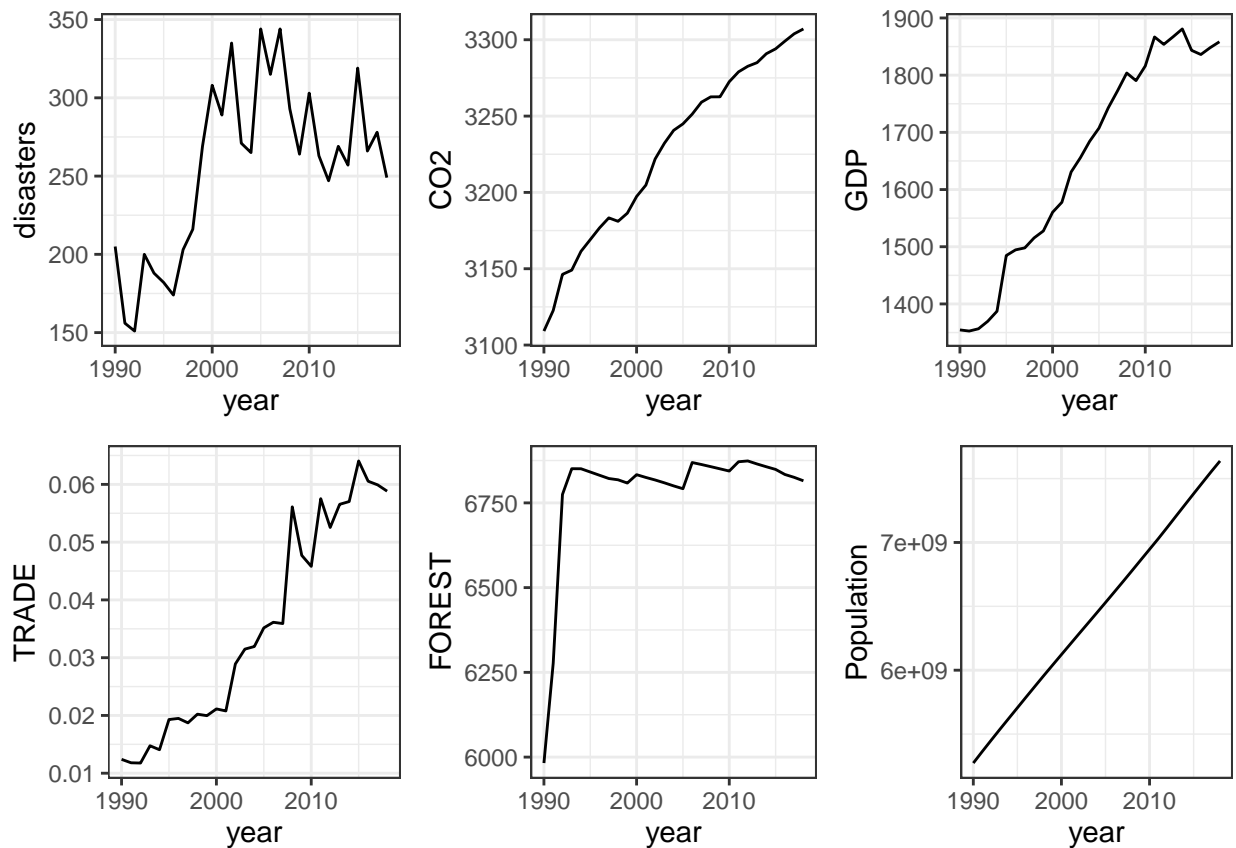


# Co2 emissions causal effect on natural disasters

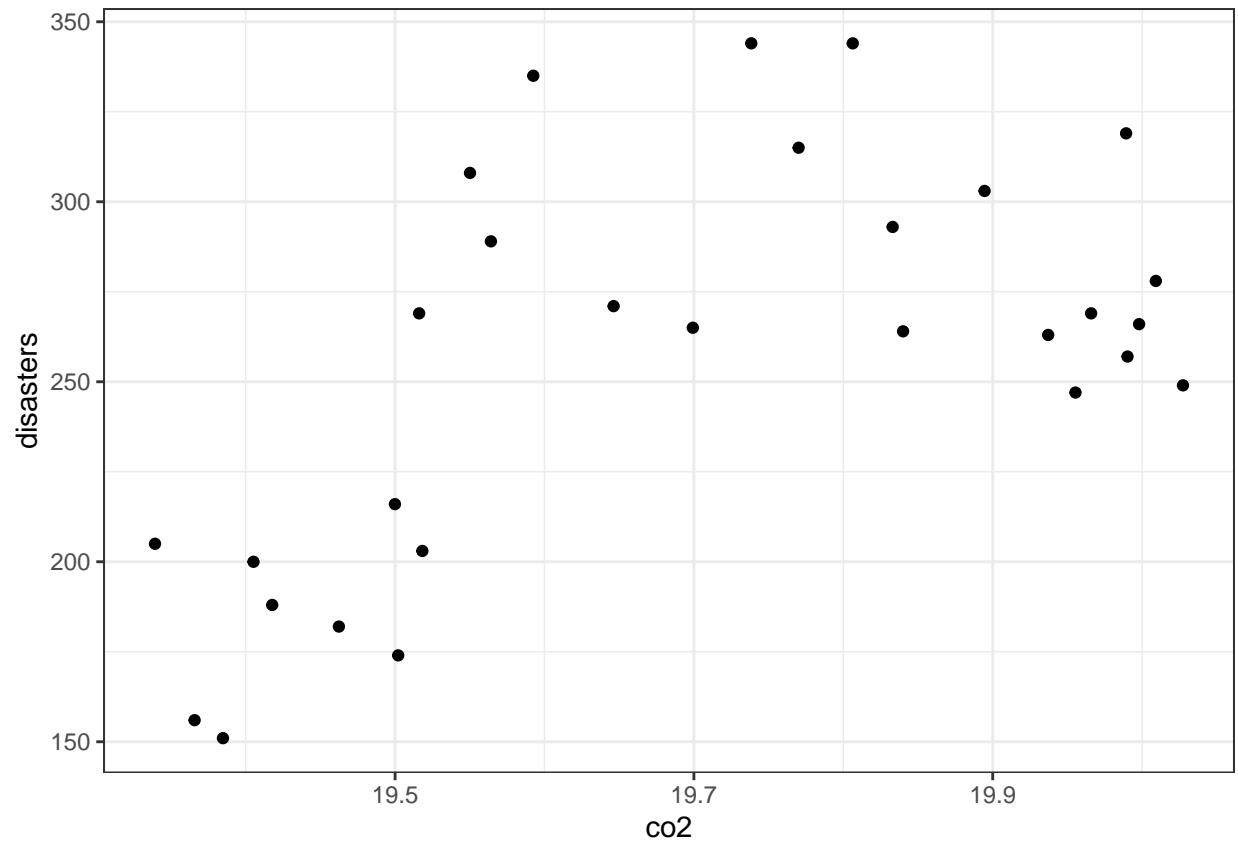
2023-11-21

In quest' analisi si è utilizzato un dataset contenente i valori annuali delle variabili rappresentate nei grafici in figura, per tutti gli stati del mondo, dal 1990 al 2018. Nei seguenti grafici sono rappresentate le medie annuali delle variabili presenti nel dataset

