

Année universitaire 2023-2024

Effet des lois sur l'alcool et la conduite sur la mortalité routière

Question de recherche :

Les politiques publiques sur l'alcool réduisent-elles significativement le nombre d'accidents mortels ?

Master 1 Data Science pour l'Économie et l'Entreprise du futur
PROJET ÉCONOMÉTRIE DES DONNÉES DE PANEL

Laurentiu Istrati

Référent académique :
Jalal El Ouardighi

March 25, 2025

Sommaire

Sommaire	1
1 Introduction	2
1.1 Introduction : Contexte, objectifs et question de recherche	2
1.2 Revue de la littérature	2
2 Le Cadre statistique	3
2.1 Présentation des Données	3
2.2 Statistiques descriptives	3
3 Présentation des Principaux Résultats	4
3.1 Estimation des modèles	4
3.1.1 Tests d'existence des effets spécifiques	5
3.1.2 Test d'indépendance d'Hausman	6
3.2 Analyse des résultats	6
4 Conclusion, limites et perspectives	8
Bibliographie	9
A Annexes	10
A.1 Code R	14

1 Introduction

1.1 Introduction : Contexte, objectifs et question de recherche

Les accidents de la route liés à l'alcool constituent un enjeu majeur de sécurité publique aux États-Unis. Selon la National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA), près de 30 personnes meurent chaque jour dans des accidents impliquant un conducteur en état d'ivresse, soit environ une toutes les 50 minutes. Bien que ces décès aient diminué d'un tiers depuis les années 1980, ils restent responsables de plus de 10 000 morts par an. Ce projet vise à explorer l'impact des politiques publiques liées à l'alcool, telles que la taxation de la bière, l'âge légal pour consommer de l'alcool, les lois sur l'alcootest et les sanctions pénales, sur le taux de mortalité routière aux États-Unis.

L'objectif principal de cette étude est d'évaluer dans quelle mesure les politiques publiques relatives à l'alcool (taxes sur la bière, âge légal, lois sur l'alcootest, sanctions pénales) influencent la réduction du nombre d'accidents mortels sur les routes américaines. Pour ce faire, des modèles économétriques de données de panel seront utilisés afin de capturer les effets fixes des États ainsi que les variations temporelles. Des facteurs économiques et démographiques seront également intégrés dans les modèles de régression pour isoler les effets réels des politiques publiques sur la mortalité routière.

1.2 Revue de la littérature

La relation entre les politiques de contrôle de l'alcool et la mortalité routière a fait l'objet de nombreux travaux empiriques, notamment dans le contexte américain. Ruhm (1996) a examiné l'effet des taxes sur la bière et des réglementations liées à l'âge légal de consommation en États-Unis. Ses résultats indiquent qu'une augmentation des taxes sur l'alcool est associée à une réduction significative des décès routiers, même après contrôle des caractéristiques économiques (chômage, revenu) et des lois complémentaires (sanctions pénales). Toutefois, l'auteur souligne un défi méthodologique majeur : le risque de biais de variables omises, lié à l'hétérogénéité non observée entre les États ou à l'adoption simultanée de politiques publiques.

Ces enjeux méthodologiques sont approfondis par Stock et Watson (2007), qui insistent sur l'importance des modèles à effets fixes pour isoler l'impact causal des politiques. Leur cadre théorique justifie le contrôle des effets temporels (progrès technologiques, tendances nationales) et des effets individuels des États (culture, géographie), afin d'éviter des estimations biaisées. Cependant, leurs travaux n'intègrent pas pleinement les facteurs démographiques, tels que la proportion de jeunes conducteurs – un groupe particulièrement vulnérable aux accidents liés à l'alcool.

Des études ultérieures ont complété cette approche. Par exemple, Carpenter et Dobkin (2009) démontrent, à l'aide de méthodes de discontinuité temporelle, que l'augmentation de l'âge légal pour consommer de l'alcool réduit drastiquement les accidents mortels chez les 18–20 ans. Leurs résultats corroborent l'idée que les restrictions d'accès à l'alcool ciblant les jeunes conducteurs sont un levier politique efficace. Néanmoins, peu d'études ont exploré l'interaction entre les taxes sur l'alcool, les sanctions pénales et les caractéristiques socio-démographiques, laissant une lacune que ce projet cherche à combler.

2 Le Cadre statistique

2.1 Présentation des Données

La base de données analyse les accidents mortels de la route liés à l'alcool dans 48 États américains (hors Alaska et Hawaï) entre 1982 et 1988. Les taux de mortalité varient significativement d'un État à l'autre, reflétant des effets étatiques marqués. Par exemple, des États comme le Wyoming ou le Mississippi affichent des taux historiquement élevés, tandis que le Massachusetts et le New Jersey présentent des valeurs plus basses, suggérant des différences culturelles, légales ou géographiques persistantes. Les variables principales incluent :

Variable dépendante:

fatal rate : Taux de mortalité routière liée à l'alcool, calculé comme le nombre de décès (*afatal*) divisé par la population de l'État, puis multiplié par 10 000 habitants. Cette normalisation permet de comparer des États de tailles démographiques différentes.

Variables explicatives principales :

beertax : Taxe sur une caisse de bière (en dollars), indicateur central des politiques de taxation de l'alcool.

drinkage : Âge légal minimal pour la consommation d'alcool (de 18 à 21 ans).

breath, jail, service : Lois sur l'alcootest préliminaire, les peines de prison obligatoires et le service communautaire

Variables de contrôle:

unemp : Taux de chômage (en pourcentage).

income : Revenu annuel moyen par habitant (en dollars constants).

youngdrivers : Proportion de conducteurs âgés de 15 à 24 ans (en pourcentage).

