



المجلة العراقية للعلوم الاقتصادية
Iraqi Journal For
Economic Sciences



PISSN : 1812-8742

EISSE : 2791-092X

Arcif : 0.375

Using Some Artificial Intelligence Algorithms to Estimate the Poisson Regression Model

استعمال بعض خوارزميات الذكاء في تقدير نموذج انحدار بواسون

أ. أسيل عبد الرزاق رشيد

Aseel Abdulrazzak Rasheed

aseelstat@uomustansiriyah.edu.iq

أمينة نافع محسن

Amna Nafi Mohsen

Amna.nafi@uomustansiriyah.edu.iq

كلية الإدارة والاقتصاد / جامعة المستنصرية

Abstract

This research aims to estimate the Poisson regression model to study the factors affecting the number of victims of suicide in Iraq, based on real monthly data for the period (1/2021-12/2024) issued by the Iraqi Ministry of Interior, using the Invasive Weed Optimization (IWO) and Gravitational Search Algorithm (GSA), as numerical tools to estimate model parameters, the study was conducted in three geographical regions (northern, central, and southern) to reveal spatial differences in the significance of explanatory variables. The results of the IWO algorithm showed that the model has good explanatory power, with an efficiency of 82.5% in the northern region, 85.1% in the central region, and 87.1% in the southern region, with relatively low mean squared error values, indicating acceptable suitability for the model, especially in the southern region. On the other hand, the GSA algorithm showed higher efficiency in estimating model parameters. The study achieved estimation efficiencies of 83.1%, 88.0%, and 88.7% for the northern, central, and southern regions, respectively, with a clear decrease in mean squared error values, particularly in the southern region. The results also showed a consistent effect of some key variables across all regions, while the significance of other variables varied according to geographical specificity. This study confirms the suitability of artificial intelligence algorithms for estimating Poisson regression models for criminal data and their ability to accurately represent spatial variation in suicide cases.

Keywords: Poisson regression model, Invasive Weed Optimization-IWO, Gravitational Search Algorithm-GSA, suicide cases.

المستخلص

يهدف هذا البحث إلى تقدير نموذج انحدار بواسون لدراسة العوامل المؤثرة في أعداد المجني عليهم بسبب حالات الانتحار في العراق، اعتمادًا على بيانات حقيقية شهرية للفترة من (1/2021-12/2024) صادرة عن وزارة الداخلية العراقية، وباستعمال خوارزميتي الأعشاب الضارة (Invasive Weed Optimization – IWO) وجاذبية الأرض (Gravitational Search Algorithm – GSA) بوصفهما أدوات عديدة لتقدير معاملات

الانموذج، حيث جرى التحليل لثلاثة مناطق جغرافية هي (الشمالية والوسطى والجنوبية)، وذلك للكشف عن الاختلافات المكانية في معنوية المتغيرات التفسيرية، وقد أظهرت نتائج خوارزمية IWO ، أن الانموذج يتمتع بقدره تفسيرية جيدة، حيث بلغت كفاءة الانموذج 82.5% في المنطقة الشمالية، و85.1% في المنطقة الوسطى، و87.1% في المنطقة الجنوبية، مع قيم منخفضة نسبياً لمتوسط مربعات الخطأ، مما يشير إلى ملاءمة مقبولة للانموذج خاصة في المنطقة الجنوبية، ومن جهة أخرى بيّنت نتائج خوارزمية GSA كفاءة أعلى في تقدير معلمات الانموذج، حيث حقق كفاءة تقدير بلغت 83.1%، و88.0%، و88.7% للمناطق الشمالية والوسطى والجنوبية على التوالي، مع انخفاض واضح في قيم متوسط مربعات الخطأ، ولا سيما في المنطقة الجنوبية، كما أظهرت النتائج ثبات تأثير بعض المتغيرات الأساسية عبر جميع المناطق، مقابل تباين معنوية متغيرات أخرى تبعاً للخصوصية الجغرافية، وتؤكد هذه الدراسة ملاءمة خوارزميات الذكاء الاصطناعي في تقدير انحدار بواسون للبيانات الجنائية، وقدرتها على تمثيل التباين المكاني في حالات الانتحار بدقة عالية.

الكلمات الرئيسية: انموذج انحدار بواسون ، خوارزمية الاعشاب الضارة، خوارزمية جاذبية الارض الثنائية ، حالات الانتحار.

المقدمة

يُعدّ أنموذج انحدار بواسون من أكثر النماذج الإحصائية شيوعاً في تحليل بيانات العدّ، لما يمتلكه من قدرة على تمثيل الظواهر النادرة والمتقطعة التي تظهر في مجالات متعددة كالدراسات السكانية، الصحية، الجنائية، والاقتصادية، إذ يفترض أن المتغير التابع يتبع توزيع بواسون ويرتبط بمجموعة من المتغيرات التوضيحية بعلاقة لوغاريتمية، إلا أن تطبيق هذا الأنموذج في الواقع العملي يواجه جملة من التحديات الإحصائية والحسابية، من أبرزها وجود تباين زائد أو ناقص، الارتباط العالي بين المتغيرات المستقلة، عدم استقرار تقدير المعلمات عند زيادة عدد المتغيرات أو تعقيد بنية البيانات، فضلاً عن اعتماد طرائق التقدير التقليدية على افتراضات صارمة قد لا تتحقق في البيانات الحقيقية، مما يؤدي إلى انخفاض كفاءة التقدير وضعف القدرة التفسيرية للأنموذج، ومن هنا برزت الحاجة إلى توظيف خوارزميات الذكاء الاصطناعي بوصفها بدائل أو أدوات مساندة لطرائق التقدير الكلاسيكية، لما تتميز به من مرونة عالية وقدرة على البحث الأمثل في فضاءات الحلول المعقدة، الأمر الذي يساهم في تحسين دقة تقدير معلمات أنموذج انحدار بواسون ورفع كفاءته التنبؤية في التطبيقات العملية.

منهجية البحث

أولاً: مشكلة البحث: نظراً لقلّة الدراسات في الإحصاء الجنائي وكثرة حالات الانتحار وباختلاف اسبابها في الوقت الحالي في المجتمع العراقي، لذلك تبرز مشكلة البحث في البيئة المحلية العراقية من خلال القصور في توظيف تقنيات الذكاء الاصطناعي لبناء انموذج انحدار بواسون لتقدير اعداد المحني عليهم.

ثانياً: هدف البحث: تحسين قدرة أنموذج انحدار بواسون على تحليل بيانات العد خاصة عندما تكون البيانات لا تتوافق تماماً مع الافتراضات التقليدية للانموذج، مما يؤدي إلى تراجع دقة الانموذج لذلك تم الاعتماد على الخوارزميات (الاعشاب الضارة، جاذبية الارض) لتحسين تقدير الانموذج على بيانات حقيقية تتمثل بحالات الانتحار في العراق .

ثالثاً: اهمية البحث: ان الدمج بين انحدار بواسون وخوارزميات الذكاء الاصطناعي يحسن الدقة الاحصائية وكذلك يحول النتائج الى اداة قرار حقيقية يمكن ان تساعد في رسم السياسات الصحية والنفسية في العراق.

