المجلة العراقية للعلوم الإحصائية

http://stats.uomosul.edu.iq

# الانحدار الموزون الموضعي في التقدير والتنبؤ للبقع الشمسية

**ابتهال فخر الدين فاضل و مزاحم محمد الهاشمي**

قسم الاحصاء والمعلوماتية ، كلية علوم الحاسوب والرياضيات ، جامعة الموصل ، الموصل ، العراق

**معلومات النشر**

**تاريخ المقالة:**
**تم استلامه في 10 اذار 2022**
**تم القبول في 13 ايلول 2022**
**تم القبول في 30 ايلول 2022**
**متاح على الإنترنت في 1 كانون الاول 2022**

**الكلمات الدالة:**
الانحدار الموضعي الموزون، البقع الشمسية، الدورة الشمسية، التنبؤ.

**المراسلة:**
**ابتهال فخر الدين فاضل**
Ibtehal.20csp123@student.uomosul.edu.iq

**الخلاصة**

الانحدار الموزون الموضعي (Locally weighted regression) (LOESS) هو أحد طرائق الانحدار غير المعلمية الحديثة الذي تم تصميمه لغرض معالجة الحالات التي لا تكون فيها الإجراءات الكلاسيكية ذات كفاءة عالية أو لا يمكن تطبيقها بشكل فعال. البقع الشمسية هي المناطق الأكثر قتامة من سطح الكرة الشمسية بالنسبة للمناطق الأخرى، وهي مؤشر مهم للنشاط الشمسي. يهدف البحث الى النمذجة والتنبؤ بعدد البقع الشمسية لما لهما من أهمية بحثية مهمة للغاية في فهم العواقب الأرضية للنشاط الشمسي وأثره المباشر على الطقس وأنظمة الاتصالات على الأرض الذي ربما يؤدي إلى إتلاف الأقمار الاصطناعية. في هذا البحث، تم الحصول على عدد البقع الشمسية المتمثلة بالبيانات السنوية وللفترة من 1900 ولغاية 2021 (بما يساوي 122 عاما) فضلا عن البيانات الشهرية وللفترة من كانون الثاني 1900 ولغاية كانون الثاني 2022 (بما يساوي 1465 شهرا) من مركز البيانات العالمي (Sunspot Index and Long−term Solar Observations) (SILSO). تم استخدام انحدار LOESS لغرض التقدير والتنبؤ بعدد البقع الشمسية الشهرية والسنوية. تم تحديد معلمة التمهيد فضلا عن درجة متعدد الحدود التي تحقق اقل معيار لمعلومات أكايكي المصحح باستخدام التجريب. أظهر التحليل قدرة انحدار LOESS في تمثيل بيانات البقع الشمسية وذلك من خلال اجتيازه للاختبارات التشخيصية فضلا عن قدرته التنبؤية العالية. تبين من القيم التنبؤية بالنسبة للبيانات الشهرية، ان اقصى متوسط لعدد البقع الشمسية سيكون في شهر تموز من عام 2022 بمقدار 123.7، وان اقل متوسط سيكون في شهر شباط بمقدار 61.3 بقعة شمسية. بالنسبة للبيانات السنوية، تبين من القيم التنبؤية ان اقصى متوسط لعدد البقع الشمسية سيكون في سنة 2023 بمتوسط 161.7 بقعة شمسية، وان اقل متوسط سيكون في سنة 2029 بمتوسط قدره 16.1.

DOI: 10.33899/IQJOSS.2022.176200 , ©Authors, 2022, College of Computer Science and Mathematics, University of Mosul.
This is an open access article under the CC BY 4.0 license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

## 1. المقدمة Introduction

انحدار LOESS هو تقنية غير معلمية تستخدم الانحدار الموضعي الموزون لتوفيق منحنى تمهيدي لنقاط انتشار البيانات. يمكن لمنحنيات LOESS من تتبع الاتجاهات والدورية في البيانات والتي قد يكون من الصعب نمذجتها باستخدام منحنى معلمي (Fan et al.,2018). يتمتع انحدار LOESSعلى العديد من الطرائق الأخرى بمزايا مهمة، من أهمها أنه لا يتطلب تحديد دالة شاملة لتوفيق نموذج لجميع البيانات الموجودة في العينة، بدلاً من ذلك، يتعين فقط توفير قيمة معلمة التمهيد ودرجة متعدد الحدود الموضعية لتوفيق البيانات الموضعية والتي هي مجاميع جزئية من البيانات الكلية، فضلا عن ذلك، يعتبر انحدار LOESS مرنًا للغاية، مما يجعله مثاليًا لنمذجة العمليات المعقدة التي لا توجد لها نماذج نظرية. هاتان الميزتان، جنبًا إلى جنب مع بساطة الطريقة، تجعل انحدار LOESS واحدة من أكثر طرائق الانحدار الحديثة جاذبية للتطبيقات التي تتلاءم مع الإطار العام لانحدار المربعات الصغرى.

