الاقتصاد القياسي لمعطيات البانل

محاضرات مقياس لطلبة الماستر 1 تخصص أقتصاد كمي – قسم الاقتصاد

bouabdallah salah
جامعة محمد بوضياف المسيلة |

فصل 2. نموذج الأثر الفردي وتقديره بطريقة POLS وطريقة FD

نموذج الأثر الفردي وطريقة POLS – طريقة الفروق الأولى FD

بيانات البانل هي بيانات لعينة من المفردات (مؤسسات، مدن، بلدان، أفراد ...) أخذت على فترتين أو أكثر، أي أن الباحث يرجع لنفس المفردات لأخذ القياسات أو البيانات، على خلاف البيانات المقطعية المجمعة أين تكون العينة في كل فترة هي عينة جديدة أي مفردات جديدة. هناك أكثر من طريقة لمعالجة هذا النوع من البيانات.

طرق تقدير نماذج البانل تختلف بحسب الاعتماد على التباين الداخلي أم التباين البيني في البيانات أم كلاهما (كما في POLS). خصائص المقدرات تختلف بحسب أي النموذج المناسب. نفضل المقدرات المتقاربة والفعالة (consistent and efficient)، ونبحث أولا عن المقدرات المتقاربة، أي حين تكون العينات الأكبر تعطي تقديرا أصدق وأكثر دقة. التقارب رياضيا هو عندما ينطبق أو ينكمش (collapse) التوزيع الاحتمالي للمقدر على المعلمة عندما تكون n ضخمة $\text{plim } \hat{\beta}_n = \beta$. يستدل على التقارب باستخدام نظرية الأعداد الكبيرة. أما الفعالية فهي متعلقة بتباين المقدر.

في هذا الفصل نتطرق لطريقة الفروق الأولى من خلال أمثلة عن دراسات حقيقية. نتطرق أيضا لحالة تعدد الفترات. الأمثلة والشروح مستقاة أساسا من المرجع المذكور: (Wooldridge, 2015) وبعض المراجع الأخرى.

1. نموذج الأثر الفردي وتقديره بطريقة *POLS* وطريقة التباين البيني

مبرر بيانات البانل

نموذج الأثر الفردي

التقدير بطريقة POLS

المقدر البيني

1-1. مبرر بيانات البانل

من خلال المثال التالي نرى أهمية بيانات البانل وطريقة معالجتها.

مثال الجريمة والبطالة[1]: لدى باحث بيانات معدل الجريمة crmrte (كم جريمة لكل 1000 ساكن) ومعدل البطالة unem ل 46 مدينة أمريكية في 1982 و1987. باستخدام بيانات 1987 وحدها (بيانات مقطعية) أتت المعادلة كما يلي:

$$\widehat{crmrte} = 128.38 - 4.16unem$$
$$(20.76) \quad (3.42)$$

[1] Wooldridge J. M., 2015, op. cit. p. 655.

$$N = 46, \quad R^2 = 0.033.$$

لاحظ أن معامل الانحدار الجزئي سالب! كأن العلاقة إن وجدت فهي عكسية: المدن التي تزيد فيها البطالة تقل فيها الجريمة والعكس! في الوقت نفسه الخطأ المعياري كبير (يكاد يساوي قيمة المعامل نفسه، مما يعني أن التقدير غير دقيق واختبار التأثير غير دال) وبالتالي فإن العلاقة غير مأكدة. لم تثبت البيانات إذن وجود علاقة. نسبة التباين المفسر أيضا ضئيلة جدا! الواقع أن **هناك العديد من المتغيرات التي تأثر على معدل الجريمة لم تدرج، ولذلك نشك أن المقدرات منحازة**. إدراج مفسرات أخرى يمكن أن يكون أحد الحلول لمشكلة المفسرات المهملة وهو يسمح بتحسين نسبة التباين المفسر. من هذه المفسرات التي يمكن إدراجها: نسبة الشباب في المدينة، نسبة الذكور، صرامة القوانين، جهود الأمن وفرض القوانين، مستوى الدخل في المدينة، المستوى التعليمي في المدينة... غير أن إدراج هذه المتغيرات يمكن أن يكون صعبا، لصعوبة قياس هذه المتغيرات أو لعدم توفر البيانات ... فهل من بديل؟

الخلاصة أن استخدام بيانات مقطعية (وليس بيانات البانل) مع إهمال متغيرات من شأنه أن يجعل المقدرات (معاملات الدالة) متحيزة (مقدر في المثال سالب، بينما نعلم أن التأثير طردي). فما هو الحل؟ الحل في المثال هو أن نأخذ سوابق المدينة في الجريمة crmrte في النموذج، مما يكشف توجهات تاريخية تفسر لماذا معدل الجريمة أعلى في مدن معينة مقارنة بالأخرى. هذا أحد استخدامات بيانات البانل: "**بيانات البانل من شأنها حل مشكلة المتغيرات المهملة التي قد تسبب التحيز في المقدرات، وتقييم ارتباط سببي**".

2-1. نموذج الأثر الفردي (أو الأثر الثابت)

هناك عدة نماذج في بيانات البانل وعدة طرق لتقدير معالمها. فيما يلي نتطرق لنموذج الأثر الفردي وطريقة الفروق الأولى[1] في تقدير معالم هذا النموذج، مع تطبيق على تقييم سياسة عمومية.

في نموذج الأثر الفردي (أو بالأحرى الآثار الفردية أو الآثار غير المشاهدة)، نفترض أن هناك فروقا فردية غير مشاهدة (unobserved heterogeneity) ممثلة ب α_i. إذا أخذنا مثلا تأثر الأجر بالخبرة. سنجد أن الأجر يتأثر أيضا بمتغيرات أخرى منها معامل الذكاء، وعدد سنوات الدراسة، وهذه تختلف من فرد لآخر لكنها تقريبا ثابتة في الزمن. يطرح هنا التساؤل: هل α_i مرتبطة بالمفسرات أم لا، إذا كانت مرتبطة نذهب إلى طريقة الأثر الثابت، إذا لم تكن مرتبطة نستخدم طريقة الأثر العشوائي. **طريقة الأثر الثابت FE تسمح بارتباط الفروقات الفردية بالمفسرات**، ويضع لكل مقدرة ثابتا خاصا α_i،(ولكن نفس الميل β. يمكن أيضا إدراج متغيرات وهمية للزمن time dummies).

المتغيرات المفسرة يمكن تقسيمها إلى صنفين: متغيرات ثابتة في الزمن، وأخرى متغيرة. كيف نأخذ بالاعتبار في النموذج هذا التقسيم؟

نموذج الآثار الفردية ويدعى أيضا نموذج الآثار غير المشاهدة او نموذج الأثار الثابتة (IE model: Individual-specific Effects model or UE: Unobserved Effects model or Fixed Effects model) يأتي كما يلي[2]:

[1] FD: First Differences (Différences premières).
[2] Wooldridge J. M., 2015, op. cit. p. 656.

$$y_{it} = \beta_0 + \delta_0 d2_t + \beta_1 x_{it} + \alpha_i + u_{it}, \quad t = 1,2. \qquad (2.1)$$

- حيث i تمثل المفردة، و t تمثل الزمن.
- $d2_t$ متغيرة ثنائية، تأخذ 1 لما $t = 2$، و0 لما $t = 1$. هذه المتغيرة لا تتغير مع الافراد لذلك ليس لها مؤشر i.
- x_{it} هي المتغيرة المفسرة (في المثال هي معدل البطالة)[1]
- **الثابت** إذن هنا، يأخذ β_0 في الفترة الأولى، و$(\beta_0 + \delta_0)$ في الفترة الثانية. بهذا نكون قد احتسبنا التوجه التاريخي للمتغيرة التابعة. في المثال لابد أن معدل الجريمة يتغير مع الزمن زيادة أو نقصانا، في عموم البلاد، فالغالب أن هناك توجها تصاعديا للجريمة يجب أخذه في الاعتبار.
- **المتغيرة α_i تمثل الأثار الثابتة** في الزمن (لا وجود عليه للمؤشر t)، فهي تتحرك على بعد واحد هو البعد الفردي. تمثل هذه المتغيرة كل العوامل غير المشاهدة والثابتة في الزمن ويطلق عليها أثر **الفروقات الفردية غير المشاهدة**[2] (unobserved hyterogeneity or unobserved component or latent variable) ، في المثال تمثل الفروقات بين المدن التي لا تتغير في الزمن، والتي تأثر على الجريمة: مثلا متغيرات جغرافية أو ديمغرافية ثابتة زمنيا، مثل التوزيع العرقي في المدينة، أو المستوى الدراسي العام، وغيرها. بعض هذه العوامل يمكن أن تكون متغيرة في المدى البعيد لكن في فترة الدراسة القصيرة نعتبر أنها ثابتة. **α_i** يشمل عوامل كثيرة **تاريخية** يمكن أن تجعل المدن تختلف في التعامل مع الجريمة من حيث مكافحتها أو تقبلها أو حتى من حيث طريقة إحصائها ...[3]
- الخطأ u_{it} نسميه **الخطأ البسيط أو الذاتي** idiosyncratic error or idiosyncratic disturbances، وهو خطأ متغير في الزمن، فهو يمثل عوامل الجريمة المتغيرة زمنيا.

