Replication_Jorda

Yannick Le Pen

2023-07-20

Introduction

Jorda (2005, Estimation and Inference of Impulse Responses by Local Projection, **The American Economic Review**, vol 95(1), pp 161-182.) propose la méthode des projections locales pour calculer les fonctions d'impulsion-réponse.

Il illustre sa méthode en revenant sur une question de politique monétaire. L'article de Taylor (1993, Discretion versus Policy Rules. **Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, 39(0), pp. 195-214) a suscité beaucoup de travaux de recherches sur les règles de taux d'intérêt pour la conduite de la politique monétaire. Ces règles décrivent comment le taux d'intérêt devrait varier en fonction de l'output gap et du taux d'inflation. Le niveau du taux d'intérêt dépend d'un arbitrage entre les niveaux d'activités économiques et le niveau de l'inflation. Pour évaluer l'efficacité et l'optimalité des règles de taux d'intérêt dans le cadre de la politique monétaire, Jord'{a} étudie la dynamique des relations entre :

- 1. l'output gap y_t mesuré par la différence en pourcentage entre le PIB réel et le PIB potentiel (source the Congressional Budget Office)
- 2. le taux d'inflation π_t mesuré par le déflateur du PIB en pourcentage annualisé
- 3. le taux d'intérêt i_t mesuré par le taux des fonds fédéraux (federal fund rates) en pourcentage annualisé

Jorda dispose de données trimestrielles de 1955-T1 à 2003-I. Ces données sont contenues dans le dataframe interest_rules_var_data du package liprfs de R.

Importation des librairies vars et local projection

```
library(vars)
library(lpirfs)
```

Importation des données dans le dataframe endog_data

```
endog_data <- interest_rules_var_data
str(endog_data)

## tibble [193 x 3] (S3: tbl_df/tbl/data.frame)

## $ GDP_gap: num [1:193] 2.62 3.47 4.05 3.8 2.54 ...

## $ Infl : num [1:193] 1.6 2.26 2.89 2.7 3.96 ...

## $ FF : num [1:193] 1.34 1.5 1.94 2.36 2.48 ...</pre>
```

Fonction impulsion réponse basées sur l'estimation d'un modèle VAR

Sélection du nombre de retards optimal On determine le nombre de retards du VAR en choisissant un nombre de retards maximum égal à 8 et en introduisant une constante dans le modèle VAR

```
pselect<-VARselect(y=endog_data,lag.max=8,type=c("const"))</pre>
```

```
# Affichage des critères de sélection
# pselect$criteria
# nombre de retards optimal selon les critères de sélection
pselect$selection
## AIC(n) HQ(n) SC(n) FPE(n)
##
      6
             3
                   2
Estimation d'un modèle VAR On estime un VAR avec deux retards et une constante
var.2lag <-VAR(y = endog_data,type="const",lag.max = 2)</pre>
summary(var.2lag)
##
## VAR Estimation Results:
## -----
## Endogenous variables: GDP_gap, Infl, FF
## Deterministic variables: const
## Sample size: 191
## Log Likelihood: -736.927
## Roots of the characteristic polynomial:
## 0.9366 0.9366 0.6731 0.5747 0.2547 0.08768
## VAR(y = endog_data, type = "const", lag.max = 2)
##
##
## Estimation results for equation GDP_gap:
## GDP_gap = GDP_gap.11 + Infl.11 + FF.11 + GDP_gap.12 + Infl.12 + FF.12 + const
##
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
##
## GDP_gap.l1 1.13243 0.07472 15.156 < 2e-16 ***
## Infl.l1
            ## FF.11
            ## Infl.12 -0.10386 0.05597 -1.856 0.065113 .
## FF.12
           -0.11743 0.06928 -1.695 0.091775 .
                              3.400 0.000827 ***
## const
            0.44342 0.13042
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
##
## Residual standard error: 0.8091 on 184 degrees of freedom
## Multiple R-Squared: 0.9044, Adjusted R-squared: 0.9013
## F-statistic: 290.1 on 6 and 184 DF, p-value: < 2.2e-16
##
##
## Estimation results for equation Infl:
## Infl = GDP_gap.11 + Infl.11 + FF.11 + GDP_gap.12 + Infl.12 + FF.12 + const
##
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## GDP_gap.l1 0.06918 0.09608 0.720 0.472400
```