البقع الشمسية هي المناطق الأكثر قتامة من سطح الكرة الشمسية نسبة للمناطق الأخرى، وهي مؤشر مهم للنشاط الشمسي. النشاط الشمسي يرتفع وينخفض على مدار 11 عامًا من دورة نشاط البقع الشمسية، فضلا عن ذلك يمكن أن يكون أقصر أو أطول من 11 عامًا، أي أن الدورات الشمسية يمكن أن تكون

قصيرة مثل 9 سنوات واطول الى الـ 14 عامًا، حيث تمر الشمس بدورات من النشاط المرتفع والمنخفض الذي يتكرر كل 11 عامًا تقريبًا (Abdel-Rahman, 2018). تعد دورة البقع الشمسية طريقة مفيدة لتمييز التغيرات في الشمس، اذ ان هذه التغيرات لها درجات مختلفة من العلاقة مع التغيرات الجيومغناطيسية، وحركة الغلاف الجوي، والتغيرات المناخية، والأنشطة البحرية. فعندما تكون البقع الشمسية في ذروتها، سترتفع درجة حرارة الشمس، وسوف يكون اللهب والمجال المغناطيسي للشمس نشطين للغاية، مما يؤثر بشكل مباشر على الطقس وأنظمة الاتصالات على الأرض وربما يؤدي إلى إتلاف الأقمار الاصطناعية (Peng et al., 2018). لذلك، فإن التنبؤ الفعال لنشاط البقع الشمسية له أهمية بحثية مهمة للغاية.

نظرا لما يتمتع به انحدار LOESS من كفاءة وقدرة عالية في تمثيل الظواهر المعقدة والتي اقترنت بتنوع المواضيع التي استخدمت انحدار LOESS فضلا عن دقة النتائج التي تم التوصل اليها، ونظرا لكون الظاهرة المدروسة معقدة السلوك، اذ ان السلسلة الزمنية للبقع الشمسية ليست ثابتة التردد، كما هو الحال في السلاسل الزمنية الموسمية التي لها تردد ثابت ومعروف، كما ان انحدار LOESS لم يستخدم من قبل في تقدير سلسلة البقع الشمسية وانما عادة يتم اللجوء الى الطرائق المعروفة في السلاسل الزمنية او التقنيات الذكائية في التقدير والتنبؤ. عليه تعد هذه المحاولة هي الأولى في استخدام الانحدار للنمذجة والتنبؤ بالبقع الشمسية.

الهدف من البحث هو بناء انموذج للبقع الشمسية فضلا عن التنبؤ الشهري للفترة من كانون الثاني 2022 ولغاية كانون الأول 2023 والسنوي من 2022 لغاية 2030.

## 2. الجانب النظري

### 2.1 الانحدار الموضعي الموزون (Locally Weighted Regression) (Loess Regression)

انحدار LOESS هو أحد طرائق الانحدار غير المعلمية (Non-parametric regression methods) الحديثة، اذ تم تصميمه لمعالجة الحالات التي لا تكون فيها الإجراءات الكلاسيكية ذات كفاءة عالية أو لا يمكن تطبيقها بشكل فعال. يجمع انحدار LOESS بين الكثير من بساطة انحدار المربعات الصغرى الخطية ومرونة الانحدار غير الخطي، وذلك من خلال توفيق (Fitting) النماذج البسيطة لمجموعات جزئية من البيانات الموضعية لبناء دالة تصف الجزء الحتمي من الاختلافات في البيانات نقطة بعد اخرى او مشاهدة بعد اخرى. ان إحدى العوامل الرئيسة التي تجعل من هذه الطريقة أكثر تفضيلا، هي أن الباحثين غير مطالبين بتحديد دالة شاملة (Global function) من أي صيغة كانت لتوفيق نموذج البيانات، وانما فقط لتناسب أجزاء من البيانات. وبناء عليه، ستكون هناك اجراءات حسابية اضافية ومكثفة للحصول على مزايا طريقة انحدار LOESS. وبالتالي، فان كثافة العمليات الحسابية هذه تجعل من استخدام هذه الطريقة في العصر الذي تم فيه تطوير انحدار المربعات الصغرى مستحيلا. لان تصميم هذه الأساليب تم وفق الإمكانيات الحسابية الحالية المقترنة بإمكانيات الحوسبة والاستفادة منها إلى أقصى حد ممكن لتحقيق أهداف لا يمكن تحقيقها بسهولة من خلال الأساليب التقليدية (Smeaton, 2003).

