Improving " Jackknife Instrumental Variable Estimation method" using A class of immun algorithm with practical application

# تحسين "مقدرات المتغيرات المساعدة بطريقة جاكنايف" باستعمال صنف من أصناف خوارزمية المناعة مع تطبيق عملي


أ.م.د. صباح منفي رضا / كلية الإدارة والاقتصاد / جامعة بغداد

الباحث / علاء حسين صبري / جامعة المثنى / كلية العلوم / قسم الرياضيات وتطبيقات الحاسوب



OPEN ACCESS

P - ISSN 2518 - 5764
E - ISSN 2227 - 703X

Received:19/2/2019
Accepted :23/4/2019



## المستخلص

تستند أغلب الطرائق الحصينة على فكرة التنازل عن جانب معين مقابل تقوية جانب آخر من خلال عدة أساليب أما آليات الذكاء الصناعي تحاول عمل موازنة بين الضعف والقوة للوصول إلى أفضل الحلول بأسلوب بحث عشوائي . في هذا البحث تم تقديم فكرة جديدة لتحسين مقدرات معلمات نماذج المعادلات الآنية الخطية الناتجة من طريقة المتغيرات المساعدة حسب طريقة جاكنايف **Jackknife Instrumental Variable Estimation(JIVE)** وذلك باستعمال صنف من أصناف خوارزمية المناعة **Immune Algorithm(IA)** والتي تم ترجمتها بخوارزمية الانتقاء النسيلي **Clonal Selection Algorithm(CSA)** وتم الحصول على مقدرات أفضل باستعمال أحد معايير المفاضلة الحصينة الذي يدعى بمتوسط مطلق الخطأ النسبي **Mean Absolut Percentage Error (MAPE)** وتم اثبات نجاح آليات خوارزمية الذكاء المستعملة في تحسين مقدرات انموذج معادلات آنية خطية وفق المعيار المستعمل والبيانات الحقيقية بحجم **n=48** .



**المصطلحات الرئيسة للبحث** : مقدرات المتغيرات المساعدة بطريقة جاكنايف ، نماذج المعادلات الآنية الخطية، خوارزمية المناعة، خوارزمية الانتقاء النسيلي .



Journal of Economics and Administrative Sciences
2019; Vol. 25, No.113
Pages: 462- 474


البحث مستل من اطروحة دكتوراه

## المقدمة وهدف البحث

### 1 -1 المقدمة

ان انعدام العلاقات المتبادلة بين المتغيرات التفسيرية والمتغير التابع في نماذج الانحدار قد تبدو بعيدة عن الواقع لأن واقع الحياة أكثر تعقيد من أن يصاغ في انموذج ذو اتجاه واحد للسببية فلابد للباحثين أن يأخذوا في الحسبان امكانية حدوث علاقات عكسية بين المتغيرات داخل الانموذج إي أن المتغيرات التفسيرية تؤثر بالمتغير التابع وتتأثر به وهذه التركيبة من النماذج تدعى نماذج المعادلات الآنية . ومن المواضيع الأساسية المتعلقة بتقدير معلمات نماذج المعادلات الآنية هوما يسمى بمسألة التشخيص والتشخيص بإيجاز يجيب على السؤال القائل هل هنالك معلومات كافية لتقدير معلمات الانموذج المدروس ؟

وهي مشكلة تظهر بشكل متكرر في موضوع القياس الاقتصادي ناتجة عن وجود علاقة بين متغير تفسيري أو أكثر و حد الخطأ العشوائي في معادلة الانحدار الخطي وتتلخص بعدم القدرة على ايجاد تقديرات وحيدة من خلال معرفتنا بتقديرات الانموذج المختزل وهنالك العديد من طرائق التقدير التي توصلت إلى إيجاد قيم وحيدة لمعلمات نماذج المعادلات الآنية .

### 2-1 هدف البحث

يهدف البحث إلى الحصول على مقدرات أفضل من تلك التي يمكن الحصول عليها من تنفيذ طرائق تقدير تقليدية لنماذج المعادلات الآنية الخطية بأسلوب تحسين خصائص العينة (Leave-one-out) باستعمال أحد خوارزميات الذكاء الصناعي التي تم ترجمتها بخوارزمية الانتقاء النسيلي **Clonal selection algorithm** والتي يرمز لها بالرمز (CSA) ومقارنتها مع أشهر طريقة من الطرائق اللامعلمية التقليدية والتي تم تسميتها بمقدرات المتغيرات المساعدة بحسب طريقة جاكنايف **JIVE** للمعادلة الآنية الواحدة باستعمال أحد معايير المفاضلة الحصينة والذي يدعى **mean absolute percentage error**[(3)] **(MAPE)** وفق الافتراض التقليدي الخاص بالأخطاء العشوائية بحيث

$$U_i \sim N(0,\sigma^2), \quad E(U_i,U_j)=0 \quad \forall i \neq j \qquad ...(1)$$