0.07181 8.376 1.37e-14 ***

Infl.l1

0.60151

```
## FF.11
              0.18385
                         0.08775
                                   2.095 0.037536 *
## GDP_gap.12 0.01284
                         0.09149
                                   0.140 0.888565
## Infl.12
              0.28576
                         0.07197
                                   3.970 0.000103 ***
## FF.12
             -0.14280
                         0.08909 -1.603 0.110662
## const
              0.17710
                         0.16770
                                  1.056 0.292329
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
##
## Residual standard error: 1.04 on 184 degrees of freedom
## Multiple R-Squared: 0.8211, Adjusted R-squared: 0.8152
## F-statistic: 140.7 on 6 and 184 DF, p-value: < 2.2e-16
##
##
## Estimation results for equation FF:
## =============
## FF = GDP_gap.11 + Infl.11 + FF.11 + GDP_gap.12 + Infl.12 + FF.12 + const
##
##
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## GDP_gap.11 0.34326 0.08268
                                  4.152 5.04e-05 ***
## Infl.l1
              0.05429
                         0.06180
                                  0.878 0.380832
## FF.11
              1.03852
                         0.07551 13.753 < 2e-16 ***
## GDP_gap.12 -0.29287
                         0.07873 -3.720 0.000264 ***
## Infl.12
              0.07241
                         0.06194
                                  1.169 0.243854
## FF.12
             -0.13104
                         0.07666 -1.709 0.089074 .
## const
             0.11318
                        0.14431 0.784 0.433877
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
##
## Residual standard error: 0.8953 on 184 degrees of freedom
## Multiple R-Squared: 0.9279, Adjusted R-squared: 0.9256
## F-statistic: 394.9 on 6 and 184 DF, p-value: < 2.2e-16
##
##
##
## Covariance matrix of residuals:
##
           GDP_gap
                       Infl
## GDP_gap 0.65463 -0.04827 0.2205
## Infl
          -0.04827 1.08238 0.1048
           0.22046 0.10476 0.8015
##
## Correlation matrix of residuals:
##
           GDP_gap
                       Infl
## GDP_gap 1.00000 -0.05735 0.3043
          -0.05735 1.00000 0.1125
## Infl
## FF
           0.30435 0.11247 1.0000
```

Estimation des functions impulse-response

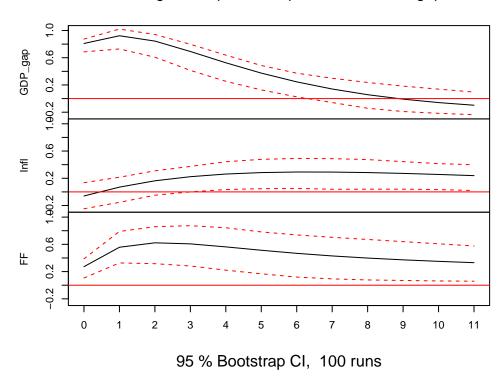
Les chocs structurels sont déterminés par la méthode de Cholesky avec l'ordre $(y_t, \pi_t, i_t)'$. Jord'{a} suppose que :

- un choc sur l'output gap à un effet instantané sur les le taux d'inflation et le taux d'intérêt,
- un choc sur le taux d'intérêt n'a pas d'effet instantané sur l'output gap et le taux d'inflation.

