طرائق اختبار وايجاد نقاط التغيير في النظم الحركية غير المستقرة

أ.د. ظافر رمضان مطر أ.د. هيام عبد المجيد حياوي
م.م. نجلاء سعد ابراهيم
كلية علوم الحاسوب والرياضيات / جامعة الموصل

Methods of Test and Existed Change-points in Dynamic Systems Unstable

Prof. Dr. Dhafr Ramadan M. Prof. Dr. Hiam Abdalmajeed H.
Assis. Lec. Najla Saed Ibrahim
College of Computer Science and Mathematics/ Uni. of Mousl

تاريخ استلام البحث 2017/6/15 تاريخ قبول النشر 2017/11/12

المستخلص:

لا شك إن حدوث تغييرات مفاجئة في سلوك النظام الحركي يؤثر بشكل كبير على اختيار الأنموذج الملائم لتمثيل هذا السلوك، من هنا تأتي أهمية اكتشاف نقاط التغيير في سلوك النظام الحركي. لقد تم توظيف احدى اختبارات ارتباط الرتب للعشوائية للإجابة على الاسئلة التالية: لتحديد فيما أذ كانت التغييرات الموجودة في النظام الحركي هي تغييرات عشوائية أم لا؟ وإذا كانت التغييرات عشوائية فما هو عدد نقاط التغيير الموجودة في النظام؟ حيث ساهمت الباحثة بتوظيف المنوال مع مبدأ اقل وصف طولي (MDL) لمعالجة مشكلة ايجاد مواقع نقاط التغيير في النظم الحركية الخطية التصادفية غير المستقرة وكذلك ايجاد الأنموذج الملائم لكل قسم من اقسام النظام بعد تقسيمه عند مواقع نقاط التغيير، ولقد تم استخدام برامج مكتوبة بلغة نظام MATLAB في الكشف عن وجود التغييرات في سلوك النظام الحركي واوقات حدوثها من خلال تجارب المحاكاة، وبينت النتائج التي حصل عليها بالتطبيق انها طريقة جيدة وكفؤ في تقدير مواقع وعدد نقاط التغيير.

الكلمات المفتاحية: التقطيع، نقاط التغيير، مبدأ اقل وصف طولي.

Abstract:

There is no doubt that sudden changes in the behavior of the dynamic system greatly affect the choice of the appropriate model to represent this behavior, hence the importance of detecting the points of change in the behavior of the dynamic system. A random correlation test was used to answer the following questions: To determine whether the changes in the dynamic system were random changes or not? If the changes are random, what is the number of change points in the system? Where the researcher contributed to the use of the mode with the principle of Minimum Description Length (MDL) to address the problem of finding the sites of points of change in the systems of linear dynamic stochastic unstable and find the appropriate model for each of the sections of the system after the division at the points of change sites, Programs written in a system language (MATLAB) have been used In the detection of changes in the behavior of the locomotive system and the times they occur through simulations. The results obtained by the application showed that it is a good and efficient way to estimate the location and number of points of change.

Key Words: Segmentation, Change point, Minimum Description Length.

1- المقدمة

إن النظم الحركية غير المستقرة تشغل حيزاً كبيراً في الواقع العملي ويعمل الباحثين على التعامل مع مشكلة التشخيص لهذه النظم من حيث إن تشخيص النظم الحركية غير المستقرة يتطلب أدوات وأساليب تتمكن من الكشف عن وجود نقطة (نقاط) التغيير في سلوك هذه النظم غير المستقرة مع تحديد اللحظة الزمنية لكي تغيير والذي يعتبر المفتاح في تحديد الفترات الزمنية التي يمكن النظر الى كل منها باعتبارها تمثل سلوك حركي مستقر مما يوفر فرصة للباحثين في تحديد الأنموذج الملائم الذي يعكس ديناميكية العملية ضمن آليات عملية التشخيص. إن الفكرة الأساسية لعملية تقطيع النظم الحركية هي تقليل دالة الخسارة Cost Function (Liu, 2006). عموماً إن مسألة التقطيع تهدف للإجابة عن التساؤلات التالية (Bemporad, 2011):

أ- هل توجد تغييرات؟

ب-هل هذه التغييرات عشوائية ام لا؟

ج-إذا كانت التغييرات عشوائية فما هو عدد نقاط التغيير الموجودة في النظام؟

لقد وظفت أحد الاختبارات اللامعلمية ألا وهو اختبار ارتباط الرتب للعشوائية في محاولة الاجابة عن السؤالين الاول والثاني بوجود تغيير في سلوك النظام الحركي من عدمه وهذا الاختبار ينجز بانه يساعد في الكشف ايضاً عن عدد التغييرات إذا كان هنالك أكثر من تغيير واحد، ومن جانب اخر قامت الباحثة بكتابة برنامج بلغة ماتلاب وظفت من خلاله أحد مقاييس النزعة المركزية الا وهو المنوال مع مقياس MDL في الكشف بالتحديد الدقيق للنقطة (النقاط) الزمنية التي حدث عندها التغيير والتي سبق لاختبار ارتباط الرتب ان حدد عددها.

وهناك طرائق اخرى للإجابة عن الاسئلة اعلاه وهي:

1- برنامج تحليل نقطة التغيير Change-point Analysis.

2- لغة R: نموذج نقطة التغيير R-package: Change-point Model.

2- بعض المفاهيم الأساسية

1- النظام الخطي

وهو النظام الذي تكون مدخلاته ومخرجاته تحقق مفهوم التطابق Superposition، بعبارة اخرى ان استجابة مخرجات النظام الخطي الذي لا يعتمد على الزمن تعود إلى عدد من المدخلات مساوية لمجموع استجابات المخرجات بالتماثل مع المدخلات الفردية (Kanjilal, 1995).

2- النظام غير الخطي

إن المشكلات اللاخطية تقع في دائرة اهتمام المهندسين، والفيزيائيين، والرياضيين نظرًا لأن معظم الأنظمة الفيزيائية هي أنظمة لاخطية متأصلة في الطبيعة، إذ يصعُب حل المعادلات اللاخطية، كما أنها تؤدي إلى حدوث ظواهر مثيرة للاهتمام مثل الشواش. ويتم النظر إلى بعض جوانب الجو على أنها فوضوية، حيث تتسبب التغيرات البسيطة في جزء واحد من النظام في إحداث تأثيرات معقدة في كل مكان. ويمكن تعريفه بانه ذلك النظام الذي تكون مخرجاته غير متناسبة مباشرة مع مدخلاته. وان معلمات النظام غير الخطي لا يمكن معرفتها بالتحليل الخطي التقليدي إذ ان هذه التقنية تشير بان دالة الكثافة الاحتمالية للمدخلات والمخرجات يجب ان يكون عندهما الطبيعة نفسها وهذا الشرط لا يمكن تحقيقية بالأنظمة غير الخطية (Francisco & Marcelo, 2007).

3- النظم الحركية التصادفية المستقرة

إن أي نظام يمكن أن يتعرض إلى تأثيرات خارجية قد تؤدي إلى إزعاج (Disturbance) .وهذا بدوره قد يتسبب في خروج النظام عن طوره إلى طور آخر وقد يعود بعد زوال المؤثر إلى الوضع الاعتيادي فيكون النظام مستقراً أو لا يعود إلى الوضع الاعتيادي فيكون النظام غير مستقر (المقرمي، 2000) و (Christiaan.et at, 2007).

4- تشخيص النظام

وهي عملية تحديد الأنموذج الرياضي للنظام الحركي باستخدام بيانات المشاهدة للمدخلات والمخرجات. وفي حالة اعطاء أنموذج وكانت معلماته فقط غير معروفة، فان تشخيص النظام يتحول إلى عملية احصائية بحتة وهي عملية تقدير المعلمات المجهولة. وان انجاز تشخيص النظام يتطلب تجربة لتوليد اشارات الادخال وتسجيل المخرجات. واستخدام عدداً من الاساليب الاحصائية والرياضية لمعالجة البيانات والحصول على الأنموذج المناسب، وان هدف التشخيص هو تقديم أنموذج تكون استجابته تقارب على نحو ملائم لاستجابة النظام (البدراني، 2002) و (Ljung, 1999).