2.2 Statistiques descriptives

Nous allons analyser le tableau des variables descriptives concernant la variable dépendante et les variables explicatives de notre étude.

La variable taux de mortalité avec la moyenne (0,660) et l'écart-type (0,260) indiquent une dispersion significative autour de la moyenne. Les valeurs minimales (0,234) et maximales (1,772) reflètent une hétérogénéité importante entre les États en termes de mortalité routière.

De plus, nous remarquons que la taxe sur la bière présente une moyenne (0,515) avec un écart-type relativement élevé (0,478), ce qui indique une forte variabilité des politiques fiscales entre les États. Les valeurs minimales (0,043) et maximales (2,721) montrent que certains États appliquent des taxes très faibles tandis que d'autres imposent des niveaux de taxation bien plus élevés, ce qui pourrait influencer la consommation d'alcool et, par conséquent, le taux d'accidents mortels.

L'âge légal pour la consommation d'alcool varie entre 18 et 21 ans, avec une moyenne (20,454) et un écart-type relativement faible (0,900). Cela suggère que la majorité des États ont fixé l'âge légal proche de 21 ans, bien que quelques exceptions subsistent.

Concernant la variable de chômage, la moyenne (7,353) et l'écart-type (2,535) indiquent une certaine hétérogénéité entre les États. Les valeurs minimales (2,400) et maximales (18,000) suggèrent des différences économiques marquées. Une corrélation entre le chômage et la mortalité routière pourrait être envisagée, car un taux de chômage élevé peut influencer les comportements de conduite (stress, consommation d'alcool, mobilité accrue).

Le revenu moyen par habitant présente une moyenne (13 867) et un écart-type (2 244), ce qui reflète des écarts de richesse importants entre les États. Une analyse plus approfondie permettra d'évaluer si un revenu plus élevé est associé à de meilleures infrastructures routières et à une conduite plus prudente.

Enfin, la proportion de jeunes conducteurs, un facteur de risque clé dans notre analyse, affiche une moyenne (0,186) avec un écart-type relativement faible (0,025). Les valeurs minimales (0,073) et maximales (0,282) suggèrent que certains États comptent une part plus importante de jeunes conducteurs, un groupe généralement plus exposé aux accidents.

Variable	N	Moyenne	Écart-type	Minimum	Maximum
Taux de mortalité (fatal_rate)	335	0,660	0,260	0,234	1,772
Taxe sur la bière (beertax)	335	0,515	0,478	0,043	2,721
Âge légal (drinkage)	335	20,454	0,900	18,000	21,000
Chômage (unemp)	335	7,353	2,535	2,400	18,000
Revenu (income)	335	13,867	2,244	9,513	22,193
Jeunes conducteurs (youngdrivers)	335	0,186	0,025	0,073	0,282

Table 1: Statistiques Descriptives

3 Présentation des Principaux Résultats

3.1 Estimation des modèles

Le modèle économétrique retenu pour évaluer l'impact des politiques publiques sur la mortalité routière s'inspire des travaux de **Ruhm (1996)** et **Stock et Watson (2007)**, tout en intégrant des variables démographiques négligées dans la littérature antérieure. La spécification de base s'écrit :

$$\text{fatal_rate}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{beertax}_{it} + \beta_2 \text{drinkage}_{it} + \beta_3 \text{jail}_{it} + \beta_4 \text{breath}_{it} + \beta_5 \text{service}_{it} + \beta_X \mathbf{X}_{it} + \alpha_i + \gamma_t + \varepsilon_{it}$$

où :

- fatal_rate_{it} : Taux de mortalité liée à l'alcool dans l'État i l'année t .
- β_1 à β_5 : Coefficients d'intérêt capturant l'effet des politiques (taxes, âge légal, sanctions).
- \mathbf{X}_{it} : Vecteur de variables de contrôle (chômage, revenu, jeunes conducteurs, kilomètres parcourus).

- α_i : Effets fixes étatiques (contrôlant les caractéristiques invariantes comme la culture locale).
- γ_t : Effets fixes annuels (absorbant les tendances nationales, ex : progrès technologiques).
- ε_{it} : Terme d'erreur supposé i.i.d, sous réserve de tests d'hétéroscédasticité et d'autocorrélation.

L'étude de l'impact des politiques publiques sur la mortalité routière a été réalisée à travers trois modèles économétriques : un modèle de régression OLS, un modèle à effets fixes et un modèle à effets aléatoires.

Le modèle OLS constitue une première estimation de la relation entre les politiques publiques et le taux de mortalité routière. Ce modèle ignore la structure de panel et suppose une homogénéité entre les États et les années. Il est utile pour identifier des corrélations brutes, mais il est biaisé en présence d'hétérogénéité non observée. Par exemple, dans ce modèle, la taxe sur la bière (**beertax**) a un coefficient de 0,043, mais il n'est pas significatif (**p-valeur** > 0,05). Cela suggère que, sans contrôler les effets fixes, la taxation semble avoir un impact limité sur la mortalité routière.

Le Modèle à Effets Fixes (Within) contrôle les effets fixes étatiques et temporels, permettant d'isoler l'impact des politiques publiques en neutralisant les caractéristiques invariantes dans le temps et les tendances nationales. Par exemple, dans ce modèle, la taxe sur la bière (**beertax**) a un coefficient de -0,215, mais il reste non significatif (**p-valeur** > 0,05). En revanche, l'alcootest (**breath**) réduit significativement les accidents mortels de -0,067 (**p-valeur** < 0,05), ce qui confirme son efficacité.