تم اقتراح انحدار LOESS من قبل كليفلاند (Cleveland, 1979) وطوره كل من كليفلاند وديفلين (Cleveland and Devlin, 1988). يعرف انحدار LOESS بشكل أكثر وصفًا باسم الانحدار متعدد الحدود الموزون الموضعي (Locally weighted polynomial regression). اذ في كل مشاهدة او في كل نقطة في مجموعة البيانات، فان متعدد الحدود ذا الدرجة المنخفضة (low-degree polynomial) يكون مناسبا لمجموعة جزئية من البيانات مع قيم المتغير (او المتغيرات) التوضيحي بالقرب من النقطة التي يتم تقدير استجابتها. بينما يميل متعدد الحدود عالي الدرجة (High-degree polynomial) إلى زيادة حجم البيانات في كل مجموعة جزئية وتكون غير مستقرة عدديًا، مما يجعل الحسابات الدقيقة صعبة. لغرض توفيق البيانات، يستخدم متعدد الحدود (polynomial) المربعات الصغرى الموزونة (weighted least squares)، مما يعطي وزناً أكبر للنقاط القريبة من النقطة التي يتم تقدير استجابتها ووزن أقل للنقاط البعيدة، ثم يتم الحصول على قيمة دالة الانحدار للنقطة عن طريق تقييم متعدد الحدود الموضعي (Local polynomial) باستخدام قيم المتغير التوضيحي لنقطة البيانات تلك (Smeaton, 2003). يكتمل توفيق انحدار LOESS للبيانات بعد حساب قيم دالة الانحدار لكل نقطة من مجموع نقاط البيانات الـ $n$.

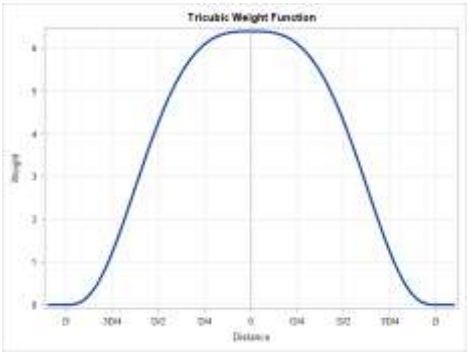
لغرض توفيق انموذج الانحدار عند نقطة $x_0$، يتم اتباع الخطوات الرئيسة الاتية في خوارزمية LOESS (Loader, 2006):

1. اختيار معلمة تمهيد: معلمة التمهيد،s ، هي قيمة بين الـ $[0،1]$ وتمثل نسبة المشاهدات التي يجب استخدامها للانحدار الموضعي. فإذا كانت المشاهدات عددها$n$ ، فإن $k = floor\ (n \times s)$ هي النقاط الأقرب إلى$x_0$، تشكل مايسمى بالجوار الموضعي (local neighborhood) القريب من $x_0$.
2. البحث عن أقرب جيران $(k)$ لـ$x_0$ .

3. تعيين أوزان لأقرب الجيران: تستخدم خوارزمية LOESS دالة الوزن المعرفة بالمعادلة رقم (1) لوزن كل نقطة في الجوار الموضعي لـ$x_0$. وان دالة الوزن في الجوار الموضعي هي:

$$w_i = (32/5)(1-(d_i/D)^3)^3 \dots (1)$$

اذ ان $D$ هي أكبر مسافة في الجوار وان $d_i$ هي المسافة إلى النقطة$i$ . علما ان دالة الوزن هي صفر للنقاط خارج الجوار الموضعي. يظهر الشكل البياني (1) دالة الوزن (المعرفة بالمعادلة 1) لانحدار LOESS، اذ تعطي دالة الوزن وزناً أكبر للمشاهدات $X$ التي تكون قيمتها قريبة من $x_0$ ووزن أقل للمشاهدات البعيدة.




الشكل (1) الرسم البياني لدالة الوزن الثلاثية التكعيبية لانحدار LOESS

4. اجراء الانحدار الموزون الموضعي (Local weighted regression): تُستخدم النقاط الموجودة في الجوار الموضعي لـ $x_0$ لتوفيق وقياس نموذج الانحدار الموزون الموضعي عند $x_0$.

تعد الخطوات الأربع اعلاه هي الخطوات الرئيسة لتنفيذ طريقة LOESS.

### 2.2 التشخيص وجودة التوفيق

تتشابه أفكار الانحدار الموضعي مع تلك المستخدمة في النماذج المعلمية. في دراسات الانحدار الموضعي، هناك عدة مشكلات يتطلب معالجتها في اختيار النماذج، وهي اختيار المتغير واختيار درجة متعددة الحدود الموضعية فضلا عن معلمات التمهيد. من المهم القول انه لا يوجد أسلوب تشخيص واحد يوضح الصورة الكاملة لمجموعة البيانات. مما يتطلب استخدام مجموعة من أدوات التشخيص بالاقتران مع المنحنيات التي يمكن توفيقها من البيانات الأصلية لغرض الحصول على نظرة ثاقبة للبيانات. من الادوات المستخدمة، الاتي:

#### 1.2.2 دالة التقاطع الفاعلية المعممة Generalized Cross Validation function (GCV)

تحتوي أدوات التمهيد التي تمت الاشارة اليها اعلاه على معلمة تمهيد واحدة. يمكن استخدام دالة التقاطع الفاعلية المعممة لاختيار معلمة التمهيد. تعمل دالة التقاطع الفاعلية المعممة من خلال استبعاد او ترك النقاط $(x_i, y_i)$ الواحدة تلو الأخرى، وتقدير البواقي التربيعية للدالة التمهيدية عند النقطة $x_i$ استنادًا إلى نقاط البيانات $n-1$ المتبقية، واختيار المعلمة الأكثر تمهيدا (Smoother) لتقليل مجموع مربعات البواقي. يمكن تعريف دالة التقاطع الفاعلية المعممة كالاتي:

$$\text{GCV}\ (\lambda) = \frac{n\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{\eta}_\lambda(x_i))^2}{(n - \text{Trace}\ (A(\lambda)))^2} \qquad (2)$$

اذ ان Trace $A(\lambda)$ هي مجموع عناصر القطر الرئيس لمصفوفة القبعة (Hat matrix). وان $\hat{\eta}_\lambda(x_i)$ هي القيمة التوفيقية عند النقطة $x_i$.