### 1- مسألة التشخيص The Identification problem

هذه المسألة هي نوع من أنواع اختبار المعادلة الآنية ولتوضيح هدف التشخيص أفرض أن $\beta_1, \beta_2$ معلمات المعادلة

$$\beta_1 + \beta_2 = 10 \qquad ...(2)$$

من الواضح أنه لا توجد معلومات كافية للتقدير يعني يوجد عدد غير محدود من الحلول للمعلمات $\beta_1$ و $\beta_2$ لذلك يكون الانموذج في هذه الحالة تحت التشخيص **(Under identified)**

أما إذا وضعنا معادلة أخرى

$$\begin{aligned} \beta_1 + \beta_2 &= 10 \\ \beta_1 - \beta_2 &= 2 \end{aligned} \qquad ...(3)$$

ففي هذه الحالة أن المعادلتان تمتلك حل وحيد $\beta_2 = 4 \quad , \beta_1 = 6$ والانموذج يكون مشخص تماما (Just identified) أي أن الانموذج يكون متوافق مع أي بيانات مما يعني لا يمكن اختباره

أما إذا وضعنا معادلة أخرى $$\beta_1 * \beta_2 = C \qquad ...(4)$$

أي أن هنالك كمية تركت لاختبار الانموذج والمعادلة الآن فوق التشخيص (Over identified) فاذا كانت C=24 فان البيانات (المعلومات) متفقة مع الانموذج أما إذا كانت C أي عدد آخر فان الانموذج غير متفق مع البيانات ويجب معالجته .[13]

## 2-1- قواعد التشخيص Rules for Identification [2]

بينا سابقا فلسفة التشخيص أما الأن فسوف نبين قواعد تشخيص المعادلات الآنية التي تدعى شروط الترتيب والرتبة للتشخيص

ولفهم هذه الشروط سوف يتم تعريف بعض الرموز

**M** عدد المتغيرات الداخلية في الانموذج

**m** عدد المتغيرات الداخلية في المعادلة تحت الاختبار

**K** عدد المتغيرات المحددة مسبقا (خارجية وداخلية مرتدة زمنيا )

**k** عدد المتغيرات المحددة مسبقا (خارجية وداخلية مرتدة زمنيا ) في المعادلة تحت الاختبار

## 2-2- شرط الترتيب لتشخيص المعادلة The Order Condition of Identifiability

إذا كان عدد المتغيرات المحددة مسبقا المستبعدة من المعادلة قيد الاختبار يساوي عدد المتغيرات الداخلية في المعادلة قيد الاختبار فان المعادلة مشخصة تماما أما إذا كانت عدد المتغيرات المحددة مسبقا المستبعدة من المعادلة قيد الاختبار أكبر من عدد المتغيرات الداخلة في المعادلة قيد الاختبار فان المعادلة فوق التشخيص

**If $K - k = m - 1$, the equation is just identified,**

**but if $K - k > m - 1$, it is over identified**

## 2-3- شرط الرتبة لتشخيص المعادلة The Rank Condition of Identifiability

إذا كانت المصفوفة A تمثل مصفوفة المعلمات المقابلة للمعلمات الهيكلية المفقودة في المعادلة موضع الاختبار ذات رتبة M-1 فيجب أن تكون المحددة لهذه المصفوفة غير مساوية للصفر حتى تجتاز المعادلة شرط الرتبة وان هذا الشرط يحدد التشخيص أما إذا كانت المصفوفة غير مربعة عندها يستوجب تجزئتها إلى كافة المصفوفات المربعة الجزئية الممكنة ذات رتبة M-1 فإذا كانت واحدة من قيم محددات هذه المصفوفات على الأقل لا تساوي صفر فان المعادلة قد اجتازت شرط الرتبة.

فاذا كانت عدد المعلمات الهيكلية المجهولة غير الصفرية في المعادلة موضع الاختبار هي m+k-1 فان مسألة التشخيص يمكن أن تلخص بالنقاط الآتية:

1- إذا كان $(K - k > m - 1)$ ورتبة المصفوفة A أقل من M-1 فان المعادلة فوق التشخيص . (Over identified equation)

2- إذا كان $(K - k = m - 1)$ ورتبة المصفوفة A أقل من M-1 فان المعادلة مشخصة تماماً . (Exactly identified equation)

3- أما إذا كان$(K - k \geq m - 1)$ ورتبة المصفوفة A أقل من M-1 فان المعادلة تحت التشخيص . (Under identified equation)

أما إذا كان $(K - k < m - 1)$ فان المعادلة الهيكلية موضع الاختبار ستكون غير مشخصة (Unidentified equation) وأن رتبة المصفوفة A ستكون أقل من M-1 وبهذا لا يمكن تقدير معلمات هذه المعادلة .