3- اختبار ارتباط الرتب للعشوائية

إن ارتباط الرتب يستعمل بشكل واسع في مجال الرياضيات وخصوصاً في مجال الجغرافية وعلم الاحياء فهو يقيس العلاقة او الارتباط بين مجموعتين من البيانات التي تكون قابلة للقياس لكن في الكثير من الحالات تكون العلاقات بين البيانات غير خطية وهذه العلاقة يمكن ان تحول الى خط واحد باستخدام الرتب للبيانات بدلاً من اخذ القيم الفعلية. وان من اهم مقاييس ارتباط

الرتب هو سبيرمان Spearman وكيندال Kendall ومن المقاييس الاكثر استعمالاً هو مقياس سبيرمان الذي يمكن حسابه عن طريق الخطوات الآتية (Kanji, 2006) :

1- يخصص الرتب 1,2,…,n لقيمة كل متغير وهذه الرتب ترتب تنازلياً او تصاعدياً.

2- حساب الفروقات لكل زوج من القيم (t,y) وايجاد مجموع مربعاتها أي

$$R=\sum_{i=11}^{n}\left(rank(t_i)-rank(y_i)\right)^2 \quad ...(1)$$

3- حساب معامل ارتباط الرتب لسبيرمان حسب الصيغة الآتية:

$$r_s=1-\frac{6R}{n(n^2-1)} \quad ...(2)$$

وعندما يكون حجم العينة كبير فان معامل ارتباط الرتب سبيرمان سيكون قريب من اختبار T وبدرجة حرية (n-2) الذي يمكن تعريفة بالصيغة الآتية:

$$T=\frac{6R-n(n^2-1)}{n(n+1)\sqrt{n-1}} \quad ...(3)$$

لقد وظفنا الاختبار اعلاه لكشف فيما إذا كانت المتسلسلة تحتوي على نقاط تغيير ام لا أي سيتم اختبار الفرضية التالية:

H_0 لا توجد نقاط تغيير (التغيرات عشوائية)

H_1 توجد نقاط تغيير (التغيرات غير عشوائية (حقيقية) ...(4)

وعندما تكون قيمة T المحسوبة اكبر من القيمة الجدولية فانه سيم رفض فرضية العدم وقبول الفرضية البديلة وان التغييرات الموجودة في المتسلسلة حقيقية أي هناك نقطة تغيير في المتسلسلة ولمعرفة عدد نقاط التغيير في المتسلسلة تم تقسيم البيانات الى عدة اقسام وبأحجام ثابتة ويتم ايجاد قيمة T لكل قسم وبعد ايجاد قيم T سيتم رسم هذه القيم ومن خلال الرسم يتبن عدد نقاط التغيير. إن الخطوط العريضة لاختبار T لفحص التغييرات الموجودة في المتسلسلة وتقدير عدد نقاط التغيير إذا كشف بان هنالك تغييرات حقيقية في المتسلسلة حيث يمكن تلخيصها بالخوارزمية الآتية:

الخوارزمية (1): لفحص التغييرات الموجودة في المتسلسلة وتقدير عدد نقاط التغيير وفق اختبار T :

1- أدخال متسلسلة المخرجات.

2- يحسب اختبار T الموضح بالمعادلة (3) لمتسلسلة المخرجات.

3- مقارنة القيمة المطلقة لـ T المحسوبة مع القيمة الجدولية $t_{(n-2),\alpha}$ بمستوى معنوية $\alpha = 0.05$ فاذا كانت قيمة T المحسوبة تساوي أو أقل من القيمة الجدولية عندئذ سيتم قبول فرضية العدم التي تنص على إن التغييرات الموجودة في المتسلسلة هي تغييرات عشوائية وبالعكس إذ كانت القيمة المطلقة لـ T اكبر من القيمة الجدولية عندئذ سيتم قبول الفرضية البديلة وان التغييرات الموجودة في المتسلسلة هي تغييرات حقيقية والانتقال الى الخطوة التالية.

4- تجزئة متسلسلة المخرجات الى عدة اقسام كلها بنفس الحجم وتكون غير متداخلة.

5- يحسب اختبار T الموضح بالمعادلة (3) لكل قسم على حدة.

6- وضع قيم T المحسوبة لكل الاقسام في متجه واحد وبعدها يتم رسم هذا المتجه.

7- إذا كان رسم المتجه يأخذ اولاً خطاً مستقيماً وبعد مسافة يغير اتجاهه نحو الاعلى او الاسفل ويبقى بهذا المنحدر هذا دليل على وجود نقطة تغيير واحدة، اما إذا كان رسم المتجه يأخذ اولاً خطاً مستقيماً وبعد مسافة يغير اتجاهه نحو الاعلى او الاسفل ثم يأخذ مرة ثانية خطاً مستقيماً وبعد مسافة يغير اتجاهه نحو الاعلى او الاسفل ويبقى بهذا المنحدر هذا دليل على وجود نقطتي تغيير، وهكذا يمكننا تحديد عدد نقاط التغيير من عدد الخطوط المستقيمة.

ملاحظة: لقد تم توظيف التطبيق الحاسوبي MATLAB لتنفيذ الخوارزمية السابقة على بيانات مولدة بالمحاكاة. وندرج في أدناه خطوات تنفيذ الخوارزمية السابقة لغرض المحاكاة ووفق هذا التطبيق.

الخوارزمية (2): لفحص التغييرات الموجودة في المتسلسلة وتقدير عدد نقاط التغيير وفق اختبار T باستخدام التطبيق الحاسوبي MATLAB:

1- تولد بيانات المدخلات input (u) بحجم N من التوزيع الطبيعي القياسي N(0,1) لنحصل على عمود المدخلات والذي بعده Nx1.

2- تثبت n من القيم الأولية للمخرجات عند الصفر y(1:n)=0.

3- تُحسب قيم المخرجات ابتداءً من n+1 إلى N وفق الأنموذج الحركي الخطي لنحصل على عمود المخرجات y والذي بعده 1xN.

4- يؤخذ المبدول Transpose لعمود المخرجات المستحصل عليه في (3) أي y=y' .

5- تكوين متجه صفري لكي يضم قيمة T المحسوبة وليكن Tm=zeros(1,1).

6- تكوين متجه صفري لكي يضم القيمة المطلقة لـ Tm وليكن TTm=zeros(1,1)

7- تكوين متجه صفري لكي يضم النتيجة النهائية للاختبار changepoint=zeros(1,1).

8- تكوين متجه صفري لكي يضم قيمة المقارنة وليكن compare=zeros(1,1).

9- ايجاد قيمة T للمتسلسلة وخزن القيمة في المتجه Tm من خلال المعادلة (3).

10- ايجاد القيم المطلقة لـ Tm وخزن القيمة في المتجه TTm من خلال الايعاز TTm=abs(Tm).

11- مقارنة قيمة TTm مع القيمة الجدولية فاذا كانت قيمة TTm تساوي أو اقل من القيمة الجدولية وضعت القيمة صفر في متجه المقارنات compare وهي دليل على ان التغييرات داخل المتسلسلة كانت عشوائية أما إذا كانت قيمة TTm اكبر من الجدولية فيتم وضع القيمة واحد وهي دليل على ان التغييرات الموجودة داخل المتسلسلة هي تغييرات حقيقية.

12- عمل مقارنة للمتجه compare اذا كانت القيمة داخل المتجه compare صفر فاطبع داخل المتجه changepoint عبارة 'false' للدلالة على عدم وجود تغييرات داخل المتسلسلة اما اذا كانت القيمة داخل المتجه compare واحداً فاطبع العبارة 'true' داخل المتجه changepoint للدلالة على وجود تغييرات داخل المتسلسلة.

13- اذا ظهرت العبارة 'true' في المتجه changepoint فانه سيتم تجزئة عمود المخرجات إلى عدة اقسام واجراء اختبار T داخل كل قسم لحساب عدد نقاط التغيير الموجودة في المتسلسلة ويتم ذلك من خلال الخطوات التالية.

14- تثبت الرمز N الذي يمثل عدد البيانات الكلية لمتسلسلة المخرجات.

15- تثبت الرمز h الذي يمثل عدد البيانات التي ستكون داخل كل قسم.

16- تثبت الرمز total الذي يمثل عدد التقسيمات حيث ان total=N/h.

17-تكوين متجه صفري لكي يضم قيم T الخاصة بكل قسم وليكن T=zeros(1,total).