رابعاً: مجتمع وعينة البحث: يمثل مجتمع الدراسة جميع حالات الانتحار المسجلة في العراق خلال الفترة موضوع البحث، موزعة حسب المناطق الجغرافية: الشمالية (صلاح الدين، نينوى، كركوك)، الوسطى (بغداد، ديالى، بابل، واسط، الأنبار)، والجنوبية (البصرة، كربلاء

المقدسة، النجف الأشرف، ذي قار، ميسان، الديوانية، المثنى) للفترة من (1/2021 - 12/2024) حيث تم الاعتماد على عينة مكونة من 144 في المنطقة الشمالية، و240 في المنطقة الوسطى، و336 في المنطقة الجنوبية، مأخوذة من السجلات الرسمية لوزارة الداخلية العراقية، مما يضمن موثوقية ودقة البيانات.

المحور الاول : الجانب النظري

1- انموذج انحدار بواسون: يُعرّف انحدار بواسون (Poisson Regression) كمنهجية نمذجة يتم فيها تقدير المتغير التابع (Response Variable) الذي يأخذ قيم على هيئة بيانات معدودة (Count Data) أو معدلات (Rate Data). يعتمد توزيع المتغير التابع على توزيع بواسون (Poisson Distribution) بمعلمة (λ) ، حيث يكون التوقع والتباين متساويين $(E(Z) = \lambda)$ = تتأثر هذه القيم بالمتغيرات التوضيحية (Explanatory Variables)، ويتم استعمال الانحدار الخطي المعمم (Generalized Linear Model) مع الدالة اللوغاريتمية (Log Function) لضمان أن λ تأخذ قيم موجبة، وبناء علاقة خطية بين $(\log \lambda)$ والمتغيرات التوضيحية (A). ويعتبر انحدار بواسون أحد أنواع النماذج الإحصائية التي تُستعمل في تحليل البيانات التي تعتمد على العد (count data)، حيث يكون المتغير التابع (المتغير المستجيب) عبارة عن عدد صحيح يمثل عدد مرات حدوث حدث معين خلال فترة معينة أو مكان معين، و هو أنموذج إحصائي يستخدم في الحالات التي يتم فيها التعامل مع بيانات تمثل عدد الأحداث التي تحدث في فترة زمنية محددة أو مساحة معينة. يمكن أن يصف عدد الحوادث الجنائية التي تحدث في منطقة معينة خلال شهر. (العوادي، إيثار حسين جواد. (2017))، (صبري، حسام موفق. (2013)) الصيغة العامة لانموذج انحدار بواسون (1) $\lambda = e^{A\beta + U} \dots \dots \dots$

وبأخذ Log للمعادلة (2-3) تصبح بالشكل الآتي: (2) $\log \lambda = A\beta + U \dots \dots \dots$ إذ أن: $\lambda_1 : n^*$ موجه المتغير التابع ذي درجة

A: مصفوفة المتغيرات المستقلة ذات الدرجة $(n^*(p+1))$

$\beta : (p+1) * 1$ [موجه المعلمات ذو الدرجة

$U_1 : n^*$ موجه الأخطاء العشوائية ذي الدرجة

نفترض $Z = Z_1, Z_2, \dots, Z_k$ تتوزع توزيع بواسون بمعلمة (λ) حيث $\text{pr}(z_i | \lambda)$ هي دالة الكثافة الاحتمالية أو دالة كتلة الاحتمال لمتغير عشوائي Z_i تحت المعلمة λ . (مجد غازي جواد. (2023))، (Hilbe, J. M. (2011)) نأخذ عينة بحجم k من ازواج المشاهدات (Z_i, A_i) المستقلة فان دالة الامكان سوف تمثل حاصل ضرب الدوال الاحتمالية الشرطية لكل مشاهدة (Z_i) :

$$L(B; Z_1, Z_2, \dots, Z_k, A_1, A_2, \dots, A_k) = \prod_{i=1}^k Pr(Z_i/A_i; B) \dots \dots \dots (3)$$

وبأخذ اللوغارتم الى دالة الامكان تصبح المعادلة بالشكل التالي:

$$L(B; Z, A) = \text{Log} \prod_{i=1}^k Pr(Z_i/A_i; B) \dots \dots \dots (4)$$

$$L(B; Z, A) = \sum_{i=1}^k \text{Log} Pr(Z_i/A_i; B) \dots \dots \dots (5)$$

$$L(B; Z, A) = \sum_{i=1}^k \left[-\exp\left(\frac{A_i B}{Z_i}\right) + Z_i \frac{A_i B}{Z_i} - \text{Log}(Z_i!) \right] \dots \dots \dots (6)$$

ولكي يتم الوصول الى تقدير انموذج انحدار بواسون فقد تم استعمال تقنية خوارزميتي الاعشاب الضارة وجاذبية الارض

2- خوارزمية الأعشاب الضارة Invasive Weed Optimization - IWO: هي خوارزمية

مستوحاة من السلوك الطبيعي لنمو وانتشار الأعشاب الضارة في الطبيعة. تم اقتراحها لأول مرة من قبل Lucas و Mehrabian عام 2006 كنهج جديد لحل مشاكل بافضل طريقة وذلك باستعمال مبادئ بيولوجية. تتجلى فكرتها الأساسية في تمثيل عملية تطور الأعشاب كعملية

تحسين تدريجية، تبدأ بزرع عدد من البذور في بيئة معينة، ثم تبدأ هذه البذور بالنمو والتكاثر والتكيف مع البيئة المحيطة بطريقة تُحاكي استكشاف فضاء الحلول في خوارزميات البحث التطوري. لكي تتم محاكاة السلوك الاستعماري لخوارزمية الأعشاب الضارة بشكل صحيح، لا بد من أخذ بعض الخصائص الأساسية لهذه العملية بعين الاعتبار. (زكريا يحيى الجمال، 2025)، (مجد السيد حافظ، احمد عبد النبي، محود هاشم، 2023)

a. تهيئة السكان: في هذه المرحلة، يتم توليد عدد غير محدد من البذور داخل فضاء البحث، وذلك من خلال إنشاء مجتمع ابتدائي مكوّن من حلول موزعة عشوائيًا عبر فضاء بُعدي مكوّن من d أبعاد. بعد ذلك، تُحسب قيمة دالة اللياقة (Fitness Function) لكل فرد ضمن هذا المجتمع لتقييم جودة الحلول المولدة. (زكريا يحيى الجمال، 2025)

b. التكاثر (proliferation): عند دراسة سلوك الأعشاب الضارة في الطبيعة، يُلاحظ أن البذور تنمو لتصبح نباتات مزهرة، ويعتمد هذا النمو على دالة التكاثر، والتي تُقابل في الخوارزمية دالة اللياقة (Fitness Function) في إطار خوارزمية تحسين الأعشاب الضارة، يُسمح لكل نبات بإنتاج عدد من البذور يتناسب مع قيمة دالة اللياقة الخاصة به، حيث يتحدد عدد البذور المنتجة بشكل خطي بين الحد الأدنى والحد الأقصى. لقيم دالة اللياقة ضمن المستعمرة. وبالتالي، تُمنح النباتات ذات اللياقة الأعلى قدرة أكبر على التكاثر، في حين تُقلص هذه القدرة لدى النباتات ذات اللياقة الأقل، مما يضمن توزيعًا تكاثريًا خطيًا يعزز من فرص الحلول الأفضل في البقاء والانتشار. يمكن التعبير عن معادلة التكاثر الخاصة بالخوارزميات الاعشاب الضارة و التي تتمثل بالمعادلة الرياضية التي عدد البذور فيها (M_i) و قيمة دالة التكاثر للاعشاب الضارة كما يلي:-

$$M_i = V \left[\frac{v_i - v_{min}}{v_{max} - v_{min}} (M_{max} - M_{min}) \right] + M_{min} \dots \dots \dots (7)$$