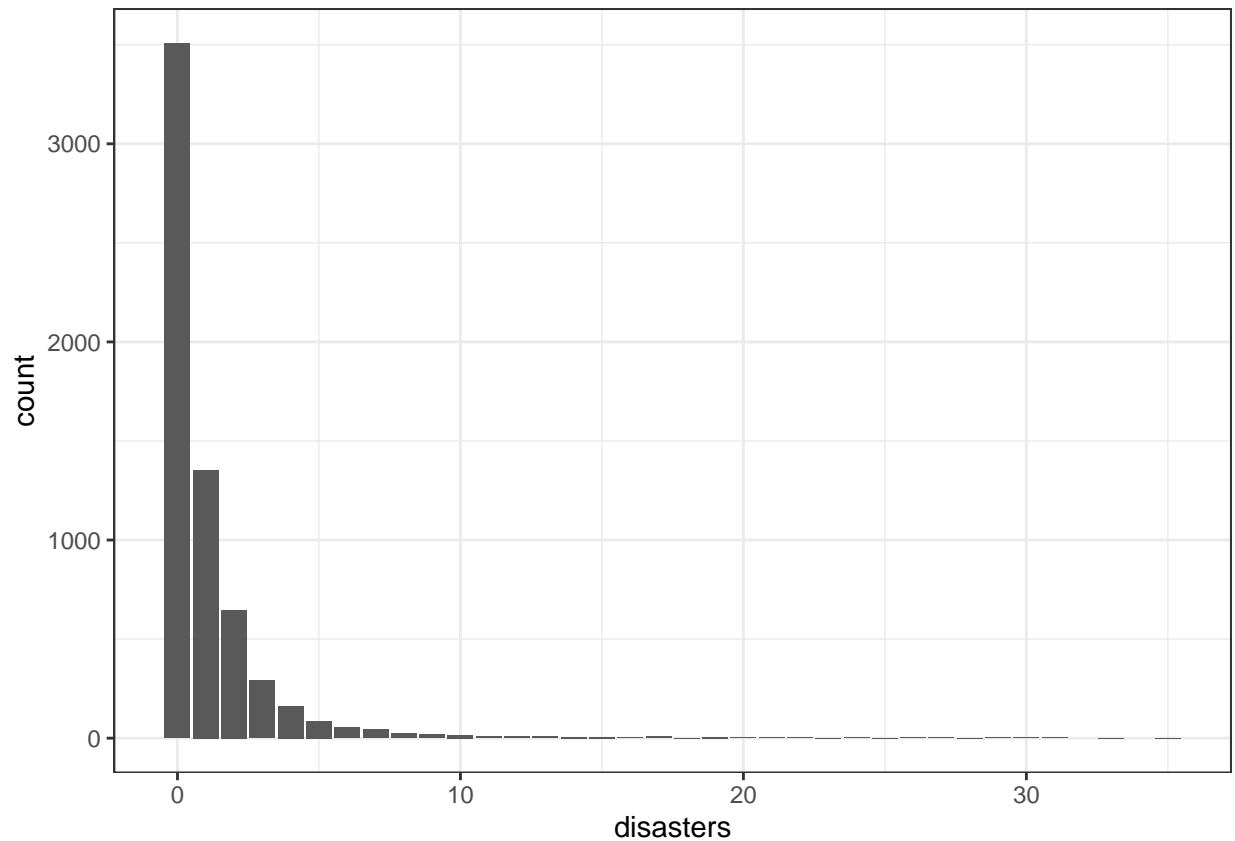


Nostro scopo è comprendere se c'è dipendenza del numero di disastri dalle emissioni di co2. E' di interesse cioè comprendere se un aumento delle emissioni di co2, a parità di gdp, popolazione e eventuali altre variabili di controllo comporta un aumento del numero di disastri.

```
dataset%>%group_by(year)%>%summarize(disasters=sum(disasters, na.rm=T), co2=sum(co2*pop, na.rm=T)/sum(pop, na.rm=T),  
  geom_point(aes(y=disasters, x=co2))+  
  theme_bw()
```



```
ggplot(dataset)+  
  geom_bar(aes(x=disasters))+  
  theme_bw()
```



Poichè c'è un numero molto elevato di casi con 0 disastri naturali, è di interesse costruire modelli che permettono di capire quali sono i fattori per cui si verifica un disastro naturale. La tratto quindi come variabile dummy, che vale 1 se si è verificato almeno un disastro, 0 altrimenti

## Modello lineare generalizzato

```
m1<-glm(disaster~co2, data=data, family="binomial")
summary(m1)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = disaster ~ co2, family = "binomial", data = data)
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)  -4.3827     0.1841  -23.80  <2e-16 ***
## co2           0.2666     0.0114   23.39  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 8144.6  on 5894  degrees of freedom
## Residual deviance: 7524.7  on 5893  degrees of freedom
```

```
## (398 observations deleted due to missingness)
## AIC: 7528.7
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