**2-4- اختبار التشخيص :- مسألة التشخيص تسبق مسألة التقدير**

**بعض طرائق التقدير مشروطة بنوع معين من أنواع التشخيص مثل طريقة المربعات الصغرى غير المباشرة فإنها تشترط أن يكون اختبار تشخيص المعادلة من نوع مشخصة تماما والبعض الآخر يشترط أن تكون المعادلة مشخصة (مشخصة تماما أو فوق التشخيص) لذلك علينا أولا تحديد نوع التشخيص للمعادلة قبل تقدير المعلمات**

**1- تحدد مسألة التشخيص إمكانية الحصول على تقديرات وحيدة من خلال تقديرات معلمات الشكل المختزل فإذا كان بالإمكان فان المعادلة مشخصة أما إذا كان ليس بالإمكان فإنها غير مشخصة .**

**2- تكون المعادلة مشخصة إذا كانت**

**- مشخصة تماما (Exactly identified) وعندها يمكن الحصول على تقديرات وحيدة من تقديرات معلمات الشكل المختزل .**

**- فوق التشخيص (Over identified) وعندها نحصل على أكثر من قيمة تقديرية لكل معلمة من معلمات المعادلة الهيكلية .** [2]

## 3- اسلوب المتغيرات المساعدة بطريقة جاكنايف (JIVE)

### 3-1- توطئة

**اقترح كل من Angrist, Imbens, and Krueger و Blomquist and Dahlberg henceforth (AIK and BD ) في عام 1999 على التوالي طرائق لتحسين خصائص التحيز باستعمال فكرة خلق متغيرات منيبة (Proxy Variables) تكون مستقلة عن أخطاء المعادلة موضع الاهتمام وخاصة في العينات المحدودة والاستقلالية متحققة باستعمال حذف قيمة ملائمة (Leave-one-out) بشكل تدريجي بدلاً من معادلة المرحلة الأولى المعروفة في طريقة ال2SLS (الانموذج المختزل) والفكرة تهدف الى ازالة الترابط بين المتغيرات وأخطاء المعادلة الآنية مع العلم أن دراسات قليلة استعملت هذه الطرائق.**[10]

**على الرغم من أن طريقة JIVE تتفوق على طريقة 2SLS (التي تستعمل طريقة المربعات الصغرى في الانموذج المختزل مرة وفي الانموذج الهيكلي مرة أخرى) من ناحية التحيز إلا أن هذا التحيز قد يكون في نفس اتجاه تحيز طريقة 2SLS أو بالاتجاه المعاكس .**[11] **أي أن طرائق JIVE جاءت للتخلص من مشكلة التحيز الموجود في طريقة 2SLS** [1]

**أن المقدرات الناتجة يمكن أن تكون شبيهه بأساليب المتغيرات المساعدة باستعمال تقنية تكوين متغيرات منيبة تكون مستقلة عن أخطاء المعادلة موضع الاهتمام حتى في العينات المحدودة والاستقلالية متحققة باستعمال حذف قيمة ملائمة (Leave-one-out) بشكل تدريجي بدلاً من معادلة المرحلة الأولى المعتادة في طريقة ال 2SLS $(X\hat{\pi})$ وان المقدرات الجديدة مكافئة بالدرجة الأولى إلى طريقة ال 2SLS لكنها أفضل خصائص مع العينات المحدودة في حدود التحيز واحتمال الثقة $(1-\alpha)$ حيث $0 \le \alpha \le 1$ عند وجود الكثير من المتغيرات الخارجية .**[8]

### 3-2- الفرضيات

**أن طرائق JIVE أيضا خاضعة للافتراض التقليدي الخاص بالأخطاء العشوائية وأنها تعطي تقديرات متسقة للمعالم الهيكلية التابعة للمعادلة الآنية المنفردة والمشخصة بالمفهوم العام (مشخصة تماما أو فوق مستوى التشخيص) لكنها تختلف في طريقة حساب المرحلة الأولى ومن حيث كونها تتطلب خطوتان الأولى حساب قيم ملائمة للمرحلة الأولى وفعالية المشاهدة i والتي رمزنا لها بالرمز ($h_i$) والثانية استعمال القيم بعد إزالة فعالية المشاهدة i كمتغيرات منيبة في المرحلة الثانية.**[11]

**3-3- الوصف**

**لاحظ أن الصف i للمتغيرات المقدرة في المرحلة الأولى يمكن أن يكتب بالصيغة الآتية:**

$$X_i\hat{\pi} = X_i(X'X)^{-1}X'Z_t \qquad ...(5)$$

**حيث $X_i$ يمثل $(1\times k)$ الصف i من المصفوفة X ذات الرتبة $(n\times K)$ وافرض أيضاً أن $X(i)$ و$Z_t(i)$ مصفوفات $(n\text{-}1)\times K$ و $(n\text{-}1)\times L$ على الترتيب والتي هي نفسها X و $Z_t$ بعد إزالة الصف i منهما.**
**إن طريقة JIVE تزيل اعتماد المتغيرات المبنية (المتغيرات المنيبة) على الانحدارات الداخلية للمشاهدة i باستعمال الصيغة الآتية [8]:**

$$\tilde{\pi}(i) = (X'(i)X(i))^{-1}X'(i)Z_t(i) \qquad ...(6)$$

**كتقدير إلى $\underset{K\times L}{\pi}$ بدلاً من تقديرات معادلة المرحلة الأولى لطريقة ال2SLS والتي يتم فيها تطبيق طريقة الOLS وفق الصيغة المعروفة** $\hat{\pi} = (X'X)^{-1}X'Z_t$
**وان تقدير المشاهدة i للمتغير المنيب يكون بالصيغة الآتية:[10]**

$$X_i\tilde{\pi}(i) = X_i(X'(i)X(i))^{-1}X'(i)Z_t(i) \qquad ...(7)$$

**ولأن $U_t$ مستقل عن $Z_{tj}$ إذا كان $i\neq j$ لذلك فان :**

$$E[U_iX_i\tilde{\pi}(i)] = E[X_i(X'(i)X(i))^{-1}X_i'E(U_iZ_t(i)/X)] = 0 \qquad ...(8)$$