#### 2.2.2 معيار معلومات أكايكي المصحح (Akaike corrected information criterion) (AICC)

$$\text{AAIC} = -2\log(L) + \frac{2Np}{N-p-1} \qquad (3)$$

يعتبر النموذج الذي يحتوي على القيمة الأصغر لـ AICC هو الأفضل.

اذ ان $L$ هي دالة الإمكان (Likelihood)، $N$ هو حجم العينة و $p$ عدد المعلمات.

### 4.2.2 البواقي (Residuals)

أهم مكون للتشخيص بالنسبة للانحدار الموضعي هوالبواقي. تعرف قيم البواقي على أنها الفرق بين القيم الحقيقية والقيم التقديرية:

$$\hat{\epsilon}_i = Y_i - \hat{Y}_i \qquad (4)$$

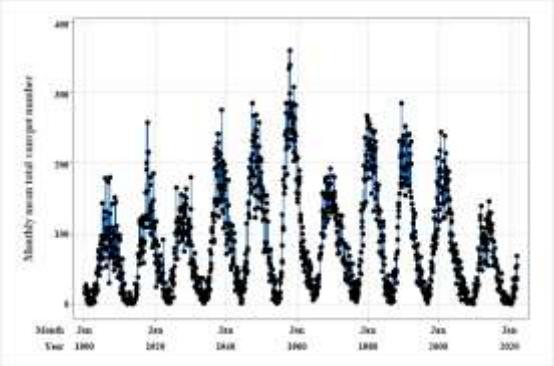
يمكن استخدام قيم البواقي لإجراء اختبارات عن دقة التوفيق. وغالبًا ما يتم معرفة مدى دقة التوفيق من خلال رسم البواقي بطرائق مختلفة، ومنها مخططات Q–Q (Wilk and Gnanadesikan 1968)، لاكتشاف مدى انحراف توزيع البواقي عن التوزيع الطبيعي.

## 3. الجانب العملي

تنشأ عن دورة الـ 11 عامًا من البقع الشمسية طقسًا فضائيًا شديدًا يتميز بالتوهجات الشمسية والانبعاثات الإكليلية والعواصف المغناطيسية الأرضية وتدفق الجسيمات الإشعاعية التي تهدد الأقمار الصناعية وأنظمة الاتصالات العالمية وشبكات الطاقة الكهربائية. عليه فان التنبؤ بالبقع الشمسية يتطلب اتخاذ الإجراءات اللازمة لحماية أنظمة الاتصالات العالمية وشبكات الطاقة الكهربائية فضلا عن التمكين في حماية تقنيات الكواكب والوعي بظروف الفضاء. في هذه الدراسة، تم إجراء جميع التحليلات باستخدام برنامج الـ SAS 9.4. تم الحصول على متوسط عدد البقع الشمسية المتمثلة بالبيانات السنوية وللفترة من 1900 ولغاية 2021 (بما يساوي 122 عاما) فضلا عن البيانات الشهرية وللفترة من كانون الثاني 1900 ولغاية كانون الثاني 2022 (بما يساوي 1465 شهرا) من مركز البيانات العالمي (Sunspot Index and Long–term Solar Observations) SILSO بصيغة TXT، المرصد الملكي لبلجيكا– بروكسل على الشبكة العنكبوتية (www.sidc.be/silso/datafiles). علما بان المتوسط الإجمالي السنوي لعدد البقع الشمسية يتم حسابه بأخذ متوسط حسابي بسيط لإجمالي عدد البقع الشمسية اليومية على مدار جميع الأيام لكل سنة، وان المتوسط الشهري لعدد البقع الشمسية الإجمالي يتم حسابه بأخذ متوسط حسابي بسيط لإجمالي عدد البقع الشمسية اليومية على مدار جميع الأيام لكل شهر تقويمي.

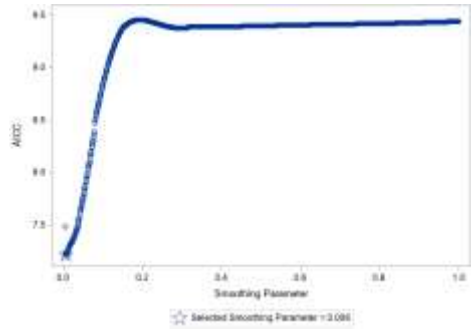
### 1.3 التقدير والتنبؤ بالبيانات الشهرية للبقع الشمسية

الشكل (2) يوضح شكل السلسلة الزمنية، ويلاحظ بانها تتضمن أنماط دورية ترتفع فيها المشاهدات وتنخفض لفترات طويلة من الزمن.