18- ايجاد قيم T لكل قسم وخزن القيمة في المتجه T من خلال المعادلة (3).

19- رسم المتجه T من خلال الايعاز plot(T) لتحديد عدد نقاط التغيير.

4- مبدأ أقل وصف طولي

إن مبدأ MDL يعتبر من أحد طرق الاستدلال الاحصائي الذي يزودنا بحل عام لمسألة اختيار الأنموذج وان مبدأ MDL يستند على البصيرة التالية وهي الانتظام الموجود في البيانات يمكن ان يستخدم لكبس البيانات والانتظام الاكثر هو كبس أكثر ما يمكن من البيانات، ان المنشأ

الرئيسي لمبدأ MDL كان من قبل العالم Rissanen عام 1989 (Rissanen, 1989). لقد وظفت الباحثة مبدأ MDL لمسألة تقدير مواقع نقاط التغيير وكذلك تحديد رتب الأنموذج وتقدير المعلمات المناسبة ضمن كل قسم، وإن نتائج تجارب المحاكاة تبين الاداء الجيد لمبدأ MDL عندما تم توظيف المنوال معه في الكشف عن النقطة (النقاط) الزمنية التي حدث عندها التغير والتي سبق لاختبار ارتباط الرتب ان حدد عددها.

اشتقاق مبدأ MDL الخاص بأنموذج ARX

في هذه الفقرة سيتم تطبيق مبدأ MDL لاختيار الأنموذج اكثر ملائمة من أنموذج ARX المقطع، ليكن الرمز M يمثل أنموذج ARX لكامل البيانات (قبل اجراء عملية التقطيع) والرمز γ يمثل انموذج ARX المقطع حيث ان $\gamma \in M$. ففي السياق الحالي يعرف مبدأ MDL الانموذج الافضل ملائمة من M وهو من احدى الاجراءات التي تنتج الترميز الطولي الاقصر الذي يوصف كامل البيانات الملاحظة (بمعنى اخر: الترميز الطولي للجسم (الشيء) هو كمية فضاء الذاكرة المطلوبة لخزن الجسم). وان احد الطرق الكلاسيكية لخزن المشاهدات (البيانات) هو تقسيم البيانات الى مكونين وهما ملائمة الأنموذج $\hat{\gamma}$ زائداً الجزء غير المفسر من $\hat{\gamma}$ ويقصد بالجزء الثاني البواقي والتي يرمز لها $e = y - \hat{y}$ حيث ان $\hat{y}$ تمثل المتجه الملائم لـ y. فاذا كانت $CL(\bullet)$ تمثل الترميز الطولي للشيء فان (Davis et.at , 2006):

$$CL(y) = CL(\hat{\gamma}) + CL(\hat{e}|\hat{\gamma}) \quad \ldots(5)$$

حيث ان:

$CL(\hat{\gamma})$: تمثل الترميز الطولي للأنموذج الملائم $\hat{\gamma}$. حيث ان $\hat{\gamma}$ تمثل المتجه γ الذي يحتوي على المعلمات $(a_1, a_2, \ldots, a_{m+1}, b_1, b_2, \ldots, b_{m+1})$ التي تم تقديرها بطريقة المربعات الصغرى $(\hat{a}_1, \hat{a}_2, \ldots, \hat{a}_{m+1}, \hat{b}_1, \hat{b}_2, \ldots, \hat{b}_{m+1})$، وان كل من a_j, b_j يمثلان رتب الانموذج الخاصة بالقطاع j حيث ان j=1,2,...,m+1 علماً بان m معروفة مسبقاً بانها عدد نقاط التغيير.

$CL(\hat{e}|\hat{\gamma})$: تمثل التشفير الطولي للبواقي (e) (المشروط بالأنموذج الملائم $\hat{\gamma}$).

وباختصار أن مبدأ MDL يقترح بان انموذج ARX الاكثر ملائمة للقطع الممثل بـ $\hat{\gamma}$ هو الذي يقلل $CL(y)$. ان الخطوات التالية هي اشتقاق التعبيرين $CL(\hat{\gamma})$ و $CL(\hat{e}|\hat{\gamma})$، بالنسبة للجزء الاول $CL(\hat{\gamma})$ فأن اشتقاقه يكون كالآتي:

لتكن

$$n_j = k_j - k_{j-1} \qquad \forall j = 1,2,...,m+1 \qquad ...(6)$$

حيث ان: n_j تمثل عدد المشاهدات في المنطقة (j). m: تمثل عدد نقاط التغيير.

وبما ان المتجه $\hat{\gamma}$ مكون من $(m, k_j, a_j, b_j, \hat{\alpha}_j)$ فأن $CL(\hat{\gamma})$ سيتم تحليله الى

$$CL(\hat{\gamma}) = CL(m) + CL(k_1, k_2, ..., k_m) + CL(a_1, a_2, ..., a_{m+1}) + CL(b_1, b_2, ..., b_{m+1}) + CL(\hat{\alpha}_1) + \cdots + CL(\hat{\alpha}_{m+1})$$

$$CL(\hat{\gamma}) = CL(m) + CL(n_1, n_2, ..., n_m) + CL(a_1, a_2, ..., a_{m+1}) + CL(b_1, b_2, ..., b_{m+1}) + CL(\hat{\alpha}_1) + \cdots + CL(\hat{\alpha}_{m+1})$$

$$CL(\hat{\gamma}) = CL(m) + \sum_{j=1}^{m+1} \left[CL(n_j) + CL(a_j) + Cl \right. \qquad ...(7) \quad)\Big]$$

ان التعبير الاخير حصل عليه من قبل الحقيقة الكاملة المعرفة بـ $(k_1, k_2, ..., k_m)$ التي تدل على المعرفة الكاملة لـ $(n_1, n_2, ..., n_m)$ والعكس صحيح. وبشكل عام ان تشفير أي عدد صحيح (I) هو قيمة غير مقيدة تقريباً مساويا لـ $\log_2(I)$ نتيجة ذلك فان

$$CL(m) = \log_2(m) \qquad ...(8)$$

$$CL(a_j) = \log_2(a_j) \qquad ...(9)$$

$$CL(b_j) = \log_2(b_j) \qquad ...(10)$$

وبما إن كل n_j محدد بـ n فأن

$$CL(n_j) = \log_2(n) \qquad \forall j = 1,2,...,m+1 \qquad ...(11)$$

أما التعبير الاخير من المعادلة (7) أي $CL(\hat{\alpha}_j)$ فيتم حسابه من خلال استخدام نتائج Rissanen التي تنص بأن قيم المعلمات الحقيقة تحسب لـ (n) من البيانات التي يمكن إن تكافئ التشفير بـ $\frac{1}{2}\log_2(n)$ وكل من المعلمات $(a_j + b_j + 2)$ فأن $\hat{\alpha}_j$ يتم حسابها من البيانات n_j وكالاتي:

$$CL(\hat{\alpha}_j) = \frac{a_j + b_j + 2}{2} \log_2(n_j) \qquad ...(12)$$

وبتعويض المعادلات من (8) الى (12) بالمعادلة (7) نحصل على:

$$CL(\hat{\gamma}) = \log_2(m) + (m+1)\log_2(n) + \sum_{j=1}^{m+1}\left[\log_2(a_j) + \log_2(b_j) + \frac{a_j + b_j + 2}{2}\log_2(n_j\right] \quad ...(13)$$

أما اشتقاق الجزء الثاني $CL(\hat{e}|\hat{\gamma})$ الذي يمثل التشفير الطولي للبواقي $\hat{e}$. من النتائج الكلاسيكية لـ Shannon لنظرية المعلومات بين Rissanen إن الترميز الطولي لـ $\hat{e}$ يعطى بسالب لوغاريتم دالة الامكان الاعظم للأنموذج الملائم $\hat{\gamma}$. لتكن $y_j = (y_{k_{j-1}}, y_{k_{j-2}}, ..., y_{k_j-1})$ تمثل متجه المشاهدات للقطعة (j). وللبساطة نعتبر متوسط القطعة (j) مساوياً للصفر وتمثيل مصفوفة التغاير بـ $\hat{V}_j$ المقدرة لـ V_j. وبما إن e_j تتبع توزيع كاوسن وبافتراض أن القطاعات مستقلة فان نسبة أمكان كاوسن للعملية المقطعة تعرف بالصيغة التالية:

$$L(m, k_0, k_1, ..., k_m, a_1, a_2, ..., a_{m+1}, b_1, b_2, ..., b_{m+1}, \alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_{m+1}; y) = \prod_{j=1}^{m+1}(2\Pi)^{-n_j/2}\left|V_j\right|^{1/2}\exp\left[\frac{-1}{2}y_j^T V_j y_j\right] \quad ...(14)$$