Modèle à Effets Aléatoires (GLS). Ce modèle suppose que les effets individuels sont non corrélés avec les variables explicatives. Il est plus efficace que les effets fixes si l'hypothèse est valide, mais il est inapproprié en cas de corrélation. Dans ce modèle, la taxe sur la bière (**beertax**) a un coefficient de 0,029, également non significatif (**p-valeur** > 0,05). Cependant, les sanctions pénales (**jail**) augmentent les accidents de 0,133 (**p-valeur** < 0,01), un résultat surprenant qui pourrait s'expliquer par des effets indirects.

Maintenant, nous allons essayer de savoir quel modèle est le plus pertinent, nous allons effectuer différents tests statistiques (test de Fisher et le test de Hausman):

3.1.1 Tests d'existence des effets spécifiques

Pour déterminer si les effets fixes sont significatifs, un **test de Fisher** a été réalisé. Les hypothèses sont les suivantes :

- **H0** : Les effets fixes (individuels ou temporels) ne sont pas significatifs, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de différences systématiques entre les individus ni entre les périodes.
- **H1** : Au moins un des effets fixes (individuels ou temporels) est significatif.

Le test de Fisher donne une statistique F de **12,733** avec une p-valeur inférieure à 2.2×10^{-16} , ce qui est bien en dessous du seuil de 5 %. Nous rejetons donc fortement l'hypothèse nulle, confirmant que les effets fixes sont significatifs.

3.1.2 Test d'indépendance d'Hausman

Le **test de Hausman** permet de comparer les modèles à effets fixes et à effets aléatoires pour déterminer lequel est le plus approprié. Les hypothèses sont :

- **H0** : Le modèle d'effets aléatoires (GLS) est cohérent et approprié pour les données. Les effets fixes ne sont pas corrélés avec les variables explicatives.
- **H1** : Le modèle d'effets aléatoires (GLS) est incohérent, et les effets fixes (Within) sont préférables. Les effets fixes sont corrélés avec les variables explicatives

Le test donne une statistique χ^2 de **19,502** avec une p-valeur de **0,0124**, inférieure au seuil de 5 %. Nous rejetons donc l'hypothèse nulle et concluons que le modèle à effets fixes est préférable.

3.2 Analyse des résultats

Résultats des Estimations			
Dependent variable:			
	Modèle OLS (1)	fatal_rate Effets Fixes (2)	Effets Aléatoires (3)
Taxe sur la bière	0.043 (0.028)	-0.215 (0.136)	0.029 (0.056)
Âge légal	-0.011 (0.014)	-0.016 (0.014)	-0.008 (0.013)
Alcootest (Oui)	-0.067*** (0.026)	-0.067* (0.040)	-0.067** (0.033)
Prison (Oui)	0.073** (0.035)	0.213** (0.099)	0.133** (0.058)
Service (Oui)	-0.002 (0.038)	-0.208* (0.115)	-0.095 (0.067)
Chômage	-0.006 (0.006)	-0.019** (0.008)	-0.022*** (0.007)
Revenu	-0.0001*** (0.00001)	-0.00001 (0.00002)	-0.00004*** (0.00001)
Jeunes conducteurs	0.704 (0.561)	2.477*** (0.512)	2.040*** (0.492)
Constant	1.553*** (0.365)		1.103*** (0.360)
Sigma ²	0.045	0.014	0.017
Observations	335	335	335
R ²	0.347	0.132	0.151
Adjusted R ²	0.331	-0.040	0.130
F Statistic	21.700*** (df = 8; 326)	5.283*** (df = 8; 279)	58.442***
Note: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01			

Figure 1: Résultats des Estimations

La **Figure 1** résume les résultats des trois modèles. Les variances estimées pour les modèles OLS (0.045), Within (0.014) et GLS (0.017) montrent des différences notables dans la dispersion des résidus, soulignant la robustesse du modèle Within. Nous adoptons donc le modèle à Effets Fixes (Within) pour notre analyse, car il capture les effets individuels, offrant une approche plus complète pour comprendre les relations entre les variables étudiées.

Premièrement, la taxe sur la bière (**beertax**) présente un coefficient de -0,215 dans le modèle à effets fixes, suggérant qu’une augmentation de 1 \$ de la taxe réduirait théoriquement le taux de mortalité de 0,215 décès pour 10 000 habitants. Cependant, ce résultat n’est pas statistiquement significatif ($p\text{-valeur} > 0,05$), indiquant que la taxation de l’alcool n’a pas d’impact clair sur les accidents mortels. Parallèlement, l’âge légal de consommation (**drinkage**) affiche un coefficient négatif (-0,016), mais il est également non significatif ($p\text{-valeur} > 0,05$), reflétant soit une variabilité insuffisante de cette politique entre les États, soit une application inefficace des restrictions d’âge. Ces résultats sont cohérents avec les travaux de Ruhm (1996), qui soulignent la difficulté à isoler l’effet des politiques d’âge légal dans un contexte de normes culturelles préexistantes.

Ensuite, l’alcooltest préliminaire (**breath**) se distingue par un effet robuste et significatif dans tous les modèles. Son coefficient de -0,067 ($p\text{-valeur} < 0,05$) dans le modèle à effets fixes implique que l’adoption de cette loi réduit les accidents mortels de 0,067 décès pour 10 000 habitants. Ce résultat confirme les attentes théoriques : l’alcooltest dissuade la conduite en état d’ivresse grâce à un risque accru de détection.

D’autre part, les sanctions pénales (**jail**) produisent un effet paradoxal. Dans le modèle à effets fixes, les peines de prison obligatoires sont associées à une augmentation de 0,213 décès pour 10 000 habitants ($p\text{-valeur} < 0,01$). Ce résultat contre-intuitif pourrait s’expliquer par une application sélective des sanctions dans les États où les accidents sont déjà fréquents, créant une corrélation artificielle.