**نلاحظ أن :**

$$E[\tilde{Z}_{t(JIVE)}Z_t/n] = E[(X\pi)'Z_t/n]$$
$$And$$
$$E[\tilde{Z}_{t(JIVE)}y/n] = E[(X\pi)'y/n]$$

**أي أن المتغيرات المبنية مشابهة للمتغيرات المثالية من ناحية علاقتها بالأخطاء في طريقة JIVE وان $\tilde{Z}_{t(JIVE)}$ مصفوفة $(n\times L)$ مع الصف i الذي يساوي $X_i\tilde{\pi}(i)$ وان المقدر المتعلق بالمتجه $\alpha$ والناتج من استعمال المتغيرات المبنية يدعى بمقدر JIVE والذي يحسب وفق الصيغة العامة الآتية:**

**في الواقع أن الحساب الوحيد المطلوب هو حساب التقديرات للمتغير الذي تم بنائه $X_i\tilde{\pi}(i)$ المنسوبة إلى الطريقة والتي أشرنا لها بالرمز $JIVE$ وهذه التقديرات تحسب لكل قيمة (مشاهدة) وفق الصيغة الآتية:[11]**

$$\underset{JIVE\ j}{\tilde{\alpha}} = (\tilde{Z}'_{t(JIVE)}Z_t)^{-1}\tilde{Z}'_{t(JIVE)}y_{jt} \qquad ...(9)$$

$$X_i\tilde{\pi}(i) = X_i\frac{(X'X)'}{1-X_i(X'X)'X_i'}(X'Z_t - X_i'Z_{ti}) = \frac{X_i\hat{\pi} - h_iZ_{ti}}{1-h_i} \qquad ...(10)$$

عندما $h_i = X_i(X'X)^{-1}X_i'$ العنصر **i** لقطر مصفوفة الإسقاط $P_X = X(X'X)^{-1}X'$ أو فعالية المشاهدة **i** ، وكذلك ان $\hat{\pi} = (X'X)^{-1}X'Z_t$ تمثل مقدرات ال**OLS** المستعملة في المرحلة الأولى من طريقة ال**2SLS** المعروفة أما $Z_{ti}$ فتمثل المشاهدة **i** من المتغير الداخلي للمعادلة الآنية تحت الدراسة (المتغير الداخلي في الجانب الأيسر الذي يفترض كون معلمته الهيكلية مساوية للواحد).وتحت هذه التقديرات فان صيغة الطريقة تعطى بالشكل الآتي:

$$\underset{JIVE\ j}{\tilde{\alpha}} = (\tilde{Z}'_{t(JIVE)} Z_t)^{-1} \tilde{Z}'_{t(JIVE)} y_{jt} \qquad ...(11)$$

وبإعطاء $X_i \tilde{\pi}(i)$ فان حساب $\underset{JIVE\ j}{\tilde{\alpha}}$ التي تمثل مقدرات **JIVE** باستعمال المتغيرات المبنية وفق الصيغة **(10)**

وأن P.H[1](1977) وكذلك A.I.K[2](1999) بينوا أن تحيز عينة صغيرة (وبدرجة **1/n** ) لهذه التقديرات يكون مساوي إلى الصيغة التقريبية الآتية

$$(-L_1 - L_2 - 1)(\pi'\Sigma_X \pi)^{-1} \sigma_{UV} / n \qquad ...(12)$$

اذ أن $L_1$ تمثل عدد المتغيرات الداخلية في معادلة المرحلة الثانية و $L_2$ عدد المتغيرات الخارجية (من ضمنها الحد الثابت) في معادلة المرحلة الثانية ،وفي معظم التطبيقات يكون $L_2$ السبب الرئيسي لصغر مقدار تحيز العينة في مقدرات **JIVE** ونرى من خلال صيغة التحيز التقريبية لهذه المقدرات في المعادلة **(12)** أن المقدرات الناتجة من طريقة **JIVE** تمتلك أقل تحيز من المقدرات الناتجة من طريقة **2SLS** [(1)].