في مثال البطالة والجريمة يكتب نموذج الأثار الثابتة كما يلي:

$$crmrte_{it} = \beta_0 + \delta_0 d87_t + \beta_1 unem_{it} + \alpha_i + u_{it},$$

كيف يمكن تقدير β_1 في حالة T=2؟ أحد الطرق هي ببساطة تجميع بيانات السنتين واستخدام OLS. هذه الطريقة لها سلبيتين أساسيتين، أهمهما أنه لتجميع OLS للحصول على مقدر متقارب ل β_1 يجب افتراض أن الأثر الثابت ai غير مرتبط ب xit.

---

[1] يمكن أن نتصور عدة عوامل أو أيضا عدة متغيرات وهمية تعبر عن فترات زمنية متعددة، يمكن أيضا أن نتصور وجود عامل في النموذج يتغير في الزمن فقط Tt يمس المتغيرة التابعة ليغيرها باتجاه معين مع الزمن، مثلا: أسعار الشقق تزداد مع الزمن بسبب ازدياد ثروة ودخل الفرد في البلد.

[2] في أدبيات الاقتصاد القياسي، مصطلح الأثر الثابت لا يعني بالضرورة أن ai يتم اعتبارها متغيرة غير عشوائية، وإنما أن الباحث يسمح بوجود ارتباط ما اعتباطي بين الأثر غير المشاهد والمتغيرات المفسرة. لذلك فإن اصطلاح "الأثر الفردي الثابت" أو "الأثر الثابت الصارم" (firm fixed effect) يعني أن الأثر غير المشاهد يسمح له بالارتباط بالمفسرات. لذلك فالصحيح حسب وولدرج هو الإشارة إلى a_i ليس كأثر ثابت أو عشوائي وإنما كأثر غير مشاهد أو تباين غير مشاهد ... ,unobserved effect, unobserved hiterogeneity ومع ذلك فإن مصطلح FE و RE شائعين في الأدبيات لدرجة أنه لا يمكن تغيير ذلك الأن حسب الكاتب.

3-1. طريقة *POLS*

من بين الطرق والنماذج لمعالجة بيانات البانل مايسمى المربعات الصغرى على مجمل البيانات Pooled OLS أو Pooled، أو أيضا POLS. وهي طريقة نادرة الاستخدام لعيوبها، وهي غالبا ما تذكر لتبيان أفضلية النماذج الأخرى.

وبالفعل يمكن كتابة (2.1) كما يلي[1]:

$$y_{it} = \beta_0 + \delta_0 d2_t + \beta_1 x_{it} + v_{it},\ t = 1,2.$$

حيث $v_{it} = (a_i + u_{it})$ ويسمى **الخطأ المركب** l'erreur composée

يتعين إذن للتمكن من تقدير β1 (والمعاملات الأخرى) افتراض أن vit غير مرتبطة ب xit من أجل t=1, t=2 (وهذا الشرط ينطبق في الواقع سواء استخدمنا بيانات مقطعية لفترة واحدة أم أكثر[2])، وبالتالي فإنه **حتى إذا كانت u_{it} غير مرتبطة ب x_{it} فإنه إذا كانت a_i مرتبطة ب x_{it} فإن طريقة المربعات الصغرى على بيانات البانل تعطي مقدرات متحيزة و(الأهم من ذلك) غير متقاربة (inconsistent)**. يسمى هذا التحيز أحيانا **تحيز الفروقات الفردية** hiterogeneity biais وهو عائد لإهمال متغيرة ثابتة في الزمن.

شرط عدم الارتباط هذا ضروري أيضا لتقدير المعالم الأخرى للنموذج (وهو شرط سواء استخدمنا بيانات مقطعية أو مجمعة). لكن في أغلب الأحيان هذا الشرط غير محقق؛ في مثال الجريمة والبطالة في المدن فإن متغيرات ثابتة في الزمن مثل المعدل العام للعمر في المدينة أو المستوى التعليمي العام يحتمل جدا أن تكون لها علاقة مع البطالة أيضا أي المتغيرة المفسرة. من جهة أخرى، فإن الفائدة الأساسية من بيانات بانل هو **وجود ارتباط بين المتغيرات المفسرة والأثر الثابت a_i**.

لاحظ. وجود الارتباط بين حد الخطأ والمتغيرات المفسرة يعبر عنه ب:

$$Cov(v_{it}, x_{it}) \neq 0$$

إدراج متغيرة ثنائية للزمن لا يحل المشكلة: للتوضيح نعود لبيانات المثال ونجمع هذه المرة بيانات الفترتين[3]. سيكون لدينا 46 مضروبا في 2، أي 92 مشاهدة.

$$\widehat{Crmrte} = 93.42 - 7.94d87 + 0.427unem$$
$$(12.74) \quad (7.98) \quad (\mathbf{1.188})$$
$$\mathbf{N = 92},\ R^2 = \mathbf{0.012}.$$

(عادة عندما نعرض الدالة المستخدمة نهمل المؤشرات i وt). **معامل unem غير دال فخطأه المعياري كبير جدا.** استخدام POLS إذن لم تعطي نتائج مختلفة كثيرا عن استخدام بيانات مقطعية لفترة واحدة، وهذا ليس مستغربا لأن استخدام OLS على بيانات مجمعة لا يحل مشكلة المتغيرات المهملة (في الواقع الخطأ المعياري المقدر هنا غير صحيح بسبب الارتباط الذاتي ... serial correlation).

---

[1] Wooldridge J. M., 2015, op. cit. p. 657.

[2] يفترض أيضا طبعا تحقق الاستقلال من أجل أي قيمة ل i، ونكتب $Cov(v_{it}, x_{it}) = 0$ For any i or t، ولتكون مقدرات المتوسطات المتحركة غير متحيزة نحتاج إلى شرط الاستقلال ليس فقط من أجل نفس التاريخ، ونكتب: $Cov(v_{it}, x_{is}) = 0$

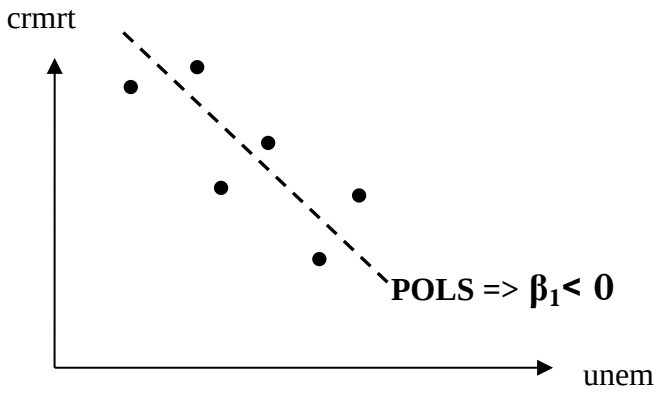
[3] Wooldridge J. M., 2015, op. cit.p. 657.