لذلك فأن الترميز الطولي لـ $\hat{e}$ يعطي الأنموذج الملائم $\hat{\gamma}$ وهو:

$$\begin{aligned} CL(\hat{e}|\hat{\gamma}) &\approx -\log_2 L(m, k_0, k_1, ..., k_m, a_1, a_2, ..., a_{m+1}, b_1, b_2, ..., b_{m+1}, \alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_{m+1}; y) \\ &= -\sum_{j=1}^{m+1}\left[\frac{-n_j}{2}\log_2(2\Pi) + \frac{1}{2}\log_2\left|\hat{V}_j\right| - \frac{1}{2}y_j^T\hat{V}_j y_j\right] \\ &= \sum_{j=1}^{m+1}\left[\frac{n_j}{2}\log_2(2\Pi) - \frac{1}{2}\log_2\left|\hat{V}_j\right| + \frac{1}{2}y_j^T\hat{V}_j y_j\right] \end{aligned} \quad ...(15)$$

وبتعويض قيمة $CL(\hat{\gamma})$ و $CL(\hat{e}|\hat{\gamma})$ بالمعادلة (5) نحصل على

$$CL(y) = \log_2(m) + (m+1)\log_2(n) + \sum_{j=1}^{m+1}\left[\log_2(a_j) + \log_2(b_j) + \frac{a_j + b_j + 1}{2}\log_2(n_j)\right] + \sum_{j=1}^{m+1}\left[\frac{n_j}{2}\log_2(2\Pi) - \frac{1}{2}\log_2\left|\hat{V}_j\right| + \frac{1}{2}y_j^T\hat{V}_j y_j\right] \quad ...(16)$$

وباستخدام التقريب القياسي للامكان أي بمعنى تقريب المقدار $-2\log_2(likelihood) \approx n_j \log_2(\hat{\sigma}_j^2)$ حيث أن $(\hat{\sigma}_j^2)$ هي القيمة المقدرة لـ (σ_j^2) الخاصة بالقطاع (j) فان مبدأ MDL يعرف بالمعادلة التالية:

$$MDL(m,k_1,k_2,...,k_m,a_1,a_2,...,a_{m+1},b_1,b_2,...,b_{m+1}) = \log_2(m) + (m+1)\log_2(n) + \sum_{j=1}^{m+1}\left[\log_2(a_j) + \log_2(b_j) + \frac{a_j + b_j + 1}{2}\log_2(n_j)\right] + \sum_{j=1}^{m+1}\left[\frac{n_j}{2}\log_2(2\Pi\acute{c}\right] \quad ...(17)$$

وإن أفضل أنموذج يتم اختياره على اساس تقليل قيمة MDL.

إن الخطوط العريضة للمبدأ MDL الخاص بتقدير مواقع نقاط التغيير ورتب النماذج الخاصة بكل قطاع يمكن تلخيصها بالخوارزمية الآتية:

الخوارزمية (3): تقدير مواقع نقاط التغيير ورتب النماذج الخاصة بالقطاع حسب مبدأ MDL:

1- إدخال المدخلات والمخرجات.

2- رزم المدخلات والمخرجات في كائن أساسي واحد.

3- تحسب قيمة MDL من خلال استخدام المعادلة (17) لكل القيم الممكنة لـ k حيث إن $25 \le k \le n-25$ تمثل موقع نقطة التغيير، لقد تم اخذ القيمة (25) كحد ادنى لقيمة k لكي نتمكن من ايجاد الأنموذج المناسب ضمن هذه البيانات.

4- ايجاد أقل قيمة لمبدأ MDL أي

$$MDL = \min_{25\le k\le n-25}(MDL_{k,n}) \quad ...(18)$$

ملاحظة: لقد تم توظيف التطبيق الحاسوبي MATLAB لتنفيذ الخوارزمية السابقة على بيانات مولدة بالمحاكاة. وندرج في أدناه خطوات تنفيذ الخوارزمية السابقة لغرض المحاكاة ووفق هذا التطبيق.

الخوارزمية (4): تقدير مواقع نقاط التغيير والرتب الأنموذج الخاصة بكل قطاع حسب مبدأ MDL باستخدام التطبيق الحاسوبي MATLAB:

1- يُثبت الرمز nn الذي يمثل عدد البيانات الكلية لمتسلسلتي المدخلات المخرجات.

2- تولد بيانات المدخلات input (u) بحجم nn من التوزيع الطبيعي القياسي N(0,1) لنحصل على عمود المدخلات والذي بعده nn*1.

3- يُثبت n من القيم الأولية للمخرجات عند الصفر y(1:n)=0.

4- تُحسب قيم المخرجات ابتداءً من n+1 إلى nn وفق الأنموذج الحركي الخطي لنحصل على عمود المخرجات y والذي بعده nn*1.

5- يؤخذ المبدول Transpose لعمود المخرجات المستحصل عليه في الخطوة (4) أي: y=y'.

6- رزم عمودي المدخلات والمخرجات في كائن أساسي واحد.

7- يجزأ الكائن الأساسي في الخطوة (6) إلى جزئيين: يخصص الجزء الأول لغرض تقدير معلمات النماذج وهو كائن التقدير Estimation Object، في حين يخصص الجزء الثاني لغرض اختبار شرعية النماذج الملائمة وهو كائن الشرعية Validation Object.

8- يُثبت الرمز m الذي يمثل عدد نقاط التغيير.

9- يُثبت الرمز t(1) الذي يمثل الموقع الاول الذي يبدأ عنده البرنامج بتقسيم متسلسلتي المدخلات والمخرجات عنده.

10- يُثبت الرمز total الذي يمثل عدد التقسيمات الممكنة حيث ان total=nn-t(1).

11- يُثبت الرمزان nk1 و nk2 لتمثيل زمن التأخير الخاص بالقسم الاول والقسم الثاني على التوالي الذي يتم ايجاده من خلال الايعاز الاتي:

```
v(i)=arxstruc(ze(i),zv(i),struc(2,2,1:10))
[nn(i),Vm(i)]=selstruc(v(i),0)
nk(i)=nn(i)(3)
```

حيث أن:

Ze: تمثل البيانات الخاصة بتقدير الأنموذج.

Zv: تمثل البيانات الخاصة باختبار شرعية النماذج الملائمة. وان i=1,2

12- ثبيت الرمزين n1 و n2 ليمثلا عدد البيانات التي ستكون داخل كل قطعة بعد ان يتم تجزئتهما في الخطوة (9) حيث أن n1=t(1) و n2=nn-t(1).

13- تثبيت القيم الممكنة للرتب الواجب اخذها للمدخلات والمخرجات لتقدير أنموذج ARX وهي a=1,2,3 خاصة برتب المخرجات و b=1,2,3 الخاصة برتب المدخلات.

14- تكوين مصفوفة صفرية لكي تضم قيم MDL الخاصة بكل قطعة وبكل احتمالات رتب المدخلات والمخرجات ولتكن MDL=zeros(total,82).

15- تكوين متجه صفري لكي يضم النتيجة النهائية حيث يحتوي على قيمة MDL وموقع نقطة التغيير والرتب الخاصة بالأنموذج ARX بالإضافة إلى قيم زمن التأخير الخاصين بالقسمين وليكن fy=zeros(1,8).

16- تكوين متجه صفري NoiseVar= zeros (1,m+1) لكي يضم قيم التباين الخاص بكل قطعة.

17- ايجاد قيم MDL لكل الاحتمالات الممكنة لمواقع نقطة التغيير وكذلك رتب الأنموذج حسب المعادلة (17).

18- ايجاد اقل قيمة لـ MDL وخزنها بالمتجه f.