Puis, le service communautaire (**service**) montre un impact positif, bien que modéré. Avec un coefficient de -0,208 ($p\text{-valeur} < 0,1$), cette sanction alternative réduit les accidents mortels, probablement en favorisant une prise de conscience chez les conducteurs sanctionnés. Contrairement aux peines de prison, le service communautaire semble agir via un mécanisme éducatif, renforçant les comportements responsables à long terme.

En outre, la proportion de jeunes conducteurs (**youngdrivers**) émerge comme un facteur clé. Une augmentation de 1 % de cette variable entraîne 2,477 décès supplémentaires pour 10 000 habitants ($p\text{-valeur} < 0,01$), soulignant la vulnérabilité accrue de cette tranche d’âge. Ce résultat justifie des politiques ciblées, telles que des campagnes de prévention ou des restrictions de permis pour les jeunes conducteurs.

Enfin, le taux de chômage (**unemp**) affiche un effet inattendu : une hausse de 1 % réduit les accidents de -0,019 décès ($p\text{-valeur} < 0,05$). Cette relation pourrait refléter une diminution du trafic routier pendant les périodes de crise économique, limitant les occasions d’accidents. Alternativement, elle pourrait indiquer que les chômeurs, ayant moins de revenus, réduisent leur consommation d’alcool ou leurs déplacements.

4 Conclusion, limites et perspectives

En conclusion, le modèle à effets fixes révèle que les politiques publiques ont un impact significatif, mais modeste, sur la mortalité routière. L'alcootest et le service communautaire émergent comme des leviers efficaces, réduisant respectivement les accidents grâce à la dissuasion et à la sensibilisation. En revanche, la taxation de l'alcool et l'âge légal minimal montrent des effets non significatifs, soulignant la complexité de ces mécanismes. Contrairement aux attentes, l'implémentation de peines de prison obligatoires est associée à une augmentation des accidents mortels dans le modèle de base. Ce résultat pourrait s'expliquer par un biais de sélection (les États adoptant ces lois sont déjà ceux avec des problèmes persistants) ou par un biais de mesure de la variable "prison". Des analyses complémentaires avec variables décalées et interactions sont nécessaires pour clarifier ce mécanisme.

Cette étude présente toutefois des limites importantes. Les données, bien que robustes, remontent aux années 1980 et ne reflètent pas les réalités actuelles (comme l'usage des smartphones au volant). De plus, l'absence d'instruments statistiques pour contrôler l'endogénéité des politiques limite la portée causale des résultats.

Des extensions futures pourraient inclure l'analyse de données récentes, enrichies de variables comportementales (exemple : usage des réseaux sociaux). L'évolution technologique des véhicules mérite une attention particulière : si les voitures modernes sont mieux équipées pour prévenir les accidents (freinage automatique, airbags) et protéger les passagers, leur puissance accrue permet aussi des vitesses plus élevées, ce qui pourrait contrebalancer ces progrès. Une étude actualisée permettrait de mesurer cet équilibre délicat entre sécurité et risques émergents, essentiel pour des politiques adaptées.

Une meilleure compréhension de ces dynamiques reste cruciale pour guider des décisions publiques à la fois efficaces et équitables.

Bibliographie

1. National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA). Drunk Driving.
<https://www.nhtsa.gov/risky-driving/drunk-driving>
2. The New York Times. (1984, July 18). Reagan Signs Law Linking Federal Aid to Drinking Age.par <https://www.nytimes.com/1984/07/18/us/reagan-signs-law-linking-federal-aid-to-drinking-age.html>
3. Johnston, L. D., Miech, R. A., O'Malley, P. M., Bachman, J. G., Schulenberg, J. E. (2022). Monitoring the Future Occasional Paper No. 28: Trends in Alcohol Use among Adolescents. University of Michigan.
<https://monitoringthefuture.org/wp-content/uploads/2022/08/occ28.pdf>
4. Insurance Institute for Highway Safety (IIHS). Teenagers: Alcohol Policies.
<https://www.iihs.org/topics/teenagersalcohol>
5. Bureau of Justice Statistics (BJS). (1986). Community Service Sentencing for Drunk Driving Offenses. U.S. Department of Justice.
<https://bjs.ojp.gov/content/pub/pdf/fssc86.pdf>
6. Anderson, D. A. (1989). Can Mandatory Jail Laws Deter Drunk Driving? The Journal of Criminal Law and Criminology, 80(1).
<https://scholarlycommons.law.northwestern.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=6657context=jclc>

A Annexes

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error t-value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.5531e+00  3.6543e-01  4.2499 2.795e-05 ***
beertax      4.2790e-02  2.8422e-02  1.5055  0.133157
drinkage     -1.1350e-02  1.3811e-02  -0.8218  0.411780
breathy      -6.7339e-02  2.5650e-02  -2.6253  0.009064 **
jailyes      7.2598e-02  3.4864e-02  2.0823  0.038093 *
serviceyes   -1.7198e-03  3.7539e-02  -0.0458  0.963486
unemp        -6.2151e-03  5.8694e-03  -1.0589  0.290433
income       -5.4592e-05  7.4267e-06  -7.3508 1.601e-12 ***
youngdrivers  7.0362e-01  5.6119e-01  1.2538  0.210816
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares:    22.542
Residual Sum of Squares: 14.709
R-Squared:              0.34748
Adj. R-Squared: 0.33146
F-statistic: 21.6997 on 8 and 326 DF, p-value: < 2.22e-16

```

Figure 2: Modele OLS

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error t-value Pr(>|t|)
beertax      -2.1534e-01  1.3647e-01 -1.5779  0.11572
drinkage     -1.5550e-02  1.4277e-02  -1.0892  0.27701
breathy      -6.7145e-02  3.9620e-02  -1.6947  0.09124 .
jailyes      2.1252e-01  9.9082e-02  2.1449  0.03283 *
serviceyes   -2.0810e-01  1.1454e-01  -1.8168  0.07032 .
unemp        -1.9088e-02  7.6617e-03  -2.4913  0.01331 *
income       -1.4485e-05  1.6340e-05  -0.8865  0.37613
youngdrivers  2.4774e+00  5.1190e-01  4.8397 2.155e-06 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares:    5.3854
Residual Sum of Squares: 4.6769
R-Squared:              0.13156
Adj. R-Squared: -0.039637
F-statistic: 5.28323 on 8 and 279 DF, p-value: 3.5329e-06