**4- الطريقة المقترحة JIVE-CSA**

نستطيع معرفة خوارزمية المناعة **Immune algorithm** من خلال دراسة الاستجابة المناعية وكيفية تفاعل نماذج الأجسام المضادة( **Ab**) **antibodies** لمعالجة المستضدات **antigens (Ag)** المختلفة حيث تعتبر خوارزمية الانتقاء النسيلي صنف خاص من نظام المناعة الاصطناعي [(4)] ، أن النظام المناعي في جسم الانسان يحمي الجسم من هجوم كائنات ضارة تسمى المستضدات **(Ag)** مثل الفيروسات والبكتريا عن طريق خلايا تسمى الأجسام المضادة **(Ab)** وهذه العملية تسمى مبدأ الانتقاء النسيلي **(the clonal selection principle)** [(9)]

في هذا البحث نعتبر معلمات نماذج المعادلات الآنية هي مستضدات **(Ag)** وأن الحلول أو التقديرات الممكنة لتلك المعلمات بمثابة أجسام مضادة **(Ab)** .

يمكن وصف الخطوات الاساسية لخوارزمية المناعة المقترحة كطريقة للتحسين على النحو الآتي[(12)] :-

**1- التهيئة أو وصف الحلول Anti-body Pool Initialization**

يمكن الحصول على حلول بشكل عشوائي من مجموعة حلول ممكنة. وفي هذا البحث نحصل على مجموعة حلول عشوائية طبقا لوجود أو عدم وجود المتغيرات المفسرة في انموذج المرحلة الأولى (انموذج الاستجابة) لأن أهم الخطوات في بناء انموذج استجابة هو تحديد المتغيرات المفسرة فمن خلال توليد عمود يحتوي على أما صفر أو واحد وبشكل عشوائي وهذا العمود بدرجة عدد المتغيرات المفسرة بحيث يكون الواحد يعبر عن وجود المتغير المفسر في انموذج الاستجابة والصفر يعبر عن عدم وجود المتغير وهذا نوع من أنواع بناء نماذج استجابة لكي نستعملها في تقدير معلمات المعادلات الآنية بعد اجتياز الانموذج معيار **AIC** [(7)].

$$AIC = m\log(Mse) + 2p \qquad ...(13-a)$$

حيث

**m:** تمثل حجم العينة أو درجة متغير الاستجابة **y** .

[1]Phillips and Hale
[2]Angist ,Imbens and Krueger

**Mse**: متوسط مربعات الخطأ لمتغير الاستجابة **y** .
**P**: عدد المتغيرات التوضيحية في الانموذج .
وتم انشاء مجموعة أولية من الحلول العشوائي وفق ترميز معين **(Binary encoding)** وحتى يتم الوصول إلى حالة من حالات التوقف تخضع هذه الحلول لسلسلة من التكرارات لعمليات جينية معروفة هي الانتقاء والاستنساخ والطفرات **(selection, cloning, and mutation)** [6] .

**2- الاختيار Selection**

يتم تقييم كل حل من الحلول الممكنة السابقة من خلال دالة تقييم الحلول **affinity function** ويتم اختيار أفضل **n** من هذه الحلول حسب دالة تقييم الحلول . في الجيل الأول نعتبر معيار **AIC** كدالة لتقييم الحلول ( الاستجابة ) أما في الأجيال اللاحقة نعتمد على معيار المفاضلة المستعمل في المعادلة **(13-b)**

$$MAPE = \frac{100\%}{m}\sum_{i=1}^{m}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right| \qquad ...(13-b)$$

لتقييم الحلول مع الأخذ بنظر الاعتبار الحلول الحاصلة على أقل قيمة لمعيار **AIC** أي استعمال نماذج الاستجابة التي اجتازت المعيار كحلول عشوائية للخوارزمية.

## 3- الاستنساخ Cloning

أحد الخطوات الرئيسية في نظام المناعة الاصطناعية **(AIS)** هو استنساخ أفضل **n** من الاجسام المضادة (الحلول) وهذا الاستنساخ سوف يتكرر بحسب دالة تقييم الحلول (أي أن الحل الأول بعد ترتيب الحلول من الأفضل الى الأسوأ حسب دالة التقييم سوف يتكرر أكثر من الحل الثاني والحل الثاني سوف يتكرر أكثر من الثالث وهكذا إلى أن نصل إلى الحل **n** والذي يعتبر أسوأ الحلول المختارة وفق دالة تقييم الحلول) . أي أن احتمال اختيار الحلول الأكثر كفاءة أعلى من احتمال اختيار الحلول الأقل كفاءة مع الحفاظ على مبدأ العشوائية في اختيار الحلول[16] وعدد الحلول الكلية سوف يحسب وفق الصيغة الآتية

$$N_c = \sum_{i=1}^{n} round(\frac{n}{i}) \qquad ...(13-c)$$

**4- طفرة التقارب (التغيير حسب الحاجة)[16] Affinity Mutation**

المجتمع المستنسخ (النسل) يخضع لعملية الطفرة التي تتناسب عكسيا مع درجة التقارب (دالة تقييم الحلول) بحيث تكون عدد الخلايا التي تحتاج الى تغيير (طفرة) تحسب وفق الصيغة البرمجية الآتية

$$Mutation\ Space = ceil\left(\frac{MAPE}{Sum(MAPE)}\right) \qquad ...(13-d)$$

هذه الطفرة تساعد الحلول الضعيفة على التحسن برفع درجة التقارب [14] ،أي أن احتمال الطفرة للحلول السيئة وفق معيار المفاضلة المستعمل يكون أعلى من الحلول الجيدة وبالعكس .