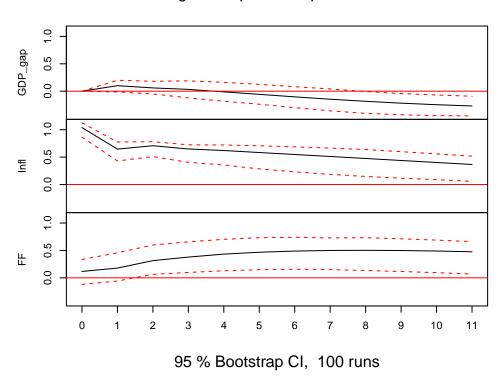
L'ordre des variables dans le dataframe correspond bien à celui choisi pour la décomposition de Cholesky.

```
irf_VAR<-irf(var.2lag,n.ahead = 11,ortho = TRUE,ci=0.95)
plot(irf_VAR)</pre>
```

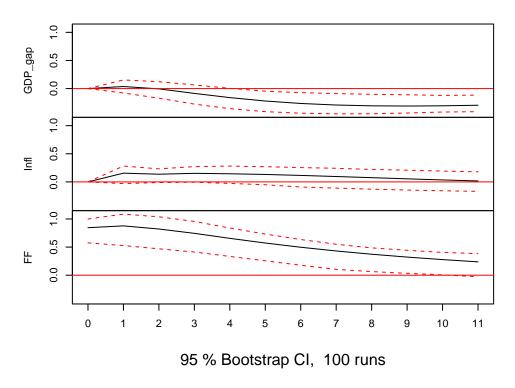
Orthogonal Impulse Response from GDP_gap



Orthogonal Impulse Response from Infl



Orthogonal Impulse Response from FF



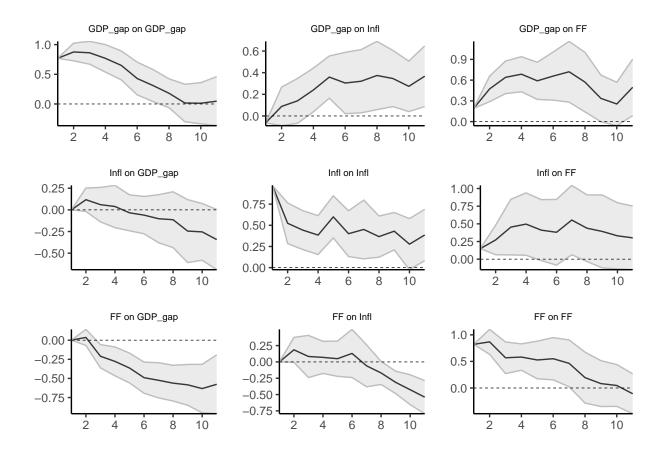
Dans son article, Jord'{a} parle de "**price puzzle**'' pour designer le fait que dans la littérature sur les modèles VAR, on obtient souvent le résultat contre-intuitif que l'inflation augmente suite à un choc sur les taux d'intérêt.

Estimation des fonctions impulsion réponse par la méthodes des projection locales

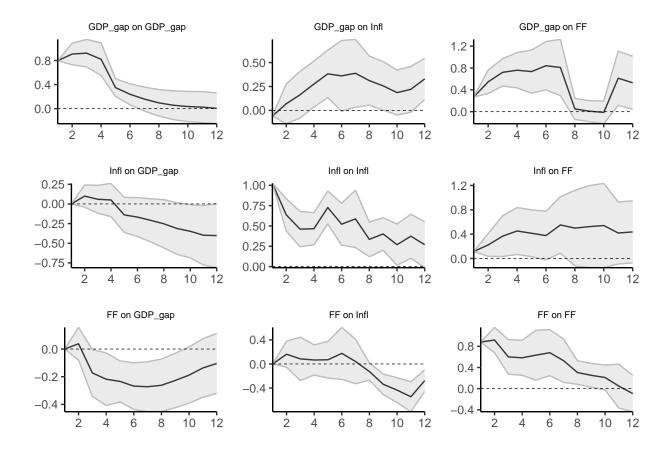
Spécification 1 : nombre de retards fixe Jorda estime les projections locales avec un nombre de retards égal à 4 pour toutes horizons et toutes les variables. Chaque choc est l'égal à l'écart type du choc structurel correspondant.