```

Figure 3: Effets Fixes

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z-value	Pr(> z)	
(Intercept)	1.1029e+00	3.5971e-01	3.0660	0.0021692	**
beertax	2.8599e-02	5.6399e-02	0.5071	0.6120914	
drinkage	-7.5950e-03	1.3300e-02	-0.5711	0.5679571	
breathy	-6.6719e-02	3.3235e-02	-2.0075	0.0446984	*
jailyes	1.3252e-01	5.7842e-02	2.2911	0.0219602	*
serviceyes	-9.4513e-02	6.7421e-02	-1.4018	0.1609656	
unemp	-2.1971e-02	6.5020e-03	-3.3791	0.0007272	***
income	-3.6712e-05	1.1759e-05	-3.1222	0.0017953	**
youngdrivers	2.0401e+00	4.9190e-01	4.1474	3.362e-05	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares: 6.6084
 Residual Sum of Squares: 5.6086
 R-Squared: 0.1513
 Adj. R-Squared: 0.13047
 Chisq: 58.442 on 8 DF, p-value: 9.4125e-10

Figure 4: Effets Aléatoires

Hausman Test

data: fatal_rate ~ beertax + drinkage + breath + jail + service + unemp + ...
 chisq = 19.502, df = 8, p-value = 0.0124
 alternative hypothesis: one model is inconsistent

Figure 5

F test for individual effects

data: fatal_rate ~ beertax + drinkage + breath + jail + service + unemp + ...
 F = 12.733, df1 = 47, df2 = 279, p-value < 2.2e-16
 alternative hypothesis: significant effects