لشرح تأثير الفروقات الفردية (متغيرات ثابتة في الزمن) على معامل المفسر، نأخذ المثال السابق مع تبسيط أكبر بحيث نستغني عن المتغيرة الثنائية للزمن.

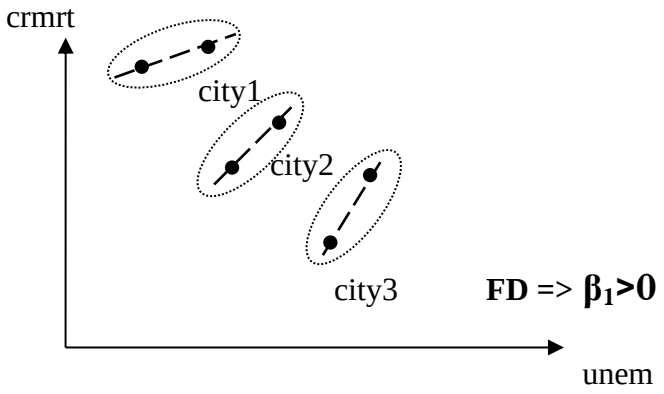
مثال البطالة والجريمة. ولنفترض أن محددات الجريمة في مدينة i في لحظة t هي البطالة، وخصوصية للمدينة ثابتة في الزمن α_i، ومجموعة من العوامل الأخرى u_{it}. لنفترض أننا أخذنا بيانات سنتين واستخدمنا طريقة المربعات الصغرى على مجمل البيانات بدون إدراج متغيرة للزمن، ولنفترض للتبسيط أن لدينا فقط 3 مدن وبالتالي 6 مشاهدات. النموذج هو كالتالي (للتبسيط أهملنا متغيرة الزمن):

$$Crmrt_{it} = \beta_0 + \beta_1 unem_{it} + \alpha_i + u_{it}, \quad t = 1,2.$$

يمكن أن يأتي الرسم كالتالي:



لاحظ أن POLS أعطت هنا معاملا سالبا!! لأنها تعتبر المشاهدة وليس المدينة. بينما في الواقع يتعلق الأمر ب 3 مدن مختلفة، وفي كل مدينة لدينا مشاهدتين، واحدة للسنة الأولى والثانية للسنة الثانية. يمكن إذا نظرنا إلى البيانات من هذه الزاوية أن نجد أن العلاقة في الواقع طردية في كل من المدن الثلاث (أنظر الرسم أدناه).



كخلاصة: طريقة Pooled، لها عيب أساسي هو **تحيز الفروق الفردية** أو ما يسمى أيضا بالفروق الفردية غير المشاهدة (unobserved hyterogeneity)، والذي ينجم عن عدم استقلال حد الخطأ في النموذج عن المفسرات.

1-4. طريقة المقدر البيني *Between*

هناك أيضا طريقة أخرى قليلة الاستخدام وهي OLS **على المتوسطات في الزمن**، وتمسى طريقة المقدر البيني Between estimator حيث يتم تحليل الانحدار على المتوسطات الزمنية للتابع وللمتغيرات المفسرة، بحيث نأخذ لكل مفردة متوسط التابع في الزمن ومتوسط المفسر أو المفسرات في الزمن. حجم العينة في هذه الحالة يصبح N فقط وليس TN. عيب هذه الطريقة هو أنها تهمل التباين في الزمن للمتغيرات وتقلص حجم العينة. هذه الطريقة قليلة الاستخدام لأن مقدرات نموذج RE وPOLS أكثر فعالية منها.

من البدائل الحلول لتجاوز مشكلة الفروقات الفردية غير المشاهدة طريقة الفروق الأولى (First Differences).

1. تقدير نموذج *FE* بدالة الفروق الأولى

تعريف بالطريقة

شروط دالة FD

حالة تعدد المتغيرات المفسرة

النماذج ذات التأخرات

تطبيق على تقيم السياسات العمومية

دالة الفروق الأولى لأكثر من فترتين

عوائق الطريقة

1-2. تعريف بالطريقة *FD*

دالة الفروق الأولى هي طريقة سهلة لاحتساب المتغيرات المهملة في بيانات البانل، وتحل مشكلة ارتباط الفروق الفردية الثابتة أو الأثر الثابت بالمفسرات، علما أنه في أغلب الأحيان الفائدة الأساسية من بيانات بانل هو احتمال **وجود ارتباط بين المتغيرات المفسرة والأثر الثابت a_i**[1]. في مثال الجريمة وتأثرها بالبطالة، نريد احتساب أن هناك علاقة بين معدل البطالة (المتغيرة المستقلة) والفروقات الكامنة في a_i مثل التوزيع الديمغرافي في المدينة (نسبة الشباب، نسبة النساء ...)، المستوى العام للدخل في المدينة، ...

دالة الفروق الأولى لا تفترض أن الأثر الثابت a_i ليس مرتبطا ب x_{it}: بما أن a_i لا يتغير مع الزمن، يكفي أن نحذفه من النموذج بطرح سنة من أخرى (الأولى من الثانية):

$$y_{i2} = \beta_0 + \delta_0 (1) + \beta_1 x_{i2} + \alpha_i + u_{i2} \quad (t=2),$$

$$y_{i1} = \beta_0 + \delta_0 (0) + \beta_1 x_{i1} + \alpha_i + u_{i1} \quad (t=1)$$

$$(y_{i2} - y_{i1}) = \delta_0 + \beta_1 (x_{i2} - x_{i1}) + (u_{i2} - u_{i1}) ,$$

أو أيضا[2]:

[1] Wooldridge J. M., 2015, op. cit. p. 658.
[2] Wooldridge J. M., 2015, ibid.

$$\Delta y_{it} = \delta_0 + \beta_1 \Delta x_{it} + \Delta u_{it} \qquad (2.2)$$

حيث Δ هي الانتقال من t=1 إلى t=2. تسمى هذه الدالة **دالة الفروق الأولى**، ومقدر β_1 المحصل عليه بالدالة (2.2) يسمى **مقدر الفروق الأولى**.

δ_0 هو تغير الثابت بين الفترتين؛ إذا لم يكن معدوما، يعطي δ_0 **انتقال y في الزمن عند ثبات x_i** في الزمن، بعبارة أخرى هو يعطي التوجه الزمني العام (للمتغيرة التابعة في المجتمع). إشارة الثابت تبين إن كان التوجه هو الزيادة أم النقص.

مقدر β_1 المحصل عليه بطريقة المربعات الصغرى يدعى **مقدر الفروق الأولى FD estimator**. **تفسيره يبقى التفسير الأصلي لمعامل الانحدار الجزئي: مقدار التغير في y عند تغير x بوحدة واحدة**[1]

2-2. شروط دالة الفروق الأولى

مثال الجريمة ثانية: باستخدام دالة الفروق الاولى أعلاه في مثال الجريمة نحصل على:

$$\Delta Crmrte\hat{} = 15.40 + \mathbf{2.22}\ \Delta unem$$
$$(4.7) \quad (\mathbf{0.88})$$
$$\mathbf{N = 46,\ R^2 = 0.127.}$$

المعامل β_1 يختلف معنويا عن الصفر (بقسمته على خطئه المعياري نجد قيمته أكبر من 2). العلاقة إذن دالة وطردية بين معدل البطالة ومعدل الجريمة في المدينة.
الثابت أيضا له هنا أهميته: عندما تكون $\Delta unem$ تساوي 0، أي عند ثبات معدل البطالة، فإن معدل الجريمة يزيد ب 15.4 جريمة في 1000ساكن. هذا يشير إلى وجود توجه صاعد للجريمة في البلاد بين 1982 و1987.