حيث ان M_i تمثل عدد البذور الكلي في المستعمرة

V تمثل قيمة البذور عندما تقترب لأقرب رقم صحيح

v_i يمثل قيمة دالة التكاثر للعدد (i) من الاعشاب الضارة في المستعمرة .

v_{max} تمثل الحد الاعلى لقيمة دالة التكاثر في المستعمرة

v_{min} تمثل الحد الادنى لدالة التكاثر في المستعمرة

M_{max} يمثل الحد الاعلى لعدد البذور التي سوف تنتج في المستعمرة

M_{min} يمثل الحد الانى لعدد البذور التي سوف تنتج في المستعمرة

تُظهر خوارزمية تحسين الأعشاب الضارة وجود علاقة عكسية بين عدد البذور المنتجة وقيمة دالة التكاثر (اللياقة)، حيث ينخفض عدد البذور مع ارتفاع قيمة دالة اللياقة. ويتراوح عدد البذور التي يمكن أن ينتجها كل نبات ضمن مدى محدد بين حد أدنى وحد أقصى. ويُلاحظ أن النباتات ذات قيم اللياقة الأفضل تُمنح فرصًا أكبر للتكاثر مقارنةً بتلك ذات القيم الأدنى، إذ تُعتبر البذور الناتجة عن هذه النباتات "صالحة للتكاثر" نظرًا لأنها تمتلك احتمالاً أعلى للبقاء والانتشار ضمن البيئة التطورية. ومن المهم التأكيد على أن مفهوم "الأفضل" هنا يرتبط بفرص البقاء وليس بالضرورة بجودة الحل المطلقة، خاصة وأن الخوارزميات التطورية، بطبيعتها، تعتمد على آليات احتمالية وتكرارية. لذلك، من الممكن أن تحتوي بعض البذور المصنفة على أنها "غير ملائمة" بحسب دالة اللياقة على معلومات وراثية مفيدة قد تُسهم لاحقًا في تحسين الحلول عبر الأجيال. علاوة على ذلك، فإن الوصول إلى الحل الأمثل قد يتطلب في بعض الحالات عبور مناطق في فضاء البحث تُعتبر غير ملائمة أو منخفضة اللياقة. وبناءً على ذلك، تقترح آلية التكاثر في هذه الخوارزمية الحفاظ على قدر من التنوع من خلال منح بعض الفرص للبذور غير الملائمة للبقاء، وهو ما يحاكي ما يحدث فعليًا في الطبيعة، حيث قد تنجو بعض

الكائنات الأقل تكيفاً بفعل الطفرات أو التغيرات البيئية المفاجئة، مما يسهم في تنوع النسل وتوسيع نطاق البحث عن الحلول المثلى. (محمد السيد حافظ، احمد عبد النبي، محود هاشم، 2023)

c. البذور المنتجة: التشتت المكاني: ورع البذور الناتجة عن النباتات في خوارزمية تحسين الأعشاب الضارة بشكل عشوائي داخل فضاء البحث، لتبدأ بالنمو وتشكل نباتات جديدة، في ما يُعرف بعملية التشتت المكاني (Spatial Dispersal). تُعد هذه الخاصية من العوامل الأساسية التي تمنح الخوارزمية قدرتي العشوائية والتكيف، حيث يتم إسقاط البذور في فضاء بحث متعدد الأبعاد (d-dimensional space) اعتماداً على توزيع احتمالي طبيعي غير ثابت. (طالب، حسين، 2024) يتم توزيع البذور حول موقع النبات الأم بمتوسط $(\mu = 0)$ وانحراف معياري (σ) يُخفف تدريجياً مع الزمن من قيمة ابتدائية محددة مسبقاً $(\sigma_{initial} - initial)$ إلى قيمة نهائية أصغر (σ_{final}) هذا الانخفاض غير الخطي في الانحراف المعياري مع التقدم الزمني يضمن أن البذور تُسقط في البداية ضمن نطاق واسع لاستكشاف فضاء البحث بشكل كافٍ، ثم يُضيق هذا النطاق تدريجياً لتعزيز استغلال المناطق الواعدة وتحقيق تقارب نحو الحل الأمثل. يساهم هذا السلوك في تعزيز تركيز النباتات ذات الجودة العالية، مع إزالة الحلول غير الملائمة مع مرور الوقت. ويُعتبر عن هذا التدرج غير الخطي في تقليل الانحراف المعياري بالعلاقة التالية:

$$\sigma_f = \frac{(f_{max} - f)^n}{(f_{max})^n} (\sigma_{initial} - (\sigma_{final}) + (\sigma_{initial})) \dots \dots \dots (8)$$

اذ ان: σ_f - الانحراف المعياري في الخطوة الحالية الحد

f_{max} الاقصى من التكرارات. f التكرار الحالي. n معدل تأثير غير الخطي التكرار عقب تنفيذ عملية التحويل، يتم تحديد مواقع البذور الجديدة بالاعتماد على المعادلة التالية:

$$s_d = R * \sigma_f \quad A_s = A_p + s_d$$

$$A_s = A_p + R * \sigma_f \dots \dots \dots (9)$$

حيث ان: A_s - موقع الذرية الجديدة. A_p : موقع الاباء

R : الاعداد العشوائية المتولدة من التوزيع الطبيعي القياسي و المحصوره بين [1,0]

d. الإقصاء التنافسي: تُعد آلية الإقصاء التنافسي. من المكونات الجوهرية في خوارزمية