5- مقياس النزعة المركزية (المنوال)

إن الإحصاء فرع من فروع علم الرياضيات، يهتم بجمع البيانات والمشاهدات المختلفة في مجالات عدة، وتفسيرها وتحليلها وتصنيفها وهو إحدى العلوم المهمة. وله الاستخدامات الواسعة في العلوم السياسية والطبيعية والإجتماعية وغيرها، ومن المقاييس الإحصائية الوصفية مقاييس النزعة المركزية ومقاييس التشتت. فمقاييس النزعة المركزية هي قيم تتمركز حولها باقي البيانات. أما مقاييس التشتت فهي تعبر عن تقارب أو تباعد القيم عن بعضها. وان مقاييس التشتت هي المدى والتباين. اما مقاييس النزعة المركزية فهي الوسط الحسابي أو المعدل والوسيط والمنوال. لقد وظفت الباحثة احدى مقاييس النزعة المركزية الا وهو المنوال مع مبدأ MDL وكذلك مع معيار المعلومات اكاكي ومعيار المعلومات بيز الخاصين بايجاد مواقع نقاط التغيير في النظم الحركية حيث سيتم المقارنة بين هذه المعايير الثلاثة من خلال استخدام هذا المقياس بالتطبيق على بيانات مولدة من خلال تكرار عملية التوليد مئة تكرار وبأحجام متخلفة من البيانات.

ويمكن تعريف المنوال بانه القيمة الأكثر تكراراً من بين مجموعة من القيم أو البيانات. وإذا كانت البيانات مشاهدات فردية فإن المنوال هو القيمة المقابلة لأكبر تكرار. أما إن كان في جداول تكرارية وهي جداول الفئات فإن المنوال هي مركز الفئة الأكثر تكراراً. ومركز الفئة يمكن حسابه لفئة معينة عن طريق جمع اقل قيمة في الفئة مع أكبر قيمة في نفس الفئة، ومن ثم قسمة الناتج على العدد 2. أما إذا كانت البيانات جميعها مختلفة فنستنتج بأنه لا يوجد لدينا منوال في تلك الحالة وعلى نظيره العكس فقد يكون هناك أكثر من منوال في البيانات، وكذلك يمكن إيجاد المنوال من خلال الرسم البياني للقيم ويكون أعلى قيمة في المنحنى. ويعتبر المنوال الأفضل في قياس النزعة المركزية للبيانات الأسمية غير العددية. وكذلك يمكن استخدام المنوال عندما تحتوي البيانات على قيم شاذة وفي حالة وجود بيانات وصفية اسمية (طبيه، 2008).

6- معيار بيز واكاكي لاكتشاف وتقدير نقاط التغيير

قدم معيار بيز في عام 1978 من قبل Schwarz اما معيار اكاكي قدم في عام 1973 وان المعيارين استخدما لاختيار الأنموذج الأفضل في تمثيل البيانات. وتحسب قيمة كل من BIC و AIC كما يأتي (Badagian, 2013) و(Shuhua, 2007):

$$BIC = -2\log L(\hat{\theta}) + P\log(n) \quad ...(19)$$

$$AIC = -2\log L(\hat{\theta}) + 2P \quad ...(20)$$

حيث أن:

$L(\hat{\theta})$: تمثل نسبة الإمكان الأعظم للأنموذج.

P: عدد معلمات الأنموذج المقدرة. n: تمثل عدد المشاهدات.

ان آلية المستخدمة لـ BIC في أكتشاف نقاط التغيير هي: لتكن $BIC_0(T)$ هي قيمة معيار بيز المحسوب تحت فرضية العدم H_0 الموضحة في المعادلة (4) التي تفترض بأنه لا توجد نقطة تغيير على طول النظام الحركي، ولتكن $BIC_1(k)$ المحسوب عند افتراض بأن هناك تغيير عند النقطة (t=k) حيث ان k=1,2,...,T. حيث يتم رفض او قبول (H_0) بالاستناد على مبدأ تقليل معيار بيز للمعلومات. حيث يتم قبول فرضية العدم (H_0) إذا كانت (Kitagawa & Akaike, 1978):

$$BIC_0(T) \prec \min_k BIC_1(k) \quad ...(21)$$

ولتقدير موقع نقطة التغيير k بـ $\hat{k}$ حيث ان:

$$BIC(\hat{k}) = \min_{2\prec k\prec T} BIC_1(k) \quad ...(22)$$

أي ان قيمة الزمن الذي حدث عنده التغيير هو الزمن المقابل لاقل قيمة BIC.

ان اكتشاف نقاط التغيير المتعددة، أي إيجاد أكثر من نقطة تغيير في المتسلسلة يتم باستخدام خوارزمية التقطيع الثنائي Binary Segmentation وهي طريقة موسعة لمسألة اكتشاف نقطة التغيير الوحيدة $\hat{k}$. يمكن تلخيص الخوارزمية بالخطوتين التاليتين:

1- تحسب قيمة معيار بيز للمعلومات BIC للأنموذج الذي تم ملائمته للنظام الحركي بكامله ثم يتم البحث عن نقطة تغيير مهمة من خلال مشاهدة رسم متسلسلتي المدخلات والمخرجات وتحسب قيمة معيار المعلومات بيز للأنموذج الذي تم ملائمته للنظام عند نقاط التغيير المختارة – اي يكون لدينا اكثر من متسلسلة جزئية واحدة– ثم نختار النقطة التي يكون معيار بيز عندها اقل من بقية نقاط التغيير ونختبر المعادلة (21) فإذا رفضت فرضية العدم التي تنص بأنه لا يوجد نقطة تغيير في النظام سوف يتم تقسيم المتسلسلتين الأصليتين

(المدخلات والمخرجات) إلى قسمين حيث النقطة $\hat{k}$ تمثل الفاصل بين القسمين وننتقل إلى الخطوة التالية.

2- في كل قسم يتم إعادة الخطوة الأولى لاكتشاف نقطة التغيير التي قد تحدث بداخله وتستمر العملية حتى الوصول الى نتيجة بعدم وجود نقطة تغيير إضافية في أي جزء من سلوك النظام الحركي.

اما آلية المستخدمة لـAIC في اكتشاف نقاط التغيير مماثلة للآلية المستخدمة في اكتشاف نقاط التغيير لمعيار BIC التي تم تشرحها اعلاه فقط بدلاً من استخدام قيمة BIC نستخدم قيمة AIC

7- تجارب بيانات المحاكاة

لقد توسعت استخدامات أساليب المحاكاة في السنوات الاخيرة وخاصة بعد التطور الملحوظ في مجال الحاسبات الإلكترونية. وقد عرّف Hahn (1997) المحاكاة بأنها عبارة عن تجربة حاسوبية تكون مرآة لبعض مظاهر العالم الحقيقي المعتمدة على العمليات العشوائي. (البدراني، 2004).

لقد تم توليد مشاهدات تحتوي على نقطة تغيير واحدة واخرى تحتوي على نقطتي تغيير وفق الأنموذج الديناميكي ARX وهذه النماذج هي كما يأتي:

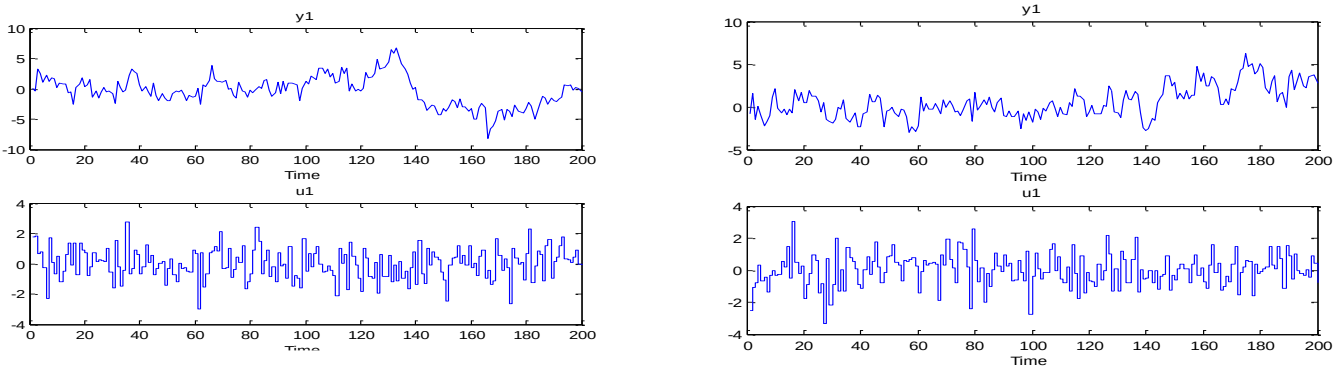
$$L1: y_t = \begin{cases} 0.6y_{t-1} + 0.3u_{t-1} - 0.2u_{t-2} + e & if \quad 1 \le t \le 100 \\ 0.96y_{t-1} + 0.4u_{t-1} - 0.5u_{t-2} + e_t & if \quad 101 \le t \le 200 \end{cases}$$

$$L2: y_t = \begin{cases} 0.2y_{t-1} - 0.4y_{t-2} + 0.2u_{t-1} - 0.3u_{t-2} + e_t & if \quad 1 \le t \le 75 \\ 0.96y_{t-1} + 0.4u_{t-1} - 0.5u_{t-2} + e_t & if \quad 76 \le t \le 150 \\ 0.2y_{t-1} - 0.4y_{t-2} + 0.2u_{t-1} - 0.3u_{t-2} + e_t & if \quad 151 \le t \le 200 \end{cases}$$