الخلاصة: رأينا هنا أهمية دالة الفروق الأولى[2]: بدلا من استخدام بيانات مقطعية يصعب معها تفسير أثر العامل عند تثبيت العوامل الأخرى، بسبب إهمال هذه الأخيرة، فإن النموذج أعلاه يعطينا بوضوح كيف يؤثر التغير في العوامل على التغير في y، وكيف تتغير هذه الأخيرة في الزمن عند ثبات هذه العوامل. أثر x_{it} على y_{it} تم قياسه من خلال تثبيت a_i في الزمن.
كل ما يميز هذه الدالة هو أن المتغيرات متفاضلة (differenciated)، ويمكن استخدام طريقة المربعات الصغرى عليها بشرط أن تكون الفرضيات الأساسية محققة، وهي ثلاث:

---

[1] (مبدئيا، في حالة كون $Cov(\Delta u_i, \Delta x_i) = 0$، وإذا لم يكن هناك عدم تجانس no hyteroscidasticity فإن طريقة المربعات الصغرى تعطي مقدرات **متقاربة**، وإذا حدث أيضا أن لم يكن هناك ارتباط ذاتي في حد الخطأ Δu_{it} عندها تكون المقدرات فعالة أيضا، في حالة T = 2 فإن نموذج FD يكافئ حسابيا نموذج FE)

[2] يسمى هذا النموذج في R (fd).

1- **أهمهما أن تكون Δx_i وΔu_i غير مرتبطة**. تكون هذه الفرضية محققة إذا كانت u_{it} لكل فترة غير مرتبطة بالمتغيرات المفسرة[1]. هذه الفرضية تقصي أستخدام $y_{i,t-1}$ كمتغيرة مفسرة. لكن لا يشترط أن تكون x_{it} مستقلة عن المتغيرات غير المشاهدة الثابتة مع الزمن.

في مثال الجريمة، القول بأن $\Delta unem_i$ وΔu_i غير مرتبطان يمكن أن يكون صحيحا، كما يمكن أيضا أن يكون غير صحيح. مثلا، جهود الشرطة في فرض القانون (موجودة ضمن u_{it}) قد تكون تزيد أكثر في المدن التي ينخفض فيها معدل البطالة، **هذا الارتباط بين $\Delta unem_i$ وΔu_i يخلق تحيزا في مقدرات MCO**. هذا المشكل يمكن أن يعالج جزئيا بإدراج متغيرات مفسرة أخرى (متغيرة في الزمن) في النموذج.

2- الفرضية الثانية التي يجب أن تتحقق هي **أن Δx_i تتباين كفاية من مشاهدة لأخرى**. هذا الشرط لا يتحقق إذا كانت المفسرة لا تتغير في الزمن (متغيرة جغرافية مثلا ...) أو إذا كانت تتغير بين الفترتين بنفس القدر لجميع المشاهدات. في مثال الجريمة نعلم أن معدل البطالة يتغير في الزمن بالنسبة لكل المدن تقريبا.

3- الفرضية الثالثة هي **فرضية التجانس** (homoscedasticity)، أي:

$$Var(\Delta u_{it}|X_j) = \sigma^2,\ t = 2, \ldots, T$$

حيث Xj ترمز لمجمل المفسرات.

هذه الفرضية معقولة في كثير من الحالات، وهناك طرق لاختبارها والتصحيح في حالة **عدم التجانس** (heteroscedasticity) أنظر مثلا (Wooldridge 2015, p291).

أحيانا يمكن افتراض أن كل شروط النموذج الخطي التقليدي محققة، مقدرات المربعات الصغرى تكون غير متحيزة، وفي هذه الحالة فإن الاستدلال الإحصائي يكون صحيحا[2].

لتفصيل افتراضات طريقة OLS على بيانات مجمعة بطريقة الفروق الأولى يمكن الرجوع إلى (Wooldridge, 2015, p. 687-688) أو أيضا (wooldridge, 2010, chapter 10).

مثال2 مردودية التعليم[3]. عند تقدير مردودية سنوات التعليم على الأجر، من خلال بيانات سنتين لنفس العينة.
أكتب نموذج الأثر الثابت مع تحويل التابع إلى اللغرتم.
يكون النموذج كالتالي:

$$\log(wage_{it}) = \beta_0 + \delta_0 d2_t + \beta_1 educ_{it} + \alpha_i + u_{it},\ t = 1,2.$$

إشرح مدلول a_i وأذكر بعض العوامل التي قد تدخل في تكوينه، وهل يمكن القول أنها غير مرتبطة بالمفسر؟
المعامل a_i يمثل الفروقات الفردية التي تأثر على الأجر وهي ثابتة في الزمن، مثل الذكاء والذاكرة والمهارات الأخرى، وهي في الغالب مرتبطة بالمفسرة عدد سنوات الدراسة educ، لأن الأفراد الأكثر ذكاء مثلا قد يكونون أكثر تعلما.
هل يمكن القول أن معادلة الفروق الأولى صالحة هنا؟ أكتبها.

---

[1] وهي شكل آخر لفرضية الاستقلال الصريح (exogénéité stricte) في نماذج السلاسل الزمنية.
[2] Wooldridge J. M., 2015, op. cit. p. 659.
[3] Wooldridge J. M., 2015, p. 661.

بما أن الفروق الفردية a_i (الذكاء، الذاكرة ...) قد لا تتغير في الزمن، فإن طريقة بيانات البانل تبدو مناسبة لتقييم مردودية الدراسة. معادلة الفروق الأولى تأتي كما يلي:

$$\Delta \log(wage_i) = \delta_0 + \beta_1 \Delta educ_i + \Delta u_i$$

ما فائدة المعامل δ_0 هنا؟

يمثل التغير في مردودية التعلم عبر الزمن.

هل نتوقع أن تعطي طريقة المربعات الصغرى هنا مقدرات دقيقة؟

المشكلة هي أننا معنيون بالراشدين، وهؤلاء غالبا لا تتغير عدد سنوات دراستهم من سنة لآخرى إلا لقلة منهم وبقدر قليل، وفي هذه الحالة فإنه يصعب تقدير β_1 بدقة، إلا إذا كان لدينا عينة كبيرة جدا.

2-3. حالة تعدد المتغيرات المفسرة في نموذج *FE*

إضافة متغيرات إلى نموذج الأثر الثابت سهل، ويكتب النموذج كما يلي[1]:

$$y_{it} = \beta_0 + \delta_0 d2_t + \beta_1 x_{it1} + \beta_2 x_{it2} + \ldots + \beta_k x_{itk} + \alpha_i + u_{it}, \quad (2.3)$$

المؤشر الثالث هو لرقم المتغيرة.

دالة الفروق الأولى تصبح كما يلي:

$$\Delta y_i = \delta_0 + \beta_1 \Delta x_{i1} + \beta_2 \Delta x_{i2} + \ldots + \Delta u_i$$

مثال 3: الموازنة بين الراحة والعمل[2].

درس بايدل و همرماش Biddle and Hamermesh (1990) العلاقة بين مدة النوم بالساعة slnap والعمل totwrk بالساعة أيضا. بيانات البانل لسنتي 1975 و1981 تخص 239 فرد. المفسرات الأخرى هي عدد سنوات الدراسة educ، ومتغيرات ثنائية: متزوج أم لا mar، وجود رضيع yngkid وبصحة جيدة gdhlth.

يمكن استخدام نموذج الأثر الثابت التالي:

$$slnap_{it} = \beta_0 + \delta_0 d81_t + \beta_1 totwrk_{it} + \beta_2 educ_{it} + \beta_3 mar_{it} + \beta_4 yngkid_{it} + \beta_5 gdhlth_{it} + a_i + u_{it},$$
$$t = 1,2.$$

- **ماذا يمكن أن يمثل a_i من عوامل (ثابتة)؟**

الأثر الثابت أو الأثر غير المشاهد a_{it} يمثل الفروق الفردية (بعض الأفراد أكثر حيوية أو أكثر طاقة،...).

- **هل من المهم احتساب العوامل المتضمنة في a_i؟ لم؟**

من المهم احتساب هذه العوامل لأنها من المرجح مرتبطة بالمفسرة totwrk، فالأفراد ذوي طاقة عالية قد يكونون أكثر نشاطا إضافة إلى كونهم أقل حاجة للنوم من غيرهم ...

- **لماذا لم ندرج في النموذج متغيرة الجنس أو العرق؟**

على عكس البيانات المقطعية المجمعة، فإن مثل هذه المتغيرات لا تدرج لأنها لا تتغير مع الزمن (لو أدرجت يأتي الفارق معدوم لجميع المفردات)، فهي مدمجة في a_i.