تحسين الأعشاب الضارة حيث تهدف إلى الحفاظ على توازن عدد الأفراد داخل المستعمرة، وضمان بقاء الأفراد ذوي الكفاءة العالية فقط. تبدأ هذه الآلية بعد أن يتم الوصول إلى الحد الأقصى لعدد النباتات في المستعمرة، إذ يتم السماح لكل نبات بإنتاج عدد من البذور وفقاً لدالة اللياقة الخاصة به، كما هو موضح في خطوة "التكاثر". بعد ذلك، تنتشر هذه البذور ضمن فضاء البحث باستعمال آلية "التشتت المكاني". بمجرد استقرار جميع البذور في مواقعها الجديدة، تُرتب البذور مع آبائها ضمن مجتمع الأعشاب الضارة في المستعمرة. مع مرور عدد من التكرارات وعمليات التكاثر، من المتوقع أن يزداد عدد البذور بسرعة، مما يؤدي إلى بلوغ الحد الأقصى. المسموح به لعدد الأفراد داخل المستعمرة (P_{max}) أو (M_{max}) . عند هذه المرحلة، تُفعل آلية الإقصاء التنافسي. التي تقوم بإزالة الأعشاب ذات دالة اللياقة المنخفضة، لضمان استمرار الأعشاب ذات الأداء العالي فقط. (محمد السيد حافظ، احمد عبد النبي، محود هاشم، 2023)

. خطوات تنفيذ آلية الإقصاء التنافسي:

1. الوصول إلى الحد الأقصى من الأعشاب: عند بلوغ العدد الأقصى. من النباتات في المستعمرة، يُسمح لكل نبات بإنتاج بذوره استناداً إلى دالة اللياقة الخاصة به.
2. نشر البذور: تُوزع البذور المنتجة في فضاء البحث وفقاً لاستراتيجية التشتت.

3. **بناء المجتمع الجديد:** تُرتب جميع البذور والنباتات الأصلية في مستعمرة واحدة تُقِيم حسب دالة اللياقة.

4. **استبعاد الأفراد غير الملائمين:** تُزال الأعشاب ذات دالة اللياقة المنخفضة للحفاظ على العدد الأقصى المسموح به داخل المستعمرة.

تتميز هذه الآلية بكونها لا تُقصي. الأعشاب ذات اللياقة المنخفضة مباشرة، بل تمنحها فرصة لإعادة إنتاج نسل قد يمتلك لياقة أفضل. فإذا أثبتت الذرية كفاءة عالية، فإنها تبقى ضمن المستعمرة ولا تُستبعد. وتستمر هذه العملية التكرارية ضمن الخوارزمية حتى الوصول إلى مرحلة الإنهاء المحددة، مما يضمن فعالية الانتقاء الطبيعي والمحافظة على تنوع الحلول.

3- خوارزمية جاذبية الأرض الثنائية: تُعد خوارزميات الإلهام الطبيعي (Nature-Inspired Algorithms) أدوات فعالة لحل مشكلات التحسين (Optimization Problems)

التي تتسم بالتعقيد وغير الخطية. ومن بين هذه الخوارزميات، ظهرت خوارزمية البحث بالجاذبية (Gravitational Search Algorithm - GSA) التي استلهمت من قوانين الجاذبية لنيوتن، حيث تتحرك الجسيمات في فضاء البحث متأثرة بجاذبية الكتل الأخرى. ولما كانت العديد من المشكلات تتطلب تمثيلاً ثنائياً (Binary Representation) للحلول، تم تطوير نسخة ثنائية من GSA تُعرف بـ Binary Gravitational Search Algorithm (BGSA)، وتُستعمل في حل مسائل تحسين ثنائية مثل تخصيص الموارد، اختيار الميزات، وتصميم الشبكات. (محفوظ، داليا، 2024)، (Sabri, N. M., Puteh, M., & Mahmood, M. R. (2013, August))، يُمثل كل حل ممكن كجسيم (Particle) في فضاء ثنائي $\{1,0\}^n$ يتم تحديد جودة كل جسيم باستعمال دالة هدف (Objective Function) كل جسيم يمتلك:

• موضع ثنائي: $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}) \in \{1,0\}^n$

• كتلة: تعتمد على لياقة الجسيم (fitness)

• قوة جذب: تحاكي قانون الجذب الكوني، وتجذب الجسيمات ذات الكتلة الأكبر

1- مكونات الخوارزمية (Algorithm Components) (Sabri, N. M., Puteh, M., & Mahmood, M. R. (2013, August))

أ. التهيئة (Initialization)

• يتم توليد N من الجسيمات (solutions) بشكل عشوائي داخل الفضاء الثنائي.

• كل جسيم x_i يُقِيم باستعمال Fitness Function معينة تعتمد على طبيعة المسألة.

إ. حساب الكتلة (Mass Calculation) بعد تقييم الجسيمات، يتم تحويل قيم اللياقة إلى كتلة

باستعمال: (10) $m_i(t) = \frac{f_i(t) - \text{worst}^f(t)}{\text{best}^f(t) - \text{worst}^f(t)}$ حيث ان: $f_i(t)$:- قيمة اللياقة للجسيم i

$\text{worst}^f(t)$: أسوأ قيمه لياقة بين الجسيمات

$\text{best}^f(t)$: أفضل قيمة لياقة بين الجسيمات

$m_i(t)$: كتلة الجسيم، تعكس تأثيره الجاذبي على البقية.

IV. حساب الجاذبية والقوة (Gravitational Force Calculation)

: حيث ان (11) $F_{ij}(t) = G(t) \frac{m_i(t) \cdot m_j(t)}{R_{ij}(t) + \epsilon} (x_j(t) - x_i(t))$ (11)

• $G(t)$: عامل الجاذبية عند الزمن t، يحسب كالتالي:

$$G(t) = G(0) \cdot e^{-at} \dots \dots \dots (12)$$

- $G(0)$ ثابت ابتدائي للجاذبية
- $R_{ij}(t)$ المسافة بين الجسيمين i و j
- a معدل التناقص الزمني
- ε رقم صغير لتجنب القسمة على صفر

v. التسارع والسرعة (Acceleration and Velocity) تُحسب القوة الصافية (Net Force)

المؤثرة على الجسيم: (13) $F_i(t) = \sum_{j \in K \text{ best}} \text{rand}_j \cdot F_{ij}(t) \dots \dots$

K best مجموعة من أفضل الجسيمات (top-k) التي تؤثر على الجسيم الحالي

Rand z رقم عشوائي في المجال $[0,1]$

يُحسب التسارع: (14) $a_i(t) = \frac{F_i(t)}{m_i(t)} \dots \dots$

ثم تُحسب السرعة (15) $v_i(t) + 1 = \text{rand} \cdot a_i(t) \dots \dots$

2- مميزات خوارزمية جاذبية الارض:

- استكشاف فعال: (Exploration) تنتقل الجسيمات نحو الحلول الأفضل بناءً على الجاذبية.
- توازن بين الاستكشاف والاستغلال: (Exploration vs. Exploitation) بفضل عامل الجاذبية المتناقص، يتم تقليل التحرك العشوائي تدريجيًا .