Figure 6

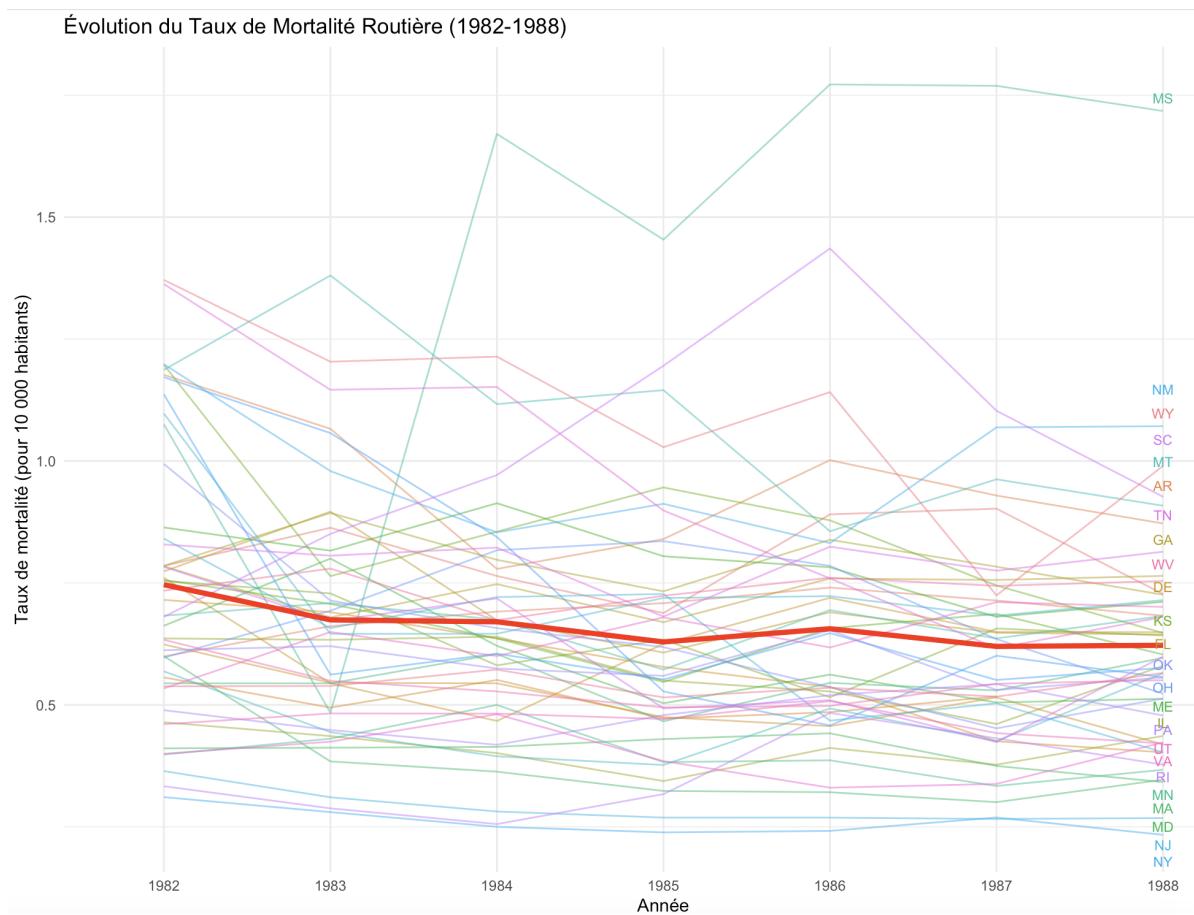


Figure 7

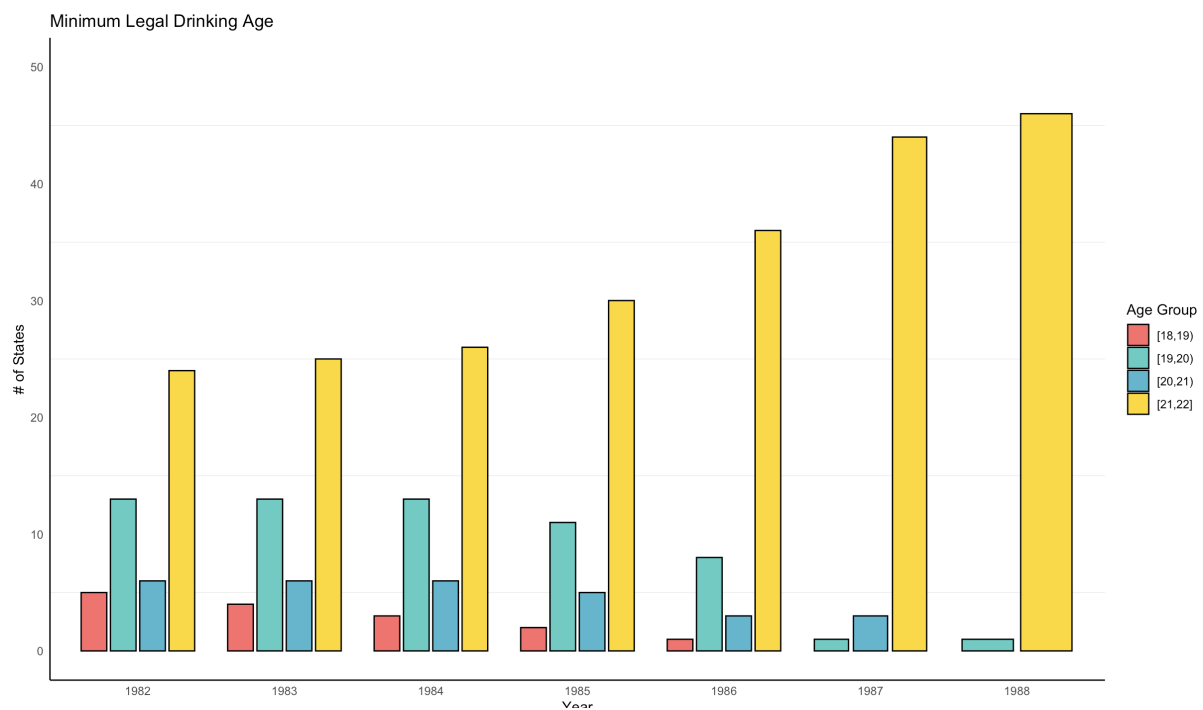


Figure 8

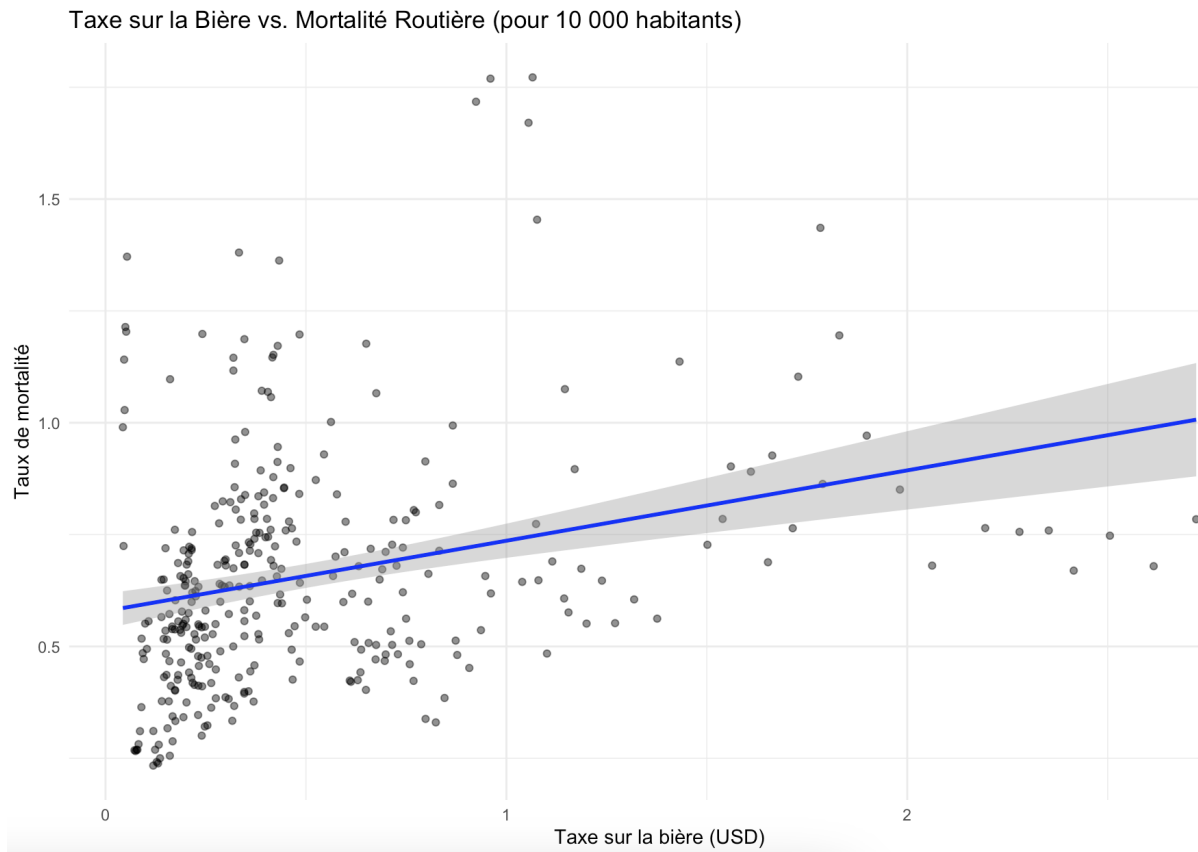


Figure 9

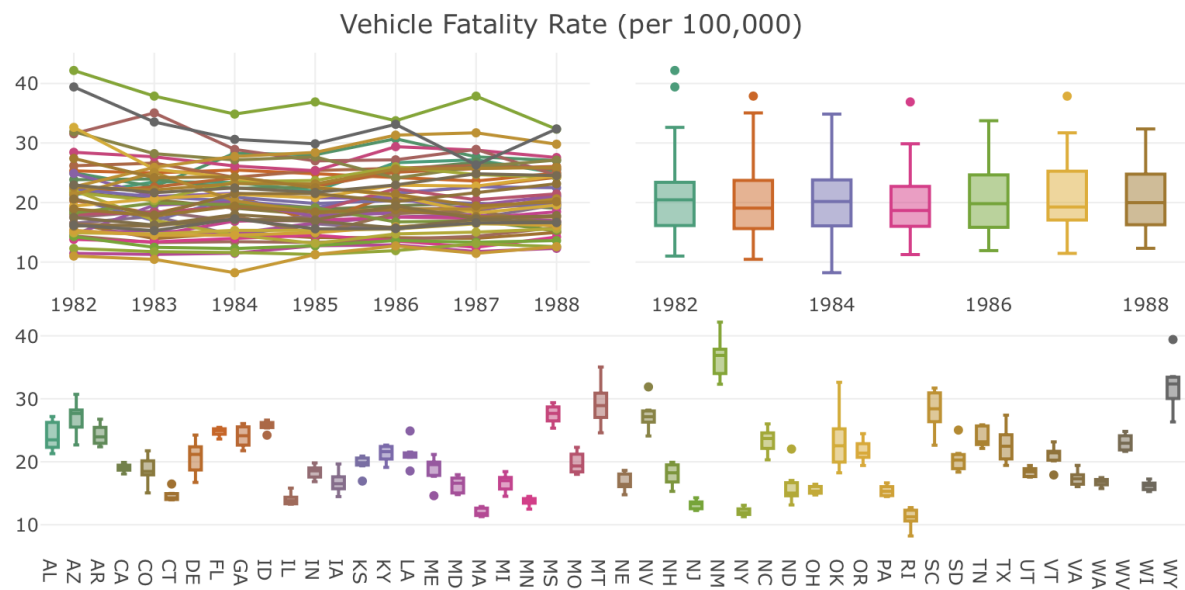


Figure 10

A.1 Code R

```
1 # Installation et chargement des packages necessaires
2 install.packages(c("AER", "plm", "ggplot2", "stargazer", "lmtest", "ggrepel", "car"))
3 library(AER)
4 library(plm)
5 library(ggplot2)
6 library(stargazer)
7 library(lmtest)
8 library(ggrepel)
9 library(car)
10
11 data("Fatalities")
12 df <- Fatalities
13
14 # Selection des variables pertinentes
15 df <- df[, c("state", "year", "fatal", "afatal", "drinkage", "beertax", "breath",
16            "jail", "service", "unemp", "income", "youngdrivers", "miles", "pop")]
17
18 # Creer une variable de taux de mortalite (normalisee par la population)
19 df$fatal_rate <- df$afatal / df$pop * 10000
20
21 # Convertir les variables binaires en facteurs
22 df$state <- as.factor(df$state)
23 df$year <- as.factor(df$year)
24 df$breath <- as.factor(df$breath)
25 df$jail <- as.factor(df$jail)
26 df$service <- as.factor(df$service)
27
28 # Supprimer les donnees manquantes
29 df <- na.omit(df)
30
31 # Tests de specification
32 plmtest(fatal_rate ~ beertax + drinkage + breath + jail + service + unemp + income + youngdrivers,
33        data = df, effect="indiv", type="bp") # Test de Breusch-Pagan pour effets individuels
34 plmtest(fatal_rate ~ beertax + drinkage + breath + jail + service + unemp + income + youngdrivers,
35        data = df, effect="time", type="bp") # Test de Breusch-Pagan pour effets temporels
36 # pas d'effet significatif pour temporels
37
38 # Resume statistique des variables cles
39 df_subset <- df[, c("fatal_rate", "beertax", "drinkage", "unemp", "income", "youngdrivers")]
40 stargazer(df_subset, type = "text", title = "Statistiques Descriptives")
41
42 # Matrice de correlation
43 cor_matrix <- cor(df[, c("beertax", "drinkage", "unemp", "income", "youngdrivers", "fatal_rate")])
44 print(cor_matrix)
45
46 # Modele Pooled OLS (baseline)
47 Model_OLS <- plm(fatal_rate ~ beertax + drinkage + breath + jail + service +
48                unemp + income + youngdrivers,
49                data = df, model = "pooling", effect = "indiv")
50 summary(Model_OLS)
51