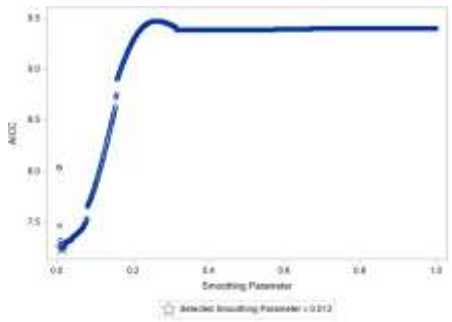
**الشكل 2 السلسلة الزمنية الشهرية للبقع الشمسية بين كانون الثاني 1900 وكانون الثاني 2022**

الخطوة الاولى في توفيق البيانات هو في تحديد معلمة التمهيد فضلا عن درجة متعدد الحدود. ابتداء، تم تحديد درجة متعدد الحدود على انها 1 وتم اجراء تجريب حول معلمة التمهيد لاختيار المعلمة التي تحقق اقل AICC. يوضح الشكل (3) عملية اختيار معلمة التمهيد. تم البدء بمعلمة تمهيد مساوية للصفر ولغاية الواحد وبمقدار زيادة قدرها 0.001 وذلك لغرض الوصول الى أفضل توفيق للبيانات بالاعتماد على معيار AICC. يلاحظ من حركة معلمة التمهيد مقابل معيار AICC انه عندما تكون معلمة التمهيد مساوية لـ 0.00648 فإنها تحقق اقل AICC=7.214.



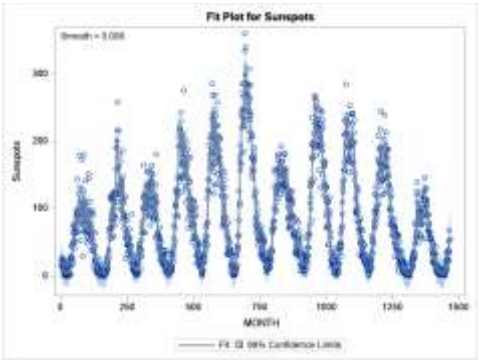
**الشكل (3) اختيار معلمة التمهيد مقابل معيار AICC عندما تكون متعدد الحدود=1**

تم اجراء نفس عملية التجريب لمعلمة التمهيد ولكن بدرجة متعدد الحدود تساوي 2. يلاحظ من الشكل (4) ان معلمة التمهيد عندما تساوي 0.012 تحقق اقل AAIC=7.234.

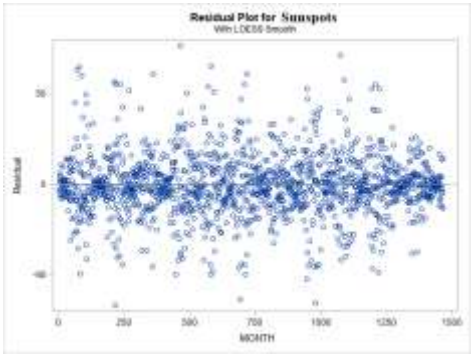


**الشكل (4) اختيار معلمة التمهيد مقابل معيار AICC عندما تكون متعدد الحدود=2**

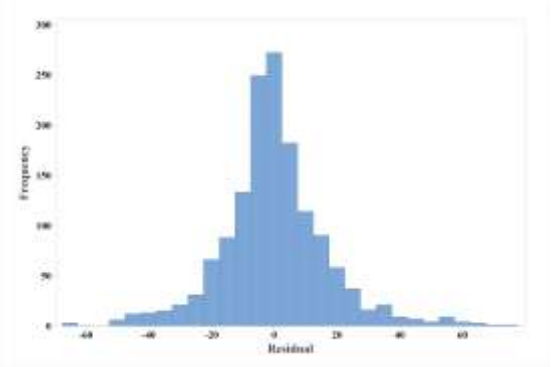
بناء على اقل قيمة لمعيار AICC لمعلمتي التمهيد، فانه سيتم تقدير انحدار LOESS بدرجة متعدد حدود يساوي 1 وبمعلمة تمهيد تساوي 0.006 وبعدد مشاهدات موضعية مقدارها 9 لغرض توفيق البيانات .يوضح الشكل (5) الرسم البياني للبيانات الحقيقية والتوفيقية، ويلاحظ بان انحدار LOESS يغطي الشكل الانتشاري للبيانات، كما يمكننا ملاحظة أن توفيق LOESS يتحرك وفق الاتجاه للبيانات فضلا عن النمط الدوري والذي يرتبط بدورة النشاط للبقع الشمسية ولمدة 11 عامًا. بينما يوضح الشكل (6) الشكل الانتشاري للبواقي، ويلاحظ عدم وجود نمط معين في البواقي، مما يشير الى انه قد تم تمثيل كل التباين المنهجي في البيانات عند توفيق انحدار LOESS. يوضح الشكل (7) رسم المدرج التكراري للبواقي ويلاحظ بانه متماثل حول الصفر ومشابه لشكل التوزيع الطبيعي.