قابلية التطبيق: مناسبة لمشاكل ثنائية مثل اختيار الميزات (Feature Selection) البرمجة الثنائية (Binary Programming)، إلخ (Alangood et al., 2024)، Z. Y., Khaleel, N. A., Algamal, M. A. (2024)

4- متوسط مربعات الخطأ لدقة الانموذج (Mean Squared Error - MSE) (سعد

عبدالغفور جاسم, & أ. م. اسيل عبدالرزاق رشيد. (2025). يُستخدم متوسط مربع الخطأ (MSE) كمقياس لمدى دقة الانموذج في التنبؤ بالقيم الفعلية. يعبر هذا المقياس عن متوسط مربعات الفروقات بين القيم الفعلية (Actual Values) والقيم المتوقعة (Predicted Values) بواسطة الانموذج. يتم حساب MSE باستعمال المعادلة التالية (16) $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_i - \hat{Z}_i)^2 \dots$

Z_i هي القيم الفعلية. (Actual Values)

\hat{Z}_i هي القيم المتوقعة (Predicted Values) من الانموذج.

n هو عدد النقاط أو البيانات في العينة (Sample Size).

كلما كانت قيمة MSE أصغر، كان الانموذج أكثر دقة في التنبؤ. ومع ذلك، فإن MSE حساس للقيم المتطرفة (Outliers)، لأن التربيع يزيد من تأثير الأخطاء الكبيرة.

5- معامل التحديد الزائف لاختبار كفاءة الانموذج (Cameron, A. C., (Pseudo-R2

(2013). & Trivedi, P. K. يُعد معامل التحديد R^2 أداة أساسية في الانحدار الخطي، حيث يقيس نسبة التباين المفسر بواسطة المتغيرات المستقلة. غير أنّ هذا المفهوم لا يمكن نقله مباشرة إلى نماذج الانحدار العام (Generalized Linear Models – GLMs) مثل انحدار بواسون، نظرًا لاختلاف طبيعة دالة الارتباط (link function) وتوزيع الاستجابة. ولهذا طُوّرت عدة مؤشرات بديلة تُعرف باسم معاملات التحديد الزائفة ($Pseudo-R^2$) تهدف إلى تقييم جودة الانموذج بشكل تقريبي ومقارن. باستعمال المعادلة التالية: (17) $R^2 = 1 - \frac{D_{model}}{D_{null}}$ حيث ان:-

D_{model} الـ $Residual Deviance$ للانموذج الكامل D_{null} الـ $Null Deviance$ للانموذج الصفري

6- معالجة مشكلة التشتت الزائد والناقص في أنحدار بواسون (A. (2013), Agresti

(سلمى ثابت ذاكِر, & انتصار مجيد جاسم. (2017) بعد توفيق انموذج انحدار بواسون للبيانات، من الضروري تقييم مدى ملاءمته وجودته. يُعد توزيع بواسون من التوزيعات الخاصة، إذ يتميز بتساوي المتوسط والتباين. وبناءً على هذه الخاصية، يمكن استعمال نسبة

التباين إلى المتوسط كمؤشر يُعرف ب معلمة التشتت. إذا كانت قيمة معلمة التشتت تساوي 1 فإن ذلك يدل على أن البيانات تتبع توزيع بواسون القياسي، وبالتالي يُعد الانموذج ملائمًا، أما إذا كانت القيمة أكبر من 1، فإن هذا يشير إلى وجود فوق التشتت (Over dispersion) أي أن التباين في البيانات أكبر من المتوسط، مما يعني أن انموذج بواسون القياسي غير ملائم، وفي حال كانت معلمة التشتت أقل من 1، فإننا نواجه حالة تحت التشتت (Under dispersion) والتي تُعد أيضًا دليلاً على عدم ملائمة الانموذج. في حال اكتشاف وجود فوق التشتت أو تحت التشتت، فمن الضروري إعادة توفيق الانموذج ويمكن التعبير بالشكل الآتي :

$$Var(z) = \emptyset \lambda \dots \dots \dots (18)$$

بدلاً من $Var(z) = \lambda$ حيث ان \emptyset معلمة التشتت

المحور الثاني : الجانب التطبيقي

1 العينة ومجتمع الدراسة: يمثل مجتمع الدراسة جميع حالات الانتحار المسجلة في العراق خلال الفترة موضوع البحث، موزعة حسب المناطق الجغرافية: الشمالية (صلاح الدين، نينوى، كركوك)، الوسطى (بغداد، ديالى، بابل، واسط، الأنبار)، والجنوبية (البصرة، كربلاء المقدسة، النجف الأشرف، ذي قار، ميسان، الديوانية، المثنى) للفترة من (12/2024 – 1/2021) حيث تم الاعتماد على عينة مكونة من 144 في المنطقة الشمالية، و240 في المنطقة الوسطى، و336 في المنطقة الجنوبية، مأخوذة من السجلات الرسمية لوزارة الداخلية العراقية، مما يضمن موثوقية ودقة البيانات. يمثل المتغير التابع عدد مجني عليهم، بينما تشمل المتغيرات المستقلة 13 متغيرًا (A1-A13) تمثل العوامل المباشرة وغير المباشرة المؤثرة في اعداد المجني عليهم، وقد تم ترميزها لتسهيل إدخالها في النماذج الإحصائية، وكما هو موضح في الجدول رقم (1).

جدول (1) ترميز اسباب حالات الانتحار في العراق

رمز السبب	اسباب الانتحار	الرمز	سبب الجريمة
A1	مشاكل عائلية	A7	البطالة
A2	مرض نفسي	A8	العلاقات الغرامية
A3	حالة نفسية	A9	السكر و الادمان
A4	الاعتداء الجنسي	A10	تعاطي مخدرات
A5	الخوف من الفضيحة	A11	الرسوب في الامتحانات
A6	تراكم الديون	A12	مجهولة
A13	الآخري		

2 حسن المطابقة لبيانات حالات الانتحار في العراق: للتحقق من مدى ملائمة أنموذج انحدار بواسون في تمثيل بيانات المتغير التابع (اعداد المجني عليهم بسبب حالات الانتحار في العراق)، تم احتساب معلمة التشتت باستعمال طريقتين مختلفتين: الأولى: إحصاءة مربع كاي لبيرسون (Pearson Chi-square) الثانية: الانحراف المقاس (Scaled Deviance) فضلاً عن اختبار Wald لكل منهما وكانت النتائج كما يأتي:

جدول (2): نتائج معاملات التشتت واختبار والد لحالات الانتحار في العراق

Methods	$\hat{\phi}$	W	p-value
المنطقة الشمالية	Pearson	29.95356	0.00001
	Deviance	20.51758	0.00001
المنطقة الوسطى	Pearson	22.12270	0.00001
	Deviance	15.27752	0.00009
المنطقة الجنوبية	Pearson	95.49831	0.00001
	Deviance	86.79189	0.00001

تشير نتائج معاملات التشتت واختبار والد لحالات الانتحار في العراق إلى وجود تباين ناقص في بيانات اعداد المجني عليهم بسبب حالات الانتحار في جميع المناطق الثلاث . حيث ان في المنطقة الشمالية بلغت معاملات بيرسون (0.32116) وانحراف المقاس (0.43817) على التوالي، مما يدل على أن التباين اقل من المتوسط تحت افتراض بواسون. في المنطقة الوسطى كانت معاملات