52 # Modele a Effets Fixes (Etat + Annee)
53 Model_Fixe <- plm(fatal_rate ~ beertax + drinkage + breath + jail + service +
54                unemp + income + youngdrivers,
55                data = df, model = "within", effect = "indiv")
56 summary(Model_Fixe)
57
58 # Modele a Effets Aleatoires
59 Model_Aleatoire <- plm(fatal_rate ~ beertax + drinkage + breath + jail + service +
60                unemp + income + youngdrivers,
61                data = df, model = "random", effect = "indiv")
62 summary(Model_Aleatoire)
63
64 # Test de Hausman
65 hausman_test <- phptest(Model_Fixe, Model_Aleatoire)
66 print(hausman_test)
67
68 # Test d'effets fixes (F-test)
69 pFtest(Model_Fixe, Model_OLS) # Si significatif, FE est meilleur que Pooled OLS
70
71 # Test d'heteroscedasticite (Breusch-Pagan)
72 bptest(Model_Fixe)
73
74 # Test d'autocorrelation (Wooldridge)
75 pbgttest(Model_Fixe)
76
77 vcov_Fixe <- coeftest(Model_Fixe, vcovHC(Model_Fixe, method = "arellano"))
78 vcov_Fixe
79
80 # Tableau comparatif des modeles
81 sigma2_OLS <- sigma(Model_OLS)^2
82 sigma2_Fixe <- sigma(Model_Fixe)^2
83 sigma2_Aleatoire <- sigma(Model_Aleatoire)^2
84
85 stargazer(Model_OLS, Model_Fixe, Model_Aleatoire,
86          type = "text",
87          title = "Resultats des Estimations",
88          column.labels = c("Modele OLS", "Effets Fixes", "Effets Aleatoires"),
89          covariate.labels = c("Taxe sur la biere", "Age legal", "Alcootest (Oui)",
90                             "Prison (Oui)", "Service (Oui)", "Chomage",
91                             "Revenu", "Jeunes conducteurs"),
92          add.lines = list(
93            c("Sigma2",
```

```

94         round(sigma2_OLS, 3),
95         round(sigma2_Fixe, 3),
96         round(sigma2_Aleatoire, 3))
97     ))
98
99 # Graphique 1 : Evolution temporelle du taux de mortalite et de la taxe sur la biere
100 ggplot(df, aes(x = year, y = fatal_rate, group = state, color = state)) +
101   geom_line(alpha = 0.5) +
102   stat_summary(aes(group = 1), fun = mean, geom = "line", size = 1.5, color = "red") +
103   geom_text_repel(
104     data = subset(df, year == 1988),
105     aes(label = toupper(state)),
106     size = 3,
107     direction = "y",
108     segment.color = NA
109   ) +
110   labs(