**الشكل (5) الرسم البياني للبيانات الحقيقية والتوفيقية وحدود الثقة (95%)**

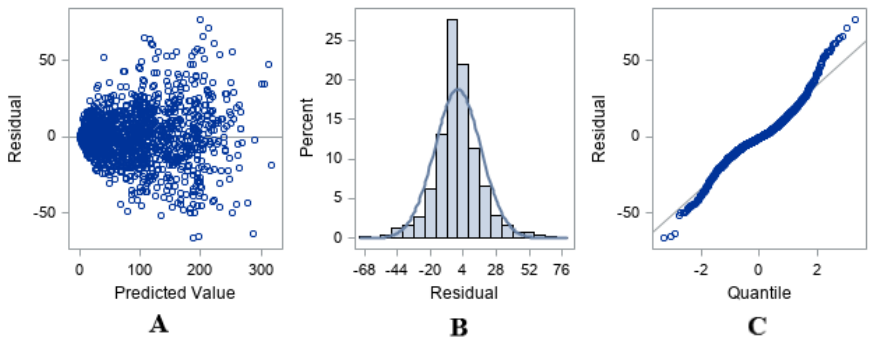



**الشكل (6) الشكل الانتشاري للبواقي**




**الشكل (7) المدرج التكراري للبواقي**

يبين الشكل الانتشاري للبواقي مقابل القيم التنبؤية (A–8) انها لا تتبع نمطا معينا، كما ان المدرج التكراري للبواقي (B–8) يشير الى ان المدرج مطابق وبدرجة كبيرة لشكل التوزيع الطبيعي، ويعزز رسم الربيعات (Quantile) (C–8) هذا الاستنتاج بأن البواقي تتبع التوزيع الطبيعي، اذ يلاحظ التفاف النقاط بالخط المرجعي 45 درجة، ونشير هنا الى ان الانحراف البسيط في الجزء العلوي والسفلي من الرسم عن خط الوسط في الربيعات يعود الى القيم الشاردة في البيانات.




**الشكل (8) البواقي مقابل القيم التنبؤية A; المدرج التكراري لنسب للبواقي B; رسم الربيعات C**

الجدول (1) يشير الى مدى معنوية قيمة F المحسوبة (Pr. > F) فضلا عن الخطأ المعياري للبواقي (19.628) ومعياري AICC (7.214) و GCV (0.319). تبين هذه المعايير بان انحدار LOESS وفق وبشكل كبير معظم الاختلافات الموجودة في البيانات.

**الجدول (1) معايير دقة التوفيق لأنموذج انحدار LOESS**

| **Residual Sum of Squares** | **Residual Standard Error** | AICC | GCV | F | **Pr. > F** |
|---|---|---|---|---|---|
| 420296 | 19.628 | 7.214 | 0.319 | 37.45 | 0.0000 |

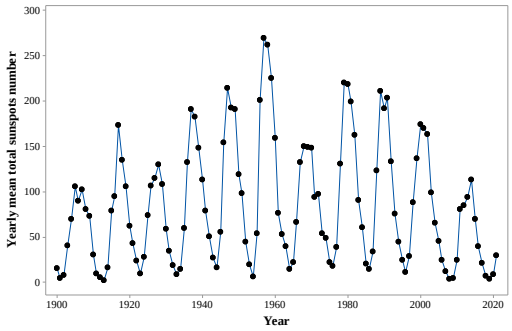
يبين الجدول (2) القيم التنبؤية الشهرية للبقع الشمسية للفترة من شباط 2022 ولغاية كانون الثاني 2022.

**الجدول (2) القيم التنبؤية الشهرية لعدد البقع الشمسية ولغاية كانون الثاني 2022**

| Year | Feb. | Mar. | Apr. | May | Jun. | Jul. | Aug. | Sep. | Oct. | Nov. | Dec. |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Forecast | 61.3 | 92.4 | 78.5 | 89.1 | 109.3 | 123.7 | 87.6 | 91.4 | 95.8 | 68.1 | 112.2 |

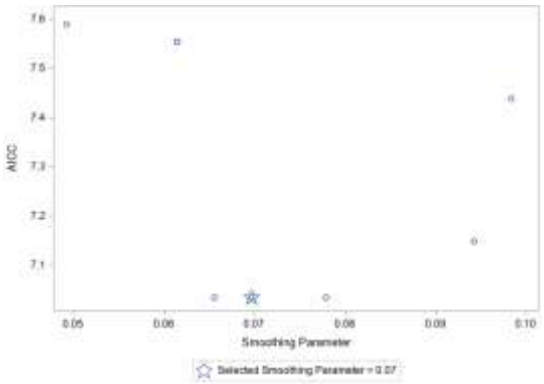
### 2.3 التقدير والتنبؤ بالبيانات السنوية للبقع الشمسية

الشكل (9) يوضح شكل السلسلة الزمنية، ويلاحظ بانها تتضمن النمط الدوري، اذ ترتفع فيها المشاهدات وتنخفض بحدود 11 سنة.