استعمال بعض خوارزميات الذكاء في تقدير نموذج انحدار بواسون

بيرسون والانحراف المقاس أعلى (0.55753 و 0.63231) مع دلالة إحصائية قوية، مما يعكس تشتت اقل في البيانات مقارنة بالمناطق الشمالية. أما المنطقة الجنوبية، فكان التباين النسبي أقل من المنطقتين الوسطى والشمالية (0.22983، 0.26578)، مما يؤكد الحاجة إلى معالجة البيانات، وتم تصحيح التشتت عن طريق معادلة التصحيح لضمان الحصول على تقديرات أكثر دقة وموثوقية وكما في المعادلة (18)

3 اختبار وجود مشكلة التعدد الخطي بين المتغيرات التوضيحية: لغرض التأكد من خلو متغيرات الدراسة التوضيحية من مشكلة التعدد الخطي Multi-collinearity، تم إيجاد معاملات تضخم التباين (VIF) باستعمال برنامج R وكانت النتائج كما يأتي:

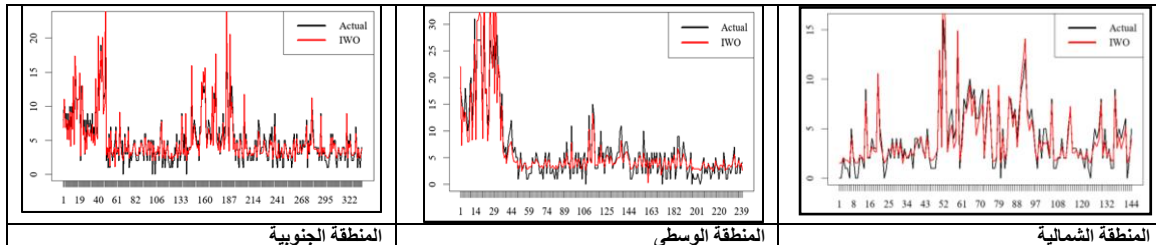
الجدول 3 معاملات تضخم التباين لبيانات الانتحار في العراق

المنطقة الجنوبية	المنطقة الوسطى	المنطقة الشمالية	المنطقة
VIF	VIF	VIF	Variables
1.56503	1.56503	1.19357	A1
1.25871	1.25871	1.15075	A2
1.44422	1.44422	1.24760	A3
1.02385	1.02385	1.01055	A4
1.21640	1.21640	1.01836	A5
1.65154	1.65154	1.20353	A6
1.13328	1.13328	1.02404	A7
1.42753	1.42753	1.20271	A8
1.18082	1.18082	1.05704	A9
1.01938	1.01938	1.12610	A10
1.76042	1.76042	1.16322	A11
1.23711	1.23711	1.12265	A12
1.96366	1.96366	1.06300	A13

تُظهر نتائج معاملات تضخم التباين (VIF) لبيانات الانتحار في العراق أن جميع المتغيرات التوضيحية في المناطق الثلاث تقع ضمن الحدود المقبولة، مما يشير إلى عدم وجود مشكلة التعدد الخطي (Multi-collinearity) بين المتغيرات. حيث إن قيمة VIF لكل متغير أقل من 5، وهي القيمة الحدية الشائعة لتحديد وجود التعدد الخطي.

4 تقدير واختبار المعلمات لحالات الانتحار في العراق باستعمال خوارزمية الاعشاب

الضارة IWO تم تقدير نموذج انحدار بواسون باستعمال خوارزمية IWO وكانت النتائج كما في الجدول (4). في المنطقة الشمالية أظهرت النتائج معنوية قوية للمتغيرات (A1، A2، A3، A5، A6، A8، A9، A13) ذات تأثير إيجابي ومباشر على عدد المجني عليهم بسبب الانتحار، بينما لم تظهر المتغيرات (A4، A7، A10، A11، A12) معنوية إحصائية، وسجل النموذج نسبة تفسير جيدة للتباين بلغت 82.5% مع قيمة خطأ $MSE = 1.95648$. أما في المنطقة الوسطى تميز النموذج بمعنوية المتغيرات (A1، A2، A3، A4، A5، A6، A7، A10، A11، A12، A13)، بينما لم تظهر المتغيرات (A8، A9) معنوية إحصائية، مع نسبة تفسير 85.1% وقيمة خطأ $MSE = 6.60102$. أما في المنطقة الجنوبية أظهر النموذج أداءً قويًا للغاية، حيث كانت معظم المتغيرات معنوية (A1، A2، A3، A4، A5، A6، A7، A9، A11، A12، A13)، بينما لم يُظهر المتغيرين (A8، A10) تأثيرًا معنويًا، وسجل النموذج أعلى نسبة تفسير بين المناطق 87.1% مع قيمة خطأ منخفضة $MSE = 1.45887$. والشكل (1) يوضح القيم الحقيقية والتقديرية للمناطق الثلاثة.



الشكل 1 القيم الحقيقية والمقدرة بخوارزمية IWO لاعداد المجني عليهم نتيجة لحالات الانتحار في العراق

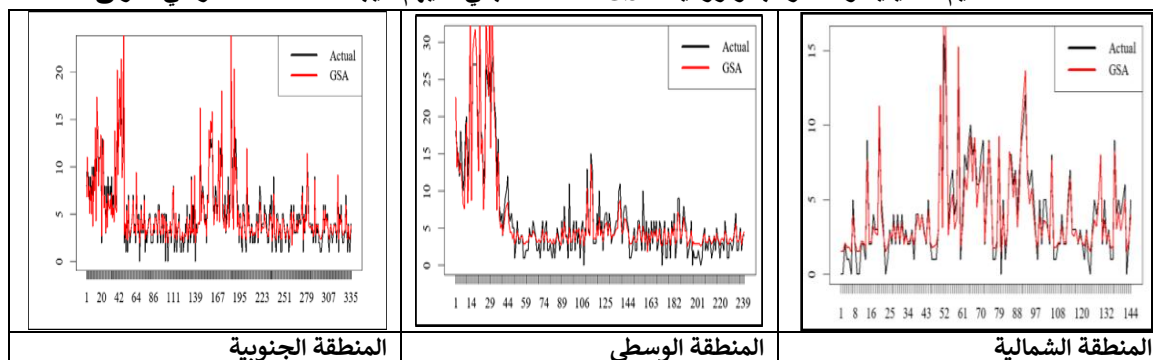
الجدول 4 نتائج اختبار المعلمات بتطبيق خوارزمية IWO لحالات الانتحار في العراق