```
exp(0.2419)-1
```

```
## [1] 0.2736668
```

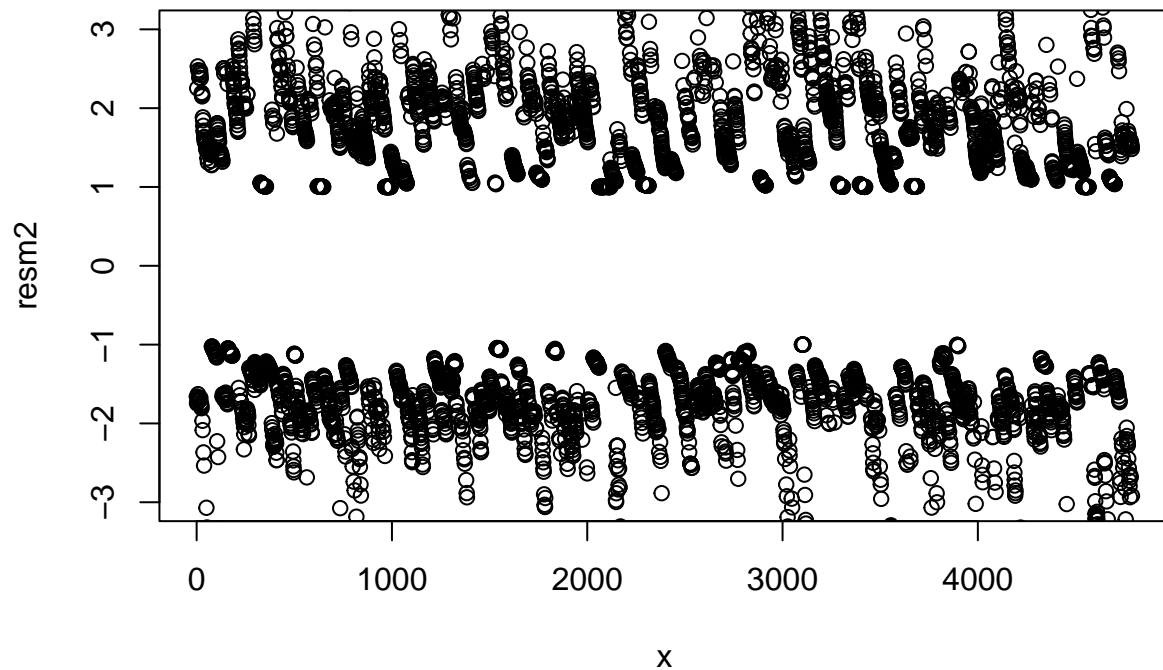
Tenendo conto della sola associazione tra disastri e co2, l'effetto sembra essere positivo. In particolare l'aumento delle emissioni di una tonnellata comporta un aumento delle emissioni del 27 %.

```
m2<-glm(disaster~co2+gdp+trade+forest+pop+year, data=data, family="binomial")
summary(m2)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = disaster ~ co2 + gdp + trade + forest + pop + year,
##      family = "binomial", data = data)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept) -5.368e+01  8.498e+00 -6.317 2.67e-10 ***
## co2          9.281e-02  2.902e-02  3.198  0.00138 **
## gdp         -2.057e-01  3.347e-02 -6.147 7.91e-10 ***
## trade       -7.042e+02  1.511e+02 -4.660 3.16e-06 ***
## forest       9.488e-03  1.408e-03  6.737 1.61e-11 ***
## pop          3.064e-08  2.556e-09 11.988 < 2e-16 ***
## year         2.652e-02  4.234e-03  6.265 3.74e-10 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 6633.6 on 4788 degrees of freedom
## Residual deviance: 5521.2 on 4782 degrees of freedom
## (1504 observations deleted due to missingness)
## AIC: 5535.2
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 7
```

Tenendo però conto anche delle restanti variabili, il suo effetto sembra invece essere negativo.