---

[1] Wooldridge J. M., 2015, op. cit. p. 661.
[2] Wooldridge J. M., 2015, p. 661.

لتقدير الفرق بين السنتين، نقدر الدالة التالية:

$$\Delta slnap_i = \delta_0 + \beta_1 \Delta totwrk_i + \beta_2 \Delta educ_i + \beta_3 \Delta marit_i + \beta_4 \Delta yngkid_i + \beta_5 \Delta gdhlth_i + \Delta u_i,$$

ماهو الافتراض الأساسي للحصول على مقدرات متقاربة بطريقة المربعات الصغرى؟

بافتراض أن Δu_{it} ليست مرتبطة بتغير أي من المفسرات، يمكن الحصول على مقدرات متقاربة بطريقة المربعات الصغرى.

أدخلنا البيانات فكانت النتيجة كالتالي:

$$\Delta slnap\hat{} = -92.63 - 0.227\Delta totwrk - 0.024\Delta educ + 104.21\Delta mar + 94.67\Delta yngkid + 87.58\Delta gdhlth$$
$$(45.87)\ (0.036)\qquad (48.759)\qquad (92.86)\qquad (87.65)\qquad (76.60)$$

$N= 239,\ R^2 = 0.15.$

- **ما هو مدلول معامل totwork؟**

ساعة عمل إضافية تقابلها خسارة ب0.227 ساعة أي 13 دقيقة نوم: $(0.227 \times 60 = 13.62 \text{ min})$

- **هل التأثير مأكد لمدة العمل؟**

إحصائية الاختبار t دالة جدا فالتأثير مأكد: $-0.227/0.036 = -6.31$.

- **هل الثابت والمتغيرات الأخرى دالة؟**

كل المتغيرات الأخرى غير دالة ماعدا الثابت.

- **اختبار F لمجمل المتغيرات الأخرى ما عدا totwrk أعطى مستوى معنوية 0,49. ماذا يعني ذلك؟**

يعني أن المتغيرات الأخرى غير مأثرة معا ويمكن أن تسحب من الدالة.

- **الانحراف المعياري ل educ هل يظهر لك كبيرا؟ ماذا يعني ذلك؟ وما السبب المحتمل؟**

نعم الخطأ المعياري كبير لهذه المتغيرة مقارنة بقيمة المعامل، والسبب هو قلة تباين educ.

في الواقع فإن نسبة كبيرة من العمال المستجوبين (76.6%) لم يتغير عدد سنوات دراستهم خلال الفترة المدروسة، و90% زاد عدد سنوات دراستهم ب 1 سنة على الأكثر. هذا يعني أساسا أن مع هذا الضعف في تباين المتغيرة يصعب تقدير معاملها بدقة. في جميع الأحوال، فإن قيمة المعامل نفسها صغيرة.

2-4. النماذج ذات التأخرات

بيانات البانل يمكن أن تستخدم لتقدير نماذج بتأخرات سُلَمية منتهية modèles à retards échelonnés finis أي نماذج يمتغيرات مفسرة مأخرة (أي أن المتغيرة التابعة سجلت في تاريخ لاحق وليس في نفس تاريخ تسجيل مشاهدات المتغيرات المستقلة). المثال التالي يوضح ذلك.

مثال الجريمة وحل القضايا[1]. إستخدم Eid (1994) بيانات الشرطة في النرويج، لتقدير نموذج بتأخرات سُلَمية لمعدل الجريمة. المتغيرة المفسرة هي (clrprc) نسبة قضايا الجرائم والجنح المحلولة وتم تسجيلها للسنة السابقة والتي قبلها. لغرتم معدل الجريمة (crime) حسب في 1972 و1978. حسب الباحث فإن الاجتهاد في حل القضايا لسنة ما له أثر على معدل الجريمة في السنوات المقبلة.

[1] Wooldridge J. M., 2015, op. cit. 663.

- **أكتب نموذج الأثر الفردي للسنتين:**

$$Log(crime)_{it} = \beta_0 + \delta_0 d78_t + \mathbf{\beta_1 clrprc_{i,t-1}} + \mathbf{\beta_2\ clrprc_{i,t-2}} + a_i + u_{it},$$

- **بفرض أننا استخدمنا دالة الفروق الأولى، فجاءت الدالة كما يلي:**

$$\Delta Log(crime)\hat{} = 0.86 - 0.004\Delta clrprc_{-1} - 0.0132\ \Delta clrprc_{-2}$$
$$(0.064)\quad (0.0047)\qquad (0.0052)$$
$$N= 53,\ R^2 = 0.193,\ R^2aj = 0.161$$

- **هل المتغيرات دالة؟** فسر الأثر.

التأخر الثاني دال، وإشارته سالبة، مما يعني أن نسبة الجريمة حاليا تنخفض إذا كانت هناك زيادة في السنة ما قبل الماضية في نسبة القضايا المحلولة.

بالتحديد، زيادة في clrprc ب 10 نقاط مئوية، تأدي إلى تقليل نسبة الجريمة بما يقارب 13.2% سنتين بعد ذلك.

2-5. تطبيق دالة الفروق الأولى على تقييم السياسات

بيانات البانل هي أداة قوية لتحليل وقياس أثر سياسة أو برنامج أو حدث اقتصادي ما. نأخذ عينة من المفردات قبل المعالجة، جزء منها يخضع للمعالجة فيسمى عينة معالجة والباقي يسمى عينة مراقبة، لكن الفرق عما رأيناه في البيانات المقطعية المجمعة هو أن مفردات العينة قبل المعالجة هي نفسها مفردات العينة بعد المعالجة.

مثال: برنامج التكوين[1]

بفرض أننا نريد تقييم مردودية برنامج لتكوين مهني للعاملين لفائدة مؤسسات من أجل تقليل التالف scrap. المفسرة هي grant وهي متغيرة ثنائية تأخذ 1 للمؤسسات المستفيدة من منحة التكوين، و0 لغيرها. البيانات مأخوذة عن عينة من المؤسسات في 1987 و1988.

- **أكتب نموذج الأثر الثابت.**

$$Scrap_{it} = \beta_0 + \delta_0 y88 + \beta_1 grant_{it} + a_i + u_{it}\ ,\ t = 1,\ 2.$$

- **ماذا يمكن أن يتضمن a_i من خصائص؟ وهل يمكن اعتبارها ثابتة في الزمن؟**

يتضمن a_i الفروقات بين المؤسسات، مثل كفاءة العامل المتوسط، رأسالمال، وكفاءة التسيير، وهي متغيرات يمكن اعتبارها ثابتة لأن الفترة قصيرة سنتين (لكن ليس لو كانت الفترة طويلة).

- **هل يجب أن نخشى من ارتباط a_i بالمتغيرة المستقلة؟**

يمكن أن تكون a_i مرتبطة بالمتغيرة المفسرة grant، بمعنى البرنامج الحكومي يعطي الأولوية للمؤسسات الأعلى كفاءة مثلا في المنحة من أجل إنجاح المشروع مثلا. يمكن أن يحدث العكس أيضا، بحيث تدعم المؤسسات الأدنى مستوى. في الحالتين فإن استخدام بيانات مقطعية أو مجمعة يعطي مقدرات متحيزة وغير متقاربة.

- **كيف يمكن أن نحذف a_i من النموذج؟ أكتب الدالة وفسر المتغيرة المفسرة.**

بتحويل الدالة إلى دالة فروق أولية نحذف a_i ونحصل على:

$$\mathbf{\Delta Scrap_i = \delta_0 + \beta_1 \Delta grant_i + \Delta u_i}$$

---

[1] Wooldridge J. M., 2015, p.664.

grant هي متغيرة ثنائية تأخذ 1 للمؤسسات المستفيدة من منحة، وبما أنه في 87 كل المؤسسات لم تكن قد حصلت على المنحة، فإن :

$$\Delta grant_i = grant_{i2} - grant_{i1} = grant_{i2}$$

أي أن $\Delta grant_i$ هي متغيرة ثنائية تعين المؤسسات المستفيدة من المنحة من غيرها.