Les fonctions impulsion réponse figurent ci-dessous

```
plot(irf_LP_41)
```



Spécification 2 : Nombre de retards endogène Le nombre de retards pour les régressions des projections locales peut varier suivant les horizons et les variables. On considère un nombre de retards maximal égal à 8. Le nombre de retards optimal minimise le critère BIC.



Affichage des irf irf_LP_41\$irf_lin_mean

```
## , , 1
##
                          [,2]
                                    [,3]
                                              [,4]
                                                        [,5]
##
               [,1]
                                                                  [,6]
## [1,] 0.76921540 0.87582397 0.8628188 0.7686700 0.6495739 0.4289096 0.3097732
## [2,] -0.06310773 0.08824105 0.1397125 0.2402117 0.3593400 0.3044605 0.3209420
## [3,] 0.19204448 0.47295175 0.6402030 0.6857967 0.5898251 0.6586954 0.7209147
                                 [,10]
             [,8]
                       [,9]
                                           [,11]
## [1,] 0.1807608 0.0162575 0.01254278 0.0469958 0.07235766
## [2,] 0.3740189 0.3462197 0.27375774 0.3669900 0.41974880
## [3,] 0.5711392 0.3358602 0.25472205 0.4961299 0.42565203
##
## , , 2
##
                                  [,3]
             [,1]
                       [,2]
                                             [,4]
                                                         [,5]
## [1,] 0.0000000 0.1172453 0.06002656 0.03880626 -0.03414115 -0.06053067
## [2,] 0.9717678 0.5241793 0.44285746 0.38430289 0.59992238 0.40077850
## [3,] 0.1492738 0.2721807 0.45388470 0.49636625 0.41090816 0.38066698
                                    [,9]
              [,7]
                         [,8]
                                              [,10]
                                                         [,11]
## [1,] -0.1021679 -0.1136479 -0.2449473 -0.2540358 -0.3429438 -0.2549663
## [2,] 0.4511925 0.3661737 0.4305682 0.2773378 0.3855464
## [3,] 0.5537716 0.4382506 0.3926947 0.3305545 0.3016951 0.3080193
##
```

```
## , , 3
##
##
             [,1]
                        [,2]
                                    [,3]
                                                [,4]
                                                            [,5]
## [1,] 0.0000000 0.03620789 -0.21012020 -0.27748580 -0.36383230 -0.4901935
## [2,] 0.0000000 0.18520321 0.08319524 0.06937324
                                                      0.04907495
## [3,] 0.8209259 0.86758807 0.56815947
                                         0.58177362 0.52702795
                                                                  0.5504509
                                                 [,10]
                                      [,9]
               [,7]
                          [,8]
                                                            [,11]
                                                                       [.12]
## [1,] -0.52451372 -0.5618380 -0.58369060 -0.63284075 -0.5767245 -0.4710262
## [2,] -0.05992412 -0.1691973 -0.31309446 -0.42602508 -0.5398719 -0.3618341
## [3,] 0.46365199 0.1953165 0.08246098 0.04707795 -0.1082591 -0.2616423
```

Comparaison graphique : Effet d'un choc sur le taux d'intéret

On peut comparer les impulsions-réponses obtenues par les deux méthodes. On regarde les impulsions-réponses dans le cas d'un choc sur les taux d'intérêt qui présentent des différences selon la méthode d'estimation. On ne reporte pas les intervalles de confiance ce qui limite la portée des conclusions cependant.