Methods	المنطقة الشمالية				المنطقة الوسطى				المنطقة الجنوبية			
	Estimate	SE	t-value	p-value	Estimate	SE	t-value	p-value	Estimate	SE	t-value	p-value
β0	0.41547	0.04862	8.54520	0.00001	0.95282	0.03384	28.15363	0.00001	0.69867	0.02584	27.03645	0.00001
β1	0.16803	0.01540	10.91409	0.00001	0.10202	0.00529	19.28142	0.00001	0.16646	0.00606	27.47460	0.00001
β2	0.21270	0.01094	19.43493	0.00001	0.11042	0.00626	17.63827	0.00001	0.14361	0.00436	32.91186	0.00001
β3	0.18405	0.01037	17.75193	0.00001	0.10469	0.00599	17.47423	0.00001	0.15095	0.00459	32.91072	0.00001
β4	-0.22071	0.46426	-0.47540	0.63450	-1.04060	0.19965	-5.21209	0.00001	0.19353	0.01665	11.62595	0.00001
β5	0.51744	0.20845	2.48230	0.01305	-0.82456	0.16525	-4.98970	0.00001	-1.24578	0.45548	-2.73508	0.00624
β6	0.30638	0.09974	3.07183	0.00213	0.12936	0.04641	2.78748	0.00531	0.15514	0.03280	4.72993	0.00001
β7	0.27918	0.19973	1.39776	0.16219	0.23278	0.04671	4.98298	0.00001	-0.45422	0.19401	-2.34126	0.01922
β8	0.42035	0.10805	3.89028	0.00010	0.09735	0.06108	1.59371	0.11100	0.01165	0.02826	0.41214	0.68024
β9	0.27282	0.12904	2.11422	0.03450	0.05337	0.07586	0.70342	0.48179	-0.23811	0.07628	-3.12148	0.00180
β10	-0.02504	0.30478	-0.08214	0.93453	-0.26453	0.11274	-2.34648	0.01895	0.12684	0.06561	1.93337	0.05319
β11	0.14280	0.07642	1.86851	0.06169	0.10691	0.02274	4.70083	0.00001	0.15452	0.02495	6.19378	0.00001
β12	0.13871	0.08276	1.67605	0.09373	0.07963	0.03253	2.44803	0.01436	0.08153	0.02727	2.98928	0.00280
β13	0.20035	0.03717	5.38973	0.00001	0.04954	0.01500	3.30386	0.00095	0.18802	0.01689	11.13473	0.00001
Pseudo R ²	82.5%				85.1%				87.1%			
MSE	1.95648				6.60102				1.45887			

5 تقدير واختبار المعلمات لحالات الانتحار في العراق باستعمال خوارزمية جاذبية

الارض GSA تم تقدير النموذج انحدار بواسون باستعمال خوارزمية GSA وكانت النتائج كما في الجدول (5)، تُوضح نتائج تحليل بيانات الانتحار في العراق باستعمال خوارزمية GSA أن عدد المجني عليهم يتأثر بمجموعة من المتغيرات حسب المنطقة ففي المنطقة الشمالية أظهرت المتغيرات (A1, A2, A3, A6, A8, A9, A11, A13) تأثيراً معنوياً واضحاً على زيادة عدد المجني عليهم، في حين كانت المتغيرات (A4, A5, A7, A10, A12) ليست ذات دلالة احصائية، وقد اظهر النموذج قدرة تفسيرية جيدة حيث بلغت ($Pseudo R^2 = 83.1\%$) ومتوسط خطأ مربع $MSE = 1.75557$ ، مما يعكس دقة مناسبة للنموذج في هذه المنطقة أما في المنطقة الوسطى فقد كانت المتغيرات (A1, A2, A3, A5, A6, A7, A10, A11, A12)، ذات تأثير معنوي، في حين كانت المتغيرات (A4, A8, A9) ليست ذات دلالة احصائية وقد سجل النموذج ($Pseudo R^2 = 88.0\%$) و ($MSE = 4.05756$) ما يدل على قدرة عالية للنموذج. اما في المنطقة الجنوبية برز تأثير المتغيرات (A1, A2, A3, A4, A6, A9, A10)، في حين كانت المتغيرات (A5, A7, A8) ليست ذات دلالة احصائية، وقد تميزت المنطقة الجنوبية بأعلى دقة للنموذج بين المناطق الثلاثة حيث بلغ ($Pseudo R^2 = 88.7\%$) و ($MSE = 1.27478$)، مما يعكس تفسيراً قوياً للتباين في عدد المجني عليهم، مع استمرار دور المتغيرات الأساسية (A1, A2, A3, A11, A13) بشكل ثابت عبر جميع المناطق، مما يؤكد تأثير بعض الأسباب الجوهرية للانتحار ويبرز الحاجة إلى استراتيجيات وقائية تراعي الخصوصية الجغرافية لكل منطقة، والشكل (2) يوضح القيم الحقيقية والتقديرية للمناطق الثلاثة.

الشكل 2 القيم الحقيقية والمقدرة بخوارزمية GSA لاعداد المجني عليهم نتيجة لحالات الانتحار في العراق



استعمال بعض خوارزميات الذكاء في تقدير النموذج انحدار بواسون

الجدول 5 نتائج اختبار المعلمات بتطبيق خوارزمية GSA لحالات الانتحار في العراق

Methods	المنطقة الشمالية				المنطقة الوسطى				المنطقة الجنوبية			
	Estimate	SE	t-value	p-value	Estimate	SE	t-value	p-value	Estimate	SE	t-value	p-value
β0	0.42461	0.04864	8.72886	0.00001	0.95818	0.03408	28.11397	0.00001	0.68541	0.02590	26.46817	0.00001
β1	0.16502	0.01553	10.62352	0.00001	0.09930	0.00570	17.42129	0.00001	0.17007	0.00603	28.18173	0.00001
β2	0.21051	0.01096	19.20238	0.00001	0.11111	0.00647	17.16251	0.00001	0.14262	0.00438	32.57930	0.00001
β3	0.18186	0.01040	17.48108	0.00001	0.09472	0.00574	16.50704	0.00001	0.15089	0.00460	32.81900	0.00001
β4	0.05804	0.40303	0.14401	0.88550	-0.17116	0.14271	-1.19936	0.23039	0.18934	0.01735	10.91148	0.00001
β5	0.26730	0.23474	1.13869	0.25483	-0.31934	0.14362	-2.22351	0.02618	0.26420	0.21654	1.22008	0.22244
β6	0.33882	0.09877	3.43042	0.00060	0.15797	0.04631	3.41087	0.00065	0.15731	0.03278	4.79896	0.00001
β7	0.22604	0.20480	1.10374	0.26971	0.27601	0.04498	6.13693	0.00001	0.13167	0.14555	0.90465	0.36565
β8	0.27276	0.11428	2.38675	0.01700	-0.04498	0.06459	-0.69633	0.48623	0.03449	0.02778	1.24121	0.21453
β9	0.33960	0.12680	2.67834	0.00740	-0.01874	0.07657	-0.24479	0.80662	-0.30723	0.07720	-3.97944	0.00007
β10	0.37152	0.27575	1.34731	0.17788	0.20493	0.09691	2.11472	0.03445	0.26708	0.06222	4.29230	0.00002
β11	0.18499	0.07478	2.47373	0.01337	0.11037	0.02287	4.82548	0.00001	0.14930	0.02490	5.99647	0.00001
β12	0.14454	0.08284	1.74472	0.08103	0.13273	0.03264	4.06674	0.00005	0.08025	0.02731	2.93885	0.00329
β13	0.18962	0.03760	5.04321	0.00001	0.05085	0.01523	3.33928	0.00084	0.19594	0.01678	11.67475	0.00001
Pseudo R ²	83.1%				88.0%				88.7%			
MSE	1.75557				4.05756				1.27478			

يوضح الجدول (6) اختلاف أداء خوارزميات الذكاء الاصطناعي في تقدير نموذج انحدار بواسون لحالات الانتحار حسب المناطق الجغرافية في العراق. إذ حققت خوارزمية جاذبية الأرض (GSA) أفضل أداء في المناطق الثلاث من حيث انخفاض قيم MSE وارتفاع قيم Pseudo R²، مما يشير إلى دقة أعلى في التقدير وقدرة أفضل على تفسير التباين في البيانات.