- **إذا أعطى تقدير الدالة النتيجة التالية،** فسر معامل الانحدار في الدالة.

$$\Delta \widehat{Scrap} = -0.564 - 0.739\Delta grant$$

$$(0.405) \quad (0.683)$$

$$N = 54, \; R^2 = 0.022.$$

المعامل β_1 يعني أن المؤسسات المستفيدة من المنحة يقل فيها معدل التالف في المتوسط ب 0.739. غير أن هذا المعامل غير دال، فالعلاقة غير مثبتة. الثابت هو الآخر لا يختلف بدلالة عن الصفر.

- **نحصل على نتائج أفضل بتحويل التابع:**

$$\Delta \log(\widehat{Scrap}) = -0.057 - 0.317\Delta grant$$

$$(0.097) \quad (0.164)$$

$$N = 54, \; R^2 = 0.067.$$

فسرالمعامل−0.317

حسب معامل الانحدار الجزئي، الاستفادة من المنحة تقلص نسبة التالف بحوالي 31 بالمائة، بالتحديد 27.2% $(\exp(-0.317) - 1 = -0.272)$

لكن المعامل غير دال، لذلك لا يمكن الاستدلال على وجود علاقة.

بصفة عامة، إذا رمزنا للمتغيرة المفسرة، المشاركة في برنامج ما، بمتغيرة ثنائية prog، فإن النموذج الأبسط للأثر الثابت يكتب كما يلي:

$$Y_{it} = \beta_0 + \delta_0 d2_i + \beta_1 prog_{it} + a_i + u_{it} \;, \; t = 1, 2.$$

في حالة كون المساهمة في البرنامج تتم في الفترة الثانية فقط، فإن المقدر بالمربعات الصغرى للمعامل β_1 في دالة الفروق يمكن حسابه كما يلي:

$$\hat{\beta}_1 = M\Delta y_{Traitement} - M\Delta y_{contrôle}$$

أي متوسط فروق (بين الفترتين) عينة المعالجة مطروحا مه متوسط فروق عينة المراقبة.

ميزة هذه الطريقة في بيانات البانل عن مثيلتها في البيانات المجمعة، أننا هنا نحسب الفروق لنفس المفردات، وبالتالي نأخذ بعين الاعتبار الفروق الفردية.

في حالة كون المساهمة في البرنامج ليست مقصورة على الفترة الثانية، عندها لا يمكن حساب المقدر أعلاه بنفس الطريقة، لكن التفسير يبقى هو التغير في متوسط y العائد للمساهمة في البرنامج.

الخلاصة هي أن إستخدام بيانات البانل يسمح بأخذ في الحسبان العوامل التي تتغير في الزمن والتي يمكن أن تكون مرتبطة بخصائص البرنامج.

هذه الطريقة للفروق الأولى تصلح أيضا لتحليل آثار سياسة تتغير بحسب البلد أو المدينة، وهو ما يشرحه المثال التالي.

مثال2 قوانين مكافحة القيادة في حالة سكر[1]

لتقليل حوادث السير تتبع الولايات المتحدة سياسات مختلفة لمكافحة القيادة في حالة سكر، ندرس هنا سياستين: منع الراكبين من حيازة عبوات مفتوحة open، وسياسة السحب الإداري الفوري لرخصة السياقة admn.

لتحليل أثر هاتين السياستين على عدد الحوادث يمكن استخدام بيانات مقطعية لمجموعة من الولايات، التابع هو عدد الحوادث والمفسرات هي متغيرات ثنائية تعبر عن السياسة المتبعة من قبل الولاية. العائق في هذه الطريقة هو أن وجود قانون ما قد يكون مرتبطا بعدد الحوادث في الولاية في السنوات الأخيرة، خاصة المرتبطة بالكحول.

الطريقة الأفضل هي استخدام بيانات البانل لفترة تبنت فيها بعض الولايات سياسة مختلفة. الدراسة التي نحن بصددها تتضمن بيانات ل 50 ولاية زائد مقاطعة كولومبيا، بين 1985 و1990. المتغيرة التابعة هي عدد الوفيات بسبب حوادث السير في 100 مليون ميل بالسيارة dthrte. في 1985 كانت 19 ولاية تعتمد سياسة منع العبوة المفتوحة مقابل 22 في 1990، وفي 1985، 21 ولاية اعتمدت سياسة سحب رخصة السياقة مقابل 29 في 1990.

تقدير النموذج بطريقة الفروق الأولى أعطى النتيجة التالية:

$$\widehat{\Delta dthrte} = -0.497 - 0.42\Delta open - 0.151\Delta admn$$
$$(0.052) \quad (0.206) \quad (0.117)$$
$$N = 51,\ R^2 = 0.119$$

- **فسر إشارة وقيم معاملات الانحدار الجزئية.**

استخدام سياسة العبوة قلص معدل الحوادث ب 0.42، والعلاقة دالة عند مستوى معنوية 5 بالمائة.

سياسة سحب الرخصة كان لها أثر أقل، وهو أثر غير دال ($t = -1.29$).

- **فسر إشارة وقيمة الثابت.**

الثابت يدل أن معدل الحوادث هو في تناقص بين السنتين 85 و89 في مجمل الولايات، سواء حدث تغيير في السياسة أم لا. الولايات التي تبنت سياسة العبوة المفتوحة عرفت انخفاضا أكبر في عدد الحوادث.

- **بالنسبة لولاية واشنطن $\Delta admn = -1$ فسر ما معنى ذلك.**

بما أن المتغيرة هي حاصل الفرق بين قيمة 1990 و1985، فهي تساوي -1 عندما تكون القيمة في 1990 هي 0 والقيمة في 1985 هي 1، أي أن الولاية كانت تستخدم سياسة سحب رخصة السياقة في 1985 ثم تراجعت عنها في 1990.

6-2. تفريق المتغيرات على أكثر من فترتين

في حالة تعدد الفترات نضيف متغيرات زمنية، مثلا في حالة $T = 3$، نضيف متغيرة تعبر عن السنة الثالثة. من المناسب أيضا أن نكيف الترميز لتحسين مقروئية المعاملات، ونكتب نموذج الأثر الثابت كما يلي[2]:

$$y_{it} = \delta_1 + \delta_2 d2_t + \delta_3 d3_t + \beta_1 x_{it1} + \ldots + \beta_k x_{itk} + a_i + u_{it}, \quad (2.4) \quad t=1,2,3$$

[1] Wooldridge J. M., 2015, op. cit., p. 667.
[2] Wooldridge J. M., 2015, op. cit., p. 668.

عدد المشاهدات الإجمالي هو 3N.

المتغيرتين d2 وd3 ثنائيتين. السنة الأولى هي سنة مرجعية فلا تظهر لها متغيرة تمثلها.

بهذا الشكل يصبح الثابت للسنة[1] الأولى: δ_1، للسنة الثانية هو: $\delta_2 + \delta_1$، وللسنة الثالثة هو: $\delta_3 + \delta_1$.

ما يعنينا بالدرجة الأولى هو معاملات الانحدار الجزئية $\boldsymbol{\beta_j}$. مرة أخرى إذا كانت الفروقات الفردية a_i مرتبطة بأحد المتغيرات المفسرة، فإن التقدير باستخدام المربعات الصغرى ببيانات مجمعة يكون غير متقارب ومنحاز.

الفرضية الأساسية هي أن الخطأ البسيط أي u_{it} غير مرتبط بالمتغيرات المفسرة في مختلف التواريخ، أي:

$$Cov(x_{itj} ; u_{is}) = 0, \text{ for all t, s, and j.} \quad (2.5)$$

هذا يعني أن المتغيرات المفسرة هي خارجية تماما[2] عندما نحذف الأثر الثابت a_i. هذه الفرضية تقصي الحالات التي تكون فيها المتغيرة المفسرة المستقبلية تستجيب أوتتأثر بتغيرات الخطأ البسيط، كما في الحالة التي تكون فيها x_{itj} متغيرة تابعة متأخرة. تكون الفرضية أعلاه غالبا غير محقق إذا أهملت متغيرة مهمة تتغير في الزمن. يمكن أن تكون الفرضية أعلاه غير محققة إذا كانت متغيرة (أو متغيرات) مفسرة تم قياسها بشكل سيء (للتعامل مع هذه الحالات أنظر Wooldridge, 2015, chapter 15 and 16).