```
resm2=m2$residuals
x=1:length(resm2)
plot(resm2~x, ylim=c(-3,3))
```



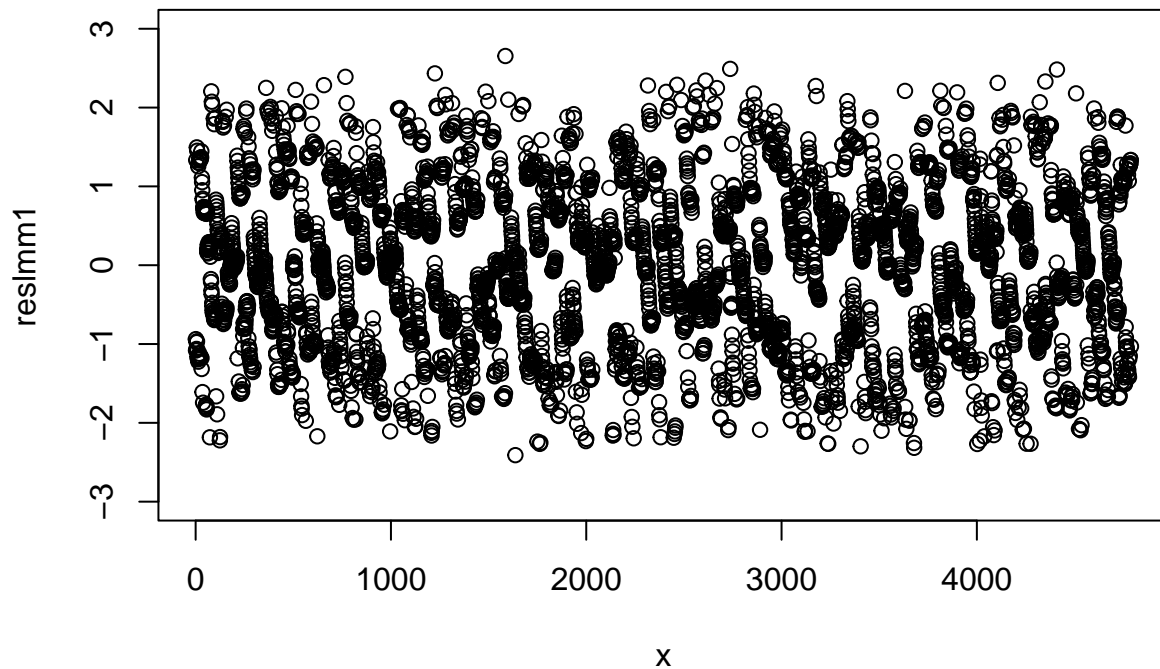
I residui sono ovviamente non casuali. Questo è dovuto al fatto che sono dati di tipo longitudinale, cioè abbiamo osservazioni ripetute per lo stesso individuo nel tempo. # Modello lineare a effetti misti

```
lmm1=lmer(disaster~co2+gdp+trade+forest+as.numeric(year)+I(as.numeric(year)^2)+(1|country), data=data)
summary(lmm1)
```

```
## Linear mixed model fit by REML ['lmerMod']
## Formula:
## disaster ~ co2 + gdp + trade + forest + as.numeric(year) + I(as.numeric(year)^2) +
## (1 | country)
## Data: data
##
## REML criterion at convergence: 5315.3
##
## Scaled residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -2.40987 -0.72949  0.01107  0.72589  2.65432
##
## Random effects:
## Groups Name Variance Std.Dev.
## country (Intercept) 0.04711 0.2170
## Residual 0.16203 0.4025
## Number of obs: 4789, groups: country, 186
##
## Fixed effects:
## Estimate Std. Error t value
```

```
## (Intercept)          -2.492e+03  3.853e+02  -6.470
## co2                  7.759e-02  7.646e-03  10.148
## gdp                  -8.687e-02  1.076e-02  -8.076
## trade                -1.379e+00  1.641e+01  -0.084
## forest               1.809e-03  7.038e-04   2.571
## as.numeric(year)     2.479e+00  3.844e-01   6.448
## I(as.numeric(year)^2) -6.164e-04  9.590e-05  -6.427
##
## Correlation of Fixed Effects:
##          (Intr) co2    gdp    trade  forest as.n()
## co2          0.027
## gdp        -0.020 -0.421
## trade         0.000  0.359 -0.231
## forest        0.013  0.150 -0.074  0.133
## as.nmrc(yr) -1.000 -0.027  0.021  0.000 -0.013
## I(s.nm())^2  1.000  0.027 -0.023  0.000  0.013 -1.000
## fit warnings:
## Some predictor variables are on very different scales: consider rescaling
## optimizer (nloptwrap) convergence code: 0 (OK)
## Model failed to converge with max|grad| = 0.00486574 (tol = 0.002, component 1)