حيث إن المدخلات u_t هي عبارة عن إشارة عشوائية Random Signal مولدة من التوزيع الطبيعي القياسي N(0,1). هناك أنواع مختلفة من إشارات الإدخال لقد اعتمدنا في دراستنا على نوع المسماة rgs (Random Gaussian Signal) للتجهيز بالمدخلات. أما التشويش e_t فقد تم توليده من التوزيع الطبيعي القياسي N(0,1) ولقد استخدمت الدالة randn للتوليد من التوزيع الطبيعي N(0,1). لقد تم إجراء مئة تجربة (تكرار Replication) على الحالتين (بمعنى توليد البيانات بنقطة تغيير واحدة وبنقطتي تغيير).

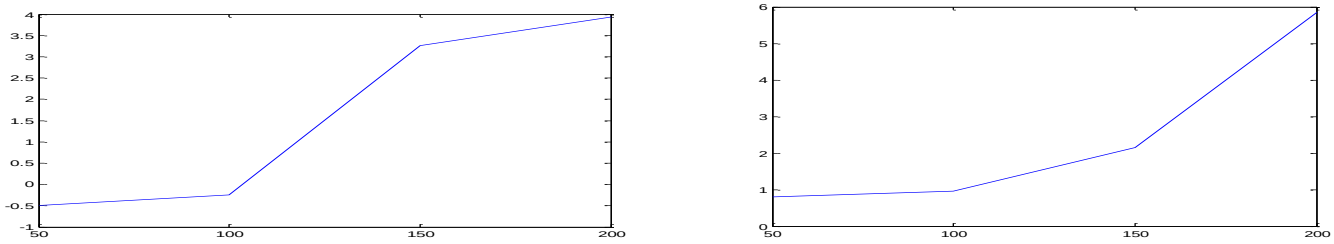
1- ايجاد نقاط التغيير الخاصة بالأنموذج L1

تم توليد (200) مشاهدة للكل من متسلسلتي المدخلات والمخرجات حسب الأنموذج L1 كانت نقطة التغيير عند الزمن (k=100) ولقد تم تكرار عملية التوليد مئة مرة وان الشكل (1) يوضح الرسم الزمني لمتسلسلتي المدخلات والمخرجات لتكرارين لعملية التوليد. ولقد حسب اختبار T للمئة متسلسلة وكانت نتيجة الاختبار بإن 99% من المتسلسلات تحتوي على نقاط تغيير. ولمعرفة عدد نقاط التغيير ضمن كل متسلسلة تم تقسيم المتسلسلة الى عدة اقسام كل قسم يحتوي على (50) مشاهدة وكذلك تم اختبار كل قسم وكانت نتيجة اختبار المئة متسلسلة هو وجود نقطة تغيير واحدة والشكل (2) يوضح رسم قيم اختبار T بعد تجزئة متسلسلتي المدخلات والمخرجات الى عدة اقسام



التكرار الثاني التكرار الأول

الشكل رقم (1) يوضح الرسم الزمني لمتسلسلتي المدخلات والمخرجات بحجم 200 مشاهدة للبيانات المولدة وفق أنموذج L1.



التكرار الثاني التكرار الأول

شكل رقم (2)

يوضح رسم القيم الخاصة باختبار T للتقسيمات الخاصة بمتسلسلتي المدخلات والمخرجات التي تحتوي على 200 مشاهدة لتكرارين للبيانات المولدة وفق أنموذج L1..

نلاحظ من خلال الشكل (1) هنالك تغيير واضح في متسلسلة المخرجات وللتأكد من ان التغيير الموجود في المتسلسلة هو تغيير حقيقي ام عشوائي اجرينا اختبار T وتبين بان المتسلسلة

تحتوي على نقطة تغيير واحدة حيث تم استنتاج هذه النتيجة من خلال ملاحظة الشكل (2). بعد التأكد من النظام يحتوي على نقطة تغيير واحد تم ايجاد نقطة التغيير عن طريق استخدام مبدأ MDL (من خلال تطبيق البرنامج الحاسوبي حسب الخوارزمية (4)) ومعيار المعلومات اكاكي ومعيار المعلومات بيز وعمل مقارنة بين مبدأ MDL ومعياري المعلومات أكاكي وبيز من خلال التطبيق على (100) تكرار لمتسلسلتي المدخلات والمخرجات والجدول الاتي يوضح نتائج المقارنة.

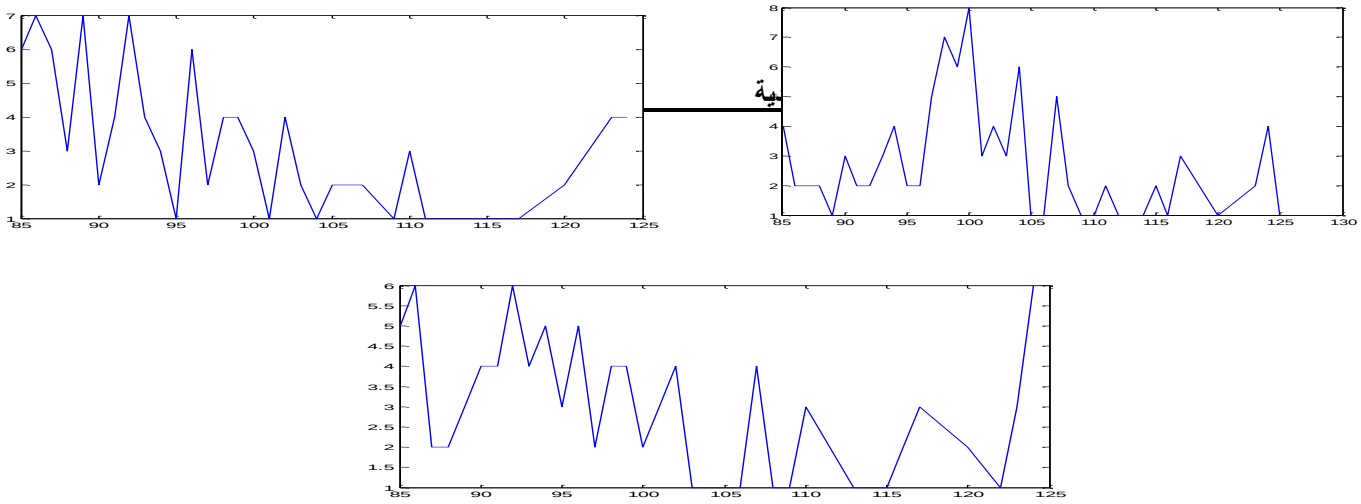
جدول رقم (2)

مقارنة بين مبدأ MDL ومعيار المعلومات اكاكي ومعيار المعلومات بيز

للمتسلسلات المولدة بـ 200 مشاهدة وفق أنموذج L1.