إذا كانت a_i مرتبطة ب x_{itj} عندها تكون x_{itj} مرتبطة بالخطأ المركب $v_{it} = a_i + u_{it}$، في (2.5). يمكن التخلص من a_i، في حالة T = 3، نطرح (في المعادلة أعلاه) الفترة الأولى من الثانية، ونطرح الثانية من الثالثة، فتأتي الدالة كما يلي:

$$\boldsymbol{\Delta y_{it} = \delta_2 \Delta d2_t + \delta_3 \Delta d3_t + \beta_1 \Delta x_{it1} + \ldots + \beta_k \Delta x_{itk} + \Delta u_{it}, \quad (2.6) \quad t = 2, 3.}$$

تعطي المعادلة هنا فترتين لكل مفردة في العينة: t = 2, 3، لا توجد دالة فروق ل t=1 لأنه ليس هناك ما يطرح منها. إذا كانت شروط النموذج الخطي التقليدي محققة فإن المربعات الصغرى على بيانات مجمعة تعطي مقدرات غير منحازة، والإحصائيات t وF صحيحة. **الشرط الأساسي لكي تكون الطريقة OLS متقاربة هو عدم الارتباط بين Δu_{it} وx_{itj}** من أجل أي قيمة ل j و t = 2, 3.[3]

الدالة أعلاه تتضمن متغيرات للزمن مفرقة d2t وd3t ولا تتضمن ثابتا، وهذا يسبب بعض المشاكل خاصة في حساب R^2. لذلك يستحسن تقدير دالة الفروق الأولى بثابت ومتغيرة واحدة فقط للزمن، عادة الثالثة. في هذه الحالة تصبح الدالة كما يلي[4]:

$$\boldsymbol{\Delta y_{it} = \alpha_0 + \alpha_3 d3_t + \beta_1 \Delta x_{it1} + \ldots + \beta_k \Delta x_{itk}} + \Delta u_{it}$$

تقديرات المعاملات $\boldsymbol{\beta_j}$ هي نفسها في الصياغتين.

المقاربة هي نفسها من أجل أكثر من ثلاث فترات، حيث نضيف ثنائية متغيرات تعبر عن الفترات الموالية. في حالة توفر نفس العدد من الفترات T لكل مفردة، عندها نقول أن **بيانات البانل متوازنة** (panel cylindré) balanced panel. في حالة T صغيرة مقارنة مع N يتعين أن ندرج متغيرة لكل فترة زمنية من أجل إظهار التغيرات التي لم تتم نمذجتها. بهذه الطريقة، يكون لدينا بعد التفريق الأولة دالة تظهر كما يلي[5]:

---

[1] كان يمكن استخدام β_0 ، كما في ترميز حالة الفترتين، تغيير الترميز هدفه الانسجام مع معاملات الزمن للسنوات الأخرى لا غير.

[2] تلغي هذه الفرضية الحالات التي تكون فيها المفسرة تتأثر بالتغير في u_{it} مثلما يحدث عنما تكون المتغيرة المفسرة هي متغيرة تأخر.

[3] Wooldridge J. M., 2015, p. 669.

[4] Wooldridge J. M., 2015, p. 669.

[5] Wooldridge J. M., 2015, p. 669.

$$\Delta y_{it} = \alpha_0 + \alpha_3 d3_t + \alpha_4 d4_t + \ldots + \alpha_T dT_t + \beta_1 \Delta x_{it1} + \ldots + \beta_k \Delta x_{itk} + \Delta u_{it} \quad (2.7)\ t = 2, 3, \ldots, T.$$

عدد المشاهدات في هذه الحالة هو $N(T-1)$، لأن السنة الأولى ليس هناك ما يطرح منها. من السهل تقدير الدالة أعلاه بطريقة MCO على بيانات مجمعة، بشرط أن تكون البيانات تم ترتيبها بعناية والفروق تم حسابها بعناية[1].

عند استخدام أكثر من فترتين، يجب افتراض أن Δu_{it} غير مرتبطة خلال الزمن، بحيث تكون الأخطاء المعيارية المقدرة والإختبارات الإحصائية المعتادة مقبولة[2] valid.

في المثال التالي نرى أهمية الفروق الأولى لأكثر من فترتين في تقييم السياسات العمومية.

<u>مثال1: أثر سياسة المناطق الحرة على البطالة</u>[3] درس بابك Papke (1994) أثر برنامج لإنشاء "مناطق مؤسسات" (ez) في مدن ولاية إنديانا في الولايات المتحدة على البطالة، هذه الأخيرة تم قياسها بعدد طلبات منحة البطالة (unemployement claims: uclams). تم تحليل 22 مدينة في الولاية في كل سنة خلال ثمن سنوات من 80 إلى 88. في هذه الفترة تم تعيين 6 مناطق مؤسسات في سنة 84، و4 مناطق أخرى في 85. بينمت 12 مدينة لم تعين كمناطق مؤسسات خلال الفترة وهي تشكل عينة المراقبة.

- **كم هو إذن الحجم الإجمالي للعينة؟**

عدد السنوات هو $9-1=8$، وعدد المدن 22 إذن الحجم الإجمالي للعينة هو $N(T-1) = 22(8) = 176$.

لتقييم السياسة يمكن وضع النموذج البسيط التالي:

$$Log(uclams_{it}) = \theta_t + \beta_1 ez_{it} + a_i + u_{it},$$

المتغيرة ez_{it} هي متغيرة ثنائية تأخذ 1 للمدن i التي لها منطقة مؤسسات في اللحظة t.

- **حجم البطالة تقلص خلال الفترة في عموم مدن الولاية، كيف يظهر ذلك في الدالة.**

في قيم سالبة ل الثابت في كل فترة θ_t

- **هل هناك ما يدعو للاعتقاد بوجود ارتباط بين a_i وez_{it} ؟**

الأثر الثابت a_i يمثل الفروقات الفردية بين المدن (مناخ الأعمال ...)، لكي يكون عدم الارتباط بين a_i وez يجب أن تعيين المدن للبرنامج عشوائيا، وبما أن هذا لم يتم عشوائيا فمن المحتمل أن المدن الأضعف في مناخ الأعمال (بطالة أعلى) هي التي منحت مناطق مؤسسات، وبالتالي وجود ارتباط موجب بين a_i وez.

- **كيف يمكن معالجة الارتباط المحتمل بين a_i وez_{it} وكيف تصبح الدالة (مع الاحتفاظ بثابت)؟**

للتخلص من a_i نستخدم دالة الفروق الأولى:

$$\Delta Log(uclams_{it}) = \alpha_0 + \alpha_1 d82_t + \ldots + \alpha_7 d88_t + \beta_1 ez_{it} + \Delta u_{it},$$

- **ماذا تمثل المتغيرة التابعة؟**

المتغيرة $\Delta Log(uclams_{it})$ تمثل تقريبا المعدل السنوي لنمو الطلب على منح البطالة خلال الفترة $t-1$ إلى t.

---

[1] ينبه وولدرج إلى أن عدد المداخل هو NT ، حيث الأسطر الأولى (T سطر) تمثل مشاهدات المفردة الأولى، مرتبة زمنيا، والمشاهدات T تمثل مشاهدات المفردة الثانية مرتبة زمنيا، وهكذا، ثم تحسب الفروق، ويرمز الانتقال من $(t-1)$ إلى t في السطر الموافق للفترة رقم t. بهذه الطريقة، من أجل $t=1$ ، يتعين أن تعطي المتغيرة المفرقة **قيما مفقودة للمشاهدات N**. هذا الترتيب مهم لكي لا يتم خلق مشاهدات مغولطة بطرح آخر مشاهدة لمفردة من أول مشاهدة لمفردة موالية. يجب إذن ألا ننسى إعطاء قيم مفقودة للمشاهدات في $t=1$.