**5-المعالجة بتنوع الاجسام المضادة (الحلول) Antibody Diversity Maintenance**

هذه الخطوة تستبعد الحلول الضعيفة واختيار حلول جيدة بشكل عشوائي وهذا يضمن التنوع وأيضا نتجنب الوقوع فيما يسمى ب **Local optimal solution**

**6-New population الجيل الجديد**

بالنسبة للمجتمع الأول (الجيل الأول من الحلول) يتم أختيار **n** من الحلول الجيدة وفق معيار **AIC** للحصول على استجابة جيدة للمرحلة الأولى وتقييم الحلول وفق معيار المفاضلة المستعمل .

**7- Selection الانتقاء**
انتقاء الحلول التي سجلت قيمة قليلة لمعيار AIC وكذلك حصلت على أقل قيمة لمعيار المفاضلة المستعمل للمقارنة .

**8- Stopping Criterion معيار التوقف**
ضابطة التوقف هنا هي الوصول إلى عدد التكرارات المحدد مسبقا[5] في هذا البحث تم تحديد 30 .

## 5- الجانب التطبيقي

البيانات الحقيقية تم الحصول عليها من التقرير السنوي لمجلس المستشارين الاقتصاديين- مكتب الولايات المتحدة الحكومي للطباعة واشنطن: 2007 وكذلك طبعة 2018 ،حيث تم أخذ البيانات بحجم 48 من 1970 إلى 2017 .[15]
فاذا كان لدينا متغيرات داخلية عدد 2 ومتغيرات محددة مسبقا (خارجية وداخلية مرتدة زمنيا) عدد 4 وكان كل متغير داخلي مرتبط بعلاقة خطية بالمتغير الداخلي الآخر ومتغيرات محددة مسبقا مع خطأ عشوائي لتشكيل انموذج معادلات آنية خطية وسوف تطبق هذه العلاقة على نموذج الدخل وعرض النقد المعدل والذي يعطى وفق الصيغة الآتية :-

$$Y_{1t} = \beta_{10} + \beta_{12} Y_{2t} + \gamma_{11} X_{1t} + \gamma_{12} X_{2t} + u_{1t} \qquad ...(16)$$

$$Y_{2t} = \beta_{20} + \beta_{21} Y_{1t} + \gamma_{23} X_{3t} + \gamma_{24} X_{4t} + u_{2t} \qquad ...(17)$$

عندما
$Y_1$ يمثل الدخل
$Y_2$ يمثل عرض النقد
$X_1$ يمثل الإنفاق الاستثماري
$X_2$ يمثل الإنفاق الحكومي على السلع والخدمات
المتغيرات $X_1$ و $X_2$ هي متغيرات خارجية. وأن معادلة الدخل هي مزيج من النظرية الكمية والنظرية الكينزية لتحديد الدخل والتي تنص على أن (الدخل يتم تحديده من خلال العرض النقدي ، والنفقات الاستثمارية والإنفاق الحكومي) تفترض معادلة العرض النقدي أن مخزون النقود يتم تحديده (بواسطة نظام الاحتياطي الفيدرالي) على أساس مستوى الدخل .
بالإضافة إلى المتغيرات الخارجية فان $X_3$ يمثل الدخل في الفترة الزمنية السابقة(وجود تخلف زمني أو ارتداد زمني للمتغير $Y_1$) و $X_4$ يمثل عرض النقود في الفترة السابقة(وجود تخلف زمني أو ارتداد زمني للمتغير $Y_2$) وأن المعادلتان هي من نوع فوق مستوى التشخيص من ناحية اختبار التشخيص .[2]
حيث تم استعمال برنامج MATLAB2017b لبرمجة الطرائق والوصول إلى النتائج

**5.1- نتائج المعادلة الأولى (المعادلة رقم 16)**

**جدول رقم (1) يبين نتائج الطريقة التقليدية والطريقة المقترحة للمعادلة الأولى (معادلة رقم 16) عندما عدد الخلايا التي تحتاج الى طفرة يمثل Mutation space ومعيار التوقف هو max iteration**

| معيار المفاضلة المستعمل MAPE | مساحة الطفرة Mutation space | المتغيرات المستعملة لقياس الاستجابة بحيث تم اختيار Xi وفق معيار AIC | المقدرات Estimations | طريقة التقدير Method |
|---|---|---|---|---|
| **1.7961** | **-** | **All** | $\beta_{10} = 2.3637$<br>$\beta_{12} = 0.0004$<br>$\gamma_{11} = 0.0018$<br>$\gamma_{12} = 0.0014$ | **JIVE** |
| **1.3253** | **3** | $X_1$<br>$X_3$<br>$X_4$ | $\beta_{10} = 2.7136$<br>$\beta_{12} = 0.0008$<br>$\gamma_{11} = 0.0011$<br>$\gamma_{12} = 0.0006$ | **الطريقة المقترحة JIVE-CSA** |