	MDL	AIC	BIC
نسبة ظهور نقطة التغيير عند الزمن 100	**8**	**3**	**2**
نسبة ظهور نقطة التغيير ضمن المدى 105-95	**47**	**30**	**29**

علماً بان نسبة ظهور نقطة التغيير عند الزمن (k=100) حسب مبدأ MDL كانت 8% هي القيمة الاكثر ظهوراً أي تمثل المنوال Mode بينما عندما تم تطبيق معيار المعلومات اكاكي كانت نسبة ظهور نقطة التغيير عند الزمن (k=100) فقط 3% وهي ليست المنوال وانما القيم الاكثر ظهوراً كانت عند الزمن (k=86,89,92) وعند تطبيق معيار المعلومات بيز كانت نسبة ظهور نقطة التغيير فقط 2% وايضاً هي ليست المنوال وانما القيمة الاكثر ظهوراً كانت عند الزمن (k=86,92,124). الشكل (3) يوضح الرسم البياني لتكرار مواقع نقطة التغيير حسب مبدأ MDL والمعيارين AIC وBIC لـ (100) تكرار.



وفق مبدأ MDL

وفق معيار AIC

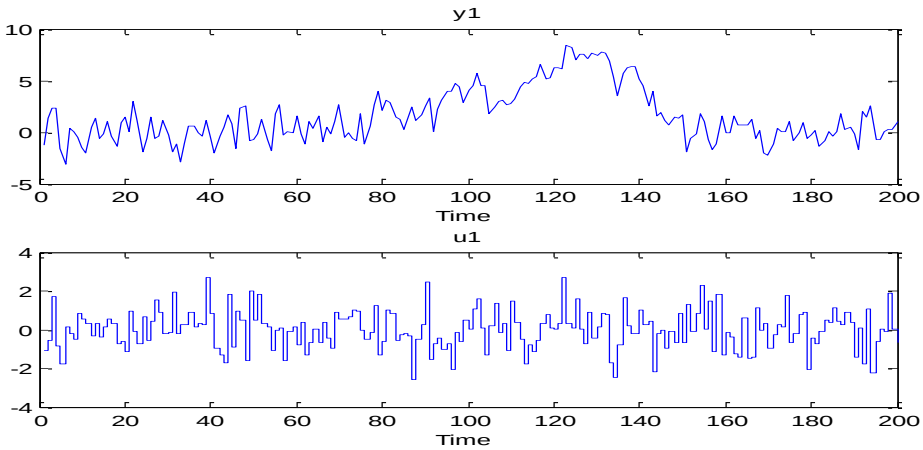
وفق معيار BIC

شكل رقم (3)

يوضح الرسم البياني لتكرار مواقع نقطة التغيير وفق مبدأ MDL ومعيار AIC وBIC للبيانات ذات الحجم 200 والمولدة وفق أنموذج L1.

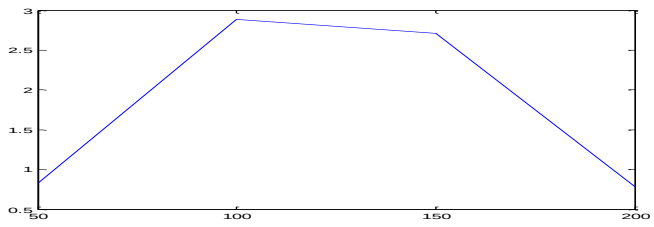
2- ايجاد نقاط التغيير الخاصة بالأنموذج L2

تم توليد (200) مشاهدة للكل من متسلسلتي المدخلات والمخرجات وفق الأنموذج L2 كانت نقطة التغيير الاولى عند الزمن (k=75) والنقطة الثانية عند الزمن (k=150) ولقد تم تكرار عملية التوليد مئة مرة وان الشكل (4) يوضح الرسم الزمني لمتسلسلتي المدخلات والمخرجات لأحدى التكرارات. ولقد حسب اختبار T للمئة متسلسلة وكانت نتيجة الاختبار بأن 93% من المتسلسلات تحتوي على نقاط تغيير. ولمعرفة عدد نقاط التغيير ضمن كل متسلسلة تم تقسيم المتسلسلة الى عدة اقسام كل قسم يحتوي على (50) مشاهدة وكذلك تم اختبار كل قسم وكانت نتيجة اختبار المئة متسلسلة هو وجود نقطتي تغيير ضمن كل متسلسلة والشكل (5) يوضح رسم قيم اختبار T بعد تجزئة متسلسلتي المدخلات والمخرجات الى عدة اقسام ولتكرارين.

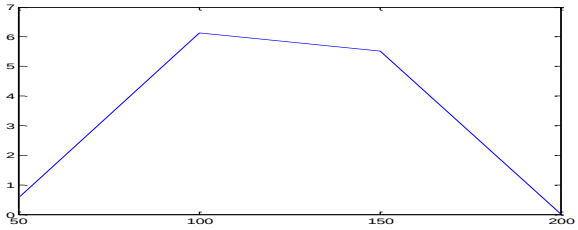


شكل رقم (4)

يوضح الرسم الزمني لمتسلسلتي المدخلات والمخرجات بحجم 200 مشاهدة المولدة حسب النموذج L2



التكرار الثاني



التكرار الاول

شكل رقم (5)

يوضح رسم القيم الخاصة باختبار T للتقسيمات الخاصة بمتسلسلتي المدخلات والمخرجات التي تحتوي على 200 مشاهدة لتكرارين والمولدة وفق الأنموذج L2

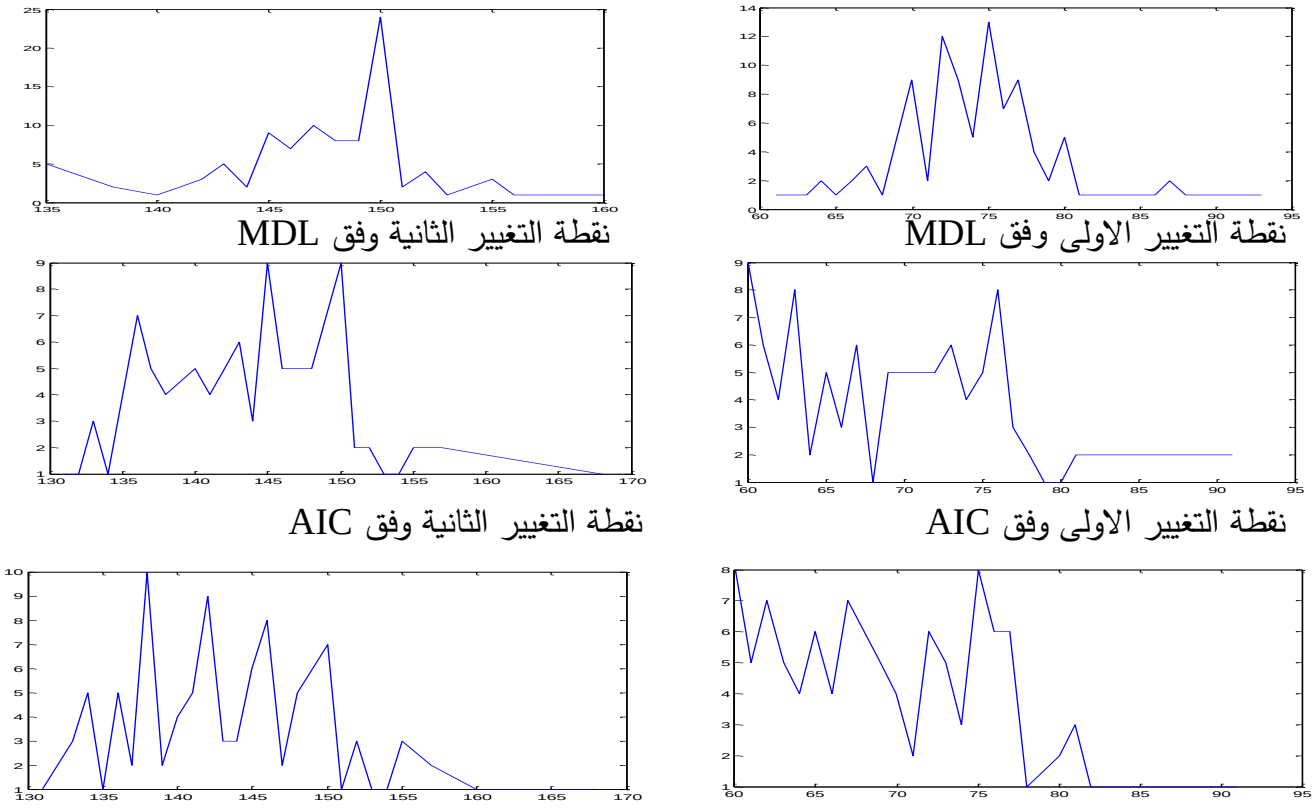
نلاحظ من خلال الشكل (4) هنالك نقطتي تغيير واضحتين في متسلسلة المخرجات وللتأكد من ان التغيير الموجود في المتسلسلة هو تغيير حقيقي ام عشوائي اجرينا اختبار T وتبين بان المتسلسلة تحتوي على نقطتي تغيير حيث تم استنتاج ذلك من خلال ملاحظة الشكل (5). وبعد التأكد من أن النظام يحتوي على نقطتي تغيير تم ايجاد نقاط التغيير عن طريق استخدام مبدأ MDL (حسب الخوارزمية (4)) ومعيار المعلومات اكاكي ومعيار المعلومات بيز وعمل مقارنة بينهما من خلال التطبيق على (100) تكرار لمتسلسلتي المدخلات والمخرجات والجدول الاتي يوضح نتائج المقارنة.