reslmm1=summary(lmm1)[["residuals"]]
x=1:length(reslmm1)
plot(reslmm1~x, ylim=c(-3,3))
```

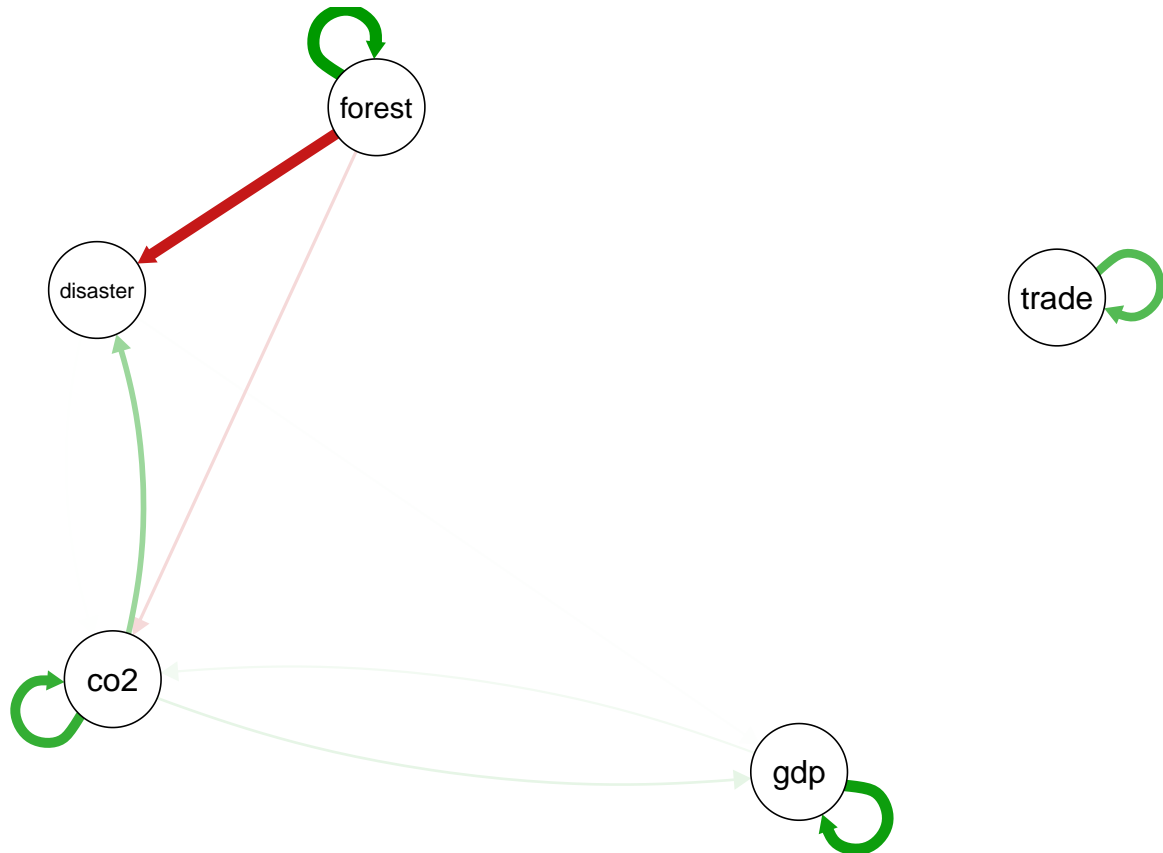


Ora i residui sembrano casuali, quindi un modello di questo tipo è più adatto #MODELLO mlVAR

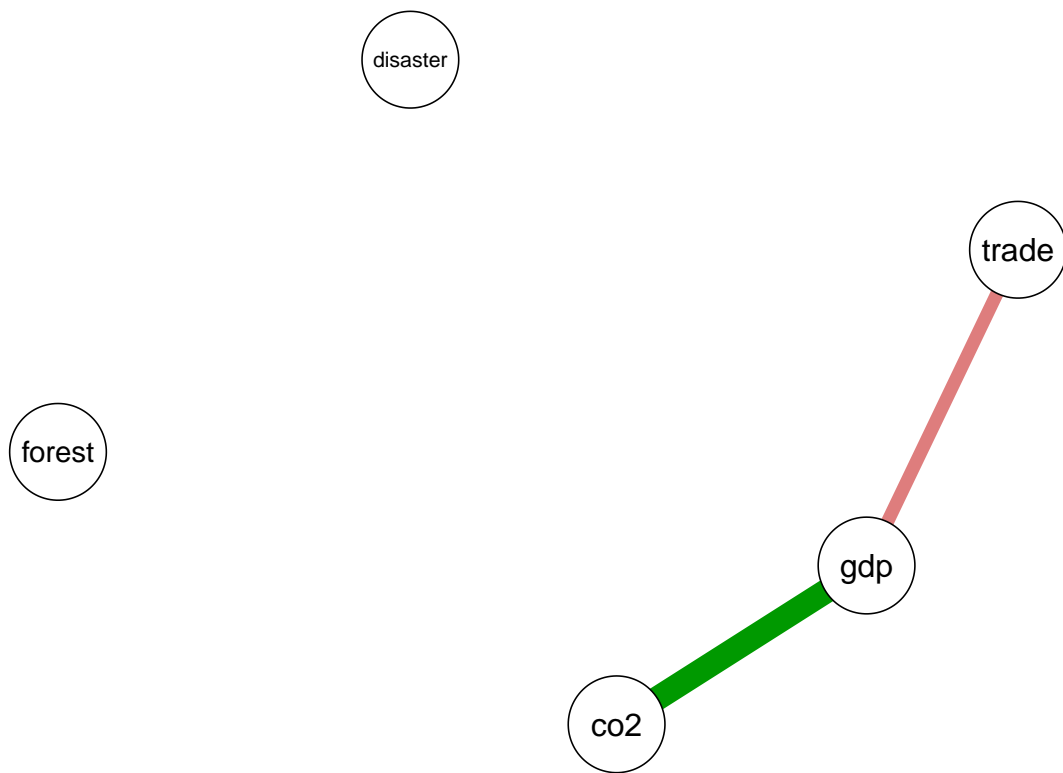
```
data7=data%>%dplyr::select(disaster,co2,gdp,forest,trade, country)
mvar7=mlVAR(data7, colnames(data7)[-6], colnames(data7)[6], lags=1)
```