**ان الجدول أعلاه(جدول رقم 1 ) يبين أفضلية الطريقة المقترحة على حساب الطريقة التقليدية للمعادلة الأولى (معادلة رقم 16) عندما عدد الخلايا التي تحتاج الى طفرة Mutation space=3 ومعيار التوقف هو max iteration =30 بعد حذف المتغير $X_2$ للحصول على أفضل استجابة وتم الحصول على قيمة لمعيار المفاضلة المستعمل وفق الطريقة المقترحة MAPE=1.3253 أقل من قيمة المعيار وفق الطريقة التقليدية MAPE=1.7961 .**

**5.2- نتائج المعادلة الثانية (المعادلة رقم 17)**

**جدول رقم (2) يبين نتائج الطريقة التقليدية والطريقة المقترحة للمعادلة الثانية (معادلة رقم 17) عندما عدد الخلايا التي تحتاج الى طفرة يمثل Mutation space ومعيار التوقف هو max iteration**

| معيار المفاضلة المستعمل MAPE | مساحة الطفرة Mutation space | المتغيرات المستعملة لقياس الاستجابة بحيث تم اختيار Xi وفق معيار AIC | المقدرات Estimations | طريقة التقدير Method |
|---|---|---|---|---|
| **2.1498** | **-** | **All** | $\beta_{20}=-75.0816$<br>$\beta_{21}=-0.0491$<br>$\gamma_{23}=0.0781$<br>$\gamma_{24}=1.0238$ | **JIVE** |
| **2.1039** | **1** | $X_2$<br>$X_4$ | $\beta_{20}=-77.6784$<br>$\beta_{21}=-0.0208$<br>$\gamma_{23}=0.0503$<br>$\gamma_{24}=1.0212$ | **الطريقة المقترحة JIVE-CSA** |

**ان الجدول أعلاه (جدول رقم 2 ) يبين أفضلية الطريقة المقترحة على حساب الطريقة التقليدية للمعادلة الثانية (معادلة رقم 17) عندما عدد الخلايا التي تحتاج الى طفرة Mutation space=1 ومعيار التوقف هو max iteration =30 بعد حذف المتغيرات $X_1$ و$X_3$ للحصول على أفضل استجابة وتم الحصول على قيمة لمعيار المفاضلة المستعمل وفق الطريقة المقترحة MAPE=2.1039 أقل من قيمة المعيار وفق الطريقة التقليدية MAPE=2.1498 .**

## 6- الاستنتاجات (Conclusions)

**من خلال النتائج التي حصلنا عليها وبشكل متكرر (Max iteration=30) كضابطة للتوقف نستنتج أن الطريقة المقترحة JIVE-CSA وبعد استعمال آلية البحث العشوائي تم استبعاد المتغير الثاني $(X_2)$ من معادلة المرحلة الأولى للحصول على أفضل استجابة وفق معيار AIC واستعمالها لتقدير معلمات المعادلة الآنية الأولى وكذلك استبعاد المتغيرات الأول والثالث $(X_1, \quad X_3)$ من معادلة المرحلة الأولى للحصول على أفضل استجابة وفق معيار AIC واستعمالها في تقدير معلمات المعادلة الآنية الثانية حيث كانت مقدرات الطريقة المقترحة أفضل من المقدرات الناتجة من الطريقة التقليدية وفق معيار المفاضلة المستعمل MAPE مع توسيع مساحة الحلول الجيدة التي تمتاز فيها خوارزمية المناعة .**

**نلاحظ بشكل واضح أن العلاقة بين الدخل وعرض النقود ومن خلال الطرائق التقليدية والمقترحة تعد علاقة طردية وهذا متوافق مع المنطق الاقتصادي ونلاحظ أيضا من خلال نتائج معيار المفاضلة المستعمل (MAPE) لكل طريقة أفضلية الطريقة المقترحة التي تم اعتمادها وفق آليات خوارزمية الذكاء CSA وذلك بسبب حصولها على أقل قيمة MAPE مقارنة مع الطريقة التقليدية .**

وبشكل عام نستنتج أن الطريقة المقترحة التي تم اعتمادها وفق آليات خوارزمية الذكاء CSA حققت أفضلية في حالة المعادلتين الأولى(16) والثانية (17) التي كان اختبار التشخيص لهما من نوع فوق التشخيص (Over identified) مستندين بذلك على معيار المفاضلة الحصين (MAPE) تبعاً لهذه الحالة المتمثلة بالأنموذج المعدل والبيانات الحقيقية المدروسة بحجم n=48 مما يؤكد نجاح آليات خوارزمية الذكاء CSA في تحسين المقدرات .