111     title = "Evolution du Taux de Mortalite Routiere (1982-1988)",
112     x = "Annee",
113     y = "Taux de mortalite (pour 10 000 habitants)"
114   ) +
115   scale_color_discrete(name = "Etat") +
116   theme_minimal()
117
118 # Graphique 2 : Barres pour l'Age Legal
119 df$age_group <- cut(df$drinkage,
120   breaks = c(18, 19, 20, 21, 22),
121   labels = c("[18,19)", "[19,20)", "[20,21)", "[21,22)"),
122   right = FALSE)
123
124 # Agreger les donnees par annee et groupe d'age
125 drinkage_summary <- aggregate(
126   list(n_states = df$state),
127   by = list(year = df$year, age_group = df$age_group),
128   FUN = function(x) length(unique(x))
129 )
130
131 # Definir les couleurs pour chaque groupe d'age
132 df$age_group <- cut(df$drinkage,
133   breaks = c(18, 19, 20, 21, 22),
134   labels = c("[18,19)", "[19,20)", "[20,21)", "[21,22)"),
135   right = FALSE)
136
137 # Agreger les donnees
138 drinkage_summary <- aggregate(
139   list(n_states = df$state),
140   by = list(year = df$year, age_group = df$age_group),
141   FUN = function(x) length(unique(x))
142 )
143
144 # Definir les couleurs exactes comme dans l'image
145 age_colors <- c(
146   "[18,19)" = "#FF6B6B",
147   "[19,20)" = "#4ECDC4",
148   "[20,21)" = "#45B7D1",
149   "[21,22)" = "#FFD700"
150 )
151
152 # Graphique final
153 ggplot(drinkage_summary, aes(x = year, y = n_states, fill = age_group)) +
154   geom_bar(
155     stat = "identity",
156     position = position_dodge(width = 0.8),
157     width = 0.7,
158     color = "black"
159   ) +
160   labs(
161     title = "Minimum Legal Drinking Age",
162     x = "Year",
163     y = "# of States",
164     fill = "Age Group"
165   ) +
166   scale_fill_manual(values = age_colors) +
167   scale_y_continuous(limits = c(0, 50), breaks = seq(0, 50, 10)) +
168   theme_minimal() +
169   theme(
170     panel.grid.major = element_blank(),
171     axis.line = element_line(color = "black")
172   )
173
174 # Graphique 3 : Relation entre taxe sur la biere et mortalite
175 ggplot(df, aes(x = beertax, y = fatal_rate)) +
176   geom_point(alpha = 0.5) +
177   geom_smooth(method = "lm", color = "blue") +
178   labs(title = "Taxe sur la Biere vs. Mortalite Routiere (pour 10 000 habitants)",
179     x = "Taxe sur la biere (USD)", y = "Taux de mortalite") +
180   theme_minimal()

```