جدول 6 مقارنة أداء خوارزميات الذكاء الاصطناعي في تحليل حالات الانتحار في العراق حسب المناطق الجغرافية

Methods	المنطقة الشمالية		المنطقة الوسطى		المنطقة الجنوبية	
	Pseudo R ²	MSE	Pseudo R ²	MSE	Pseudo R ²	MSE
IWO	82.5%	1.95648	85.1%	6.60102	87.1%	1.45887
GSA	83.1%	1.75557	88.0%	4.05756	88.7%	1.27478

الاستنتاجات والتوصيات

أولاً: الاستنتاجات: اتضح من خلال دراسة حالات الانتحار في العراق ولكافة المناطق (الشمالية والوسطى والجنوبية) بان أكثر المتغيرات المسببة للانتحار هي، المشاكل العائلية (A1)، والأمراض النفسية (A2)، وإصابة الافراد بحالة نفسية مؤقتة (A3)، وتراكم الديون (A6)، وحالات اخرى غير معروفة (A13)، وبتفاهق الخوارزميتين على تأثيرهم عند تطبيق نموذج انحدار بواسون، حيث أظهرت نتائج الدراسة أن أنموذج انحدار بواسون يعاني من بعض القيود عند التعامل مع البيانات الحقيقية، خصوصاً في حالة وجود تشتت زائد (Over dispersion)، مما يؤدي إلى ضعف دقة التقدير. لذلك اثبتت خوارزميات الذكاء الاصطناعي قدرتها على التعامل مع عدد كبير من المتغيرات دون الحاجة إلى تبسيط الانموذج، مما يعزز مرونة الأنموذج وفعاليتها في تحليل البيانات المعقدة، وقد اثبتت خوارزمية GSA افضليتها في تقدير انموذج انحدار بواسون لحالات الانتحار في العراق ولكافة المناطق.

ثانياً: التوصيات

- يُفضل إجراء مقارنات بين عدة خوارزميات (Met heuristic Algorithms) بحجوم عينات مختلفة كبيرة و متوسطة و صغيرة لدراسة دقة الخوارزميات باختلاف حجوم العينات
- على الجهات المعنية (مثل وزارات الداخلية أو المؤسسات البحثية) توفير بيانات دقيقة ومحدثة بشكل مستمر، لأن جودة البيانات تؤثر مباشرة على كفاءة النماذج وتوقعاتها.
- يمكن توسيع نطاق الدراسة مستقبلاً ليشمل تطبيق النماذج المحسنة على أنواع أخرى من الجرائم أو الظواهر الاجتماعية، ما يساعد على تحسين سياسات التخطيط الوقائي والاستراتيجي.

المصادر Reference

- العوادي، إيثار حسين جواد. (2017) "مقارنة بعض طرائق تقدير معلمات أنموذج انحدار بواسون الهرمي الجزئي مع تطبيق عملي." رسالة ماجستير، قسم الإحصاء، كلية الإدارة والاقتصاد، جامعة بغداد،
- زكريا يحيى الجمال. (2025). توظيف خوارزمية الاعشاب الضارة لاختيار عرض الحزمة في مقدر نداريا- واتسون المتعدد.

- Journal of Al-Rafidain University College For Sciences (Print ISSN: 1681-6870, Online ISSN: 2790-2293), 56(1), 111-119.
3. سعد عبدالغفور جاسم, & أ. م. اسيل عبدالرزاق رشيد. (2025). مقارنة بعض طرائق تقدير أنموذج انحدار (COM-Poisson) باستخدام المحاكاة. -196, 30(128), 196-210 Journal of the College of Basic Education.
4. سلمى ثابت ذاکر, & انتصار مجيد جاسم. (2017). تقدير معدل تكرار الإصابة باحتشاء العضلة القلبية باستخدام أنموذج بواسون. Journal of Administration & Economics 40 (111), 241-255.
5. صبري, حسام موفق. (2013). "مقارنة طرائق تقدير معلمات أنموذج انحدار بواسون في ظل وجود مشكلة التعدد الخطي مع تطبيق عملي." أطروحة دكتوراه, قسم الإحصاء, كلية الإدارة والاقتصاد, جامعة بغداد.
6. طالب, حسين. (2024). "تقدير أنموذج الانحدار المتعدد باستخدام بعض الطرائق الحصينة وخوارزميات الذكاء الاصطناعي مع التطبيق." رسالة ماجستير, قسم الإحصاء, كلية الإدارة والاقتصاد, جامعة بغداد.
7. محمد السيد حافظ, احمد عبدالنبي, & محمود هاشم. (2023). استخدام النماذج الخطية المعممة (خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة (IWO)) في نمذجة المطالبات في التأمينات العامة بالتطبيق على فرع تأمين السيارات الإجمالي. مجلة البحوث الإدارية والمالية والكمية, 3(4), 175-213.
8. مجد غازي جواد. (2023). استخدام طريقة M الحصينة في تقدير انحدار بواسون لأعداد العاطلين عن العمل في العراق. مجلة الإدارة والاقتصاد, 48(139), 213-220.
9. محفوظ, داليا. (2024). "استعمال بعض خوارزميات الذكاء لتحسين تقدير أنموذج شبه المعلمي." رسالة ماجستير, قسم الإحصاء, كلية الإدارة والاقتصاد, جامعة المستنصرية.
10. Abonazel, M. R., Saber, O. M. (2020). "A Comparative Study of Robust Estimators for Poisson Regression Model with Outliers." Journal of Statistics Applications & Probability, 9(2), pp. 279-286.
11. Agresti, A. (2013). "Categorical Data Analysis." 3rd Edition, New York: John Wiley and Sons
12. Alangood, N. A., Algamal, Z. Y., Khaleel, M. A. (2024). "Variable selection in Poisson regression model based on chaotic meta-heuristic search algorithm." BIO Web of Conferences, 97, 00161.
13. Algamal, Z. Y. (2012). Diagnostic in poisson regression models. Electronic Journal of Applied Statistical Analysis, 5(2), 178-186.
14. Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2013). Regression analysis of count data (No. 53). Cambridge university press.
15. Hilbe, J. M. (2011). Negative binomial regression. Cambridge University Press.
16. Sabri, N. M., Puteh, M., & Mahmood, M. R. (2013, August). An overview of Gravitational Search Algorithm utilization in optimization problems. In 2013 IEEE 3rd International Conference on System Engineering and Technology (pp. 61-66). IEEE.