جدول رقم (3)

مقارنة بين مبدأ MDL ومعيار المعلومات اكاكي ومعيار المعلومات بيز للمتسلسلات المولدة بـ 200 مشاهدة وفق الأنموذج L2

BIC	AIC	MDL	
7	5	13	نسبة ظهور نقطة التغيير الاولى عند الزمن 75
7	9	24	نسبة ظهور نقطة التغيير الثانية عند الزمن 150
43	45	77	نسبة ظهور نقطة التغيير الاولى ضمن المدى 80-70
43	48	76	نسبة ظهور نقطة التغيير الثانية ضمن المدى 155-145

عند تطبيق مبدأ MDL كانت القيمة الاكثر ظهوراً لموقع نقطة التغيير الاولى عند الزمن (k=75) وموقع نقطة التغيير الثانية كانت عند الزمن (k=150) وعندما تم تطبيق معيار المعلومات اكاكي كانت القيمة الاكثر ظهوراً لموقع نقطة التغيير الاولى عند الزمن (k=60) وموقع نقطة التغيير الثانية كانت عند الزمن (k=145,150) وعند تطبيق معيار المعلومات بيز القيمة الاكثر ظهوراً لموقع نقطة التغيير الاولى كانت عند الزمن (k=60,75) وموقع نقطة التغيير الثانية كانت عند الزمن (k=138) والشكل (6) يوضح الرسم البياني لتكرار مواقع نقاط التغيير حسب مبدأ MDL والمعيارين AIC و BIC.



شكل رقم (6)

يوضح الرسم البياني لتكرار مواقع نقطتي التغيير وفق مبدأ MDL ومعيار AIC وBIC لمتسلسلة المولدة وفق الأنموذج L2 بحجم 200

نستنتج من خلال التطبيق على البيانات المولدة وفق النموذجين النقاط الاتية:

1- ان اختبار ارتباط الرتب للعشوائية حقق نجاحاً كبيراً في الاستدلال على معرفة هل النظام يحتوي على تغييرات ام لا وفي تحديد عدد نقاط التغيير داخل كل نظام.

2- عند عمل مقارنة بين مبدأ MDL ومعياري المعلومات اكاكي وبيز عندما تم توظيف المنوال مع هذه المعايير الثلاثة كانت نتيجة المقارنة ان مبدأ MDL أفضل من معياري المعلومات اكاكي وبيز في تحديد مواقع نقاط التغير.

8- الاستنتاجات والتوصيات:

الاستنتاجات:

1- ان اختبار ارتباط الرتب للعشوائية المقترح لاكتشاف فيما اذا كان النظام الحركي يحتوي على تغييرات عشوائي ام تغييرات غير عشوائي (حقيقية) حقق نجاحاً جيداً من خلال التطبيق على بيانات المولدة وفق النموذجين L1 , L2.

2- ان مبدأ اقل وصف طولي (MDL) الذي تم توظيفه لإيجاد مواقع نقاط التغيير وايجاد الأنموذج الملائم للكل قسم عندما تم توظيف المنوال معه حقق نجاحاً كبيراً مقارنة مع معيار المعلومات اكاكي وكذلك معيار المعلومات بيز.

3- ان معيار المعلومات اكاكي وكذلك معيار المعلومات بيز ليسَ سيئين بدرجة انهما لا يمكن استخدامها في تقدير مواقع نقاط التغير ولكن عندما استخدم المنوال معهما كانت النتائج التي تم الحصول عليها من خلال تطبيق مبدأ MDL أفضل منهما.

التوصيات:

على ضوء الاستنتاجات التي تم الحصول عليها نوصي بما يأتي:

1- تطبيق عملية التقطيع على النماذج الحركية التصادفية الخطية متعددة المدخلات ومتعددة المخرجات والبحث في إمكانية التوصل إلى نتائج جيدة.

2- استخدام تقنية الشبكات العصبية والمنطق المضبب في عملية تشخيص النظم الحركية الخطية غير المستقرة بتوظيف اسلوب التقطيع وصولاً لتشخيص النموذج الافضل الذي يمثل البيانات قيد البحث.

3- من خلال النتائج التي حققت عند استخدام مبدأ MDL يوصي الباحث باستخدام مبدأ MDL مع نماذج اخرى غير نموذج ARX.

4- يوصي الباحث بعدم الاعتماد على البرنامج الجاهز لتحليل نقطة التغيير في مسألة الكشف عن التغييرات الموجودة في المتسلسلات.

المصادر

أولا: العربية

1. البد راني، ظافر رمضان (2002): " دراسة في تشخيص نظم السيطرة التصادفية مع إشارة خاصة إلى أسلوب فضاء الحالة والاستقرارية"، أطروحة دكتوراه، كلية علوم الحاسبات الرياضيات، جامعة الموصل، العراق.
2. المقرمي، محمد (2000): "حلول الحالة المنتظمة وتحليل الاستقرارية للتدفق في طبقة أكمن"، أطروحة دكتوراه غير منشورة، جامعة الموصل.
3. طبيه، احمد عبد السميع (2008): "مبادئ الإحصاء"، الطبعة الاولى، عمان، دار البداية.

ثانيا: الاجنبية

4. Badagian, Ana Laura, (2013):" Time series segmentation procedures to detect, locate and estimate change-points", UniversidadCarlos III de Madrid – Spain.
5. Bemporad Alberto, (2011): "System identification", University of Trento. Italia.
6. Christiaan Heij, Freek van Schagen, and André Ran (2007) : "Introduction to Mathematical Systems Theory Linear Systems identification and Control", Birkhauser Verlag P.O Box 133, CH-4010 Basel, Switzerland Part of Springer Science Business Media Printed on acid free paper produced from chlorine free pulp. TCF Printed in Germany.
7. Davis, R., T. Lee, and G. Rodriguez-Yam, 92006):"Structural Break Estimation for Nonstationary Time Series Models", Journal of the American Statistical Associa-tion 101 (473), 229–239.
8. Francisco Paulo Lépore Neto and Marcelo Braga dos Santos (2007): "Signal Analysis Applied to the Parametric Identification of Non-Linear Vibratory Systems", Varoto, P. S. and Trindade, M. A. (Editors), ABCM, Ilhabela, SP, Brazil.
9. Kanjilal, P. P. (1995): "Adaptive Prediction and Predictive Control", Peter peregrinus Ltd., London.
10. Kanji, Gopal K. (2006): "100 Statistical Tests", 3rd Edition. London Thousand Oaks. New Delhi SAGE Pablications.
11. Kitagawa, G., and Akaike, H. (1978): "A Procedure for the Modeling of Nonstationary Time Series", Annals of the Institute of Statistical Mathematics, 30,351–363.
12. Liu, L.M. (2006):"Time Series Analysis and Forecasting ", 2nd ed., .Scientific Computing Associates Crop.,Illinois, USA.
13. Ljung, L. (1999): "System Identification-Theory for the User", 2nd. ed., Prentice Hall, Upper Saddle River, N. J. London, UK.

14. Rissanen, J. (1989):" Stochastic Complexity in Statistical Inquiry", Singapore World Scientific.

15. Shuhua Hu, (2007):" Akaike Information Criterion", (2007), Center for Research in Scientific Computation North Carolina State University Raleigh, NC.