## 7-التوصيات Recommendations

نوصي باستعمال الطريقة المقترحة JIVE-CSA في تقدير معلمات نماذج المعادلات الآنية الخطية وخاصة عندما يكون عدد المتغيرات المحددة مسبقا كبير لأنها توازن بين بناء انموذج استجابة ملائم للمرحلة الأولى باختيار المتغيرات المفسرة بحسب معيار AIC وتوسيع مساحة الحلول بشكل عشوائي وكذلك تحسن مقدرات نماذج المعادلات الآنية الخطية دون الحاجة الى شروط .

## 8-المصادر References


**1- Daniel A. Ackerberg and Paul J. Devereux(2008) "Improved Jive Estimators for Overidentified Linear Models with and without Heteroskedasticity" University College Dublin, CEPR and IZA Econlit Subject Descriptors: C310, J240 .**

**2- Damodar N. Gujarati and Dawn C. Porter (2008) " Basic Econometrics" Fifth Edition, www.mhhe.com**

**3- David A. Swanson, Jeff Tayman and T. M. Bryan (2010) " MAPE-R: A RESCALED MEASURE OF ACCURACY FOR CROSS-SECTIONAL, SUBNATIONAL FORECASTS " Riverside, CA 92521 USA ,email: David.swanson@ucr.edu**

**4- Ezgi Deniz Ülker and Sadık -lker (2012) "COMPARISON STUDY FOR CLONAL SELECTION ALGORITHM AND GENETIC ALGORITHM" International Journal of Computer Science & Information Technology (IJCSIT) Vol 4, No 4 .**

**5- G. Naresh, M. Ramalinga Raju and S. V. L. Narasimham (2018) "A Hybrid Clonal Selection Algorithm and Particle Swarm Optimization for Multiple Damping Controllers Design" International Electrical Engineering Journal (IEEJ) Vol. 8 No.1, pp. 2479-2487 ISSN 2078 - 2365 http://www. ieejournal. com/.**

**6- Jeremy Mange (2013) "ARTIFICIAL IMMUNE SYSTEMS AND PARTICLE SWARM OPTIMIZATION FOR SOLUTIONS TO THE GENERAL ADVERSARIAL AGENTS PROBLEM"*Western Michigan University*, jeremy.mange@gmail.com.**

**7- KENNETH P. BURNHAM and DAVID R. ANDERSON (2004) " Understanding AIC and BIC in Model Selection" SOCIOLOGICAL METHODS & RESEARCH, Vol. 33, No. 2.**

**8- Marine Carrasco and Mohamed Doukali (2017) "Efficient Estimation Using Regularized Jackknife IV Estimator" ANNALS OF ECONOMICS AND STATISTICS - 128.**

**9- M.Vairamuthu, S.Porselvi, DR.A.N.Balaji, J.Rajesh Babu (2014) "Artificial Immune System algorithm for multi objective flow shop scheduling problem"March Organized by K.L.N. College of Engineering and Technology, Madurai, Tamil Nadu, India *Volume 3, Special Issue 3* , ISSN (Online) : 2319 – 8753.**

**10- Paul A. Bekker and Federico Crudu (2012) "Symmetric Jackknife Instrumental Variable Estimation" Online at https://mpra.ub.uni-muenchen.de/37853/ MPRA Paper No. 37853, posted 5 April 2012 17:26 UTC .**

**11- Paul A. Bekker and Federico Crudu (2014) "Jackknife Instrumental Variable Estimation with Heteroskedasticity" Financial support from Marie Curie Excellence Grant MEXT-CT-2006-042471.**

**12- Russell Davidson and James MacKinnon (2004) "The Case Against JIVE" Queen's University 94 University Avenue Kingston, Ontario, Canada K7L 3N6.**

**13- SAGE Research Methods(2013)" Introduction to Structural Equation Modelling Using SPSS and AMOS" University of Queensland, Page 2 of 32 .**

**14- Suresh Chittineni, Prasad Reddy PVGD and Suresh Chandra Satapathy (2016) "A Mutation factor based Clonal Selection Algorithm for Data Clustering" IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, 22 VOL.16 No.4 .**

**15- The Annual Report of the Council of Economic Advisers (2007-2018) "Economic Report of the President" https://www.whitehouse.gov/wp-content /**

**16- Yong Peng and Bao-Liang Lu (2015) "Hybrid learning clonal selection algorithm"Contents lists available at ScienceDirect, Information Sciences 296 128–146**

## Improving " Jackknife Instrumental Variable Estimation method" using A class of immun algorithm with practical application

**Abstract**

**Most of the robust methods based on the idea of sacrificing one side versus promotion of another, the artificial intelligence mechanisms try to balance weakness and strength to make the best solutions in a random search technique. In this paper, a new idea is introduced to improve the estimators of parameters of linear simultaneous equation models that resulting from the Jackknife Instrumental Variable Estimation method (JIVE) by using a class of immune algorithm which called Clonal Selection Algorithm (CSA) and better estimates are obtained using one of the robust criterion which is called Mean Absolut Percentage Error (MAPE). The success of intelligence algorithm mechanisms has been proven that used to improve the parameters of linear simultaneous equation models according to user criterion and real data of size n=48.**

**Keywords: - JIVE , LSEM ,Immune algorithm , Clonal selection algorithm.**