[2] هذه الفرضية عادة معقولة ولكنها لا تكون كذلك إذا افترضنا أن الأخطاء البسيطة الأصلية u_{it} **غير** مرتبطة في الزمن (أنظر wooldridge 2015, chapter 14). فقط عندما يكون u_{it} عملية مسار عشوائي random walk تكون Δu_{it} غير مرتبطة ذاتيا.

[3] Wooldridge J. M., 2015, op. cit. p. 671.

- **التقدير ل β_1 أعطى: −0.182، بانحراف معياري 0.078. ماذا يعني ذلك بالتحديد؟**

وجود منطقة مؤسسات في المدينة في الفترة t يقلل الطلب على منح البطالة. العلاقة دالة لأن $t = -2.33$. بالتحديد، وجود منطقة مؤسسات في مدينة ما يقلل الطلبة على منح البطالة بنسبة 18.2% تقريبا. القيمة الحقيقية للتخفيض هي: $\exp(-0.182) - 1 = -16.64$

- إحصائية F لاختبار عدم ثبات تباين الخطأ من أجل مختلف المفردات hétéroscédasticité **لبراوش−باقان Breuch−Pagan** جاءت: $F = 0.85$; $sig. = 0.557$ ماذا يعني ذلك؟

أي ليس هناك دليل على عدم اختلاف التباين.

في هذا المثال كانت لدينا مفسرة واحدة؛ يمكن بسهولة إدراج عدة متغيرات مفسرة في النموذج. هذا التعدد لا يغير في شيء تفسير المعاملات. يمكن أيضا تحويل المتغيرات إلى اللغرتم، ويفسر بنفس الطريقة كما في البيانات المقطعية. في حالة وجود اختلاف للتباين هناك طرق لتصحيح الخطأ المعياري (الحصول على خطأ معياري مقاوم) والارتباط الزمني (hétéroscédasticité et autocorréation sérielle). في المثال التالي وجد أن اختبار اختلاف التباين دال جدا (اختبار وايت White test of heteroscedasticity).

مثال2: معدل الجريمة[1]

استخدم كورنول وترومبل Kornwell and Trumbull (1994) بيانات 90 مقاطعة في ولاية كارولينا الشمالية، من سنة 1981 إلى 1987، لتقدير نموذج أثر ثابت لمعدل الجريمة. يمكن إدراج عدة متغيرات ضمن a_i مثل الموقع الجغرافي، الموقف من الجريمة، التوجه التاريخي، الاتفاقيات لتحويل المجرمين ... معدل الجريمة يقصد به عدد الجرائم للفرد الواحد. المتغيرات هي:

prbarr يمثل احتمال الاعتقال، prbconv احتمال الإدانة (في اعتقال ما)، وprbpris هي احتمال أن تشمل العقوبة فترة من السجن، avgsnt هي متوسط مدة العقوبات المنصوصة، polpc عدد ضباط الشرطة للساكن.

مثل دراسات الجريمة في الاقتصاد القياسي نستخدم اللغرتم لكل المتغيرات لقياس المرونة. ندرج أيضا عدد من متغيرات مؤشرة على الزمن لاحتساب التوجه العام للظاهرة في الولاية. يمكننا استخدام البيانات من 1982 إلى 1987 لتقدير دالة الفروق.

$$\Delta\log(crmrte\hat{}) = 0.008 - 0.1d83 - 0.048d84 - 0.005d85 + 0.028d86 + 0.041d87$$
$$- 0.327\Delta\log(prbarr) - 0.238\Delta\log(prbconv) - 0.165\Delta\log(prbpris) - 0.022\Delta\log(avgsen) + 0.398\ \Delta\log(polpc)$$
$$N = 540,\ R^2 = 0.433,\ R^2aj = 0.422$$

- **فسر معامل prbarr**

زيادة في احتمال التوقيف ب 10% تأدي لتخفيض نسبة الجريمة ب 3.27 بالمائة تقريبا.

- **فسر معامل polpc**

إشارة معامل عدد رجال الشرطة للساكن موجبة، وهذا لو اعتمدنا علاقة سببية يعني أن زيادة نسبة عدد رجال الشرطة للساكن ب 1% يأدي لزيادة معدل الجريمة بحوالي 0.4%، لكن الواقع أن العلاقة هي في الاتجاه المعاكس، المدن التي تزيد فيها الجريمة توظف أعداد إضافية من رجال الأمن، أي أن المتغيرة polpc هي متغيرة داخلية للنموذج endogène. المعامل إذن لا يمكن أن يقرأ بالطريقة السببية التقليدية المذكورة. هناك

[1] Wooldridge J. M., 2015, op. cit. p. 671.

طرق لمعالجة مثل هذه المتغيرات. سبب آخر يمكن أن عدد القضايا (y) مرتبط بالتصريح، ولذلك كل ما كان عدد رجال الشرطة أكبر زاد عدد القضايا المصرح بها.

2-7. السلبيات المحتملة للفروق الأولى على بيانات البانل

في هذا المبحث افترضنا أن تفريق البيانات والذي يهدف لإلغاء الأثر غير المشاهد الثابت في الزمن، هي طريقة مقبولة صحيحة لإيجاد آثار سببية. لكن حساب الفروق ليس خاليا من الصعوبات[1]:

- عيب أو عائق في طريقة الفروق الأولى يكمن في أنها يمكن أن تقلل تباين المتغيرة المفسرة. حتى عندما تكون المفسرة متباينة في كل فترة، يمكن أن تكون Δx_i قليلة التغير، مما يجعل التقدير بطريقة المربعات الصغرى غير دقيق كفاية؛ فكلما كان تباين Δx_i ضعيفا كلما كان تباين المقدر ل $\beta\hat{}_1$ عاليا. أحيانا يمكن مواجهة هذا العائق باتخاذ **عينة كبيرة الحجم أو باتخاذ مسافة زمنية كافية** بين الفترتين، مثلا عدة سنوات تفصل بين المشاهدات بدل سنة واحدة.
- حتى عندما تكون x_{itj} متباينة كفاية في الزمن، يمكن ان تكون لطريقة الفروق الأولى تحيزات مهمة. فرضية الخارجية التامة للمفسرات هو افتراض أساسي. حتى عندما نتوفر على عدد أكبر من المشاهدات الزمنية غالبا لا يحل عدم تقارب مقدر FD عندما لا تتحقق فرضية الخارجية التامة (مثلا عندما تدخل $y_{i,t-1}$ ضمن x_{itj}).
- من عيوب FD أيضا أنها يمكن أن تكون أسوء من Pooled OLS في حالة سوء قياس أحد أو بعض المفسرات. تفريق مفسرات تم قياسها بشكل سيئ يقلل تبايناتها، خاصة أن هذا القياس السيئ يجعلها مرتبطة بحد الخطأ للفروق. هذا يأدي إلى تحيز يصعب معالجته.

2. خلاصة

تستخدم بيانات البانل بشكل متزايد لتقييم وتحليل السياسات. بيانات البانل هي بيانات عينات يتم تتبعها عبر الزمن. بيانات البانل مفيدة لاحتساب خصائص غير مشاهدة ثابتة في الزمن، والتي نفترض أنها مرتبطة بالمفسرات المدرجة في النموذج. أحد الطرق لمعالجة الأثر الثابت بحذفه من لنموذج من خلال حساب الفروق بين الفترتين المتتاليتين ومن ثم استخدام OLS على البيانات المحولة بحيث تصبح هذه الأخيرة بيانات مقطعية على بيانات مفرقة. عمليات الاستدلال المعتادة صحيحية تقاربيا asymptotiquement valides في حالة التجانس، ويكون الاستدلال الدقيق ممكنا في حالة افتراض الطبيعية. في حالة تعدد الفترات يمكن استخدام OLS على البيانات المجمعة المفرقة، حيث يلغى الأثر الثابت من خلال التفريق. بالإضافة إلى افتراض التجانس، يجب أن نفترض أن حد الخطا المفرق خالية من الارتباط الذاتي من اجل استخدام الإحصائيات المعتادة t و F. كل متغيرة ثابتة في الزمن تلغى من النموذج[2].

---

[1] Wooldridge J. M., 2015, p. 675.
[2] Wooldridge J. M., 2015, p. 676.