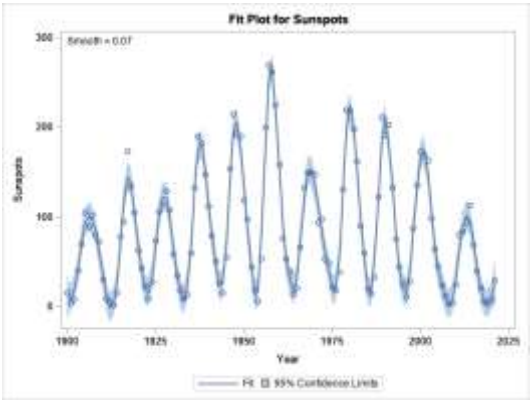

**الشكل (9) السلسلة الزمنية السنوية للبقع الشمسية بين 1900 و2021**

بناء على اقل قيمة لمعيار AICC، تم اختيار معلمة التمهيد 0. 07 بدرجة متعدد الحدود 2 (الشكل-10)، وعليه، فان عدد المشاهدات الموضعية لغرض توفيق البيانات هي 8.



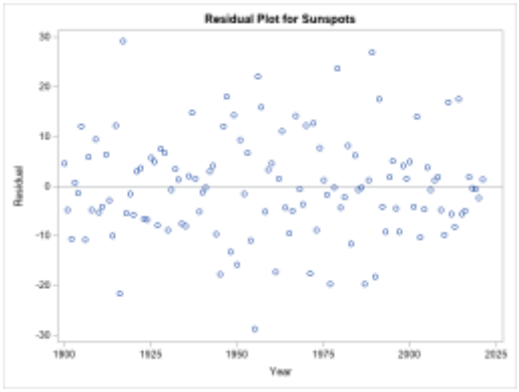

**الشكل (10) اختيار معلمة التمهيد مقابل معيار AICC عندما تكون متعدد الحدود=2**

يوضح الشكل (11) الرسم البياني للبيانات الحقيقية والتوفيقية، ويلاحظ توافق مسار البيانات التوفيقية مع البيانات الحقيقية، مما يدل على دقة التوفيق.

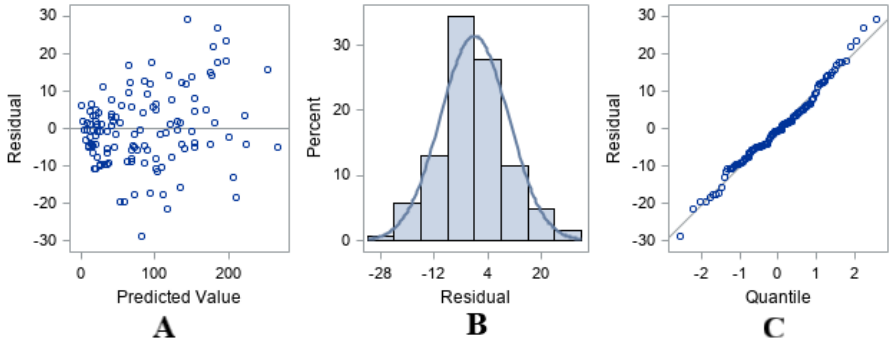



**الشكل (11) الرسم البياني للبيانات الحقيقية والتوفيقية وحدود الثقة (95%)**

الشكلين (12) و (13) يعززان القول بان انحدار LOESS قد وفق البيانات بشكل جيد، اذ يلاحظ من الشكل (12) عدم وجود نمطية في البواقي، كما يوضح الشكل (13) بان الشكل الانتشاري للبواقي مقابل القيم التنبؤية (A-8) انها لا تتبع نمطا معينا، وان المدرج التكراري للبواقي (B-8) شبيه بالتوزيع الطبيعي، وان النقاط في رسم الربيعات (Quantile) (C-8) منتشرة على الخط المرجعي 45 درجة.




**الشكل (12) الشكل الانتشاري للبواقي**




**الشكل (13) البواقي مقابل المتغيرات التنبؤية A; المدرج التكراري لنسب للبواقي B; رسم الربيعات C**

الجدول (3) يشير الى مدى معنوية قيمة F (Pr. > F) المحسوبة فضلا عن الخطأ المعياري للبواقي (13.534) ومعياري AICC (7.035) و GCV (2.339). تبين هذه المعايير بان انحدار LOESS وفق وبشكل كبير معظم الاختلافات الموجودة في البيانات.

**الجدول (3) معايير دقة التوفيق لأنموذج انحدار LOESS**

| **Residual Sum of Squares** | **Residual Standard Error** | AICC | GCV | F | **Pr. > F** |
|---|---|---|---|---|---|
| 12468 | 13.534 | 7.035 | 2.339 | 21.426 | 0.0000 |

يبين الجدول (4) القيم التنبؤية السنوية للبقع الشمسية للفترة من 2022 ولغاية 2030.