```
## |
## |
## |
```

```
plot(mvar7, "temporal")
```

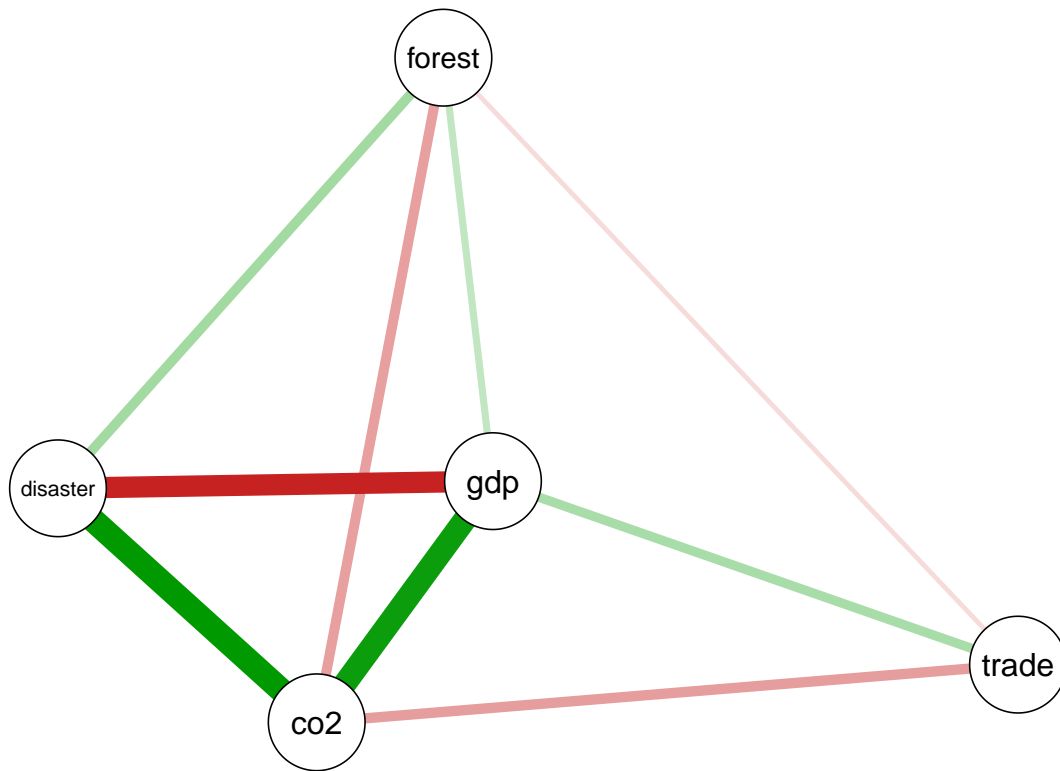


```
plot(mvar7, "contemporaneous")
```



```
plot(mvar7, "between")
```





Il modello utilizzato è di interesse perchè permette di comprendere vari tipi di relazioni.

La relazione di maggiore interesse è quella tra la variabile emissioni di CO2 e i disastri naturali E' una relazione temporale positiva, il che indica che un incremento nelle emissioni comporta un incremento nella probabilità di avere disastri naturali. Questo effetto può essere interpretato in maniera casuale, considerando il concetto di causalità di Granger.