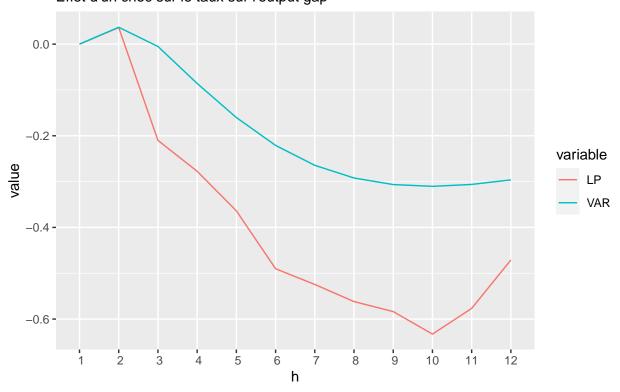
- irf_LP_4l\$irf_lin_mean contient les IRF estimées à partir de la méthode de projection locate avec 4 retards.
- irf_lin_mean[1,,3] contient les IRF d'un choc sur le taux d'intérêt sur l'output gap
- irf_VAR\$irf \$ FF contient les IRF suite à un choc sur le taux d'intérêt
- irf VAR\$irf \$ FF[,1] contient les IRF de l'output gap suite à un choc sur le taux d'intérêt

```
comp_irf<-data.frame(h=seq(1,12),irf_LP_4l$irf_lin_mean[1,,3],irf_VAR$irf$FF[,1])
colnames(comp_irf)<-c('h','LP','VAR')

library(ggplot2)
library(reshape2)

df_comp<-melt(comp_irf,id.var='h')
p<-ggplot(df_comp,aes(x=h,y=value,col=variable))+geom_line()+
scale_x_discrete(limits=comp_irf$h)
p+labs(title = "Projection locale (4 retards) versus VAR",subtitle = "Effet d'un choc sur le taux sur l</pre>
```

Projection locale (4 retards) versus VAR Effet d'un choc sur le taux sur l'output gap



On voit que l'IRF obtenue avec le modèle VAR a tendance a sous-estimer l'effet d'un choc sur le taux d'intérêt sur le PIB.

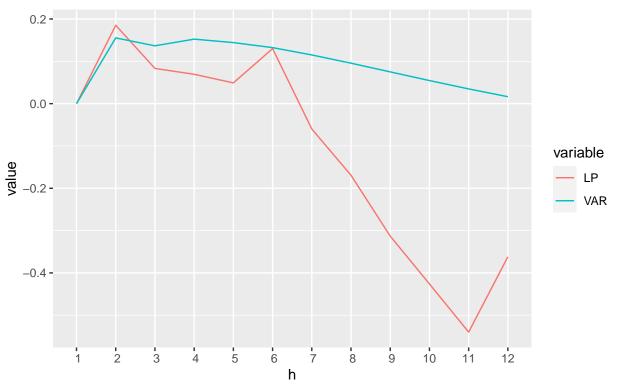
```
comp_irf<-data.frame(h=seq(1,12),irf_LP_4l$irf_lin_mean[2,,3],irf_VAR$irf$FF[,2])
colnames(comp_irf)<-c('h','LP','VAR')

library(ggplot2)
library(reshape2)

df_comp<-melt(comp_irf,id.var='h')
p<-ggplot(df_comp,aes(x=h,y=value,col=variable))+geom_line()+
scale_x_discrete(limits=comp_irf$h)
p+labs(title = "Projection locale (4 retards) versus VAR",subtitle = "Effet d'un choc sur le taux sur l</pre>
```

Projection locale (4 retards) versus VAR

Effet d'un choc sur le taux sur l'inflation



On voit que les deux IRF sont très proches jusqu'à h=7. Après cette date, l'IRF obtenue par la projection locale devient négative tandis que celle obtenue par le VAR reste positive. L'IRF par projection locale est plus proche de ce que l'on peut anticiper de l'effet d'une hausse des taux sur l'inflation.

```
comp_irf<-data.frame(h=seq(1,12),irf_LP_4l$irf_lin_mean[3,,3],irf_VAR$irf$FF[,3])
colnames(comp_irf)<-c('h','LP','VAR')

library(ggplot2)
library(reshape2)

df_comp<-melt(comp_irf,id.var='h')
p<-ggplot(df_comp,aes(x=h,y=value,col=variable))+geom_line()+
scale_x_discrete(limits=comp_irf$h)
p+labs(title = "Projection locale (4 retards) versus VAR",subtitle = "Effet d'un choc sur le taux sur l</pre>
```

Projection locale (4 retards) versus VAR

Effet d'un choc sur le taux sur le taux