**الجدول (4) القيم التنبؤية السنوية لعدد البقع الشمسية ولغاية سنة 2030**

| Year | 2022 | 2023 | 2024 | 2025 | 2026 | 2027 | 2028 | 2029 | 2030 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Forecast | 89.4 | 161.7 | 125.8 | 101.4 | 60.1 | 46.3 | 25.9 | 16.1 | 28.3 |

## 4. الاستنتاجات:

1. اثبت التحليل باستخدام الانحدار الموضعي الموزون كفاءة التقدير والتنبؤ لبيانات البقع الشمسية وذلك لاجتيازه الاختبارات التشخيصية على الرغم من كون السلسلة معقدة السلوك، اذ ان الدورية في السلسلة لها ارتفاعات وانخفاضات ليست ثابتة التردد، كما هو الحال في السلاسل الزمنية الموسمية التي لها تردد ثابت ومعروف.
2. بالنسبة للبيانات الشهرية، تبين من القيم التنبؤية ان اقصى متوسط لعدد البقع الشمسية سيكون في شهر تموز من عام 2022 بمقدار 123.7، وان اقل متوسط سيكون في شهر شباط بمقدار 61.3 لشهر كانون الثاني 2022.

3. بالنسبة للبيانات السنوية، تبين من القيم التنبؤية ان اقصى متوسط لعدد البقع الشمسية سيكون في سنة 2023 بمتوسط 161.7 بقعة شمسية، وان اقل متوسط سيكون في سنة 2029 بمتوسط قدره 16.1.

**5. التوصيات:**

1. نوصي بدراسة العلاقة بين درجة حرارة الأرض وعدد البقع الشمسية والزمن باستخدام انحدار LOESS فضلا عن مقارنتها مع الطرائق الاخرى، وخصوصا طرائق التقنيات الذكائية.
2. نوصي بالتنبؤ بالمكان والزمان للبقع الشمسية باستخدام التحليل الزماني المكاني (Spatial temporal analysis).

**Reference**


1. Abdel-Rahman, H. I., & Marzouk, B. A. (2018). Statistical method to predict the sunspots number. NRIAG Journal of Astronomy and Geophysics, 7(2), 175-179.
2. Cleveland, W. S. (1979). Robust locally weighted regression and smoothing scatterplots. Journal of the American Statistical Association 74, 829–836.
3. Cleveland, W. S. and S. J. Devlin (1988). Locally weighted regression: An approach to regression analysis by local fitting. Journal of the American Statistical Association 83, 596–610.
4. Fan, Jianqing, and Irene Gijbels (2018). Local polynomial modelling and its applications. Routledge.
5. Loader, C. (2006). Local regression and likelihood. Springer Science & Business Media.
6. Peng L, Yan H, Yang Z. (2018). Prediction on sunspot activity based on fuzzy information granulation and support vector machine. InAIP Conference Proceedings (Vol. 1955, No. 1, p. 040152). AIP Publishing LLC.
7. Smeaton, A. (2003). NIST/SEMATECH Engineering Statistics Handbook Chapter 4: Introduction to Process Modeling.
8. Wilk, M. B., & Gnanadesikan, R. (1968). Probability plotting methods for the analysis for the analysis of data. Biometrika, 55(1), 1-17.


## Locally Weighted Regression For Sunspots Estimation And Prediction


Ibtehal faker al-dean Fadel  Muzahem M. Al-Hasheme

Department of Informatics & Statistic, College of Computer Science & Mathematical, University of Mosul,

Mosul, Iraq



**Abstract**: Locally weighted regression (LOESS) is a modern non-parametric regression method designed for treating cases where classical procedures are not highly efficient or cannot applied efficiently. Sunspots are the darker areas of the solar sphere's surface relative to other regions and are an important indicator of solar activity .The aim of this paper is to model and predict the number of sunspots because of their very importance to understanding the terrestrial consequences of solar activity and its direct impact on weather and communication systems on Earth, which may lead to damage to satellites. In this paper, the number of sunspots represented by annual data for the period from 1900 to 2021 (122 years) as well as monthly data for the period from January 1900 to January 2022 (1465 months) was obtained from the global data center (Sunspot Index and Long-term Solar Observations) (SILSO). The LOESS regression used for estimating and predicting the number of monthly and annual sunspots. The smoothing parameter, as well as the degree of the polynomial that fulfills the lowest for Akaike corrected information criterion. The analysis showed the ability of the LOESS to represent sunspot data by passing diagnostic tests as well as its high predictive ability. From the predictive values for the monthly data, it found that the maximum average number of sunspots will be 123.7 in July 2022, and the lowest average will be in February with 61.3 sunspots. Regarding the annual data, it found from the predictive values that the maximum average number of sunspots will be in the year 2023 with an average of 161.7 sunspots, and the lowest average will be in the year 2029 with an average of 16.1.



**Keywords:** Locally weighted regression; sunspot; solar cycle; prediction.